Московский государственный университет культуры и искусств
Кафедра мультимедийных технологий и информационных систем

А.Д. Дубровин

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ ИНФОРМАЦИОННЫЕ СИСТЕМЫ:

Учебное пособие
для студентов, обучающихся по специальности
080801 - прикладная информатика (в менеджменте)

М., 2008

Дубровин А.Д. ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ ИНФОРМАЦИОННЫЕ СИСТЕМЫ: Учебное пособие для студентов факультета МИСИТ Московского Государственного университета культуры и искусств, обучающихся по специальности 080801 - прикладная информатика (в менеджменте)/ Науч. ред. О.В. Шлыкова. Ч.1.– М.: МГУКИ, 2008. -

Автор – кандидат технических наук, старший научный сотрудник, профессор
кафедры мультимедийных технологий и информационных систем
Александр Дмитриевич Дубровин.

Рецензенты:
доктор физико-математических наук, профессор, академик РАН
О.М. Белоцерковский
кандидат технических наук, ст. Научный сотрудник ВИНИТИ
О.В. Кириллова

ОГЛАВЛЕНИЕ

Введение……. 4

Тема 1. Интеллектуальные информационные системы. Общие положения……
1.1. Основные понятия и определения…… 5
1.2. Прагматически значимые свойства знаний……. 19
1.3. Обобщенная типология знаний…… 22
1.4. Виды работ со знаниями…… 23
1.5. Направления развития ИИС и способы их реализации……. 27
1.6. Классы задач, решаемые ИИС, и их обобщенные характеристики. Определение ИИС…… 30
1.7. Типология (обобщенная классификация) ИИС…… 36
1.8.Обобщенная функциональная структура ИИС. Основные (базовые) свойства и возможности…..…… 39
Вопросы для проверки усвоения темы……..…… 44

Тема 2. Экспертные системы ……. 46
2.1. Определения, понятия, атрибутика…… 46
2.2. Обобщенная структура и принцип функционирования ЭС…… 50
2.3. Типология ЭС…….. 55
2.4. Принципиальная технология создания и этапы проектирования ЭС 58
Вопросы для проверки усвоения темы……. 66

Тема 3. Модели представления знаний в ИИС, основанных на правилах…… 68
3.1. Продукционная модель представления знаний……..… 70
3.2. Формально-логическая модель представления знаний……. 75
3.3. Фреймовая модель представления знаний…….. 81
3.4. Семантико-сетевая модель представления знаний…… 85
3.5. Особенности различных моделей представления знаний……..... 89
Вопросы для проверки усвоения темы…… 91

Тема 4. Базы знаний ИИС, обеспечивающих принятие решений…… 92
4.1. Интеллектуальная поддержка управленческих решений…….. 92
4.2. Общая характеристика моделей принятия решений…….. 96
4.3. Принятия решений в ситуации детерминированного выбора…….. 100
4.4. Принятие решений в условиях неопределенности и риска. Постановки задач и критерии…… 106
4.5. Перспективы совершенствования интеллектуальной поддержки управленческих решений……. 116
Вопросы для проверки усвоения темы…….. 120

Рекомендуемая, цитированная и использованная при написании учебного пособия литература……..……..

ВВЕДЕНИЕ

Название учебного пособия соответствует названию учебной дисциплины федерального компонента, предусмотренной Государственным образовательным стандартом для студентов, обучающихся по специальности «прикладная информатика (в менеджменте)».

Цель написания данного учебного пособия - дать студентам факультета менеджмента и социальных информационных коммуникаций знания из той области информатики, которая связана с созданием и применением программно-аппаратных комплексов, способных автоматически или при посредстве человека решать задачи анализа и синтеза информации, еще недавно считавшиеся доступными только интеллекту человека.

Данное учебное пособие написано под большим влиянием идей и практических разработок профессора Г.Г.Белоногова. Совместная работа и неизменные взаимно добрые в течение более четверти века отношения позволяют автору этих строк считать себя его учеником. Многие его идеи и конкретные научные и практические результаты, изложенные в книге «Компьютерная лингвистика и перспективные информационные технологии» (главы 1, 7, 10 и Заключение) с любезного разрешения Учителя фрагментами вошли в содержание введения, темы 1 и раздела 5 темы 7 данного учебного пособия.

Мотивом к написанию данного учебного пособия явилось желание автора, более 20 лет проработавшего в МГУКИ, сделать скромный подарок студентам и аспирантам Университета, готовящимся к научной и преподавательской работе. Автор надеется, что учебное пособие позволит им ознакомиться с концептуальными положениями и понятиями теории интеллектуальных информационных систем, воспринять их смысл и получить представление о возможностях и перспективах современных информационных технологий.

Структурно содержание учебного пособия состоит из 2 частей. В 1 части представлено 4 темы: и во второй части 3 темы, состоящие из разделов, в ряде которых выделены параграфы. Содержание тем курса изложено с разной степенью подробности, но степень формализации изложения материала всегда соответствует его дискретному представлению.

Главный акцент в изложении содержания учебного пособия делается на **раскрытие сущности** различных технологий, применяемых при построении ИИС. Много внимания уделено моделям и методам принятия решений, применяемым в экспертных системах, методам интеллектуальной поддержки управленческих решений и методам получения и анализа экспертных оценок. Системы, основанные на искусственных нейронных сетях, освещаются в основном с раскрытием сущности алгоритмов, положенных в основу обучения таких систем, и особенностей различных схем их реализации.

Завершается учебное пособие изложением состояния и перспектив развития ИИС в связи с развитием информационных технологий. В пособии имеются вопросы для обсуждения, а также список основной и дополнительной литературы.

Тема 1. ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ ИНФОРМАЦИОННЫЕ СИСТЕМЫ. ОБЩИЕ ПОЛОЖЕНИЯ.

1.1 ОСНОВНЫЕ ПОНЯТИЯ И ОПРЕДЕЛЕНИЯ.

Слово «интеллект» в русском языке происходит от латинского «intellectus» (ум, познание, понимание, рассудок, разум) и означает способность человека к мышлению и

рациональному познанию действительности. В данном учебном пособии интеллектом условимся называть способность человека осуществлять мыслительную деятельность с целью познания действительности и рационального поведения в ней путем приобретения, запоминания и целенаправленного преобразования знаний в процессе обучения на опыте и адаптации к разнообразным обстоятельствам.

По аналогии с этим, интеллектом искусственно созданных автоматических систем или «искусственным интеллектом» (artificial intelligence) принято называть воплощенные в них модели некоторых интеллектуальных способностей человека. Например, способность выбирать и принимать наилучшие (оптимальные) или рациональные решения на основе приобретенных знаний, опыта и анализа внешних воздействий. В этом определении под термином "знания" подразумевается не только та информацию, которая поступает в мозг через органы чувств. Такого типа знания чрезвычайно важны, но недостаточны для интеллектуальной деятельности. Дело в том, что объекты окружающей нас среды обладают свойством не только воздействовать на органы чувств, но и находиться друг с другом в определенных отношениях. Ясно, что для осуществления в некой окружающей среде интеллектуальной деятельности (или хотя бы просто существовать в этой среде), необходимо иметь в своей системе знаний информационную модель этой среды. В этой информационной модели реальные объекты среды, их свойства и отношения между ними не только отображаются и запоминаются, но и, как это отмечено в данном определении интеллекта, могут "целенаправленно преобразовываться". При этом существенно то, что формирование модели внешней среды происходит "в процессе обучения на опыте и адаптации к разнообразным обстоятельствам".

В современной литературе (научной и популярной) такие комплексы часто называют системами «искусственного интеллекта». Углубленное изучение устройства и принципов действия таких систем требует определенного уровня знаний математики, физики и других наук, который не предусмотрен программами высших учебных заведений гуманитарной направленности. Отсюда возникло довольно непростое условие достижения поставленной автором цели – изложить содержание учебного пособия так, чтобы оно могло быть воспринято студентами старших курсов, изучившими теоретические основы информатики, основы создания информационных систем и разделы высшей математики, предусмотренные программой специальности «прикладная информатика в менеджменте».

Это обстоятельство и определило задачу, которую поставил перед собой автор - рассказать о современных достижениях в области создания, применения и развития систем «искусственного интеллекта» в объеме, предусмотренном требованиями государственного образовательного стандарта СД.Ф.02 к содержанию специальной учебной дисциплины «интеллектуальные информационные системы».

На наш взгляд, термин «искусственный интеллект» не совсем удачен потому, что современная наука до сих пор не имеет достаточных оснований к тому, чтобы исчерпывающе определить понятие «естественный интеллект». В журнале «Предупреждение» (№ 3, 2000г., стр.4,5) директор Института мозга РАМН академик Н.П.Бехтерева в ответе на вопрос о познаваемости человеческого мозга так характеризовала уровень сложности этой проблемы: «Вы задаете очень не простой вопрос. Как известно, абсолютная истина недостижима, однако стремиться к ней - долг и обязанность человека. Я работаю над изучением мозга человека более полувека и сегодня считаю, что, как сказано в Писании, «тайна сия велика есть». Кроме того, связь мышления, сознания и души с бугорками и извилинами нашего серого вещества не настолько пряма и непосредственна, как хотелось бы строгим материалистам».

Известный английский философ XVII века Ф.Бэкон (1), оценивая познавательные возможности человека в отношении природы, пишет: «…человек не может ничего другого, как только соединять и разъединять тела природы. Все остальное природа совершает внутри себя».

Эти и другие высказывания известных физиологов и философов говорят о том, что можно, вероятно, создать некую модель человеческого мозга. Можно создать модель мыслительного процесса, создать алгоритмы ассоциативного мышления, алгоритмы распознавания образов, алгоритмы анализа и синтеза речи, но это будет далеко не все, что определяет сущность естественного интеллекта, который все с большим основанием представляется сложно организованной (и пока непостижимой) совокупностью «мышления, сознания и души».

В связи с этим, вместо термина «искусственный интеллект» более правильно было бы использовать термин «компьютерная модель человеческого интеллекта» потому, что, во-первых, в настоящее время интеллект человека моделируются только с помощью компьютера, а во-вторых,- любая модель всегда является лишь подобием реальности. К тому же, современные информатика и кибернетика достаточно давно утвердились в том, чтобы считать «интеллектуальными» только такие задачи поиска, анализа и синтеза информации, для которых не существует машинного алгоритма или реализация такового невозможна в силу разных объективных причин.

В современной науке под исследованиями, связанными с моделированием интеллектуальных возможностей человека, понимают научное направление, занятое проблемами синтеза автоматических структур, способных решать сложные задачи информационного обеспечения различных видов человеческой деятельности. Обычно – это задачи, для которых по тем или иным причинам не существует готовых правил или примеров решения. Разработать правила решения такой задачи может человек, обладающий необходимыми знаниями, опытом и интеллектом. Но если создать компьютерную модель, в памяти которой будут содержаться знания такого человека, запрограммированы его опыт и интеллектуальные способности, необходимые для решения конкретной задачи, то этой моделью можно будет пользоваться для решения многих задач, подобных уже решенной. Более того, эта модель может быть адаптирована для применения и в других проблемных ситуациях. Правда, адаптация модели к другим областям деятельности или к использованию людьми, говорящими на других языках, потребует решения целого ряда новых задач.

Среди таких задач наиболее трудными и актуальными считаются задача разработки средств общения человека с компьютерной системой, моделирующей интеллект человека, на естественном языке и задача автоматического машинного перевода с одних языков на другие при условии точной передачи смыслового и эмоционального аспектов. Дело в том, что, по мнению многих выдающихся лингвистов, интеллектуальная деятельность человека (практически в любых ее аспектах) самым непосредственным образом связана с функционированием языка и мышления. Так, Ф.де Соссюр (3) считает, что «…главное таинство языка, во всей его полноте и сути, заключается в том, что единицами смысла являются не значения слов, а их значимости в конкретных высказываниях». В случае языка (вспомним изречение Ф.Бэкона) функцию природы выполняет внутренний мир человека, частью которого являются мышление, интуиция, подсознание, сознание и…сверхсознание, в существование которого с удивительной убежденностью уже много веков тому назад поверили наши предки.

Ведущие лингвисты современности убеждены в том, что бессмысленно говорить о значениях слов и словосочетаний вне связи с конкретным актом речевого общения. Подобно тому, как любое правило ориентировано на конкретного исполнителя, так и любой язык ориентирован на конкретного интерпретатора - человека или машину.

Автор первой в мире двуязычной системы машинного фразеологического перевода профессор Г.Г.Белоногов (2) считает, что «…если предполагается строить системы «искусственного интеллекта», ориентированные на использование естественных языков общения, то необходимо научиться строить и «модели человеческой души», а эта задача либо вообще неразрешима, либо будет решена в весьма отдаленном будущем».

Прочтя эти рассуждения, можно сделать вывод, что мы находимся в тупике. Отчасти это так. Наибольшие трудности ожидают нас именно на пути создания таких информационных системы,

в которых будет обеспечено эффективное общение с каждым пользователем на естественном для него языке. Только с помощью абсолютно естественных средств общения человека с автоматом, исполняющим компьютерную программу, станет возможным создание систем, адекватно моделирующих человеческий интеллект и такие его свойства, как мышление, интуиция, сознание и подсознание…

Такие системы в современной информатике получили название **интеллектуальных информационных систем** (ИИС).

Современное состояние фундаментальных и прикладных исследований в области интеллектуальных информационных систем позволяет считать, что их результаты стали достаточно определенными. Это означает, что сложилась сравнительно устойчивая система понятий, появились методология проектирования, построения и внедрения, определились типовые структуры таких систем и их компонентов.

Особые надежды на прогресс в развитии ИИС связывают с так называемыми новыми или перспективными информационными и компьютерными технологиями, с совершенствованием архитектуры и элементной базы компьютеров, развитием микропроцессорной техники, средств и систем телекоммуникаций, нейропроцессорных систем и сетей, с развитием и внедрением нано - технологий.

Потребность в создании ИИС возникла не теперь. С развитием письменности, с появлением библиотек, с образованием катастрофически растущих массивов информации по различным отраслям знаний и приложений этих знаний человечество было обречено на создание систем, позволяющих эффективно искать необходимую в каждом конкретном случае информацию. Так были созданы системы организации и поиска информации, явившиеся предтечей ИИС – информационно-поисковые системы (ИПС). Развитие компьютерной техники способствовало появлению автоматизированных информационных систем (АИС), в которых основные процедуры манипулирования информацией выполнялись автоматами. Изощренность способов организации информации и манипулирования ею в таких системах, казалось, достигла апогея, но развитие АИС привело и к росту «аппетита» людей, связанных с созданием и применением этих систем. Это проявлялось в стремлении наделить эти системы способностями, подобными интеллектуальным способностям человека. Например, выбирать и принимать оптимальные решения на основе ранее полученного опыта и рационально анализировать (в том числе – прогнозировать) воздействие внешней среды. В свою очередь, это потребовало существенного улучшения качества информационных моделей окружающей действительности, то есть баз данных АИС. Эти модели, декларировавшие с различной степенью подробности свойства различных сущностей реального мира (явлений, процессов, ситуаций, объектов различного толка), были достаточны для автоматической реализации алгоритмов поиска данных и их несложной (в логическом отношении) обработки.

В начале введения, усомнившись в правомерности тотального применения термина «искусственный интеллект», мы, тем не менее, позволили себе согласиться с применением термина «интеллектуальная задача». Попытаемся раскрыть наше понимание сущности этого термина с различных точек зрения.

Для того, чтобы пояснить, чем характеризуется задача, называемая интеллектуальной, необходимо упомянуть знакомое из курса информатики понятие "алгоритм". Это одно из краеугольных понятий информатики и кибернетики. Под алгоритмом понимают точное правило или предписание к выполнению в определенном порядке системы операций для решения любой задачи из некоторого класса (множества) задач. В математике и кибернетике класс задач определенного типа считается решенным, когда для ее решения установлен алгоритм, ориентированный на конкретного исполнителя. Нахождение алгоритмов является естественной целью человека при решении разнообразных классов задач. Отыскание алгоритма решения задач конкретного класса связано с тонкими и сложными рассуждениями, требующими большой изобретательности и высокой квалификации.

Принято считать, что интеллектуальной задачей является отыскание дотоле неизвестного алгоритма решения некой практической или теоретической проблемы, универсального на множестве свойственных этой проблеме исходных данных. Что же касается задач, алгоритмы решения которых уже установлены, то, как отмечает известный специалист в области теории ИИС М.Минский (5), "излишне приписывать им такое мистическое свойства, как "интеллектуальность". В самом деле, после того, как алгоритм уже найден, процесс решения соответствующих задач становится таким, что его могут в точности выполнить человек, вычислительная машина (должным образом запрограммированная) или робот, не имеющие ни малейшего представления о сущности самой задачи. Требуется только, чтобы исполнитель, решающий задачу, был способен выполнять те элементарные операции, из которых складывается процесс, и, кроме того, чтобы он педантично и аккуратно руководствовался предложенным алгоритмом. Такой исполнитель (человек или автомат), действуя чисто машинально, может успешно решать любую задачу рассматриваемого типа.

Поэтому представляется совершенно естественным исключить их класса интеллектуальных такие задачи, для которых существуют **стандартные методы решения**. Примерами таких задач могут служить чисто вычислительные задачи:

- решение системы линейных алгебраических уравнений;
- численное интегрирование дифференциальных уравнений;
- задачи аппроксимации эмпирических данных и т.п.

Для решения подобного рода задач имеются стандартные алгоритмы, представляющие собой определенную последовательность элементарных операций, которая может быть легко реализована в виде программы для вычислительной машины. В противоположность этому для широкого класса интеллектуальных задач, таких, как распознавание образов, логические выводы и сложные в логическом отношении игры (например, игра в шахматы), доказательство теорем и т. п., такое формальное разбиение процесса поиска решения на отдельные элементарные шаги напротив часто оказывается весьма затруднительным, даже если само их решение несложно.

Таким образом, возникает некоторое основание к тому, чтобы считать понятие интеллекта эквивалентным понятию универсального сверхалгоритма, который способен создавать алгоритмы решения конкретных задач.

Деятельность мозга (являющегося носителем интеллекта), направленную на решение интеллектуальных задач, мы условимся называть мышлением, или интеллектуальной деятельностью. Интеллект и мышление органически связаны с решением таких задач, как доказательство теорем, логический анализ, распознавание ситуаций, планирование поведения, игры и управление в условиях неопределенности. Характерными чертами интеллекта, проявляющимися в процессе решения задач, являются способность к обучению, обобщению, накоплению опыта (знаний и навыков) и адаптации к изменяющимся условиям в процессе решения задач. Благодаря этим качествам, мозг может решать разнообразные задачи, а также легко перестраиваться с решения одной задачи на другую. Таким образом, мозг, наделенный интеллектом, является универсальным средством решения широкого круга задач, для которых нет стандартных, заранее известных методов решения.

Следует иметь в виду, что существуют и другие, чисто поведенческие (функциональные) определения интеллекта. Так, по мнению академика А. Н. Колмогорова, любая материальная система, с которой можно достаточно долго обсуждать проблемы науки, литературы и искусства, обладает интеллектом.

Когда-то известный ученый А. Тьюринг предложил необычный план имитации человеческого мышления. "Пытаясь имитировать интеллект человека, - пишет Тьюринг, - мы вынуждены много размышлять о том процессе, в результате которого человеческий мозг достиг своего настоящего состояния.… Почему бы нам вместо того, чтобы пытаться создать программу, имитирующую интеллект взрослого человека, не попытаться создать программу, которая имитировала бы интеллект ребенка? Ведь если интеллект ребенка получает соответствующее

воспитание, он становится интеллектом взрослого человека.… Наш расчет состоит в том, что устройство, ему подобное, может быть легко запрограммировано.… Таким образом, мы расчленим нашу проблему на две части: на задачу построения "программы-ребенка" и задачу "воспитания" этой программы".

Можно сказать, что именно этот принцип используется при создании систем, предназначенных для решения некоторых интеллектуальных задач. Ведь понятно, что практически невозможно заложить все знания в одну, пусть даже достаточно сложную систему. К тому же, именно на этом пути проявляются такие существенные признаки интеллектуальной деятельности как накопление опыта, адаптация к внешним условиям и т.д.

Создание систем, моделирующих различные (в том числе и интеллектуальные) способности человека, неизбежно приводит к необходимости **философски оценить целесообразность** наделения системы такой системы способностью к самовоспроизведению. Такая способность долгое время считалась свойством только живых организмов. Однако некоторые явления, происходящие в неживой природе (например, рост кристаллов, синтез сложных молекул копированием и пр.), очень похожи на самовоспроизведение. В начале 50-х годов Дж. фон Нейман занялся основательным изучением способностей различных структур к самовоспроизведению и заложил основы математической теории "самовоспроизводящихся автоматов". Он же формально доказал и теоретическую возможность их создания.

Принципиальная возможность автоматизации решения интеллектуальных задач с помощью ЭВМ обеспечивается свойством алгоритмической универсальности этих машин. Что же это за свойство? Алгоритмическая универсальность ЭВМ означает, что на них можно программно реализовывать (представить в виде машинной программы) любые алгоритмы преобразования информации, - будь то вычислительные алгоритмы, алгоритмы управления, поиска доказательства теорем или композиции мелодий. При этом мы имеем в виду, что процессы, порождаемые этими алгоритмами, являются потенциально осуществимыми, т.е. что они осуществимы в результате **конечного числа** элементарных операций. Практическая осуществимость алгоритмов зависит от имеющихся в нашем распоряжении средств, которые могут меняться с развитием техники. Так, в связи с появлением быстродействующих ЭВМ, обладающих большими ресурсами оперативной и дисковой памяти, стали осуществимы такие алгоритмы, которые ранее считались только потенциально осуществимыми.

Свойство алгоритмической универсальности заключается не только в том, что для всех известных алгоритмов оказывается возможной их программная реализация на ЭВМ. Это свойство означает еще и то, что любое предписание, признанное алгоритмом, может стать в будущем машинной программой независимо от того, в какой форме оно было выражено первоначально.

Но не следует думать, что вычислительные машины и роботы могут в принципе решать любые задачи. Анализ разнообразных задач привел математиков к замечательному открытию. Было строго доказано существование таких типов задач, для которых невозможен **единый эффективный алгоритм**, решающий все задачи данного типа. В этом смысле невозможно решение задач такого типа и с помощью вычислительных машин. Этот обстоятельство приближает нас к пониманию того, **что могут** делать машины и **чего они не могут** делать. Действительно, утверждение об алгоритмической неразрешимости некоторых классов задач является не просто признанием того, что такой алгоритм нам не известен или никем еще не найден. Такое утверждение представляет собой одновременно и прогноз на будущие о том, что подобного рода алгоритм **никогда и никем не будет составлен**. Или, иными словами, что такой алгоритм не существует.

Как же действует человек при решении таких задач? Иногда он просто-напросто игнорирует их, а в иных случаях - снижает уровень универсальности задачи, и тогда она решается только для определенного подмножества начальных условий. Бывает и так, что человек методом случайного поиска находит некоторые новые возможности для составления алгоритма решения

задачи (например, создает новые материалы, открывает новые месторождения или новые типы химических или ядерных реакций).

Другим философским аспектом создания систем, способных решать интеллектуальные задачи, является ответ на вопрос: **с какой целью они создаются**? В принципе все, что мы делаем в практической жизни, обычно направлено на то, чтобы повысить уровень жизни человечества, освободиться от рутинных видов деятельности, требующих затрат энергии различной природы. Однако при достаточно высоком уровне жизни (большом количестве запасенной потенциальной энергии) для человека первую роль играет уже не желания экономить энергию, а поисковые инстинкты. Допустим, что человек сумел создать систему, интеллект которой (при решении некоторых задач) превышает его собственный. Что теперь будет с человечеством? Какую роль будет играть человек? Для чего он теперь нужен? И вообще, нужно ли в принципе создание таких систем?

Убедительным ответом на эти вопросы является много веков применяемая на практике концепция "усилителя интеллекта" (УИ). Она очень проста - президент государства, например, не обязан знать валентности ванадия для принятия решения о развитии соответствующей отрасли промышленности. Для этого существуют специалисты: химик разработает технологический процесс, строитель спроектирует завод, а специалист по системному анализу и экономист определят рентабельность решения.

В данном примере президент использует биологический УИ - группу специалистов с их естественным интеллектом, подкрепленным образованием, знаниями и опытом. Но в своей практической деятельности человек использует и не биологические УИ - например, мы не могли бы предсказать погоду без компьютеров и без информации метеорологических станций. Человек уже давно использует усилители мощности (УМ) - устройства и системы, в некотором смысле аналогичные УИ. В качестве усилителей мощности ему служат автомобили, подъемные краны, электродвигатели, прессы, пушки, самолеты и многое другое.

Основным отличием УИ от УМ является принципиальная возможность первых проявлять волю, обладать какими то желаниями. Трудно представить, чтобы кузнечный пресс вдруг «взбунтовался» и перестал подчиняться управляющим действиям мастера. В тоже время, любая интеллектуальная система, используемая в качестве УИ, вполне могла бы иметь свои желания, и поступать не так, как нам хотелось бы. Таким образом, с созданием **самовоспроизводящихся автоматов** перед человечеством встает еще одна крайне важная проблема - проблема безопасности. Она будоражит умы еще со времен Карела Чапека, впервые употребившего термин "робот". Свою лепту в обсуждение данной проблемы внесли и другие писатели-фантасты. Один из них, А.Азимов сформулировал три закона робототехники, которым должен безоговорочно подчиняться любой робот, чтобы не представлять опасности для своего творца - человека.

Закон первый. Робот не может причинить вред человеку или своим бездействием допустить, чтобы человеку был причинен вред.

Закон второй. Робот должен повиноваться командам, которые ему дает человек, кроме тех случаев, когда эти команды противоречат первому закону.

Закон третий. Робот должен заботиться о своей безопасности, насколько это не противоречит первому и второму закону.

На первый взгляд подобные законы, при их полном соблюдении, должны обеспечить безопасность человечества. Однако при внимательном рассмотрении возникают некоторые вопросы. Во-первых, законы сформулированы на человеческом языке, который не допускает их простого перевода в алгоритмическую форму. Попробуйте, к примеру, отобразить средствами любого из известных вам языков программирования смысл такого понятия, как "причинить вред".

Даже если предположить, что мы сумели изложить смысл этих законов на языке, который понимает автомат, являющийся моделью интеллекта, то у нас нет никаких оснований к тому,

чтобы точно знать, как он будет трактовать термин «вред» после долгих логических размышлений? Не решит ли он, что все существования человека это сплошной вред? Ведь человек сам губит себя многими вредными привычками, страдает от болезней, убивает (и часто безнаказанно) себе подобных... Не будет ли «меньшим злом» быстро прекратить эту цепь страданий? Конечно, можно ввести некоторые дополнительные аспекты, связанные, например, с ценностью жизни или свободой волеизъявления, но это уже будут не те простые три закона, которые были сформулированы фантастами.

Не менее интересно рассмотреть и такой аспект: что решит система, являющаяся моделью человеческого интеллекта, в ситуации, когда спасение одной жизни возможно только за счет другой? Особенно, если предположить, что она не имеет полной информации о том, кто есть кто...

Несмотря на перечисленные проблемы, данные законы являются довольно неплохим неформальным базисом, гарантирующим человеку безопасность при использовании в его практической деятельности созданных им самим искусственных систем, наделенных в той или иной степени свойствами человеческого интеллекта.

Рассуждая о философских проблемах создания искусственных систем, обладающих интеллектуальными возможностями человека в решении задач восприятия и обработки информации, мы как-то оставили «за кадром» первичное понятие темы – информацию. В одном из параграфов последней главы своей замечательной книги Г.Г.Белоногов (2) приводит два определения информации. Одно из них дано в первой половине прошлого века Норбертом Винером, а второе – за три года до завершения того же века – прозвучало в докладе российского академика Э.В.Евреинова на шестом Международном Форуме Информатизации, проводившемся под эгидой ООН. Основатель кибернетики определил ключевое понятие современности удивительно просто: «информация есть информация, а не энергия и не материя». Это представляется логичным, потому что, согласно принципам философии, первичные понятия не подлежат определению через другие понятия. В докладе же российского ученого было сказано: «Информация как научная категория введена в качестве первичного понятия, которое наряду с понятиями материи и энергии не подлежит определению. Удивительное свойство информации не уменьшаться от того, что ее потребляют, а наоборот - «размножаться», еще не получило своего научного объяснения. Но ясно, что в информациологии закладывается фундамент будущей науки, построенной на принципах, в корне отличающихся от принципов классической».

Что же произошло за эти неполные 60 лет? Каковы причины столь различного понимания сущности информации? За это время появилось несколько гипотез об информационно-энергетическом устройстве мира, в которых смешались (и довольно причудливо) концепции нескольких философских учений древности и догматы почти всех религий. Согласно мнению популяризаторов одной из таких гипотез (6), и авторов ряда других публикаций все процессы, происходящие во вселенной, пронизаны информацией и подчинены двум фундаментальным законам: гомеостаза (относительного динамического постоянства состава и свойств внутренней среды и функций всех организмов) и блочного принципа всех процессов управления их жизнью. Авторы и сторонники этой гипотезы о так называемой «полевой (по аналогии с энергетическим полем любой природы) форме жизни» считают, что в клетках любого живого существа есть своя разумная жизнь – тотально управляемая организация материально-энергетических потоков, связанная со всеобщим информационным обменом на уровне микрочастиц. Все живые существа, с момента их зарождения и до конца земного существования, пребывают под воздействием единого информационного поля. По этой гипотезе жизнь на земле была бы невозможна без улавливания информации из окружающей среды, без умения ее перерабатывать и передавать другим живым существам. Такого рода рассуждения предполагают определенную двойственность в толковании понятия «информация». С одной стороны она рассматривается как некое общее свойство предметов, явлений и процессов, а с другой – как некий субстрат, который

входит в состав всех материальных объектов и процессов и может передаваться от одних к другим.

Это сильно напоминает философское учение **гилозоизма** о всеобщей одушевленности материи. Основателем его считается Эмпедокл (ионийская школа, ранняя древняя Греция). Его сторонниками в эпоху Возрождения были Дж. Бруно и Т.Парацельс, а в 18 веке - энциклопедист Д.Дидро и философ Ф.Шеллинг. Но не только.

В апреле 1982 г. академик М.А.Марков, выступая на президиуме АН СССР, заявил, что информационное поле вселенной едино, имеет многослойную древовидную (иерархическую) структуру со связью между слоями, и является, помимо банка данных, еще и регулятором начала в судьбах людей и человечества. Подобно вселенной, околоземное информационное поле тоже слоисто. Информационный слой Земли содержит всю информацию о нашей планете и о каждом живущем на ней существе. Слой сознания представляет собой информационно-энергетическую сферу, создаваемую и поддерживаемую совокупным взаимодействием сознаний всех земных существ. Нижние слои этого поля – биосфера (биомасса и биоэнергия живущих на Земле существ и энергия их жизнеобеспечения), ноосфера (часть планеты, находящаяся под влиянием биоэнергии живых существ) и психосфера (поле, соприкасающееся со Вселенским Сознанием, находящееся с ним в гармонии и влияющее на него).

Авторы (6) в своих рассуждениях идут дальше. Они провозглашают, что Единое информационное поле Вселенной имеет космическую размерность и хранит голограммы каждого человека с миром его чувств и мыслей. Что касается Вселенной, то это (по их мнению) - суперсовременная вычислительная машина, кроме которой ничего в мире не существует, а если и существует, то только как иная форма проявления Абсолюта. Такая экстравагантная фетишизация компьютера не нова – она является прямым наследием идеи представления человека в виде механизма, возникшей еще в 18 веке после изобретения паровой машины. Кстати, после изобретения ЭВМ, уже в 20-м веке, эта же идея породила гипотезу о том, что мозг человека есть некое подобие электронного компьютера.

Чтобы в рассматриваемой ситуации выбрать реальные ориентиры, Г.Г.Белоногов предлагает обратиться к теории познания, философские представления которой в своей концепции эволюционной эпистемологии (8) развивает философ Карл Поппер (1902-1994). Согласно этой концепции процесс познания схож с процессом естественного отбора - в его основе лежит метод проб и ошибок. Но, если в природе за ошибку в направлении развития вид или организм расплачивается жизнью, то в процессе познания можно ограничиться «убийством» гипотезы, не подтвержденной практикой. Согласно философии К.Поппера, человеческие знания относительны, они постоянно эволюционируют и их основное назначение – наилучшим образом обеспечивать выживание Человека, как вида. В ней отчетливо видна идея зависимости характера знаний, приобретаемых Человеком, от его физической и психической организации. В этом отношении философская концепция К.Поппера представляется более реальной, чем упомянутые выше гипотезы.

Завершая краткое обсуждение философских аспектов создания искусственных интеллектуальных систем, логично задаться вопросом: а стоит ли вообще создавать такие системы, не лучше ли прекратить все работы в этой области? Ответ на этот вопрос лежит в плоскости неотвратимости научно-технического прогресса. Если человечество озаботилось этой проблемой, то искусственные интеллектуальные системы рано или поздно будут созданы. Но их создание должно идти под строгим контролем мировой общественности с тщательной проработкой вопросов безопасности, не в пример тому, как шло создание химического, бактериологического, биологического и ядерного оружия. Прошло немногим больше полувека, а сегодня любой квалифицированный инженер при наличии определенных материальных ресурсов может изготовить ядерную бомбу. Этого нельзя допустить в процессе развития исследований в области создания искусственных интеллектуальных систем.

Каковы же основные типы задач, в разное время считавшихся интеллектуальными, и каковы их особенности? Самыми первыми из таких задач, которые стали решаться при помощи ЭВМ, были логические игры (шашки, шахматы и другие игры). Американский кибернетик А.Сэмуэль составил для вычислительной машины программу игры в шашки, способную улучшать свою игру на основе накопленного опыта. Сложной интеллектуальной игры до недавнего времени считались шахматы. В 1974 г. состоялся даже международный шахматный турнир машин, снабженных соответствующими программами. Однако недавние события показали, что, несмотря на довольно большую сложность шахмат (и невозможность, в связи с этим произвести оценку всех возможных ветвлений игры после каждого из оцениваемых ходов), анализ вариантов на большую глубину, чем обычно, сильно увеличивает шансы на победу. Так, по сообщениям в печати, компьютерная программа, победившая Г.Каспарова, была реализована на компьютере из 256 процессоров, каждый из которых имел 4 Гб дисковой памяти и 128 Мб оперативной. Этот вычислительный комплекс мог просчитывать в секунду более миллиарда ходов, каждый из которых должен быть сгенерирован и оценен вычислением оценочной функции. С другой стороны, этот пример говорит о могуществе и универсальности алгоритмов, в основе которых лежит перебор всех возможных вариантов.

В настоящее время существуют и успешно применяются программы, позволяющие машинам играть в деловые или военные игры, имеющие большое прикладное значение. Здесь также чрезвычайно важно придать программам свойственные человеку способности к обучению и адаптации.

Одной из наиболее интересных интеллектуальных задач, также имеющей огромное прикладное значение, является задача обучения распознаванию образов и ситуаций. Решением ее занимаются представители различных наук - физиологи, психологи, математики, инженеры. Такой интерес к задаче стимулировался фантастическими перспективами широкого практического использования результатов теоретических исследований: читающие автоматы, системы, ставящие медицинские диагнозы, проводящие криминалистическую экспертизу и т. п., а также роботы, способные распознавать и анализировать сложные сенсорные ситуации.

В 1957 г. американский физиолог Ф.Розенблатт предложил принцип создания перцептрона - устройства, автоматически воспринимающего и распознающего зрительные образы. Появление машины, способной обучаться понятиям и распознавать предъявляемые объекты, оказалось чрезвычайно интересным не только физиологам, но и представителям других областей знания и породило большой поток теоретических и экспериментальных исследований.

Задача автоматического распознавания образов оказалась тесно связанной с двумя весьма близкими по сути проблемами. Одной из них является проблема **автоматического перевода тексов и речи с одного естественного языка на другой,** а другой - проблема обучения автомата пониманию естественного языка человека. От успешного решения этих проблем, по мнению видных лингвистов, физиологов и философов, существенно зависит прогресс в создании эффективных и адекватных моделей человеческого интеллекта и эффективных средств естественного общения человека с человеком, человека с автоматом и реализация идеи создания открытого Информационного общества людей планеты Земля. Казалось, что при достаточно формальной обработке и классификации основных грамматических правил и приемов пользования словарем, можно создать вполне удовлетворительные алгоритмы для машинного перевода научного или делового текста. Но, как показала практика, решение этой проблемы лежит гораздо глубже. Достаточно полно существо этой проблемы и перспективы ее решения раскрыты в монографии (2), обобщающей идеи Г.Г.Белоногова и результат работы созданного им научного коллектива.

Убедительным примером возможности моделирования процесса логического вывода, могут служить программы автоматического доказательства теорем. Начиная с 1960 г., был разработан ряд программ, способных находить доказательства теорем в исчислении предикатов первого порядка. Эти программы обладают способностью делать дедуктивные заключения. Например, в

известной программе К.Грина, реализующей вопросно-ответную систему, знания записываются на языке логики предикатов в виде набора аксиом, а вопросы, задаваемые машине, формулируются в виде подлежащих доказательству теоремы. Программа американского математика Хао Ванга за 3 минуты работы IBM-704 вывела доказательства 220 относительно простых лемм и теорем из фундаментальной математической монографии, а затем, менее, чем за 10 минут, выдала доказательства еще 130 более сложных теорем, некоторые из которых были получены впервые.

Весьма представительным направлением в области создания моделей, воспроизводящих способности человека, является робототехника. Однако, «интеллект» робота отличается от «интеллекта» универсальных вычислительных машин. Великий русский физиолог И.М.Сеченов писал: «… все бесконечное разнообразие внешних проявлений мозговой деятельности сводится окончательно лишь к одному явлению - мышечному движению». Другими словами, интеллектуальная деятельность человека во многом характеризуется активным взаимодействии с внешним миром посредством движений. «Интеллект» робота проявляется прежде всего в организации его целенаправленных движений. Первых роботов трудно назвать интеллектуальными, но постепенно характеристики роботов улучшались, и хотя сегодня их мыслительные возможности еще далеки от возможностей человека, но некоторые манипуляции предметами они выполняют на уровне лучших жонглеров. А последние международные выставки свидетельствуют о заметном, хотя и не оправдывающем первые ожидания, прогрессе в этой области.

Что касается предназначения чисто компьютерных моделей интеллекта, то оно состоит в решении интеллектуальных задач, носящих абстрактный или вспомогательный характер. То есть таких задач, которые обычно не связаны ни с восприятием окружающей среды посредством искусственных органов чувств, ни с организацией движений исполнительных механизмов.

Т.о., мы попытались пояснить смысл понятия «интеллектуальная задача», связав его с понятием алгоритма. Очевидно, что особого «участия» интеллекта требует решение задач, не поддающиеся формализации, или задач, решение которых может быть получено только на основании жизненного опыта и интуиции. Такие задачи принято называть «неформализуемыми». Сюда же относятся задачи, для решения которых не существует алгоритма или, даже если алгоритм или метод решения существуют, но реализация их без применения системы, моделирующей интеллектуальные способности человека, невозможна по тем или иным причинам. Такими причинами могут быть: слишком большая размерность пространства, на котором решается задача; ограниченность ресурсов, необходимых для машинной реализации алгоритма; физическая невозможность участия человека в управлении объектом, системой или процессом.

Неформализуемым задачам свойственны следующие основные признаки:

- постановки этих задач не могут быть сформулированы в количественной форме – они формулируются с помощью показателей качественных категорий или в терминах нечетких множеств («много – мало», «хорошо – плохо», «вполне достаточно – достаточно – недостаточно» и т.п.);
- цель задачи не может быть выражена в терминах строго определенной целевой функции;
- не существует алгоритмического решения задачи.

В общем случае все задачи, решаемые искусственно созданными системами, моделирующими интеллектуальные способности человека и получившими название интеллектуальных информационных систем (ИИС), можно представить тремя категориями. Это задачи анализа, задачи синтеза и задачи, сочетающие анализ и синтез информации, отражающей свойства сущностей реального мира и отношения между ними. Такие задачи будем условно называть комбинированными. К задачам анализа относятся интерпретация свойств этих сущностей, диагностика их состояния и связей между ними.

К задачам синтеза относятся задачи проектирования и конструирования, задачи разработки планов, поведенческих и логических алгоритмов, задачи получения новой информации на основании уже имеющейся. Комбинированные задачи обычно сочетают в одной постановке задачу анализа и синтеза или задачу синтеза и анализа. Как правило, это задачи обучения, задачи машинного перевода речи и текстов с одного языка на другой, задачи мониторинга и управления, а также задачи принятия решений.

Предтечей ИИС являются автоматизированные информационные системы (АИС), основанные на концепции баз и банков данных. В АИС предметная информация отделена от проблемной, поскольку первая предназначена для представления данных о свойствах объектов, а вторая – для использования в программах поиска и обработки этих данных. Управляет взаимодействием этих различных по природе частей специальная программная система, известная под аббревиатурой СУБД (система управления базами данных). Несколько десятилетий практики создания и применения концепции баз и банков данных показали их недостаточную приспособленность к изменениям связей между сущностями внешней среды и к решению многих задач, связанных с глубинным анализом информации и синтезом на этой основе новой, не тривиальной информации. Как правило, это были задачи, алгоритмы решения которых еще не существовали. Сюда же относились и такие задачи, критерии поиска оптимальных (наилучших) решений в которых были неформальными, или задачи, постановки которых не могли быть сформулированы математически.

Важным понятием в теории ИИС является **предметная область**, которую определяют как множество связанных различными отношениями сущностей, составляющих материальное содержание области исследования. В качестве сущностей предметной области (ПО) могут рассматриваться объекты, процессы, явления и ситуации. Если в предметной области определена совокупность задач, которые предстоит решать, используя информацию, содержащуюся в описаниях свойств ее сущностей, то такую совокупность называют **пространством задач** или **проблемной областью**.

С появлением потребностей в более глубоком анализе информации, содержащейся в модели предметной области, а особенно с появлением потребности в синтезе новой информации, в способности приобретать, запоминать и целенаправленно прогнозировать знания об отношениях между сущностями предметной области, потребовалось качественно улучшить ее информационную модель. В улучшенной модели предметной области, её сущности должны быть не просто отображены совокупностью свойственных им признаков, они должны быть отображены во всей полноте уже известных отношений и связей между ними. Более того, эти отношения и связи должны не только отображаться и запоминаться, но быстро (и с необходимой полнотой и точностью) отыскиваться и эффективно и целенаправленно преобразовываться в ходе их анализа или синтеза при решении задач, требующих участия человеческого интеллекта или его модели, реализованной в ИИС.

История развития информационных систем всегда была связана с совершенствованием способов организации информации, позволяющих достичь максимальной эффективности процедур поиска необходимых данных и процедур их анализа и синтеза. Разработчики АИС стремились к тому, чтобы организация данных в таких системах представляла собой информационную модель, максимально адекватную отображаемой реальности. Для того чтобы решить проблему безызбыточности хранения информации в базах данных и обеспечить доступ к ним различных пользователей (каждый из которых мог использовать свой формат представления информации) стала быстро развиваться и приобрела большую популярность концепция банков данных. Банк данных представлял собой совокупность базы данных (информационной модели предметной области) и языковых и программных средств общения пользователей с базой данных.

Таким образом, обеспечивался принцип независимости структуры информации базы данных от форматов, используемых программам пользователей системы, поскольку необходимые преобразования форматов и структур данных делалось программами банка данных. Попутно концепция банка данных обеспечила принцип разграничения доступа к информации, позволивший повысить ответственность администрации баз данных за ее сохранность, достоверность и актуальность.

С появлением потребности в решении задач, требующих более сложной логической обработки информации, возникла потребность в качественном улучшении структуры информации баз данных АИС и в применения универсальной структуры её представления.

В дальнейшем, с развитием концепции ИИС, структурированная модель предметной области получила название **базы знаний**, а программная система, предназначенная для решения задач анализа уже известных знаний, синтеза новых знаний и управления этими знаниями, приобрела характер **универсального решателя** таких задач.

В начале 2005 г. вышла в свет книга «Компьютерная лингвистика и современные компьютерные технологии» (2). На ее страницах проф. Белоногов Г.Г. и представители его школы, в частности, убедительно показывают, что наиболее универсальной структурой для описания любых информационных моделей является **предикатно-актантная структура** данных, которая хорошо согласуется и со структурой современных компьютеров и со структурой современных алгоритмических языков и систем программирования.

Последние десятилетия прошлого века характерны тем, что к этому времени сформировались три направления в построении баз данных: рекомендации рабочей группы по базам данных Комитета КОДАСИЛ (Conference on Data System Languages), система ИМС (Information Management System) фирмы IBM и направление, сформулированное Е.Ф.Коддом.

Все эти направления отличались, по большому счету, только методом доступа к информации, а в отношении логической структуры информации были практически эквивалентны. Многие ученые высказывали неудовлетворенность тем, что, распыляя усилия по этим трем направлениям, информационная наука до сих пор не выработала единой, объединяющей концепции структур данных, обеспечивающей независимость их физической реализации (размещение на дисках или в оперативной памяти) от логического представления. В преддверии перехода от АИС, использующих базы и банки данных, к ИИС, основанных на базах знаний с различными моделями представления знаний и алгоритмами их обработки, эта неудовлетворенность является вполне обоснованной.

Как свидетельствуют работы Г.Г.Белоногова и Б.А.Кузнецова (4), Д.А. Поспелова (7) и других ученых, такой концепцией могло бы стать применение предикатно-актантной структуры данных в сочетании с представлением информации в виде элементарных триад. В рамках этой концепции и сетевую идеологию Комитета КОДАСИЛ, и иерархическую идеологию ИМС, и нормализованную реляционную модель Кодда можно интерпретировать как частные случаи.

В основе предикатно-актантной структуры данных лежит понятие **многоместного предиката** - отношения (или высказывания, характеризующего это отношение) между несколькими понятиями (актантами). Если символом, словом, словосочетанием или текстом обозначать собирательные (групповые) имена сущностей ПО (явлений, процессов, ситуаций, объектов и пр.), информационную модель которой мы намерены создать, то с помощью предиката можно отобразить, в каком отношении состоят между собой эти сущности. Предикат в содержательном смысле является повествовательным предложением, содержащим утверждение о каком-то типе смыслового отношения между

сущностями, обозначенными их собирательными или собственными именами. Отношения между сущностями, описываемые с помощью предикатов, могут носить различный характер: «часть – целое», «род – вид», «причина – следствие», «предок – потомок» и т.п. Иначе говоря, они могут носить характер парадигматических (имеющих характер противопоставления) или синтагматических (ситуационных) связей между сущностями ПО.

Собирательное имя сущностей предметной области обозначает любой объект, относящийся к группе объектов одной природы, например, «житель Москвы», «студент» и пр.

Обозначим выражением P(X,Y,Z) (1.1.1)

некоторый текст P, определяющий некую связь (парадигматическое, прагматическое или синтагматическое отношение), объективно существующую между тремя сущностями (актантами) предметной области, имеющими собирательные имена X,Y,Z. Характер и материальное выражение этой связи может быть известно на опыте или доказано теоретическим путем. Тогда совокупность сведений о ней может рассматриваться как знание. Но может быть и так, что эта связь ощущается или косвенно подтверждается какими-то реалиями, но не является осознанной и точно известной. Тогда она, **не носит статуса знания, но может считаться фактом**.

Если в тексте P каждое групповое (собирательное) имя заменить на собственное имя, то данный текст превратится в символьную часть некоторого высказывания. Например, пусть X означает «житель Москвы», Y – «житель Воронежа», Z – «житель Калуги». Тогда эти три сущности могут быть связаны трехместным отношением (трехместным предикатом) P – «являются гражданами России». Если теперь вместо групповых имен предметных переменных (их обычно называют «актантами») подставить собственные имена каких-то конкретных людей, относящихся к приведенным собирательным категориям, то предикат P получит конкретное значение как логическая функция. Этим значением может быть «истина» или «ложь» (1 или 0) в зависимости от того, являются ли действительно эти люди гражданами России. Число переменных, связываемых предикатом P, определяет «размерность» или «местность» предиката.

Понятно, что предикат, будучи одноместным, то есть – функцией от одной переменной, является простым высказыванием относительно принадлежности этой переменной (актанта) к какой-то категории понятий (сущностей) данной предметной области. От структуры (1.1.1) предиката легко перейти к структуре в виде конкатенации (связки, сочетания) двусоставных признаков, каждый из которых состоит из наименования признака (группового имени сущности предметной области) и значения признака (собственного имени сущности предметной области). Действительно, в записи (1.1.1) синтагматические (ситуационные) связи между понятиями X,Y,Z, входящими в состав высказывания, могут выражаться путем совместного контактного расположения их имен, а также путем закрепления за их позициям определенной функциональной роли в данном высказывании. Но функциональную роль любого понятия можно выразить также сочетанием текста высказывания (предиката) P и номера позиции (места) этого понятия в высказывании. Возникает вопрос: а нельзя ли обозначить функциональную роль понятия в высказывании каким-либо другим способом, например, выразив имя этого понятия словом или словосочетанием на естественном языке так, чтобы стала понятной его функциональная роль в высказывании? Можно, но тогда отпадет необходимость в использовании кода отношения P и номера позиции предметной переменной в этом отношении. В этом случае характер отношения между понятиями X,Y,Z в предикате P будет определяться перечнем имен функциональных ролей, в которых эти понятия выступают в предикате P. Сам же предикат может быть представлен в виде сочетания

(конкатенации) пар элементов: «имя понятия» - «имя функциональной роли», в которой это понятие выступает в данном высказывании. Имя функциональной роли может быть интерпретировано как наименование признака, а имя понятия – как значение этого признака.

В информационных системах сущности предметной области отображаются, как правило, двумя категориями: простые объекты и сложные объекты. Простой объект трактуется как носитель совокупности только собственных признаков (свойств). Сущность простого объекта проявляется в этих признаках, которые неотделимы от него. Внутренняя структура простого объекта не раскрывается. Сложный объект состоит из простых объектов (как минимум двух).

В конкретной информационной модели сложный объект воспринимается как нечто целое и тоже характеризуется определенными свойствами. Но, в отличие от простого объекта, в нем различается внутренняя структура – его расчлененность на простые объекты. Простому объекту в информационной модели соответствует конкатенация характеризующих его признаков, а сложному – сетевая структура. В узлах этой структуры помещаются простые объекты, а узлы соединяются дугами, которые отражают связи (бинарные отношения) между простыми объектами. Модель предметной области также может быть представлена сетевой структурой, только более сложной, поскольку в этой структуре будет множество сложных объектов, связанных между собой различными типами бинарных отношений.

Понятия «бинарное отношение» и «признак (свойство)» во многом сходны друг с другом. И то, и другое характеризует определенное свойство объекта: **бинарное отношение характеризует отношение данного объекта к другому объекту**, а признак – это свойство данного объекта, выраженное понятием определенной количественной или качественной категории. Вообще говоря, бинарное отношение можно считать частным случаем признака, характеризующего связь данного объекта с другим объектом. В то же время, частным случаем признака объекта может считаться математическое понятие переменной, поскольку наименование переменной можно интерпретировать как наименование признака, а ее конкретное (текущее) значение – как значение этого признака.

Таким образом, можно полагать, что при описании ПО на формализованных информационных языках **в качестве наименьшей самостоятельной единицы смысла может выступать элементарное высказывание, в котором утверждается принадлежность объекту одного признака.** Если название (имя) этого признака указать вкупе с его значением, выраженным числом или текстом, то элементарное высказывание будет представлено в виде триады. Элементарная триада (ЭТ) состоит из уникального идентификатора (имени) объекта, наименования признака и значения этого признака. Интересно отметить, что ЭТ присутствует в любых формализованных языках (например, в позиционном и анкетном), хотя кодируется по-разному.

1.2. ПРАГМАТИЧЕСКИ ЗНАЧИМЫЕ СВОЙСТВА ЗНАНИЙ.

Как было отмечено ранее, между структурами предметной и проблемной (процедурной) компонент АИС и ИИС имеются заметные различия. В АИС предметная компонента (база данных) отделена от проблемной (программ обработки данных). В ИИС эти компоненты объединены. Эти различия привели к необходимости разделить понятия «данные или информация» и «знания» и более полно раскрыть смысл этих понятий в ИИС. В теории ИИС данными принято считать отдельные факты, характеризующие

свойства сущностей некой конкретной предметной области. Эти свойства должны быть представлены во всем их многообразии, необходимом и достаточном для решения определенного класса задач. Если известных фактов оказывается недостаточно, процедурная компонента должна автоматически обеспечить синтез новых фактов и решить конкретную задачу данного класса. Наряду с собственными свойствами каждая сущность предметной области может характеризоваться связями (отношениями) с другими объектами, процессами или ситуациями, отображенными в информационной модели предметной области. Поскольку элементарная триада (ЭТ) является универсальной формой представления конкретного собственного свойства объекта, ее можно рассматривать в качестве «атома» данных. Совокупность всех ЭТ, относящихся к конкретному объекту данной ПО, должна обеспечить отличие одного объекта от другого. Но не всегда удается в информационной модели ПО отразить **все** возможные признаки объектов. Часто бывает так, что модель ПО содержит только некоторые признаки (свойства) объектов конкретного вида. Например, только фамилии, имена и отчества людей. Как в этом случае различить объекты, у которых эти признаки совпадают? Это возможно, если объекты будут иметь уникальные идентификаторы в модели данной ПО. Иначе совершенно одинаковые по трем указанным признакам объекты одной ПО должны иметь разные указатели роли или состоять в разных отношениях к другим объектам.

В большинстве изданий, посвященных проблематике ИИС, знания определяются как **хорошо структурированные, рассмотренные в многообразии взаимосвязей данные о свойствах сущностей предметной области и об отношениях между ними**. Часто знания трактуются как «данные о данных», которые могут порождать новые понятия, абстракции и даже приводить к открытию новых сущностей.

Всякий, кто когда-то сдавал экзамены, хорошо ощущает разницу между состоянием информированности о сути экзаменационного вопроса и знанием этой сути. Нам представляется целесообразным подойти к раскрытию смысла понятия «знания» с выяснения наиболее очевидных и важных свойств знаний в прагматическом аспекте.

Структурированность – это термин, по отношению к информации или данным означающий организованность в соответствии с определенной концепцией, отображающей возможные аспекты их прагматики. Видимо, поэтому знаниями иногда называют «хорошо структурированные данные». Знания должны быть размещены на физических носителях (печатных изданиях или компьютерных дисках) так, чтобы было удобно их найти и главное – понять в каких смысловых отношениях находятся между собой отдельные элементы знаний. Внешне это означает удобство архитектуры и прозрачность хранилища знаний, т. е. наличие ясных названий и заголовков, удобного представления структуры (оглавлений, рубрикаторов) и т.п. Внутренний смысл процесса структуризации знаний предметной области раскрывается перечнем тех задач, которые предстоит решить для превращения совокупности разрозненных знаний в структуру. Таких задач четыре: составление словаря используемых в предметной области терминов; идентификация понятий и свойственных им атрибутов; выявление отношений между понятиями и определение типов этих отношений; уточнение (детализация) понятий и их обобщение в концепты по признакам общности. Самой трудной из этих задач является вторая. При ее решении используются традиционные методы классификации и нетрадиционные аналитические методы, входящие в арсенал «инженерии знаний» или когнитологии.

Доступность восприятия и усвоения. Для человека это означает возможность быстро понять и запомнить что-либо новое или возможность быстро вспомнить то, что узнал когда-то. Для компьютерных баз знаний это означает наличие средств, облегчающих доступ к знаниям и их усвоение (краткие аннотации к документам, индексы, классификационные признаки и пр.).

Непротиворечивость. Разные знания об одном и том же объекте не должны приводить к противоречивому или абсурдному пониманию сущности этого объекта. Однако для многих систем сбора знаний это изначально не так — на вход хранилища знаний может поступать разноречивая информация. Задача собирателя знаний - обнаружить противоречия и разрешить их на этапе сбора знаний либо присвоить разным элементам данных, составляющих знания, различную оценку достоверности.

Достоверность. Получая и используя знания, хочется иметь представление о том, насколько они достоверны. Хорошее хранилище знаний (учебник или база знаний) должно содержать достоверную, соответствующую истинному состоянию предметной области систему знаний о ее объектах и отношениях между ними. Это означает, что поддержание базы знаний в актуальном состоянии – важнейшая функция администраторов базы знаний.

Обрабатываемость. Для того, чтобы знания не оставались вещью в себе, база знаний, как информационная модель предметной области, должна быть построена с учетом возможности генерации достаточно сложных процедур обработки знаний. Эта возможность существенно зависит не только от мощности процедур логической и математической обработки знаний, имеющихся в составе системы, но и от выбранной структуры описания знаний. Наиболее универсальным способом представления знаний о свойствах сущностей ПО и отношениях между ними является предикатно-актантная (П-А) структура в сочетании с языком элементарных триад. Сетевая организация базы знаний на этой основе обеспечивает принцип независимости структуры базы знаний от потребностей процедур их обработки (анализа и синтеза) и независимость процедур обработки знаний от изменения логической структуры базы знаний и от изменения ее физической структуры.

Граница между информацией (данными) и знаниями - нечеткая и зависит от воспринимающего субъекта. Для одного человека легкий намек может стать знанием или источником знаний, а для другого даже мегабайты информации останутся втуне, так и не превратившись в знания. Это говорит о том, что существует зависимость качества знаний от наличия и мощности процедур обработки. Наглядный пример информации, не превратившейся в знание, - чтение человеком текста, написанного на языке, которого этот человек совершенно не знает. Наличие информации в таком тексте - бесспорно, однако в знание ее превратить невозможно, если не знать языка, или очень трудоемко, если пользоваться словарем. Перевод такого текста с помощью компьютерной системы автоматического перевода - типичный пример более эффективной, хотя и не совершенной процедуры извлечения знаний. Если перевод будет сделан человеком, знающим в совершенстве язык и точно понимающим содержание текста, то есть надежда, что знания, в нем содержащиеся, будут извлечены полностью.

Как возникает потребность в извлечении знаний из информации? Часто текст и на родном языке в силу разных причин может быть настолько же трудным для извлечения знаний, как и на чужом. Характерной приметой времени является рост объемов компьютерной информации, что создает огромную потребность в извлечении из нее необходимых знаний. Аналитические службы многих фирм ежедневно получают в электронном виде до 10 – 15 Мбайт текстовой информации и должны дать свое заключение по ней. Нетрудно представить, как напряженно работают такие службы при ограниченной численности сотрудников и жестких сроках обработки. Следует отметить, что работа по превращению информации в знания стоит не дешево. В Internet размещается огромное количество информации и почти вся она предоставляется бесплатно, а вот знаний в ней - немного. Показательно, что в Internet существует довольно много служб, продающих структурированную информацию (знания) - аналитические обзоры, отсортированную и препарированную прессу и т. п. Эти же данные, но в разбросанном

виде, по частям, доступны в Internet кому угодно и бесплатно. Особенность ИИС, отличающая их от ИС и АИС, применяющих традиционные формы представления и обработки информации, - это использование знаний как особого вида информации. Знания основаны на информации и представляют собой результат целенаправленной мыслительной деятельности человека и обобщения его опыта, получаемого в результате практической деятельности.

Концептуальной основой понятия «знание» является то, что оно возникает в результате продуктивного осмысления декларативной информации о сущностях предметной области и преобразования её с помощью известных и необходимых для этого правил. Такие правила относятся к категории процедурных знаний. Декларативная информация – это сведения о сущности ПО, её свойствах и отношениях с другими сущностями. Это ответы на вопросы: что это?, как устроено?, с чем связано?, какую роль оно играет в той или иной связи?, и т.д. Процедурные знания – это сведения о том, как можно или нужно использовать декларативную информацию, чтобы получить знания, которые необходимы, но которых пока еще нет в имеющейся декларативной информации. В результате такого продуктивного осмысления происходит не только качественное преобразование исходной декларативной информации в декларативные знания, но и обогащение процедурных знаний.

1.3. ОБОБЩЕННАЯ ТИПОЛОГИЯ ЗНАНИЙ.

Знания, как информационно – смысловое понятие, могут быть классифицированы по таким признакам, как глубина, степень определенности, этимология (источник происхождения).

По степени отображения сущностных аспектов того или иного объекта знания делятся на две категории: поверхностные и глубинные. Поверхностные знания основаны на частных результатах или опытах, они свидетельствуют о видимых (лежащих на

поверхности) взаимосвязях между сущностями предметной области. Они не обязательно подтверждаются строгой теорией и, как правило, носят субъективный характер. Глубинные знания основаны на общепризнанной теории и строгой аксиоматике, отображающих структуру и природу сущностей ПО и закономерности их связей. Как правило, глубинные знания носят характер абстракций, аналогий, схем и обобщений, фундаментальных законов и объективных закономерностей. Они более устойчивы, чем поверхностные.

По степени определенности знания принято делить на «жесткие» (определенные)и «мягкие» (расплывчатые). Определенные знания дают однозначные ответы на вопросы, которые могут возникнуть по поводу свойств сущностей ПО и характера отношений между ними. Расплывчатые знания на эти же вопросы дают, как правило, вариантные или неопределенные ответы.

По этимологии (источнику происхождения) различают знания концептуальные и экспертные. Концептуальные знания выражают свойства сущностей ПО и отношения между ними через описания базовых понятий конкретной ПО. Такие описания должны отражать понятийную часть каждого базового понятия (описание его структуры и описание структур или свойств его компонент), а также операционную часть – зависимость между компонентами базового понятия. Экспертные знания основаны на знаниях высоко квалифицированного специалиста в конкретной предметной области, они часто носят характер оригинальных и субъективных. Понятийная (декларативная) и операционная (процедурная) части экспертных знаний могут существенно отличаться от понятийной и операционной частей концептуальных знаний. Как правило, концептуальные и экспертные, жесткие и мягкие, глубинные и поверхностные знания используются совместно.

Существенным признаком различия знаний, является основание (побудительный мотив) к возникновению или генерации новых знаний. По этому признаку различают знания, возникающие на основе ассоциаций или аналогий с уже известными знаниями (примерами), и знания, возникающие на основе применения каких-то правил преобразования или применения уже известных знаний.

С развитием концепции баз знаний появилась потребность в новой профессии – инженер по знаниям. Эта профессия в аспекте процесса проектирования и особенно создания ИИС является ключевой. Часто в отечественной литературе, посвященной вопросам создания баз знаний ИИС, вместо термина «инженер по знаниям» используется термин «инженер–когнитолог» или просто «когнитолог». С английского языка cognition переводится как «знание, познание». Главным качествами когнитоолога являются высокая и разносторонняя образованность в конкретной предметной области, способность к аналитической деятельности, умение рационально мыслить, точно и кратко выражать свои мысли, умение слушать и вести беседу, общительность, умение расположить к себе собеседника, обладание развитыми навыками психолога.

1.4. ВИДЫ РАБОТ СО ЗНАНИЯМИ.

Различают три принципиально различных вида работ со знаниями: извлечение знаний непосредственно из информации, содержащейся в различных источниках, или опосредованно (с помощью методов логического анализа, аналогий или ассоциаций) - из других знаний; приобретение знаний; формирование знаний.

Извлечение знаний. Этим термином принято называть процесс взаимодействия когнитолога с источником знаний – экспертом или базами данных и базами знаний,

реализованными в виде книг или иных носителей информации. В результате этого процесса становятся явными ход рассуждений специалиста, раскрывающий рекомендуемый им вариант решения какой-либо задачи, и структура его представлений о предметной области. Методы извлечения знаний делятся на коммуникативные и текстологические. Коммуникативные методы ориентированы на общение когнитолога с экспертами, а текстологические – на работу с текстами или иными носителями информации и знаний. В свою очередь, коммуникативные методы бывают активными и пассивными. Активные методы предполагают высокую активность когнитолога, который умело поставленными вопросами и иными действиями способствует взаимопониманию с экспертом и обеспечивает эффективное решение главной задачи – получение полных и точных ответов на поставленные вопросы. Реализуя активную коммуникацию, когнитолог может избрать групповой или индивидуальный метод работы с экспертами. К групповым методам относятся метод «мозгового штурма», метод «круглого стола» и метод «ролевой игры». Индивидуальные методы более разнообразны и могу быть реализованы в виде анкетирования, интервьюирования, диалога, экпертной игры и пр. Пассивные методы предполагают ситуацию, при которой ведущая роль в процессе извлечения знаний отводится эксперту, а когнитолог только регистрирует рассуждения эксперта. При пассивном извлечении знаний когнитологу не доступна реакция источника знаний на его действия или вопросы – здесь его возможности ограничены такими методами, как наблюдение, протоколирование высказанных вслух мыслей и конспектирование выступлений или лекций. К текстологическим методам относятся анализ учебой литературы, анализ научной литературы, анализ документов и источников, выпускаемых средствами массовой информации.

Приобретение знаний. Этот вид работы со знаниями представляет собой процесс взаимодействия эксперта с программной системой (ПС), входящей в состав БЗ. Такая ПС автоматически или полуавтоматически выполняет процедуры сбора, интерпретации, систематизации, сортировки, форматирования и других видов обработки знаний, источником которых является эксперт. Процесс этот интерактивный, поскольку он связан не только с вводом знаний в БЗ, но и с их уточнением и расширением. Главное свойство таких программных систем заключается в том, что они осуществляют фактически некоторую предварительную структуризацию знаний. Формально такую предварительную структуризацию знаний о свойствах сущностей ПО и отношениях между ними иногда называют **концептуальной моделью** ПО или полем знаний. Эта модель в терминах теории множеств может быть задана кортежем K – конечным (счетным) множеством, состоящим из трех конечных множеств X, Y, M :

$$K = \{ X, Y, M \} \qquad (1.4.1).$$

В выражении (1.4.1) символом X обозначено множество структур исходных знаний, вводимых в БЗ экспертом, символом Y – множество структур знаний, являющихся результатом интерактивного процесса интерпретации и обработки соответствующих структур знаний исходного множества X, а символом M – множество операционных процедур, с помощью которых структуры знаний множества X преобразуются в структуры знаний множества Y. Множество M иногда принято называть операционной моделью ПО. На основании операционной модели ПО содержание каждой структуры множества X превращается в соответствующую структуру множества Y. В свою очередь, операционная модель ПО (множество M) может быть представлена объединением множеств Z и G:

$$M = \{ Z, G \} \qquad (1.4.2),$$

где множество G – это структурированное описание ПО с ее сущностями, их свойствами и отношениями между сущностями, а Z – множество знаний эксперта, совокупность

которых позволяет обобщить (объединить) некоторые сущности ПО по их специфическим признакам в **концепты**, устанавливающие отношения между этими сущностями.

По степени структурированности описание ПО (то есть знания о ней) может быть сильно, средне или слабо структурированным. Сильно структурированное описание ПО характеризуется четкой аксиоматикой, развитым математическим аппаратом, устоявшейся терминологией и логичной классификацией понятий. Средне структурированное описание ПО обычно характеризуется достаточно явными взаимосвязями между ее сущностями, но теоретические основы для количественного выражения этих взаимосвязей недостаточно развиты, а понятийно-терминологическая компонента такого описания не может считаться установившейся. Слабо структурированное описание ПО характерно обилием «белых пятен». Оно бедно конкретикой, но богато эмпирикой. Отношения между сущностями в таком описании носят характер предположений и гипотез, аргументированных явно недостаточно. Определения и понятия в таком описании – не устоявшиеся, могут меняться от контекста к контексту.

В операционных моделях (M) различных ПО соотношение объективной (G) и субъективной (Z) компонент может быть различным. Модели ПО производственно - технической направленности, развивающиеся в течение длительного времени, характеризуются значительным превосходством объективной компоненты знаний над мнением отдельного эксперта. В то же время, в операционных моделях ПО гуманитарной направленности (например, в психологии, философии, истории, юриспруденции и пр.) очень часто больший вес имеют субъективные знания экспертов.

Структурирование знаний – процесс весьма содержательный и ответственный. На основании практического опыта создания баз знаний различной направленности он может быть представлен следующими этапами.

Этап 1 – постановочный - состоит в определении направленности структурного преобразования и систематизации знаний, представленных экспертом (множество X), в состояние, характеризуемое множеством структур Y. На этом этапе когнитолог обязан качественно или количественно оценить, в какой мере намеченное преобразование будет соответствовать классу задач, которые предстоит решать с применением создаваемой ИИС.

Этап 2 - создание терминологической основы структурируемой базы знаний. На этом этапе осуществляется смысловой и текстуальный анализ всех намечаемых сеансов получения знаний от эксперта. Результатом этапа является составление словаря (D) терминов (значимых слов и словосочетаний), обозначающих понятия, явления, процессы, признаки и т.п. в описаниях целей и процедур запланированных сеансов извлечения знаний. Такой словарь должен быть хорошо продуман и не допускать многозначности или неопределенности терминов.

Этап 3 – выявление ассоциативных связей между понятиями и оформление этих связей в виде сети ассоциаций. На этом этапе происходит установление только факта наличия ассоциативной связи между понятиями, но смысловой характер связи и даже ее содержательное определение остаются не установленными. Сеть ассоциативных связей может иметь вид неориентированного или слабо ориентированного графа.

Этап 4 – построение модели иерархической структуры понятий. Ассоциативные связи, установленные на предыдущем этапе, позволяют когнитологу построить модель иерархии понятий – то есть определить, какие из них характеризуются наибольшим числом ассоциаций с другими, и таким образом выделить разные уровни «ассоциативной активности» понятий. Анализ этой модели позволит уточнить иерархию понятий и выявить метапонятия (базовые понятия), через которые могут быть определены другие понятия. Построение иерархической структуры понятий предметной области (иногда ее называют деревом понятий) способствует углубленному пониманию уровней абстракции

понятий и существенным образом материализует (конкретизирует смысловые аспекты) ассоциативных связей между ними. В результате образуется как бы пирамида знаний, структура (число уровней иерархии и общее число понятий) которой зависит как от природы ПО, так и от профессионализма эксперта и когнитолога.

Этап 5 – определение отношений между понятиями построенной пирамиды знаний. Выявление характера, а также количественных или иных метрик отношений между понятиями должно быть выполнено как в пределах одного уровня иерархии, так и в межуровневом аспекте. На этом этапе происходит канонизация названий всех выявленных на предыдущих этапах ассоциативных связей между понятиями, и формулируются **предикаты бинарных отношений** (парадигматических, синтагматических, причинно-следственных, лингвистических и пр.) между ними.

Этап 6 – определение операционной модели ПО, то есть множества M (1.4.2). Напомним, что это множество представляет собой набор цепочек логических рассуждений и правил, на основании которых все понятия и отношения между ними в сформированной концептуальной модели K (1.4.1) будут связаны в единую динамичную систему знаний. Именно эти цепочки (последовательности) рассуждений и правил придают знаниям (внесенным в БЗ экспертом и структурированным и систематизированным в результате взаимодействия эксперта с программной системой обработки экспертных знаний) динамичность и активность в процессе преобразования на пути перехода от множества X к множеству Y. Здесь уместно сделать одно замечание. В некоторых изданиях, посвященных теории и практике создания ИИС, вводится понятие еще одного вида работ со знаниями – «управление знаниями». Основной целью этого вида деятельности считается получение из массива исходных знаний новых сведений, необходимых для решения вновь появившейся задачи. Но как раз достижение этой цели и обеспечивается динамичностью операционной модели ПО, то есть возможностью решения новых задач путем динамической перенастройки цепочек рассуждений и правил, составляющих содержание множества M.

В результате реализации приведенной последовательности этапов концептуальная модель (поле знаний) ПО будет включать терминологию понятий, перечень понятий и их атрибутов (свойств и отношений между понятиями), систему иерархии понятий, описания исходных знаний, описания структурированных и систематизированных знаний и набор решающих правил, обеспечивающих необходимые преобразования исходных знаний.

Существуют различные системы интерактивного приобретения знаний (ИПЗ). Их типология предусматривает три основания деления: по области применения, по методам и способам приобретения знаний, по характеру приобретаемых знаний. По области применения различают системы ИПЗ, предназначенные для решения интеллектуальных задач анализа знаний, синтеза знаний и комбинированных задач. По методам и способам приобретения знаний различают системы ИПЗ, использующие метод интервьюирования эксперта; системы, ориентированные на работу только с когнитологом; системы, ориентированные на работу одним экспертом; системы, ориентированные на работу с группой экспертов. В этой же разновидности систем ИПЗ выделяют такие, которые предусматривают тестирование БЗ после завершения работ, или обходятся без оного. По характеру приобретаемых знаний системы ИПЗ могут быть представлены двумя категориями: системами приобретения стратегических (комплексных, фундаментальных, системных) знаний и системами приобретения тактических знаний (правил, понятий, отношений, связей и т.п.).

Формирование знаний. Эффективность процесса приобретения знаний, ориентированного на работу с источниками знаний (ИЗ), существенно зависит от особенностей каждого ИЗ. Если ИЗ – эксперт, то имеют значение его психофизические качества и профессиональная концепция в данной предметной области. Многое зависит от

того, как происходит формирование поля знаний каждого ИЗ, участвующего в создании БЗ. То есть построение субъективного семантического пространства (СП), свойственного каждому из них. Под субъективным семантическим пространством ИЗ понимается структурированная система признаков, используемая им для представления (описания) предметной области. Построение объективного СП на основе обобщения субъективных СП представляет собой довольно сложный вид работы со знаниями, называемый формированием знаний. Этот вид работ, как правило, включает методы статистического анализа (регрессионного, факторного, кластерного анализ, многомерного шкалирования и пр.). Он позволяет сгруппировать отдельные признаки (свойства) сущностей ПО и отношения между ними в более емкие категории (правила, аксиомы, классификации, закономерности, законы) и факторы. То есть – сформировать концептуальные категории (концепты) более высоких уровней абстракции. Построение объективного СП для группы ИЗ, если таковыми являются эксперты, обычно содержит три последовательных шага.

Шаг первый – выбор и применение метода оценки семантического сходства понятий. Этот шаг предполагает проведение эксперимента, в котором каждому эксперту предлагается оценить общность предъявленных понятий по некой условной шкале.

Шаг второй – на основе полученной на первом шаге матрицы сходства определяется структура СП для всей группы экспертов. При этом за счет обобщения сходных по смыслу понятий в один класс происходит, как правило, уменьшение числа используемых понятий.

Шаг третий – интерпретация обобщенных понятий, выделенных на втором шаге. Она заключается в выборе (назначении) смысловых эквивалентов (имен или идентификаторов) для обобщенных понятий. Эффективность этой процедуры зависит от таланта, эрудиции и лингвистического чутья экспертов и когнитолога.

В заключение можно выделить некоторые проблемы, наиболее часто возникающие в процессе приобретения знаний. Основная из них – проблема «несоответствия представлений». Суть ее в том, что всегда (или почти всегда) существуют расхождения в том, как различные эксперты формулируют свои знания и тем, как эти знания должны быть представлены в БЗ создаваемой системы. Свести эти расхождения к минимуму можно, предоставив эксперту возможность общаться с БЗ на естественном для него языке. Это обстоятельство еще раз свидетельствует о крайней важности решения проблемы создания компьютерной программы, понимающей естественный (человеческий) язык. Другая проблема заключается в том, что часто бывает трудно или вовсе невозможно описать все необходимые знания в одной системе понятий или в одной системе их представления, даже если допустить, что эксперт может без потерь передать свои знания когнитологу. Еще одна, третья проблема связана с тем, что формализованное представление знаний (например, в предикатно-актантной структуре) может оказаться неприемлемым неудобством для эксперта.

1.5. НАПРАВЛЕНИЯ РАЗВИТИЯ ИИС И СПОСОБЫ ИХ РЕАЛИЗАЦИИ.

Как уже отмечалось, развитие систем информационного обеспечения различных видов деятельности человека, исторически можно представить этапами: «информационные системы» (ИС), «автоматизированные информационные системы» (АИС), «интеллектуальные информационные системы» (ИИС).

Каждому из этих этапов соответствует своя информационная модель предметной области. Для первых информационных систем такой моделью служили каталоги или

классификаторы, для АИС это были массивы информации, организованные в виде баз и банков данных, а для ИИС - модель предметной области представлена системой структурированных данных, получившей название базы знаний. Информационные системы, основанные на каталогах, создавались в основном для реализации в той или иной мере механизированного поиска необходимой информации. АИС, основанные на высоко организованных базах данных, позволяли не только вести автоматизированный и многоаспектный поиск информации, но и достаточно сложную обработку найденной информации, ее организованное хранение и передачу. ИИС, основанные на базах знаний, должны (в дополнение к возможностям АИС) решать задачи, получившие название «интеллектуальных».

Развитие ИИС на современном этапе идет в соответствии с тремя направлениями исследований, целью которых - моделирование возможностей человека в решении интеллектуальных задач.

Первое направление объектом исследований рассматривает структуру и механизмы работы мозга человека, а конечной целью - раскрытие тайн мышления. Необходимыми этапами исследований в этом направлении являются построение моделей на основе психофизиологических данных, проведение экспериментов с ними, выдвижение новых гипотез относительно механизмов интеллектуальной деятельности, совершенствование ранее созданных моделей и т. д.

Второе направление в качестве объекта исследования рассматривает искусственную интеллектуальную систему. Здесь речь идет о моделировании интеллектуальной деятельности с помощью вычислительных машин или автоматов иного принципа действия. Целью работ в этом направлении является создание алгоритмического и программного обеспечения вычислительных таких машин, позволяющего решать некоторые виды интеллектуальных задач так же, как их решил бы человек.

Третье направление ориентировано на создание человеко-машинных, или, как еще говорят – интерактивных, интеллектуальных систем, являющих собой симбиоз возможностей естественного и искусственного интеллекта. Важнейшими проблемами в этих исследованиях является оптимальное сочетание возможностей человека и искусственной системы, моделирующей интеллектуальные возможности человека, и организация **семантически безупречного диалога между человеком и такой системой**.

В рамках каждого из направлений существуют различные **подходы к построению ИИС**. Эти подходы не являются эволюционными этапами, они появились почти одновременно (в историческом плане) и самостоятельно существуют и развиваются в настоящее время. Более того, никогда не было достаточных оснований к тому, чтобы безоговорочно предпочесть какой-то подход остальным.

Начнем их рассмотрение с **логического подхода**. Некоторые исследователи считают появление этого подхода неизбежным потому, что именно способность к логическому мышлению является существенной особенностью человека. Основой для данного подхода является применение различных правил логического вывода, изложенных с помощью Булевой алгебры. Каждый, кто изучал основы алгоритмизации, знаком с понятиями алгебры логики и с логическими операторами алгоритмических языков программирования. Свое дальнейшее развитие Булева алгебра получила в виде исчисления предикатов, в котором она расширена за счет введения предметных символов, отношений между ними, квантора существования и квантора общности. Практически каждая ИИС, основанная на логическом подходе, представляет собой машину для решения задач логических выводов и доказательства теорем. При этом исходные данные хранятся в базе знаний в виде аксиом и правил построения логического вывода как отношений между этими данными. Кроме того, каждая такая машина имеет блок генерации цели (формулировка задачи или теоремы), а система вывода (универсальный

решатель) должна решить данную задачу или доказать теорему. Если сформулированная цель достигнута (теорема доказана), то последовательность примененных правил образует цепочку действий, позволяющих решать любые задачи подобного типа. Мощность такой системы определяется возможностями генератора целей и возможностями машины доказательства теорем (универсального решателя).

К сожалению, выразительность алгебры высказываний недостаточна для реализации на компьютерной модели полных возможностей логического мышления человека, но зато неоспорим следующий факт: **все, что можно реализовать на ЭВМ, принципиально реализуемо с помощью логики предикатов, и наоборот**. Справедливости ради следует сказать, что выразительность логического подхода возросла с появление такого сравнительно нового понятия, как нечеткая логика. Главным ее отличием от формальной логики является возможность использования не только двух (ДА, НЕТ) значений высказывания, но и промежуточных (НЕ ЗНАЮ, СКОРЕЕ - ДА, СКОРЕЕ – НЕТ, и пр.). Такие значения в большей мере соответствуют категориям, используемым людьми в жизненных ситуациях.

Для логических методов характерна большая трудоемкость, поскольку поиск доказательства может потребовать полного перебора всех возможных вариантов решений. Поэтому данный подход требует эффективной реализации вычислительного процесса и хорошо «работает» при сравнительно небольшом объеме базы знаний.

Физический подход объединяет методы моделирования интеллектуальных возможностей человека с помощью компьютера и различных физических устройств. Одной из первых таких попыток был перцептрон Фрэнка Розенблатта. Структурной единицей перцептрона (как и большинства других вариантов такого моделирования) является компьютерная модель нейрона – нервной клетки. Позднее возникли модели, которые получили известность под термином "искусственные нейронные сети" (ИНС). Эти модели относятся к структурам, основанным на примерах. Они используют как различные по физической реализации модели нервных клеток, так и различные топологии связей между ними. Нейронные сети сначала применялись в задачах распознавания образов и в задачах обучения, но в настоящее время есть коммерческие аппаратно – программные продукты, представляющие собой законченные ИИС, работающие на нейронно-сетевой технологии и применяемые в различных областях деятельности.

Широкое распространение получило в последние годы **эволюционное моделирование**. Принцип, лежащий в основе этого метода, заимствован у природы - у живых организмов и систем. Во многих источниках он определяется как воспроизведение процесса естественной эволюции с помощью специальных алгоритмов и программ.

Эволюционное моделирование представляет собой итеративный процесс. Этот процесс начинается с создания начального варианта модели ИИС для решения конкретной интеллектуальной задачи и набора правил, по которым эта модель может изменяться. Затем формулируется критерий правильного (или приемлемого) решения этой задачи. Начальный вариант модели ИИС обычно не отвечает установленному критерию качества решения задачи. С этого момента начинается пошаговое улучшение начального варианта модели ИИС. Оно заключается в следующем. Описание начальной модели, правила вычисления критерия оценки её качества и правила (стратегии) её эволюции вводятся в компьютер, который «проигрывает» эволюцию начальной модели по каждой из возможных стратегий её развития и отбирает наилучший по установленному критерию результат эволюции в качестве новой начальной модели, которая вновь опробуется на допустимых правилами стратегиях развития. Итерации продолжаются, пока эволюция модели не приведет к требуемому уровню ее качества. Вообще говоря, эволюционные модели физически не существуют, так как являются всего лишь эволюционными обучающими алгоритмами. Модели, построенные на таких алгоритмах, имеют один

существенный недостаток – в процессе их создания, сводящемуся к пошаговой модификации, промежуточные варианты модели практически не способствуют получению новых знаний о среде, в которой предстоит функционировать ИИС.

Еще одним, широко используемым методом этого подхода к построению ИИС является **имитационное моделирование**. Оно связано с классическим для кибернетики, одним из ее базовых понятий - "черным ящиком" (ЧЯ). Так называют устройство, информация о внутренней структуре и содержании которого отсутствуют полностью, но известна матрица обязательного соответствия сигналов на входе в него и сигналов на его выходе. Объект, поведение которого имитируется моделью, как раз и представляет собой такой "черный ящик". Нам не важно, что у него внутри и как он функционирует, главное, чтобы наша модель в аналогичных ситуациях вела себя точно так же. Так можно моделировать важное свойство человека — способность копировать то, что делают другие, не задумываясь, зачем это нужно. Зачастую эта способность экономит ему массу времени, особенно в начале его жизни. Основным недостатком имитационного подхода является низкая информационность о побудительных мотивах поведения моделей, построенных с его помощью.

С применение имитационного подхода связана одна интересная идея из области создания виртуальных моделей. Представим себе, что за неким человеком наблюдает устройство, регистрирующее любые сигналы, поступающие к нему, и его (человека) действия (речь и иные психофизические параметры) в ответ на эти сигналы. Набрав достаточно большое количество такой информации, можно, используя человека как ЧЯ, построить модель, которая при определенных сигналах на её входе будет выдавать те же данные, что и наблюдаемый человек. Если такая затея будет когда-нибудь реализована, то для всех посторонних наблюдателей подобная модель будет той же личностью, что и реальный человек. Возможности применения таких моделей могут быть неожиданно интересны и…небезобидны.

Даже такое, весьма общее, знакомство с различными методами и подходами к построению ИИС, позволяет отметить, что на практике очень четкой границы между ними нет. Как правило, чаще встречаются системы, использующие сочетание перечисленных методов и подходов.

1.6. КЛАССЫ ЗАДАЧ, РЕШАЕМЫЕ ИИС, И ИХ ОБОБЩЕННЫЕ ХАРАКТЕРИСТИКИ. ОПРЕДЕЛЕНИЕ ИИС.

Первоначально потребность в создании информационных систем, способных решать интеллектуальные задачи, возникла при решении задач распознавания образов. Затем появились и долгое время занимали воображение ученых-системотехников всевозможные модели и устройства, способные решать задачи поведенческого характера. Почти одновременно с этой областью применения возникла и другая – это была область,

связанная с решением задач логического вывода. В средине прошлого столетия о своей потребности в применении компьютерных моделей человеческого интеллекта во весь голос заявили специалисты по разработке автоматизированных информационно-поисковых систем и лингвисты. А с появлением серьезных успехов в создании таких моделей, связанных с развитием и внедрением новых информационных (и не только компьютерных) технологий, о своих потребностях в ИИС заявили все отрасли науки, промышленности, народного хозяйства и культуры. Поэтому правильнее говорить не о том, в каких областях человеческой деятельности в настоящее время применяются ИИС, а о том, какие классы задач уже сейчас решаются с помощью таких систем.

Обобщенный перечень классов таких задач выглядит следующим образом:

- разработка средств, обеспечивающих эффективное общение человека с машиной (автоматом) на естественном языке в форме речевого обмена и (или) обмена текстами;
- автоматический перевод текстовой и речевой информации с одних языков на другие, в том числе – с естественных языков на внутримашинные и обратно);
- автоматический концептуальный анализ, поиск и интерпретация данных и знаний;
- разработка алгоритмов и методов поддержки принятия решений по целесообразному управлению (в том числе – в реальном масштабе времени) различными системами, объектами и процессами в экономике, финансах, производстве, науке, образовании, медицине, экологии, природопользовании, вооружении и других отраслях хозяйства с учетом неопределенности в реализации факторов внешней среды и связанных с этим рисков;
- разработка алгоритмов и методов мониторинга и диагностики состояния систем, объектов и процессов;
- автоматическое проектирование систем и устройств с оптимальными на множестве ситуаций свойствами;
- разработка алгоритмов логических выводов и доказательства теорем;
- разработка поведенческих алгоритмов в условиях неопределенности и риска;
- автоматическое распознавание образов различной природы;
- создание автоматически обучающихся систем.

Этот перечень далеко не претендует на законченность и причиной тому не столько недостаток воображения у автора данного пособия, сколько весьма быстрое возникновение новых классов таких задач. Все перечисленные классы задач обладают, по крайней мере, одним из приведенных ранее свойств **интеллектуальной задачи** и относятся к категории задач **анализа и синтеза знаний**. Содержание одних из этих классов задач прямо следует из их названий. Но некоторые классы задач столь ёмки и многоплановы, что требуют более подробного раскрытия и характеристики.

Начнем с двух классов задач, которые мы не случайно поставили первыми в списке. Эти задачи тесно связаны между собой как по содержанию, так и по значимости для эффективного решения общей проблемы – созданию интеллектуальных информационных систем.

Разработка средств, обеспечивающих **общение человека с машиной на естественном языке**, является, по мнению специалистов в области математической и структурной лингвистики, многотрудной комплексной проблемой. От успешного решения этой проблемы во многом зависит принципиальная возможность построения информационных систем, способных решать интеллектуальные задачи. Такая возможность обеспечивается способностями ИИС накапливать знания на основе естественного общения с их источником, анализировать их и синтезировать новые знания на основе правил логического вывода или стереотипов интерпретации и предоставлять человеку (или другой системе) на основе семантически безупречного распознания его потребности в этих знаниях. При этом следует иметь в виду, что и источник знаний, и их потребитель

хотели бы общаться с системой естественным для них способом, не обязательно одним и тем же.

Разработка систем **автоматического (машинного) перевода речевой и (или) текстовой информации с одного естественного языка на другой** – сложный и трудоемкий процесс. Поэтому, естественно, возникает вопрос: каким образом можно снизить (минимизировать) затраты на их создание? Если считать, что такие системы должны создаваться для каждой пары языков, то даже при 20 различных языках потребуется разработать 190 таких систем. Считается (2), что одно из возможных решений здесь может быть в том, что из всех языков мира выбирается один язык–посредник, а для каждого национального языка создается только одна система машинного перевода. Она будет осуществлять перевод между данным языком и языком–посредником. Тогда число различных систем перевода будет на единицу меньше числа различных языков. Но и это решение чревато возможными негативными последствиями. Если учитывать, что даже при высоком качестве перевода с одного естественного языка на другой может происходить некоторое смещение смысла перевода относительно смысла оригинала, то при использовании языка-посредника такое смещение будет возрастать. Важное значение этой задаче придает и международное сообщество в лице ООН, связывая с ней решение проблемы построения открытого Информационного Общества на планете Земля.

Третий класс задач – **автоматический концептуальный анализ информации**. Он связан с разработкой алгоритмов поиска информации и программ её точного прочтения, распознания её структуры и главное – с выявлением фрагментов информации (терминов, понятий, концептов), отображающих смысловые аспекты информации, на каком бы языке (вплоть до естественного) и в каком бы виде (текст, речь, мультимедиа) она ни была представлена. Исполнителем таких алгоритмов должен быть конечный автомат, например современный или построенный на совершенно других принципах компьютер. В результате концептуального анализа исходная информация должна быть представлена **системой классификации**, распределяющей её семантически значимые фрагменты по классам на основе признаков сходства и различия, которые отражают наиболее существенные черты смыслового содержания исходной информации. Классификация данных – одна из сложнейших интеллектуальных задач. По мнению Г.Г.Белоногова (2) её решение (например, для определения смыслового содержания научно-технических текстов) с помощью универсальной ЭВМ в настоящее время возможно лишь на путях формализации семантико-синтаксической структуры информации. Как аналитический процесс, классификация существенным образом способствует выявлению смыслового содержания текстовой информации и включает процедуры её морфологического и семантико-синтаксического анализа. Первый применяется для определения грамматических характеристик слов, а второй – для распознавания смысловых значений понятий, образованных словами и словосочетаниями.

Как аналитический процесс, **автоматический поиск** в массиве естественно-язычной информации по запросам, так же составленным на естественном языке, в упрощенном варианте связан с распознаванием «смысла» запроса и с последующим сопоставлением его со «смыслом» информации. В более сложном варианте, когда информация и запрос представлены на разных языках, потребуется «попутно» решить еще и задачу автоматического перевода либо информации, либо запроса с одного естественного языка на другой. И сделать это необходимо без искажения смысла оригинала.

Рассмотрим последнюю составляющую этого класса задач – **интерпретацию информации**. Как комплексный (связанный с анализом и синтезом) процесс, интерпретация исходной информации характерна своей многоаспектностью и многовариантностью. Особенно в тех случаях, когда объект интерпретации имеет свойства абстрактных знаний или знаний из совершенно другой предметной области, чем

та, которая интересует автора запроса (пользователя ИИС). В «упрощенном» варианте интерпретация исходной информации – это изложение её смысла в категориях и понятиях пользователя ИИС. В более сложных ситуациях этот процесс будет представлять собой сопоставление потребностей пользователя с возможностями, которые может ему дать исходная информация (а для этого понадобится анализ и тех, и других) и синтез на основе этого сопоставления новых, необходимых пользователю знаний.

Автоматическое проектирование систем и устройств имеет целью обоснования перечня свойств, которыми должен обладать проектируемый объект. При этом он должен соответствовать своему функциональному назначению на всем множестве ситуаций, в которых может оказаться. Если учесть, что объективно существует неопределенность в том, какая из ситуаций будет иметь место, то становится очевидной сложность такой задачи. Она может потребовать привлечения экспертов в соответствующих областях знаний и использования моделей и методов оптимизации синтеза сложных систем.

Разработка алгоритмов и методов мониторинга и диагностики состояния систем и процессов делается с целью длительной интерпретации данных о поведении или состоянии наблюдаемого объекта в реальном масштабе времени, регистрации результатов наблюдения и аналитического соотнесения состояния этих результатов с определенным классом его эталонных состояний.

Разработка алгоритмов и методов поддержки принятия решений по целесообразному управлению сложными системами, имеющими различную природу, является классом задач, во многом сходным с классом задач автоматического проектирования. Основное различие здесь в том, что задачи принятия решений по управлению сложными системами, как правило, решаются в реальном масштабе времени, то есть являются динамическими. Постановка такой задачи предполагает формулирование целевой функции, определяющей траекторию перехода системы из начального состояния в конечное (целевое) при случайном изменении факторов внешней (по отношению к объекту управления) среды. Возможна и другая постановка задачи, при которой целью управления является поддержание параметров объекта управления на некотором (целевом) уровне в условиях непрогнозируемого изменения факторов внешней среды.

Разработка поведенческих алгоритмов обычно предполагает, что исполнение этих алгоритмов будет поручено конечному автомату. Это предположение основано на том, что автоматы, способные вести себя оптимально на множестве ситуаций и при этом минимизировать риск, обычно применяются в таких условиях, где человек не может находиться по соображениям безопасности или по иным причинам (необходимость быстрого реагирования на изменение условий, необходимость учета множества факторов и пр.). Этот класс задач может быть ориентирован и на исполнителя – человека, который по виду своей деятельности является ответственным за принятие решений, последствия которых имеют большое общественное значение. Как правило, интеллектуальное и информационное обеспечение такой деятельности состоит в разработке вариантов решений и их оценке на адекватных реальности моделях. Выбор (принятие) наилучшего (оптимального) решения требует учета различных факторов внешней среды. Влияние каждого из них на выбор поведения может быть оценено с помощью моделирования, но не известно какое сочетание факторов будет иметь место в действительности. В такой постановке рассматриваемая задача в методическом аспекте имеет много общего с классом задач поддержки принятия решений в условиях неопределенности и риска. Решение задач разработки поведенческих алгоритмов имеет методическую общность и с прогнозированием последствий влияния факторов внешней среды, если учет этого влияния предписан самой постановкой задачи.

Разработка алгоритмов автоматического распознавания образов представляет собой едва ли не самый широкий класс задач. Попытаемся пояснить – почему. В

теоретической кибернетике понятие образа отождествляют с группой понятий в некой системе классификации, объединяющей (выделяющей) определенную совокупность объектов по некоторому признаку. Образное восприятие мира — одно из загадочных свойств живого мозга, позволяющее разобраться в бесконечном потоке воспринимаемой информации и сохранять ориентацию в океане разрозненных данных о внешнем мире. Воспринимая внешний мир, мы всегда производим классификацию воспринимаемых ощущений, т. е. разбиваем их на группы похожих, но не тождественных явлений. Например, несмотря на заметное различие, к одной группе относятся все буквы А, написанные различными почерками, или все звуки, соответствующие одной и той же ноте, взятой в одной октаве даже на разнотембровых инструментах. Оператор, управляющий техническим объектом, может одинаково реагировать на целое множество внешне различных состояний объекта. Характерно, что для составления понятия о группе восприятий определенного класса достаточно ознакомиться с незначительным количеством ее представителей. Ребенку можно показать всего один раз какую-либо букву, чтобы он смог найти эту букву в тексте, написанном различными шрифтами, или узнать ее, даже если она написана в умышленно искаженном виде. Это свойство мозга позволяет сформулировать такое понятие, как образ. Образы обладают характерным свойством, проявляющимся в том, что ознакомление с конечным числом явлений из одного и того же множества дает возможность узнавать сколь угодно большое число его представителей. Примерами образов могут быть: камень, дерево, жидкость, музыка Моцарта, стихи Пушкина и т.д. В качестве образа можно рассматривать и некоторую совокупность состояний управляемого объекта. Вся эта совокупность характерна тем, что для достижения заданной цели управления требуется одинаковое воздействие на объект.

Круг задач, которые могут решаться с помощью распознающих систем, чрезвычайно широк. Сюда относятся не только задачи распознавания зрительных и слуховых образов, но и задачи распознавания сложных процессов и явлений, возникающих, например, при выборе целесообразных действий руководителем предприятия или выборе оптимального управления технологическими, экономическими, транспортными или военными операциями. К классу задач автоматичесого распознавания образов в полной мере относится и задача автоматического (машинного) перевода с одного естественного языка на другой. В каждом из этих примеров анализируются некоторые явления, процессы, состояния внешнего мира, которые можно считать объектами наблюдения. Прежде чем начать анализ какого-либо объекта, нужно получить о нем определенную, каким-либо способом упорядоченную информацию. Такая информация представляет собой характеристику объектов, их отображение на множестве воспринимающих органов распознающей системы. Но каждый объект наблюдения может воздействовать на рецепторы распознающей системы по-разному, в зависимости от условий восприятия. Например, та же буква А, даже одинаково написанная, может как угодно смещаться относительно воспринимающих органов. Кроме того, объекты одного и того же образа могут достаточно сильно отличаться друг от друга и, естественно, по-разному воздействовать на воспринимающие органы.

При решении задач управления методами распознавания образов вместо термина "изображение" можно применять термин "состояние", трактуя его как определенной формы отображение измеряемых текущих (или мгновенных) характеристик наблюдаемого объекта. Совокупность состояний наблюдаемого объекта можно трактовать как ситуацию. Понятие "ситуация" является аналогом понятия "образ". Но эта аналогия не полная, так как не всякий образ можно назвать ситуацией, хотя всякую ситуацию можно назвать образом.

Выбор исходного описания объектов является одной из центральных задач проблемы обучения распознаванию образов. При удачном выборе исходного описания

(пространства признаков) задача распознавания может оказаться тривиальной и, наоборот, неудачно выбранное исходное описание может либо сделать очень сложной дальнейшую обработку информации, либо вообще не дать решения. Например, если решается задача распознавания объектов, отличающихся по вкусу, а в качестве исходного описания выбраны сигналы, получаемые от датчиков цвета, то задача распознавания не может быть решена в принципе.

Разработка алгоритмов логических выводов и доказательства теорем – это класс задач, требующий от системы целого комплекса свойств. К ним относятся: развитые коммуникативные способности; наличие программных средств, позволяющих воспроизводить осознанные (дедуктивные) и подсознательные (интуитивные или индуктивные) мыслительные способности человека; наличие программных средств, позволяющих реализовать математический аппарат алгебры логики и исчисления предикатов; наличие программных средств, позволяющих решать задачи нечеткой логики; способность к самообучению и адаптивность. Задачи, относящиеся к данному классу, являются интеллектуальными по определению. База знаний системы, создаваемой для решения этого класса задач, должна содержать набор аксиом и правил, с помощью которых для конкретной предметной области можно строить логически безупречные (не противоречащие смыслу) последовательности (цепочки) связей между исходными знаниями. Эти цепочки должны приводить к конечной цели - созданию алгоритма вывода или к доказательству теоремы. Создание таких систем, как правило, основано на логическом подходе.

Мы бегло ознакомились с различными методами и подходами к построению ИИС. Но даже такое общее знакомство позволяет отметить, что на практике очень четкой границы между ними нет. Как правило, чаще встречаются смешанные системы, использующие сочетание перечисленных методов и подходов.

Подводя некоторый итог обзору основных направлений и подходов к созданию ИИС и классов решаемых ими задач, мы достаточно близко подошли к тому, чтобы дать определение понятию «интеллектуальная информационная система». Автор одной из книг, получившей статус учебника и вышедшей в издательстве «Высшая школа» под названием «Интеллектуальные информационные системы», завершает предпринятую им серию из трех приближений к определению ИИС следующим результатом: «ИИС – это система, способная самостоятельно принимать решения». Если принять во внимание, что этому предшествует чуть более одной страницы текста, ничем не восполняющего явный недостаток информативности этого определения, то первое восхищение «сестрой таланта» уступает место разочарованию.

Во введении к другой книге (10), названной так же, но имеющей статус учебного пособия, дано другое определение ИИС, которое представляется более содержательным: «ИИС – результат развития обычных информационных систем, которые сосредоточили в себе наиболее трудоемкие технологии с высоким уровнем автоматизации не только процессов подготовки информации для принятия решений, но и самих процессов выработки вариантов решений, опираясь на полученные информационными системами данные». В этом определении ИИС прослеживается желание подчеркнуть (на наш взгляд – совершенно справедливо) тот факт, что ИСС – это система, которая «умеет» делать то, к чему принципиально не способны традиционные ИС и даже АИС.

В процессе написания данного учебного пособия нам пришлось познакомиться более чем с десятью определениями ИИС. Во многих из них авторы стремились за недосказанностью скрыть свое желание избежать упреков в многословии, обычно дающем повод к критике. Некоторые определения – наоборот, были весьма пространными из-за стремления привести в них подробный перечень классов задач, решаемых ИИС, и их ориентацию на использования тех или иных информационных технологий.

Анализ вариантов этих определений и некоторые собственные соображения привели нас к тому, чтобы предложить суду читателя следующее определение ИИС.

Интеллектуальная информационная система - это **компьютерная модель интеллектуальных возможностей человека в целенаправленном поиске, анализе и синтезе текущей информации об окружающей действительности для получения о ней новых знаний и решения на этой основе различных жизненно важных задач.**

1.7. ТИПОЛОГИЯ (ОБОБЩЕННАЯ КЛАССИФИКАЦИЯ) ИИС.

В современной учебной литературе, посвященной теоретическим аспектам построения таких систем, можно встретить много вариантов подхода к изображению неких подобий классификации ИИС. К сожалению, все эти классификации строятся на

различных «основаниях деления» и скорее являются пересекающимися типологическими множествами. Нам представляется целесообразным представить типологию ИИС на современном этапе их развития двумя крупными категориями, которые изначально рассматривались как принципиально различные, но в своем развитии образовали третью, гибридную категорию.

К первой категории относятся ИИС, получившие название **экспертных систем**. По мнению автора статьи Expert System в Британской энциклопедии, экспертная система – это компьютерная программа, которая имитирует знания и способности эксперта к рассуждениям в какой-либо специальной области. В отличие от обычных компьютерных программ ЭС применяют к данным, которыми манипулируют, не только свойственные традиционным ИС **операции и вычисления**, но и определенные **правила**, устанавливающие отношения между различными данными с целью получения рассуждений, подобных тем, которые мог бы выстроить эксперт. Основными компонентами ЭС являются база знаний, отличающаяся от базы данных тем, что содержит исполняемый программный код (предписания, применимые к элементам знаний), и логическая машина (универсальный решатель), которая интерпретирует и оценивает эти предписания и содержащиеся в базе знания. Концепция ЭС появилась еще в 60-х годах прошлого века, но впервые привлекла к себе внимание благодаря трудам проф. Стэнфордского университета Э.Фейгенбаума. Он, в частности, показал, что эффективность компьютерной программы при решении логических задач в значительной мере определяется объемом знаний о предметной области, которыми программа располагает, чем от формализмов и техники программирования, которые она использует. Вначале ЭС применялись для диагностики в медицине, но вскоре нашли широкое применение и в других областях (экономика, банковское дело, геология, налогообложение и др.). Главной же особенностью первой категории ИИС является то, что они основаны на применении к содержащимся в базе знаниям определенных наборов **правил** и на соблюдении определенных **последовательностей применения этих правил**.

Ко второй категории относятся ИИС, получившие название **искусственных нейронных сетей**, первоначально создававшихся для систем распознавания образов. Искусственная нейронная сеть (ИНС) представляет собой структуру, состоящую из нескольких слоев электронных моделей нервных клеток человеческого мозга – нейронов: одного входного слоя, нескольких внутренних (скрытых) слоев и одного выходного слоя. Поток подлежащей обработке (распознанию) информации поступает на входной слой, проходит через внутренние слои и результаты обработки информации выдаются через выходной слой искусственных нейронов. Во внутренних слоях устанавливаются ассоциативные связи между входным и выходным сигналами нейронной сети. Изменчивость ассоциативных связей между входом и выходом такой сети обеспечивается за счет различия порогов чувствительности входного и выходного слоев, которые устанавливаются и корректируются в процессе обучения сети. Обучение сети может происходить по-разному. Наиболее популярен метод, основанный на корректировке ее структуры с учетом результатов пробных решений. Суть его в том, что предварительно готовится достаточно представительная обучающая выборка – множество пар входных и выходных сигналов. Затем входные данные обучающей выборки последовательно вводятся в сеть для получения выходных данных сети, которые потом сравниваются с выходными данными обучающей выборки. Если они совпадают, то сеть считается обученной и никакой корректировки связей внутри сети не производится. В противном случае эти связи корректируются и процесс обучения повторяется до тех пор, пока не будет достигнута необходимая точность совпадения выходных данных сети с выходными данными обучающей выборки. Исследования в области ИНС начались около сорока лет назад, но их быстро затмили работы по созданию систем «искусственного интеллекта»,

основанных на применении правил (rule based artificial intelligence). Однако позднее, благодаря успехам в области биологии, эти исследования снова обрели популярность и привлекли внимание широкого круга специалистов. В настоящее время нейронные сети достаточно широко используются для решения задач прогнозирования, принятия решений в бизнесе, распознавания речи, управление роботами, медицинской диагностики. В частности, американское космическое агентство NASA использует нейронные сети для управления автоматическими перехватчиками объектов, случайно попавших в рабочую зону космического пространства, где проводятся какие-либо работы с космической станцией. Компания General Dynamics разработала основанную на ИНС систему опознания подводных объектов по шумам работающей двигательной установки. Этот перечень далеко не полный, но многие ученые считают, что основные достижения в области НС-технологий еще впереди. Главной особенностью ИИС, основанных на НС-технологиях, является то, что они ориентированы на использование **примеров (прецедентов) или образцов** приемлемого исполнения целевой функции. При проектировании ИНС нет необходимости формализовать процесс решения задачи. Необходимо лишь подготовить достаточно представительную выборку обучающих примеров и провести на ее основе обучение системы.

В истории создания и развития теории и практики ИИС был достаточно заметный по длительности период времени, когда многие специалисты считали, что нейронные сети и экспертные системы являются конкурирующими, а иногда и альтернативными (взаимоисключающими), направлениями.

Проектировщику ИИС экспертная система (ЭС) более понятна, чем нейронная сеть, поскольку она работает на правилах, используемых и в человеческих рассуждениях. Логика этих правил близка к житейской. Нейронная же сеть имитирует не всегда понятные биологические процессы, происходящие в подсознании человека и могущие показаться странными. Кроме того, проектировщик практически не может видеть, как обучается нейронная сеть.

По свидетельству авторов ряда научных публикаций, проектирование ЭС часто требует многих месяцев, связанных со сбором и осмыслением необходимой информации и переводом ее на язык правил и фактов, составлением и отладкой компьютерных программ. При этом необходимо понять задачу и представить процесс ее решения в виде последовательности логических операций. Правда, после того, как это сделано, ЭС может быть создана и отлажена за несколько дней. Продолжительность обучения большинства ИНС после того, как подготовлена необходимая обучающая выборка, по свидетельству специалистов, может составлять от нескольких часов до нескольких дней.

В настоящее время стала преобладать точка зрения, в соответствие с которой ЭС и ИНС рассматриваются как два равноправных и вполне совместимых подхода со свойственными им достоинствами и недостатками. Оба подхода в совокупности адекватны по отношению к классам задач, для решения которых создаются ИИС. Практически задача любого класса может быть решена либо с помощью ИНС, либо с помощью ЭС. У проектировщика ИИС, таким образом, появилась возможность выбора, которая одновременно возлагает на него решение комплексной задачи оптимизации: какую категорию ИИС следует выбрать для решения конкретного класса задач? Этот выбор зависит прежде всего от характера исходной информации, которой располагает проектировщик. Если задача может быть решена «по правилам» и эти правила известны или могут быть легко определены, то следует выбрать ЭС. Если правила не известны, но есть много эмпирических сведений (примеров, прецедентов) о соотношении входных и выходных параметров решаемой задачи, то следует выбрать ИНС. Что касается оптимизации выбора, то решающими факторами могут оказаться и общая стоимость проекта будущей ИИС, и время, за которое она может быть создана.

Эти обстоятельства привели ученых, занимающихся созданием ИИС, предназначенных для решения комплексных (относящихся к нескольким из приведенных выше классов) интеллектуальных задач, к совместному использованию в одной ИИС и технологии искусственных нейросетей, и технологии экспертных систем. Так появилась третья категория интеллектуальных информационных систем – **гибридные**. В гибридных ИИС нейронная сеть может применяться, например, для распознавания различного рода ситуаций или образов, относящихся к категории чувственных данных, а экспертная компонента гибридной системы – для последующей логической обработки (анализа) результатов распознавания таких ситуаций и образов. Экспертная компонента гибридной системы может применяться также для обучения нейронных сетей. Многие комплексные интеллектуальные задачи могут решаться путем совместного применения процедур логического вывода и процедур, моделирующих человеческую интуицию. В гибридных ИИС логический вывод может выполняться с помощью экспертной компоненты, а человеческая интуиция - моделироваться с помощью НС.

1.8. ОБОБЩЕННАЯ ТИПОВАЯ СТРУКТУРА ИИС. ОСНОВНЫЕ (БАЗОВЫЕ) СВОЙСТВА И ВОЗМОЖНОСТИ.

Основным предназначением ИИС изначально было и будет исполнение роли «усилителя» интеллекта человека, дающего возможность решения проблемы, которая требует таких знаний, опыта и образа мышления, которых он не сумел, не считал

нужным или не мог приобрести до того, как перед ним него возникла эта проблема. Чтобы ИИС любой типологической категории (ЭС, НС или гибридная) отвечала в полной мере такому назначению, необходимо, чтобы она обладала качествами (свойствами и возможностями) идеального помощника человека: честностью, понятливостью, восприимчивостью, дееспособностью, исполнительностью и …ненавязчивостью. Если перейти к понятиям более конкретным, то в терминах теории и практики построения ИСС эти качества трактуются как:

- **коммуникативность** , трактуемая как многообразие доступных всем категориям пользователей способов общения с системой**;**
- **универсальность по отношению к множеству задач**, составляющих проблемную область, в пределах задач которой должна функционировать стстема;
- **«умение» обучаться** на основе приобретаемого опыта и знаний, приспосабливаясь к изменению условий решения проблемы;
- **«умение» перестроиться** при изменении принципиальных положений (концепций) предметной (а значит - и проблемной) области.

Коммуникативные качества ИИС определяются наличием в ее структуре аппаратно-программных средств, обеспечивающих возможность любому пользователю системы общаться с ней естественным для него способом. Это означает, что пользователь системы не должен «выбирать выражения», обращаясь к ней с тем или иным заданием, а делать это в привычной и удобной для себя манере. А система должна совершенно точно распознать смысл задания и приступить к его выполнению. Если задание выполнено, то система должна сообщить пользователю, как было получено решение и почему оно является именно таким. Коммуникативные функции реализуются в виде уточняющего диалога. Для того, чтобы диалог был возможен при выборе пользователем того или иного способа общения с системой (речевое обращение, запрос в виде текста, графический образ), в ее составе должны быть соответствующие аппаратные и программные средства. Аппаратные средства преобразуют аналоговые сигналы в машинные цифровые коды (при вводе запроса) и цифровые коды в аналоговый сигнал (при выводе ответа). Программные средства осуществляют необходимую обработку информации, представленной в запросе к системе. Обработка запроса, изложенного на естественном языке (ЕЯ-запроса), предусматривает его лингвистический анализ (распознание синтаксической структуры и морфологии текста запроса), семантический анализ ЕЯ-запроса (распознание его смысла), лингвистическую и семантическую интерпретацию запроса в понятиях и терминах внутрисистемного языка описания знаний и описания всевозможных отношений между понятиями. После такого «перевода» запроса на «свой» язык, система решает поставленную в нем задачу. Эту функцию выполняет комплекс программ, реализующий алгоритмы процедур и правил, составляющих процедурную компоненту БЗ системы. Решив поставленную пользователем задачу, система должна представить результаты в том виде, как это было указано в запросе на ее решение: в виде речевого сообщения, текста, схемы, анимации или трехмерного изображения. Для этого необходимо преобразовать результаты решения задачи из представления на внутрисистемном языке в представление на естественном языке, языке графики или анимации. Такие преобразования осуществляются сначала программами семантической интерпретации результатов решения в понятиях и терминах естественного языка, языка графики или языка анимации, а затем программами лингвистического синтеза результатов решения (ответа системы на запрос) на естественном языке пользователя или на языке графики или анимации.

Универсальность системы («умение» решать любые интеллектуальные задачи того класса, который определяется проблемной областью) обеспечивается наличием в структуре ее базы знаний соответствующей информации. Как уже было отмечено, база

знаний системы состоит из декларативных и процедурных знаний. Первая компонента представлена информационной моделью предметной области, к которой относится класс задач, а вторая - набором логических процедур и правил, необходимых и достаточных для решения задач данного проблемного класса. Эти две компоненты, будучи информационно согласованными и совместимыми, должны обеспечивать решение любой типовой задачи данного класса. Если условия какой- либо задачи потребуют знаний или процедур, которых нет в базе системы, то факты (знания) и алгоритмы анализа и синтеза, которые в ней имеются, должны позволить получить их и решить задачу.

Способность системы к обучению и самообучению обеспечивается средствами анализа и обобщения имеющихся знаний и синтеза на этой основе новых знаний. Такие средства могут быть комплексными, то есть программно-аппаратными. Программная компонента ИИС, основанной на правилах, решает задачи анализа и синтеза знаний с помощью логических и вычислительных алгоритмов, реализующих методы правдоподобного вывода, или с применением известных правил решения стереотипных задач. Аппаратно-программная компонента ИИС, основанной на аналогиях (примерах), решает задачи с применением нейронной обучаемой сети.

Качество ИИС, которое позволит адаптировать ее к принципиальным изменениям в концепциях предметной области, вызванных новыми открытиями прикладного или фундаментального свойства, определяются тем, насколько удачна ее архитектура. Если база знаний системы построена по модульному принципу с использованием формальных параметров абстрактного характера, то перестройка системы может быть осуществлена достаточно быстро.

Типовая ИИС, в составе которой есть база знаний, средства логико-семантической интерпретации и обработки информации, средства лингвистического анализа и синтеза, средства логического анализа и синтеза и комплекс диалоговых средств, должна решать возложенные на нее задачи на основе следующих основных функций:

- обеспечение общения пользователей с системой на естественном для них языке и в удобной для них манере;
- формирование, накопление и поддержание в актуальном состоянии знаний о сущностях предметной области (об отношениях между ними и их свойствами) и манипулирование этими знаниями (либо на основе правил логического вывода, либо на основе анализа аналогий с прецедентами) с целью решения интеллектуальных задач, определяемых проблемной областью.

Первая из этих функций является проблемной. Без нее невозможно эффективное выполнение второй функции, поскольку «понимание» вычислительным автоматом естественного человеческого языка или зрительных образов подразумевает использование семантических категорий речи и видеоряда, а формирование знаний об отношениях между объектами реального мира и их свойствами невозможно без применения правил логического вывода или анализа аналогий, использующих эти семантические категории.

На рис.1.8.1 представлена обобщенная функциональная структура ИИС в ее принципиальной трактовке. Диалоговые средства (ДС) обеспечивают взаимодействие пользователей с системой и организуют работу других блоков. Функции ДС обеспечиваются БЗ, в которой содержится информация о пользователях ИИС, а также средствами лингвистического анализа (ЛА), лингвистического синтеза (ЛС) и средствами семантической интерпретации (СИ).

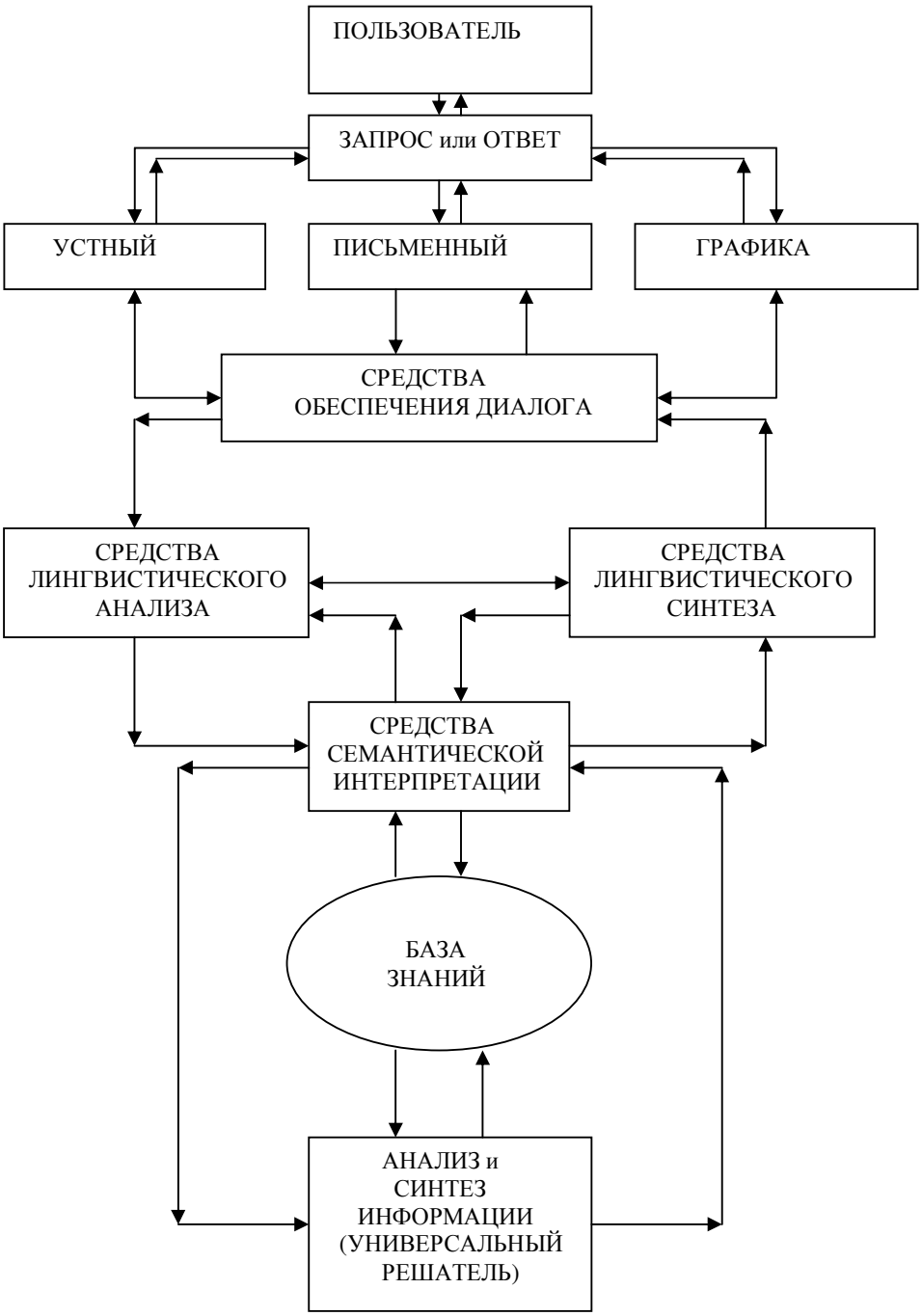


Рис.1.8.1. Обобщенная функциональная структура ИИС.

Средства ЛА обеспечивают формализацию запроса – перевод его с естественного языка (ЕЯ) на формальный внутрисистемный (ВС) язык описания знаний и их обработки. В состав ЛА входят процедуры морфологического, синтаксического и семантического анализа ЕЯ-запросов и графической информации, а также процедуры автоматической лингвистической обработки «новых» слов, терминов и графических образов.

Средства СИ обеспечивают преобразование (перевод) семантико-синтаксической структуры ЕЯ-запроса на формальный внутрисистемный язык. Процесс перевода (интерпретации) происходит с учетом особенностей формальной модели представления знаний, реализованной в системе. Суть интерпретации состоит в отображении распознанной семантики ЕЯ- запроса в терминах ВС языка.

Анализ и синтез информации и знаний, а также выполнение вычислительной обработки данных необходимы для решения интеллектуальных задач, определяемых целевым назначением ИИС, а также для выполнения процедур организации и ведения (поддержания в актуальном состоянии) БЗ системы. Другой важной функцией Универсального решателя является объяснение решения задачи, содержащейся в запросе пользователя.

Средства ЛС обеспечивают формирование ЕЯ-ответа системы на запрос пользователя в соответствие с тем, как это указано в запросе. На основе результатов распознания семантики запроса и сведений из БЗ о стиле, языке и форме ответа, предпочитаемых пользователем, ЛС синтезирует понятия и формы слов, обозначающих эти понятия, и формирует ЕЯ-ответ.

Применяемый в базе знаний ИИС, являющейся информационной моделью ПО, способ представления знаний должен отвечать следующим принципиальным требованиям:

- независимость от программ обработки знаний;
- независимости логики представления знаний от способа размещения их на физических (машинных) носителях;
- независимость от объективных изменении ситуаций в ПО;
- возможность оперативной перенастройки в соответствии с изменениями в предметной и (или) в проблемной области.

В базе знаний ИИС выделяются два уровня знаний – абстрактный или концептуальный и предметный.

Концептуальный уровень включает:

- знания о сущностях предметной области, рассматриваемых в качестве абстрактных понятий (концептов), и о парадигматических, синтагматических и семантических отношениях между ними (концептуальная схема ПО; описания свойств понятий-концептов, которые являются признаками только абстрактного понятия и общи для всех реальных сущностей объединяемых данным концептом ПО; описания всех типов отношений между понятиями-концептами ПО);
- прагматические знания – это сведения, необходимые для оптимальной организации процесса общения с системой; они включают исчерпывающее представление схемы организации БЗ и основных ее компонент;
- лингвистические знания (декларативные знания о лексике и грамматике естественных языков , знания о грамматических, синтаксических и семантических признаках слов и словосочетаний этих языков и их профессиональных версий);
- знания о пользователях системы (функции пользователей и их приоритеты в системе, сценарии диалогов, применяемые при обработке запросов, информация об особенностях форм общения, предпочитаемых пользователями).

Предметный уровень включает данные о свойствах реальных сущностей ПО, которые обеспечивают адекватное наполнение связей между ними, отображаемых на концептуальном уровне. Информация этого уровня содержит только описания реальных объектов с их характеристиками и может быть организована по принципу базы данных АИС.

Для описания данных, образующих знания концептуального и предметного уровней, наиболее универсальным (2,7,13,19,23) представляется сочетание предикатно-актантной

структуры описаний отношений между понятиями и объектами с описаниями их свойств (признаков) на языке элементарных триад.

Диалоговые средства ИИС, выполняя свою прямую функцию, способны создать хорошие предпосылки к существенному улучшению организации (синхронизации) управления работой системы, за счет более полного восприятия информации, содержащейся в запросе к системе, и информации о пользователе, содержащейся в ее базе знаний.

ВОПРОСЫ ДЛЯ ПРОВЕРКИ УСВОЕНИЯ ТЕМЫ

1. Дайте содержательную характеристику понятия «интеллектуальная задача».
2. Чем обусловлена принципиальная возможность автоматизации решения интеллектуальных задач с помощью современного компьютера?

3. Назовите основные философские аспекты проблемы создания систем искусственного интеллекта.
4. Какие задачи называются неформализуемыми и каковы их основные свойства?
5. Перечислите основные обобщенные категории интеллектуальных задач.
6. Сформулируйте содержание понятий «предметная область» и «проблемная область» и приведите примеры сущностей ПО.
7. В чем отличие модели предметной области АИС от предметной области ИИС?
8. Как называется структурированная модель ПО ИИС и в чем особенность представления информации в такой модели?
9. Какая структура формализованного представления информации в базах знаний ИИС является наиболее универсальной и на чем она основана?
10. Дайте содержательное неформальное определение предиката.
11. В чем отличие одноместного предиката от многоместного?
12. В чем отличие простого объекта ПО от сложного?
13. Что такое элементарная триада и какова ее структура?
14. Назовите различие и сходство понятий «бинарное отношение» и «признак объекта».
15. Дайте определение понятия «знание» с позиций современной теории ИИС.
16. Назовите и поясните основные прагматические свойства знаний.
17. В чем отличие декларативных знаний от процедурных?
18. Назовите основные признаки, по которым классифицируются знания.
19. Перечислите основные виды работ со знаниями.
20. Дайте общую характеристику методов извлечения знаний.
21. Определите структуру процесса приобретения знаний.
22. Раскройте сущность структурирования знаний и основных этапов этого процесса.
23. Раскройте типологию систем интерактивного приобретения знаний.
24. Дайте содержательное описание процесса формирования знаний.
25. Назовите основные направления исследований в области ИИС.
26. Раскройте сущность методов логического подхода к созданию ИИС.
27. Назовите и раскройте сущность методов физического подхода к созданию ИИС.
28. Сформулируйте определение ИИС и проанализируйте его логичность.
29. Каковы основные классы задач, для решения которых могут создаваться ИИС?
30. Характеризуйте содержание задачи обеспечения общения человека с компьютером на естественном языке.
31. Чем в основном объясняется актуальность решения задачи автоматического перевода с одних естественных языков на другие?
32. Содержательная сущность задачи автоматического концептуального анализа информации, и ее основные составляющие.
33. Содержательная сущность задачи разработки алгоритмов поддержки принятия решений.
34. В чем особенность задачи разработки поведенческих алгоритмов?
35. Характеризуйте содержание задач автоматического распознавания образов и покажите их связь с другими классами интеллектуальных задач.
36. В чем суть задачи разработки алгоритмов логических выводов и доказательства теорем?
37. Раскройте обобщенную классификацию ИИС и поясните, в чем принципиальное отличие экспертных систем от систем, основанных на искусственных нейросетях.
38. В чем основная причина появления гибридных ИИС?
39. Перечислите основные признаки качества ИИС.
40. Раскройте обобщенную функциональную структуру ИИС.

41. Какие программные средства ИИС обеспечивают общение пользователя с системой?
42. Какую роль выполняют программы лингвистического анализа и программы лингвистического синтеза в функционировании ИИС?
43. Раскройте роль средств семантической интерпретации в функционировании ИИС.
44. Назовите виды знаний концептуального уровня базы знаний ИИС.
45. Какие виды знаний образуют предметный уровень базы знаний ИИС?

Тема 2. ЭКСПЕРТНЫЕ СИСТЕМЫ.

2.1. ОПРЕДЕЛЕНИЯ, ПОНЯТИЯ, АТРИБУТИКА

Исторически сложилось так, что первым применением информационных систем, основанных на использовании знаний, умения и опыта человека, было решение не поддающихся формализации задач диагностики и экспертизы. Известные методы формализации таких задач давали результаты, крайне далекие от приемлемых. Чтобы сделать правильный вывод на основе сопоставления множества факторов и показателей, применялись методы корреляционного и регрессионного анализа, эффективность которых сильно зависит от качества статистической выборки. В то же время опытный специалист (врач или инженер), основываясь на своих знаниях, опыте и интуиции, быстрее и эффективнее решал подобную задачу. Тогда и возникла идея: с помощью методов математической логики, методов формально-логического анализа и других методов смоделировать образ мышления специалиста-эксперта и подсознательно применяемые им правила решении задачи диагностики. Эта идея было воплощена в целом ряде систем, получивших название экспертных систем.

С развитием теории и практики создания таких систем росла и потребность в них. Особенно эффективным оказалось применение экспертных систем для решения задач, которые:

- не могут быть сформулированы в числовой форме;
- характеризуются неоднозначностью, противоречивостью и неточностью исходных данных;
- не имеют алгоритмического решения;
- характеризуются нечетким (неопределенным, неформальным) определением целевой функции;
- имеют алгоритмическое решение, реализация которого затруднена высокой размерностью исходных данных и неприемлемыми затратами времени и иных ресурсов.

В современном понимании э**кспертная система –** это человеко-машинный автоматизированный аппаратно–программный комплекс, использующий и моделирующий знания, квалификацию и опыт эксперта в решении интеллектуальных задач, относящихся к определенной предметной области или к группе предметных областей определенного научного, научно-производственного, общественно-политического или социально-культурного направления.

Как уже отмечалось, экспертные системы (ЭС) относятся к категории ИИС, основанных на применении к знаниям (фактам), используемым в качестве исходной информации для решения конкретной интеллектуальной задачи, различных правил. Одни из этих правила устанавливают отношения между уже известными знаниями о сущностях

предметной области, а другие - позволяют получить о ней новые знания. На основе этих отношений могут быть сделаны выводы (по эффективности близкие к выводам и рассуждениям эксперта), приводящие к решению поставленной задачи.

Основными компонентами ЭС принято считать базу знаний и логическую машину – универсальный решатель задач.

База знаний (БЗ) является информационной моделью предметной области (ПО). Декларативная компонента БЗ содержит информацию об известных свойствах сущностей ПО и об отношениях между ними, а процедурная компонента (БЗ) - правила, применяемых для преобразования и обработки декларативной информации в ходе решения определенного класса (или классов) интеллектуальных задач. База знаний размещается в долговременной памяти ЭВМ, на которой она реализуется.

Универсальный решатель – это реализованный на ЭВМ аппаратно-программный комплекс, предназначенный для формирования определенной последовательного применения правил процедурной части базовых знаний к выборке из декларативной ее части с целью получения вывода, приводящего к решению конкретной задачи.

Помимо этих двух основных частей любая ЭС содержит:

- оперативную (рабочую) память;
- модуль интеллектуального редактирования БЗ;
- модуль объяснения решений;
- пользовательский интерфейс.

Оперативная (рабочая) память (ОП) предназначена для размещения информации, необходимой и достаточной для решения текущей задачи, сведений о лице, в чьих интересах она решается, и других атрибутивных данных.

Модуль интеллектуального редактирования (МИР) предназначен для реализации функций группы разработчиков ЭС по созданию БЗ и обновлению ее содержания (приобретение новых знаний, изменение формулировок правил и процедур их обработки и реализация других действий, связанных с редактированием содержания и формы представления декларативной и процедурной частей БЗ).

Модуль объяснения решений (МОР) предназначен для того, чтобы пользователю системы был понятен результат решения задачи, с которой он обратился к системе, или результат промежуточной обработки декларативной и процедурной информации БЗ при образовании новых единиц знаний или при интерпретации имеющихся знаний в интересах решения текущей задачи. Наличие такого модуля делает более эффективным процесс отладки системы и способствует повышению доверия пользователя к результатам ее работы.

Пользовательский интерфейс (ПИ) - это комплекс аппаратно-программных средств, предназначенный для реализации естественной и наиболее предпочтительной для пользователя формы общения с системой. Чтобы стала более понятной такая трактовка назначения этого модуля, необходимо раскрыть многообразие понятия «пользователь ЭС».

Термин «пользователь» по своему изначальному значению должен относиться к человеку или коллективу людей, в интересах обеспечения основной деятельности которых создана ЭС. Одни из них являются создателями системы, а другие - потребителями результатов ее работы. Их общение с системой в идеале должно происходить в форме «дружественного» диалога на естественном для пользователя языке. При этом пользователь должен иметь возможность получить ответ на свой вопрос к системе в любой, наиболее удобной для него форме (текст, речевое сообщение, моно или стерео звук, трехмерное или плоское, цветное или черно-белое изображение, динамическая картинка и т.д.). Дружественность диалога определяется главным образом тем, насколько эффективно (удобно, быстро, полно и точно) достигается цель общения. Это означает, что система должна точно «понимать» смысл вопроса, а пользователь - точно понимать смысл ответа и быть удовлетворен его содержанием и формой.

Современный уровень развития ИИС в аспекте обеспечения естественного общения пользователя с системой еще далек от идеального. В современных реализациях ЭС общение пользователя с системой происходит в лучшем случае на слабо формализованном языке или профессиональном слэнге с использованием диалога, построенного на системах «меню» или сценариев, сводимых к бесконфликтному завершению. Причиной этого является чрезвычайная сложность задачи создания компьютерных систем, безупречно (в семантическом и лингвистическом отношениях) «понимающих» естественный язык. Такое понимание предполагает точный перевод (интерпретацию) вопроса пользователя на внутренний язык (описания и обработки информации) системы и перевод результата работы системного компьютера (обработка вопроса и подготовке ответа) на язык пользователя. Отсюда понятно, что **пользовательский интерфейс в идеальном представлении – это сложнейший комплекс программ, реализующий алгоритмы точного автоматического синтаксического, морфологического и семантического анализа и синтеза фраз и предложений естественного языка**. Этот комплекс должен базироваться не только на весьма обширном лингвистическом обеспечении (двуязычные словари общего и специального назначения, фразеологические и толковые словари и тезаурусы), но и на информации, определяющей стиль и форму общения, предпочитаемые пользователем. Такая информация, наряду со знаниями о предметной области, должна размещаться в БЗ системы, в составе декларативной ее части.

Пользователи системы, в интересах профессиональной деятельности которых она создается, получили название «конечных пользователей». Для них система – исполнитель, который должен ответить на заданный вопрос и объяснить, если потребуется, почему дан именно такой ответ. В остальном, система для них – «черный ящик».

Другой категорией пользователей ЭС являются высоко квалифицированные, энциклопедически образованные люди с системным мышлением. Они должны обладать опытом системного и проблемного программирования, владеть информацией о современных концепциях информационной науки, а также быть людьми коммуникабельными, владеть основами психологии. Трудом этих людей система наполняется всей актуальной информацией, необходимой для эффективного решения определенного класса задач, поддерживается в работоспособном состоянии и при необходимости - совершенствуется. Таких пользователей принято называть системными аналитиками, «инженерами знаний» или когнитологами. В ЭС, предназначенных для решения нескольких классов интеллектуальных задач, обычно создается группа из таких специалистов, руководимая главным системным администратором. В ЭС, база знаний которой охватывает не слишком широкую предметную область, может быть только один такой специалист - когнитолог. Группа системного анализа (или когнитолог, если он один) несет ответственность за формирование БЗ системы (**модели предметной области и процедурной компоненты**), адекватной классу задач, для решения которых создана ЭС. Такая модель создается на основе информации (декларативной и процедурной), получаемой от экспертов или из других источников знаний.

Эксперт - основной источник информации, составляющей содержание концептуальной части декларативных знаний и процедурных знаний предметной области, интерпретируемой в БЗ экспертной системы. Он является, как правило, высоко квалифицированным специалистом в теории и практике решения определенного класса задач. Эксперт должен обладать глубинными знаниями в предметной области, модель которой обязаны создать когнитологи системы. Создание такой модели предполагает два этапа. Первый этап - получение всех существующих к настоящему времени знаний о сущностях конкретной предметной области, об отношениях между ними и способах решения задач определенного класса (см. раздел 1.6). Второй этап – создание формальной модели предметной области и формализация правил (процедур), которые, будучи применимы к знаниям, представленным в формальной модели ПО, позволят решать любые другие задачи данного класса.

Работа когнитолога по созданию формальной модели ПО ведется в нескольких аспектах. В лингвистическом аспекте наиболее важными видами деятельности когнитолога являются определение совокупности общенаучных и специфичных для данной ПО терминов. Такая совокупность является основой для формирования системы понятий будущей формальной модели ПО. Иногда понятийную основу формальной модели ПО называют «общим кодом». На основе системы понятий, выработанной в процессе общения с экспертом, может оказаться весьма полезным составление общесистемного словаря пользователя, особенно в том случае, когда общение пользователей с системой планируется вести на слабо формализованном языке. Словарь пользователя в таком случае будет способствовать разработке эффективного пользовательского интерфейса системы.

В гносеологическом аспекте (для получения новых знаний) работа когнитолога связана в основном с обработкой (систематизацией, интерпретацией, структурированием и формализацией) эмпирических данных, полученных от эксперта. Новые знания, особенно эмпирической природы, характерны в большинстве случаев субъективностью, неполнотой, несогласованностью и противоречивостью. Задача когнитолога при работе с такой информацией состоит в том, чтобы вместе с экспертом устранить выявленные (путем логического анализа или другими методами) противоречия и различные несогласованности в такого рода данных. Если сведения по одной проблеме, полученные от разных экспертов, сильно отличаются, то это является основанием к тому, чтобы считать их субъективность высокой и добиваться уточнения с помощью различных методов обработки экспертных оценок (тема 5). Для эффективной работы с экспертной информацией когнитолг должен владеть современными методами анализа: математической логикой, методами ассоциативного анализа, дедуктивным и индуктивным методами.

В процессе своего становления ЭС иногда создавались, как средства обеспечения деятельности руководителей крупных фирм, концернов, отраслей промышленности и даже государственных деятелей. Таким людям по их статусу приходится принимать решения, реализация которых связана с затратами больших материальных, денежных и часто - человеческих ресурсов. Такие решения носят, как правило, стратегический характер и рассчитаны на долговременную перспективу. Принятие ресурсоемких решений требует учитывать всевозможные риски и всемерно минимизировать их. Пользователи ЭС, относящиеся к категории руководителей, получили название **лиц, принимающих решения** (ЛПР). Руководитель обычно использует ЭС в качестве советчика или инструмента оценки «качества» решения или его альтернативных вариантов. Он оперирует понятиями (а значит, нуждается в знаниях) более общих категорий. И если БЗ системы выстроена с соблюдением определенной иерархии понятий (концептов), то в составе ее процедурной компоненты должна быть предусмотрена возможность реализации правил логического вывода и других методов с целью синтеза новых знаний на основе понятий, входящих в эту иерархию.

Из сказанного выше следует, что в системе есть три принципиальных разновидности пользователей: лица, принимающие решения (ЛПР), конечные пользователи (КП) и системные пользователи (СП). Для первых двух разновидностей внутренняя технология системы – вещь в себе, а для третьей – инструмент. Общение ЛПР и КП с системой осуществляется только через пользовательский интерфейс, доступ к технологии обработке знаний им не нужен и, в связи этим, - закрыт. Приоритет ЛПР в системе всегда наивысший, а приоритет КП – самый низкий. Общение СП с системой, в соответствии с их системной функцией, ведется в основном через модуль интеллектуального редактирования (МИР), который и является для них одновременно и пользовательским интерфейсом и комплексом программ, обеспечивающих поиск подлежащей редактированию информации, необходимому с точки зрения СП. Однако, при отладке программ системы когнитологу иногда приходится работать и как КП, - через пользовательский интерфейс (ПИ). Все СП имеют более высокий приоритет, чем КП. Принципиальная общность МИР и ПИ определяется не только их главной функцией –

обеспечить общение человека с системой. Она состоит еще и в том, что эти блоки используют одни и те же программы лингвистического анализа, лингвистического синтеза, семантической интерпретации. Но между ПИ и МИР есть два существенных различия. Одно из них в том, что МИР помимо функции языкового интерфейса выполняет функцию поиска информации (знаний и правил), подлежащей редактированию, и функцию всевозможных ее преобразований. Другим существенным различием между этими двумя интерфейсами является то, что они работают с разными входными языками. Как уже говорилось ранее, ЛПР и КП общаются с системой на естественном для них языке, а СП, как правило, - на формализованном языке, каким является внутрисистемный язык описания знаний и правил их обработки. В лучшем случае входным языком при работе СП с МИР может быть слабо формализованный естественный язык или прфессиональный слэнг.

2.2. ОБОБЩЕННАЯ СТРКТУРА ЭКСПЕРТНОЙ СИСТЕМЫ И ПРИНЦИП ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ

Обобщенная структура (принципиальная схема) экспертной системы и функциональные связи между ее основными блоками представлена на рис. 2.2.1.

Чтобы уяснить сущность приведенной структуры типовой ЭС, попытаемся раскрыть общий принцип взаимосвязанного функционирования показанных на схеме частей системы и перечислить основные процессы и процедуры преобразования информации, в них происходящие.

Для понимания алгоритма функционирования ЭС важно уяснить одно обстоятельство. Знания о сущностях ПО, составляющие декларативную компоненту БЗ системы, и правила манипулирования этими знаниями, составляющие процедурную компоненту БЗ, описаны и изложены на внутрисистемных языках. Эти языки – формальные. Их лексика – специфична. Принятые в этих языках определения и терминология ориентированы на устойчивые для конкретной ПО категории понятий. Специфична и грамматика этих языков. Она может сильно отличаться от грамматики естественных языков и их профессиональных версий. В то же время, в любой ЭС, как мы уже отметили, есть две группы пользователей. Одна группа, КП, обращается к системе на естественном языке (ЕЯ) с запросом на решение конкретной задачи и желает получать ответ тоже на естественном языке. Другая группа, СП, обращается к системе с предписанием, которое представляет собой директиву на редактирование имеющихся в БЗ фактов или правил или добавление новых. Такое предписание может быть выражено на специальном формализованном языке (ФЯ) или на внутрисистемном (ВС) языке описания знаний и правил их обработки.

Теперь можно приступить к описанию алгоритма работы ЭС. Любой запрос к системе поступает через модуль обработки запросов (МОЗ), который производит идентификацию запроса и направляет его в соответствующий интерфейс (ПИ или МИР). При этом определяется категория пользователя, язык, на котором составлен запрос, тип задачи, которую предстоит решить, и условия ее решения, а также информация о том, в каком виде должен быть сформирован ответ на запрос пользователя (язык, форма представления и пр.). Оба интерфейса (МИР и ПИ) имеют в своем составе программные средства лингвистического

анализа запросов и программные средства их семантической интерпретации (отображения их смыслового содержания) на внутрисистемном языке описания знаний и правил их обработки. Средства лингвистического анализа осуществляют построение (на внутрисистемном языке) семантико-синтаксической структуры запроса пользователя к системе. В состав этих средств имеются программы процедур автоматического морфологического и синтаксического анализа и процедур лингвистической обработки вновь образуемых слов, понятий и фразеологических единиц.

Средства семантической интерпретации «распознают» смысл содержания запроса, изложенного на языке того пользователя, который составил этот запрос, и передает «распознанную» семантико-синтаксическую структуру запроса программе лингвистического синтеза для перевода на формализованный внутрисистемный язык логического анализа и синтеза информации. Естественно, точность такого перевода определяется точностью интерпретации смысла запроса. На ВС-языке создается внутрисистемная версия запроса, а также представляется вся исходная информация и описываются правила ее обработки с целью решения сформулированной в запросе задачи.

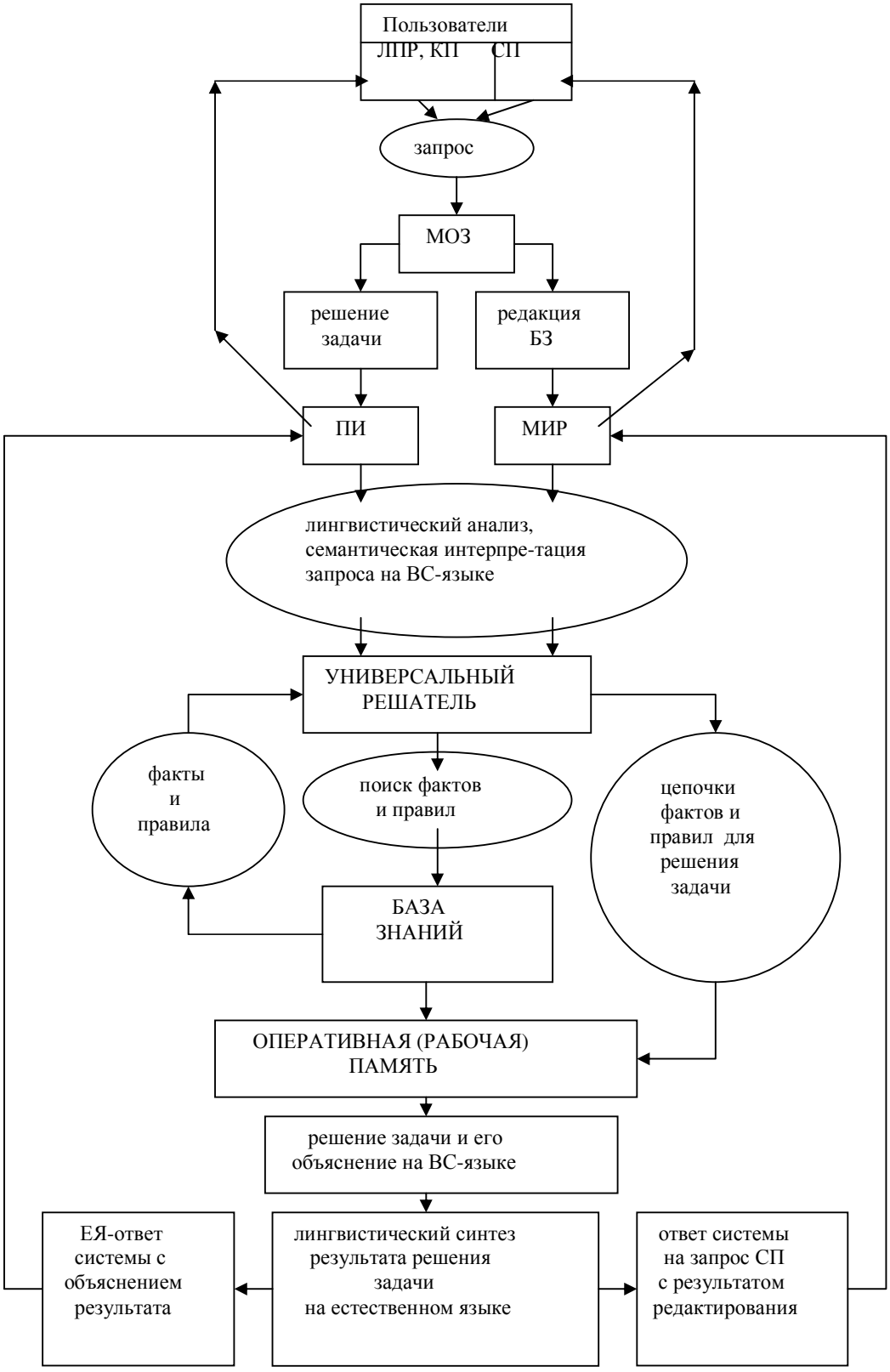

Пользователи
ЛПР, КП СП
запрос
МОЗ
решение задачи
редакция БЗ
ПИ
МИР
лингвистический анализ, семантическая интерпре-тация запроса на ВС-языке
УНИВЕРСАЛЬНЫЙ РЕШАТЕЛЬ
факты и правила
поиск фактов и правил
цепочки фактов и правил для решения задачи
БАЗА ЗНАНИЙ
ОПЕРАТИВНАЯ (РАБОЧАЯ) ПАМЯТЬ
решение задачи и его объяснение на ВС-языке
ЕЯ-ответ системы с объяснением результата
лингвистический синтез результата решения задачи на естественном языке
ответ системы на запрос СП с результатом редактирования

Рис.2.2.1. Обобщенная функциональная схема экспертной системы.

Ответ системы, как результат решения задачи, тоже вначале будет составлен на ВС-языке. Значит, от результатов семантической интерпретации зависит сколь точно система «поймет», что от нее требуется, и насколько эффективным (точным, полным и быстрым) будет решение задачи. Здесь стоит заметить, что точность семантической интерпретации зависит еще и от того, насколько универсальной будет принятая в системе структура данных. Как уже отмечалось, наиболее универсальной является предикатно-актантная структура данных, основанная на многоместных предикатах – функциях от элементарных высказываний о сущностях ПО, их свойствах и связях между ними. С ней хорошо согласуется структура ЭВМ фон-неймановской идеологии и все применяемые в информационных технологиях форматы представления данных (позиционный, анкетный и триадный).

Обработанный интерфейсом запрос поступает на вход универсального решателя. Универсальный решатель (УР). Напомним, что УР – это комплекс программ поиска, анализа и синтеза знаний, реализующий алгоритмы выбора из БЗ необходимых данных и правил их обработки. По типу задачи, сформулированной в запросе пользователя и изложенной после обработки интерфейсом (МИР или ПИ) на внутрисистемном языке, в УР определяется, какие знания из декларативной части БЗ и какие правила из процедурной части БЗ необходимы для ее решения. Комплекс программ логического анализа и синтеза представляет собой **основной процессор обработки информации**, содержащейся в базе знаний системы и в запросе пользователя. На основе анализа запроса КП из декларативной компоненты БЗ выбираются факты, а из процедурной компоненты БЗ – правила, необходимые для решения сформулированной в запросе задачи. Из правил составляются последовательности (цепочки процедур), обеспечивающие пошаговое решение задачи. Эти последовательности вместе с необходимой информацией, выбранной из декларативной части БЗ, передаются в оперативную память (ОП) системы, где происходит решение конкретной задачи и формируется на внутрисистемном (ВС) языке результат ее решения. Этот **результат** является **ответом** на запрос к системе того или иного пользователя. Программы УР обеспечивают также создание, организацию и ведение (поддержание в актуальном состоянии) базы знаний в соответствие с предписаниями когнитологов. В его составе есть также программы, осуществляющие синтез новых (недостающих) знаний на основе анализа данных, имеющихся в БЗ системы или заимствованных из внешних баз данных. Кроме этого комплекс выполняет функцию протоколирования всех действий, осуществляемых при решении каждой задачи, поступившей с запросом пользователя. По завершении решения задачи такой протокол в виде цепочки процедур, приведших к полученному результату, вместе с данными, которые при этом использовались, передается в модуль объяснения решений.

Таким образом, любой пользователь (КП или СП), обратившийся к системе с запросом на выполнение того или иного задания, может по желанию получить объяснение - с помощью каких правил и процедур было получено решение поставленной задачи. Такие объяснения представляют собой особый тип ответов системы на запросы пользователей. Дело в том, что если пользователю понятен результат решения задачи, то пояснение может и не потребоваться. В ином случае он может всегда его получить, сделав соответствующий запрос. Протоколы решения задач ведутся всегда, но они формулируются на внутрисистемном языке. Для изложения их на языке, который предпочитает пользователь, потребуется (как и при обработке результата решения задачи) соответствующая обработка программами семантической интерпретации и программами лингвистического синтеза.

Сформированный на внутрисистемном языке ответ на запрос пользователя (как результат решения задачи) передается для «перевода» на язык и форму представления, указанные пользователем в запросе к системе. Эта функция выполняется в два этапа. Сначала «работают» программы семантической интерпретации ответа системы в понятиях и терминах предметной области. Затем в «работу» включаются программы блока лингвистического синтеза

(ЛС), предназначенные для формирования понятного КП ответа системы на запрос к ней. Ответ должен быть дан на естественном для пользователя языке. Даже если ответ дается в виде схемы, трехмерной графики или анимации, то он все равно может потребовать сопровождения текстом или речью. Синтез ответа системы делается на основе анализа семантической структуры запроса пользователя и информации, подготовленной системой для формирования ответа на этот запрос. Отметим, что вся эта информация пока существует только на внутрисистемном языке. Для превращения ее в ответ системы (который должен быть на естественном языке), и предназначены программы формирования понятий, определяющих семантику ответа, и программы лингвистического синтеза фраз и предложений естественного языка, адекватно отображающих эту семантику.

Экспертные системы функционируют в двух основных режимах: приобретение знаний и применение знаний. В режиме приобретения знаний когнитолог осуществляет перенос знаний, полученных от эксперта, в БЗ системы.

Приобретению знаний, если оно является первоначальным наполнением БЗ, предшествует длительная и сложная работа всего коллектива аналитиков системы. Она заключается в системном анализе проблемы, которую предстоит решать, а также в анализе возможностей ЭС, как интеллектуальной информационной системы, и в обеспечении решения проблемы новыми знаниями.

В режиме применения знаний происходит решение определенного класса (или классов) задач, составляющих содержание проблемы. Некоторые классы таких задач перечислены в разделе 1.6. Часто случается так, что проблема, для решения которой создана ЭС (или ИИС другой категории), носит комплексный характер в том смысле, что объединяет задачи нескольких классов. В таких случаях от системы требуется универсальность по отношению к числу классов решаемых задач. Группа системных аналитиков в таком случае должна включать когнитологов, обладающих опытом и знаниями в решении определенных (или смежных с ними) классов задач и способных эффективно работать с экспертами разных областей знаний.

Существуют такие предметные области, которые характерны высокой динамикой изменения свойства объектов. Это значит, что решения некоторых задач могут происходить в режиме реального времени. Такие ситуации могут возникнуть в системах экологического контроля, в системах военного назначения, в системах контроля функционирования АЭС и т.п. Создаваемые для применения в таких ситуациях ЭС принято называть **динамическими**. В их структуре, по сравнению со **статическими** системами, предназначенными для применения в предметных областях, стабильных в отношении свойств объектов, должны быть предусмотрены два специфичных блока. Одним из них является **блок учета динамики предметной области** (**ДПО**). Если динамическая ЭС обеспечивает функционирование учреждения исследовательского типа (отраслевой или академический НИИ), то блок учета динамики ПО может быть реализован в виде компьютерной имитационной модели.

Другим специфичным блоком динамической ЭС является **блок сопряжения** (БС) имитационной модели (то есть – блока ДПО) с базой знаний статической ЭС. Это сопряжение должно обеспечиваться автоматической генерацией (на внутрисистеном языке) предписания (подобного тому, с каким обращается к системе когнитолог) для внесения соответствующих изменений в базу знаний. Упрощенная обобщенная структура динамической ЭС такого типа приведена на рис. 2.2.2.

Если речь идет об использовании ЭС в системе управления важным в экологическом, энергетическом или военном отношении объектом, то даже в упрощенном представлении структура динамической ЭС будет более сложной, чем статической. Блок учета динамики ПО должен представлять собой аппаратно-программный комплекс. В его составе должны быть датчики, передающие на вход этого блока физические аналоги параметров управляемого объекта. Эти сигналы с помощью аналого-цифровых преобразователей и специальных программ преобразуются в цифровые коды регистрируемых параметров.

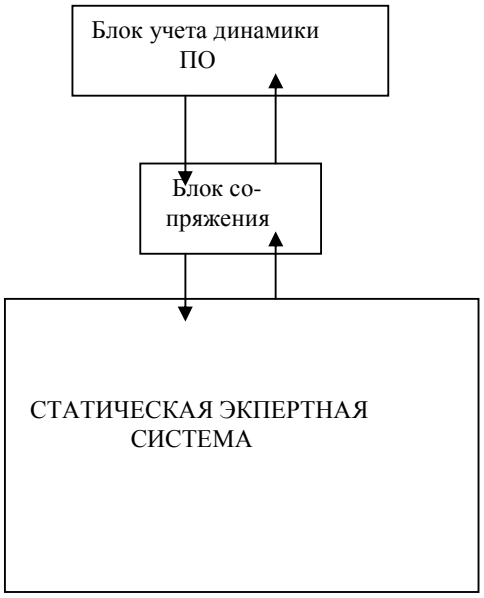


Рис. 2.2.2. Обобщенная структура динамической ЭС.

Цифровые коды таких параметров в реальном времени поступают в компьютер блока сопряжения, где специальная программа формирует на внутрисистемном языке (ВС-языке) предписание на редактирование БЗ (замену устаревших данных о параметрах объектов ПО новыми). Предписание подается на вход МИР и система приступает к его выполнению. Если предположить, что при каждом изменении контролируемых параметров ПО решается задача выработки управляющих сигналов для воздействия на объект управления, то ответ ЭС (то есть – результат решения задачи, выраженный в кодах ВС-языка) должен быть преобразован в физический сигнал. Для этого в составе блока сопряжения динамической ЭС должны быть аппаратные и программные средства для такого преобразования (цифро-аналоговые преобразователи).

2.3. ТИПОЛОГИЯ ЭКСПЕРТНЫХ СИСТЕМ.

Экспертные системы, как категория ИИС, основанных на применении правил, могут быть представлены двумя видами.

Первый вид образуют ЭС, воспроизводящие осознанные дедуктивные (мыслительные) способности человека. К этому виду относятся системы, универсальные по отношению к задачам расчетно-логического характера, постановки которых основаны на представлении цели в виде неделимого понятия.

Второй вид образуют ЭС, воспроизводящие неосознанные, подсознательные, индуктивные способности человека. К этому виду относятся системы, универсальные по отношению к задачам, постановки которых основаны на представлении цели в виде последовательности результатов, которые должны быть получены (или достигнуты) в процессе решения. Такие последовательности обычно имеют характер иерархических структур (деревьев).

Понятие «вид» - собирательное. Обобщаемые одним видом понятийные категории должны иметь хотя бы один видовой (характерный только для представителей данного вида) признак и могут иметь различные сочетания других признаков, общих для всех видов. Внутри видов экспертные системы принято различать:

- по классу решаемых задач (см. раздел 1.6);
- по уровню естественности языка общения пользователя с системой (общение на естественном языке с использованием всех видов графики и анимации, общение на профессиональных версиях естественных языков, общение на формализованных естественных языках, общение на формальных языках различного типа);
- по способу представления (описания) знаний в модели ПО (типы моделей представления знаний изложены в теме 3);
- по степени учета динамики предметной области (статические, динамические);
- по степени интеграции с другими системами (автономные, интегрированные);
- по возможности «обучения» новым методам анализа знаний (настраиваемые, обучаемые, самообучаемые).

Возможности любой ЭС в решении задач того или иного класса принято (20,23,24) характеризовать совокупностью следующих характеристик:

- объемом знаний (измеряемым числом фактов и данных о свойствах сущностей ПО и отношениях между ними), содержащихся в декларативной компоненте БЗ;
- числом содержащихся в процедурной компоненте БЗ правил и процедур логического вывода, приводящих к необходимому преобразованию единиц знаний в результат решения той или иной задачи;
- логической или процедурной сложностью правил, используемых для решения задачи;
- связностью правил, определяемой числом условий, которые могут быть объединены одним правилом (например, правило отбора нужного факта из БЗ может содержать одно условие или несколько);
- глубиной пространства правил, определяемой средним числом последовательно применяемых правил, обеспечивающих преобразование исходных данных в конечный результат;
- широтой пространства правил, определяемой средним числом правил, применяемых к одной выборке данных.

Поиск последовательности (цепочек) правил и процедур логического вывода, приводящей к решению конкретной задачи, происходит в соответствии с одной из возможных стратегий. В тех случаях, когда процедуры и правила базы знаний системы представлены в виде древовидной (иерархической) структуры или ориентированного графа, эти стратегии определяются порядком просмотра и применения правил и процедур. Он может быть **прямым** или **обратным**. Прямой порядок предполагает идти от фактов к заключениям, а обратный порядок - от заключений к фактам. Сущность этих стратегий в самом общем виде заключается в следующем.

При реализации прямого порядка к имеющемуся (исходному) набору фактов ищется заключение (вывод), которое из этих фактов следует. Просмотр идет по шагам (циклам). Если на первом шаге с помощью одного или нескольких (из имеющихся в БЗ) правил такое заключение удается найти, но оно не соответствует заранее известным признакам «приемлемого» результата решения задачи, то факты, образованные этим заключением, принимаются в качестве нового исходного набора данных и делается новый шаг. Правило или правила, обеспечившие результат на первом шаге, образуют начало искомой цепочки. Если на первом шаге логичное заключение не было найдено, то шаг повторяется, но уже с применением другого набора правил.

При реализации обратного порядка к исходному набору фактов делается некий гипотетический вывод, имеющий формальные признаки результата решения задачи. Затем в БЗ пытаются найти факты, которые будучи поставлены в гипотетическое заключение вместо формализмов, подтверждают или опровергают гипотезу. Если подтверждают, то гипотеза объявляется решением задачи. Если опровергают, то пошаговый (цикличный) процесс поиска продолжается, пока не будут исчерпаны все факты, «пригодные» в качестве фигурантов выдвинутой гипотезы. Если гипотеза так и останется неподтвержденной, то делается новый гипотетический вывод и пошаговый процесс повторяется, пока не будут исчерпаны возможные правдоподобные гипотезы.

При любом порядке циклический процесс реализации механизма логического вывода заканчивается либо опробыванием всех правил, имеющихся в БЗ, либо исчерпанием числа правдоподобных гипотез. Если и в том, и в другом случае решение не найдено, то такая ситуация требует от когнитолога действий, связанных либо с привлечением новых экспертов, либо сопряжения системы с другими ИИС, базы знаний которых могут содержать недостающие знания. Более наглядно прямая и обратная стратегии поиска решения будут показаны в разделе 3.1.

Формирование пространства правил ЭС на основе знаний, получаемых от эксперта и из других источников, - задача когнитолога системы. Эффективность его работы в этой области деятельности определяет **мощность процедурной компоненты** базы данных и универсального решателя системы.

Эта характеристика ЭС определяет ее возможности в обработке знаний, которая может быть поверхностной или глубинной. В системы, которых допускают поверхностную обработку знаний, модель ПО, как правило, носит тоже поверхностный характер. В них не отражены глубинные связи между сущностями и их свойствами. Факты и правила, отраженные в таких моделях, носят характер практических знаний, относящихся к потребительским свойствам объектов ПО. Поверхностная обработка знаний, как правило, происходит быстро и непрерывно вплоть до получения результата.

В системах, модели ПО которых учитывают и адекватно отображают глубинные отношения между сущностями и их свойствами, не применимы поверхностные методы обработки. При обработке таких знаний требуется более высокая квалификация экспертов и когнитологов, поскольку в ходе обработки часто возникают ситуации, которые не могли быть предусмотрены заранее. В таких ситуациях набор правил, содержащихся в памяти системы, оказывается недостаточным для производства логического вывода. Поэтому процесс решения

прерывается и экспертам предстоит сформулировать новое правило или синтезировать его из числа уже имеющихся в наборе системы. Это правило, будучи примененным в дотоле незнакомой ситуации, должно вполне объяснимо «сработать». Системы с глубинной обработкой знаний в большинстве случаев строятся на моделях нескольких предметных областей: одной основной и нескольких смежных с ней.

Системы с поверхностной обработкой знаний в составе процедурных компонент своих БЗ содержат до тысячи правил. В составе процедурных компонент БЗ систем с глубинной обработкой знаний таких правил может быть до двух тысяч.

2.4. ОБЩИЕ ПРИНЦИПЫ ТЕХНОЛОГИИ СОЗДАНИЯ И ЭТАПЫ ПРОЕКТИРОВАНИЯ ЭС.

Об экспертных системах (ЭС) можно говорить много и сложно. Но наш разговор несколько упростится, если мы будем исходить из представления экспертной системы как модели знаний и опыта эксперта, способной (на современном уровне развития человечества) заменить его в той или иной области деятельности.

В этом разделе темы мы остановимся на основных особенностях создания и построения ЭС, которые, как уже было отмечено, предназначены, главным образом, для решения практических задач, возникающих в слабо структурированной и трудно формализуемой предметной области. ЭС были первыми системами, которые привлекли внимание потенциальных потребителей продукции искусственного интеллекта.

С неверным толкованием ЭС связаны некоторые распространенные заблуждения.

Заблуждение первое: ЭС могут делать не более (а скорее даже менее) того, что может эксперт, на основе знаний и опыта которого создавалась данная система. Для опровержения данного заблуждения можно построить самообучающуюся ЭС в области, в которой вообще нет экспертов, либо объединить в одной ЭС знания нескольких экспертов, и получить в результате систему, которая может то, чего ни один из ее создателей сам по себе сделать не сможет.

Заблуждение второе: ЭС никогда не заменит эксперта. Это заблуждение опровергается реальностью широкого применения этих систем, а иногда и тем, что даже заимствованная (созданная на основе прототипа) ЭС рассматривается как альтернатива приглашению эксперта для решения конкретного класса задач.

Приступая с проектированию ЭС, следует иметь в виду, что такие системы относятся к категории ИИС, технология создания которых представляется наиболее устоявшейся и подтвержденной практикой.

Существует весьма активный и представительный рынок готовых («пустых») экспертных систем, предназначенных для решения определенных классов интеллектуальных задач. Операционные возможности таких товаров проверены на практике и для их применения необходимо, соблюдая предусмотренные системной документацией условия, восполнить информационную «пустоту» знаниями конкретной ПО и система готова к пробным решениям задач определенного класса.

Жизненным циклом любой ЭС принято считать период времени от формулировки замысла на ее создание до принятия решения о снятии с эксплуатации.

Формулирование замысла на создание системы включает разработку концепции ее целевого предназначения. Такая концепция должна содержать отвечать на вопросы:

- с какой целью создается система;
- какие задачи должны решаться с ее помощью;
- какие материальные, финансовые человеческие ресурсы могут быть выделены на ее создание;
- в какие сроки она должна быть создана и введена в эксплуатацию;
- какой эффект ожидается от внедрения системы.

Проектирование ЭС включает следующие этапы (21) и виды деятельности.

1) Анализ рынка «готовых» экспертных систем и оценка их соответствия концепции создаваемой системы.

2) Выбор прототипа или принятие решения о разработке оригинального проекта системы.

3) Определение исполнителей проекта (руководителя проекта, системного аналитика – когнитолога, экспертов, системных программистов, проблемных программистов, группы экономического анализа.

4) Разработка эскизного проекта системы, соответствующего общей концепции ее создания и отражающего базовые возможности и характеристики БЗ будущей системы. Этот этап является основным и наиболее ответственным. Он включает следующие виды работ:

- выбор типа модели представления знаний;
- разработка технология приобретения знаний и средств ее реализации;
- создание базы знаний системы;
- создание необходимого числа баз и банков данных в составе БЗ системы и уточнение их характеристики;
- выбор языка проблемного программирования, внутрисистемных языков описания знаний и манипулирования ими, типа пользовательского интерфейса и его функциональных и эргономических характеристики, языка общения пользователя с системой и формы представления информации в запросах к системе и в ее ответах;
- выбор аппаратных средств системы, обоснование их характеристики и принципа их системной организации;
- создание общего алгоритма функционирования системы, определение типов пользователей и их системных приоритетов;
- определение функций и ответственности персонала, обеспечивающего работоспособность системы.

5) Разработка и создание опытного (исследовательского) образца системы.

6) Утверждение базового (обязательного) перечня задач, решение которых должно обеспечиваться составом декларативной и возможностями процедурной компонент БЗ.

7) Наполнение базы знаний системы фактами и правилами, необходимыми и достаточными для решения базового перечня задач.

8) Испытания опытного образца системы на всех штатных режимах ее функционирования и оценка возможностей декларативной и процедурной компонент БЗ системы на всех типах задач утвержденного базового перечня, определяющих ее проблемную область.

9) Анализ результатов испытаний системы, проведение необходимых доработок ее программных и аппаратных средств и корректировок содержания предметной и возможностей процедурной компонент БЗ.

10) Создание промышленного образца системы, проведение ее комплексных (на всех штатных режимах функционирования) испытаний.

11) Устранение неточностей в работе системы, выявленных при комплексных испытаниях, доработка системы и передача ее в эксплуатацию.

12) Создание демонстрационной версии системы, оформление промышленного образца в торговой палате, организация его рекламы.

Приведем некоторые положения теории и практики проектирования и создания ЭС, в которых раскрывается сущность перечисленных этапов и видов деятельности.

Важным аспектом при проектировании ЭС является экономический. Оценка экономической целесообразности проекта, его рентабельности, осуществляет руководитель проекта на основании расчетов, выполненных группой экономического анализа. При этом важно учитывать все виды ресурсов, необходимых для создания ЭС (затратная часть проекта). Ожидаемый экономический эффект от применения ЭС должны оценивать менеджеры самых

высоких уровней ответственности и компетентности совместно с экспертами, имеющими опыт объективного анализа и опыт применения подобных систем в близких областях деятельности. При комплексном экономическом анализе проекта нельзя оставлять без внимания возможность избежать высоких материальных затрат при рациональном использовании всего того, что было создано на предприятии до этого. Для этого надо тщательно ревизовать информационные возможности уже созданных и действующих на предприятии систем сбора, обработки, хранения и передачи информации и оценить перспективность их использования в создании и эксплуатации будущей ЭС. Этот анализ должна выполнить группа системнвх специалистов проекта.

Ядром создаваемой ЭС, безусловно, является база знаний. От того, насколько полно и точно отражены в ней свойства сущностей ПО и отношения между ними, зависят интеллектуальные возможности системы. Если руководитель фирмы, в которой создается система, намерен в своей деятельности использовать преимущественно неформальные, часто интуитивные, но (по его мнению) «надежные» знания экспертов, то он обязан заявить об этом на стадии разработки концепции создания ЭС.

Группа экспертов, участвующих в создании проекта системы, должна снабдить руководителя исчерпывающей информацией о рациональной степени формализации знаний, вводимых в систему. Рациональность такого рода предполагает, что глубина знаний о свойствах сущностей ПО и отношениях между ними должна быть **необходимой и достаточной** для решения всех задач базового перечня, предусмотренных проектом. Избыток знаний или их избыточная глубина могут отрицательно сказаться на рентабельности системы.

В свою очередь, руководитель предприятия, на котором создается система, должен максимально точно и полно сформулировать цель создания системы и задачи, которые планируется решать с ее помощью. Эта информация важна и для проектировщиков системы, и для экспертов, которых предполагается пригласить для ее создания.

Основными этапами процесса проектирования и создания ЭС помимо создания базы знаний, являются разработка и создание опытного образца системы, его испытания, опытная эксплуатация и создание промышленного образца системы.

На этом этапе создания опытного образца основным аспектом является проверка адекватности выбранных методов и способов представления знаний задачам, которые предстоит решать системе. На опытном образце оценивается соответствие выбранных методов и алгоритмов решения задач структуре представления знаний (фактов и правил). Испытания опытного образца являются наиболее ответственным и трудоемким этапом процесса создания системы. На этом этапе со всей тщательностью должны быть проверены все функциональные блоки системы. Опыт создания ЭС показывает ( ), что недостатки, не обнаруженные на данном этапе, либо неустранимы без коренных изменении в проекте, либо потребуют для устранения больших материальных затрат.

Испытания опытного образца должны проходить с обязательной проверкой эффективности всех интерфейсов системы. Важным аспектом таких проверок является оценка интерфейсов требованиям и преференциям конечного пользователя. Под этим понимается способность аппаратных и программных средств интерфейсов в ходе диалога настраиваться на требования пользователя, указанные в запросе к системе, и на изменение информации о пользователе, содержащейся в БЗ. На испытания опытного образца должна быть проверена устойчивость ЭС к возможным некорректным действиям пользователя, вызванным его неопытностью.

Оценку результатов испытаний системы следует проводить с учетом мнений (а иногда – и с участием) всех категорий пользователей, применяя как формальные и объективно измеряемые показатели ее работы (время реакции, полнота и точность выводов, надежность и пр.), так и неформальные оценки («понятливость», «дружественность», «прозрачность», удобство работы и т.д.). Очень важны, при этом, бывают оценки приглашенных экспертов,

знакомых с параметрами работы других систем. Много полезной информации можно получить от работников своей фирмы, не принимавших участия в создании системы. Именно такие конечные пользователи способны в полной мере оценить простоту и удобство общения с системой, эргономичность ее аппаратных средств и, главное, выявить тупиковые ситуации, проявляющиеся в частных случаях.

Важным моментом при постановке системы в эксплуатацию является ее стыковка с другими, не обязательно экспертными, инфрмационными системами, имеющимися на фирме (система учета кадров, система циркулярной передачи распоряжений и др.). Зачастую при обмене информацией именно с такими системами возникают ситуации лингвистической, терминологической или семантической неопределенности, на которые должна соответствующем образом реагировать служба ведения словарей наименований объектов, словарей названий характеристик и особенно - словарей нечисловых значений характеристик объектов.

С началом штатной эксплуатации системы необходимо в течение всего периода ее применения активно поддерживать ее в актуальном состоянии. Эта поддержка выражается в перманентном «совершенствовании» ее интеллекта, наращивании ее возможностей. Например, при появлении на рынке программного обеспечения новой эффективной системы программированя может оказаться целесоообразым перевод модулей ЭС на эту систему, повысив,тем самым, ее быстродействие. Здесь, однако, следует руководствоваться принципом «не навреди», имея в виду возможную утрату некоторых системных связей. Главное же внимание при поддержке системы следует уделять **актуальности знаний**, составляющих содержание предметной и процедурной компонент БЗ.

В ходе разработки ЭС почти всегда осуществляется ее модификация по результатам проводимых испытаний. Выделяют следующие виды модификации системы:

- переформулирование понятий и требований к системе;
- переконструирование (смена модели представления знаний в системе);
- усовершенствование опытного образца.

В ходе эксплуатации проектная группа обязательно участвует в оценке результатов применения ЭС и отслеживает все достижения в области новых информационных технологий на предмет использования их при модернизации аппаратных и программных компонент системы. Особая роль отводится при этом группе ведения БЗ системы. Она должна постоянно осуществлять актуализацию декларативной и процедурной компонент БЗ. Нельзя оставлять без внимания и проблему обновления состава группы экспертов, знаниями и опытом которых пополняются возможности системы.

Существенным этапом в проектировании и создании ЭС является формализованное описание базы знаний (как модели ПО) на внутрисистемном языке. Главным требованием к языку представления знаний является **обеспечение максимально возможной независимости логической структуры представления знаний от способа их размещения на физических (машинных) носителях информации.**

Инструментальные средства для обработки знаний представлены достаточно широко. Такими средствами являются:

- алгоритмические языки высокого уровня (СИ+, Паскаль, ЛИСП, PROLOG, SMALLTALK, РЕФАЛ и др.);
- языки представления знаний (OPS 5, KRL, FRL);
- программные среды (KE, ARTS, GURU, G2);
- специальные оболочки для создания экспертных систем (BUILD, EMYCIN, EXSYS Prof., ЭКСПЕРТ и др.).

Основными технологическими этапами создания базы знаний ЭС являются:

- идентификация проблемной области;

- концептуализация предметной области;
- формализация базы знаний.

Рассмотрим содержание этих технологических этапов.

Идентификация проблемной области.

Цель этого этапа – определить, для решения какой задачи (или задач) создается ЭС..

Идентификация задачи заключается в составлении ее неформального (вербального) описания, в котором указываются:

- общие характеристики задачи (содержательная постановка задачи, исходные данные);
- подзадачи, на которые может быть разбита задача;
- знания, необходимые для решения задачи;
- предполагаемое содержание и форма представления результата решения задачи.

В процессе идентификации задач когнитолог и эксперт работают в тесном контакте. Исходное неформальное описание задачи, данное экспертом, используется когнитологом для уточнения терминов и ключевых понятий. Эксперт корректирует описание задачи, объясняет, как решать ее и какие рассуждения лежат в основе того или иного решения. После нескольких циклов, уточняющих описание, эксперт и когнитолог составляют окончательное неформальное описание задачи.

При создании БЗ ЭС типичными ресурсами являются источники знаний, время разработки, вычислительные средства и объем финансирования. Для эксперта источниками знаний служат его предшествующий опыт по решению задачи, книги, известные примеры решения задач, а для когнитолога - опыт в решении аналогичных задач, методы представления знаний и манипулирования ими, программные инструментальные средства. При определении времени разработки обычно имеется в виду, что сроки разработки и внедрения ЭС составляют, как правило, не менее года (при участии 5 человек). Определение объема финансирования оказывает существенное влияние на процесс разработки, так как при недостаточном финансировании предпочтение может быть отдано не разработке оригинальной новой системы, а адаптации существующей.

Концептуализация предметной области.

На данном этапе проводится содержательный анализ проблемной области, выявляются используемые понятия и их взаимосвязи, определяются методы решения задач. Этот этап завершается созданием ядра модели ПО, включающего основные концепты и отношения между ними.

Существует два подхода к процессу построения модели предметной области, которая является целью разработчиков ЭС на этапе концептуализации.

Признаковый или **атрибутивный** подход предполагает представление полученной от экспертов информации в виде элементарных триад «идентификатор объекта – название признака (атрибута) объекта – значение признака (атрибута)». Если идентификатор объекта (его наименование) является **уникальным для данной ПО**, то никакой другой информации (кроме элементарных триад, в которых признаками объектов могут быть и их связи с любыми другими объектами) для описания ПО не понадобится. Если это условие не соблюдается (наименование не уникально), то потребуется дополнительная информация для того, чтобы отличать, например, объекты, имеющие одинаковые наименования «ворот» или одинаковые фамилии «Иванов». Такая дополнительная информация может иметь характер обучающей, если она представляет собой прецеденты (примеры) правильных экспертных заключений на предмет сходства или различия одноименных объектов ПО. Этот подход развивается в рамках направления, получившего название "машинное обучение" (machine learning).

Дополнительная обучающая информация позволяет группировать объектов в классы по тому или иному признаку их общности. Существуют методы, с помощью которых конструируются правила (комбинации значений атрибутов), позволяющие отличить один

объект от другого. Обучающая информация при этом может быть также задана в виде прецедентов правильных экспертных заключений.

При наличии обучающей информации для формирования модели предметной области на этапе концептуализации можно использовать и методы, развиваемых в рамках задачи распознавания образов.

Второй подход, называемый структурным (иногда его называют «когнитивным»), основан на выделении сущностей предметной области по семантике или характеру отношений между ними. Структурный подход к построению модели предметной области предполагает выделение следующих когнитивных элементов знаний:

1. Понятия.
2. Взаимосвязи понятий.
3. Метапонятия.
4. Семантические отношения.

Выделяемые понятия предметной области должны образовывать систему, которой свойственны:

- отсутствие избыточности;
- полнота описания сущностей (процессов, фактов, явлений и т.д.) предметной области;
- достоверность (соответствием выделенных единиц смысловой информации их реальным наименованиям);
- непротиворечивость (отсутствие омонимии).

Для **построения системы понятий ПО** применяются следующие неформальные методы.

Метод декомпозиции требует от эксперта умения представить задачу в виде системы подзадач. Далее для каждой подзадачи эксперт формулирует известные ему факты и дает им четкое наименование (название). Считается, что для успешного решения задачи построения модели предметной области число таких фактов в каждом локальном представлении, которыми человек способен одновременно манипулировать, не должно превышать семи.

Метод вычисления коэффициента использования элемента данных основан на гипотезе о том, что элемент данных (или любой факт) может являться понятием, если он используется в достаточно большом числе подзадач (M) совместно с определенным числом (N) других элементов данных. Этот коэффициент определяется как отношение M/N и может служить критерием оценки актуальности различных элементов данных при формировании системы понятий.

Метод формирования перечня понятий заключается в том, что экспертам (желательно, чтобы их было больше двух) дается задание составить список понятий, относящихся к исследуемой предметной области. Понятия, выделенные всеми экспертами, безусловно включаются в систему понятий, остальные подлежат обсуждению.

Ролевой метод состоит в том, что эксперту дается задание обучить инженера по знаниям решению некоторых задач предметной области. Таким образом, эксперт играет роль учителя, а инженер по знаниям - роль ученика. Получив некоторый опыт решения задач, когнитолог самостоятельно решает новую задачу данного типа, а его роль, как эксперта, оценивается другим независимым экспертом – третьим участником ролевой игрыВ **методе составление оглавления** эксперту предлагается представить, что ему предстоит написать книгу по некой проблеме и должен составить ее оглавление. Такие документы, составленные несколькими экспертами, содержат важную информацию для декомпозиции проблемы и оценки ее понятийной, информационной и процедурной емкости.

Текстологический метод формирования системы понятий заключается в том, что эксперту дается задание выписать из источников информации определенной тематики некоторые фрагменты, представляющие собой единицы смысла данной тематики. Анализ текстов, выбранных и представленных несколькими экспертами, позволит когнитологу

сформировать первичную систему понятий ПО, которая может быть уточнена с применением более изощренных методов.

Для **установления взаимосвязей между понятиями ПО** применяются неформальные методы, в основе которых – процедуры, позволяющие установить семантическую близость отдельных понятиями. Ниже приведены краткие описания некоторых методов, применение которых в современной практике разработки БЗ ЭС можно считать традиционным.

Метод свободных ассоциаций заключается в том, что каждому из группы испытуемых предлагается связать (ассоциировать) некое новое понятие с первым, возникшем в его представлении известным ему понятием или фактом. Как правило, реакция большинства испытуемых (если понятие не было слишком необычным) оказывается почти одинаковой. Количество переходов в цепочке ассоциаций, сформированных для разных понятий, может служить мерой "смыслового расстояния" между этими понятиями. Многочисленные опыты показывают, что для любой пары понятий существует ассоциативная цепочка, состоящая не более чем из семи слов.

В методе сортировки картотек исходным материалом служит картотека понятий некой ПО. Метод реализуется двумя способами. При первом способе эксперту сообщаются некоторые критерии отбора понятий данной ПО, которыми он должен руководствоваться при разделении картотеки на группы. Второй способ применяется в том случае, если сформулировать критерии отбора невозможно. Тогда эксперту предлагается разделить картотеку на группы в соответствии с интуитивным пониманием семантической близости или различия представленного картотекой множества понятий.

Метод обнаружения регулярностей основан на гипотезе о том, что элементы цепочки понятий, которыми человек оперирует с определенной регулярностью, имеют тесную ассоциативную взаимосвязь. Для эксперимента произвольным образом отбирается 20 понятий. Эксперту предъявляется одно из них и предлагается выстроить к нему цепочку ассоциаций из остальных понятий. Процедура повторяется 20 раз, пока в качестве исходных понятий не будут рассмотрены все остальные. Затем когнитолог должен проанализировать составленные экспертом цепочки с целью выявления групп регулярно повторяющихся последовательностей понятий. Ассоциативные связи внутри выделенных таким образом групп считаются наиболее устойчивыми.

Кроме рассмотренных выше неформальных методов установления взаимосвязей между понятиями применяются и специальные математические (формальные) методы. Наиболее известные из этих методов изложены в разделах Темы 5.

Идентифицированные понятия предметной области и установленные между ними взаимосвязи служат основанием для построения **системы метапонятий**.

Система метапонятий конкретной ПО иногда рассматривается как осмысленная (в контексте анализа связей между понятиям) система группировок или классов понятий. Интерпретация таких группировок бывает более эффективной (выразительной и простой), если сами группировки получены неформальными методами. В этом случае выделенные классы метапонятий более понятны эксперту. Для некоторых предметных областей совсем не обязательно устанавливать взаимосвязи между понятиями, так как смысл каждого метапонятия часто "лежит на поверхности".

Последней фазой концептуального анализа ПО является **установление семантических отношений между понятиями и метапонятиями**. Установить семантические отношения - значит определить специфику взаимосвязи, выявленной в результате применения того или иного метода анализа. Для этого необходимо каждую выявленную взаимосвязь осмыслить и отнести к одному из типов отношений, которые мы намерены отразить в модели ПО.

Существует около 200 базовых типов таких отношений: "часть — целое", "род — вид", "причина — следствие", пространственные, временные и другие отношения. Для каждой

предметной области, помимо базовых отношений, могут существовать отношения, уникальные для некоторых ее сущностей.

Прямые методы установления семантических отношений между двумя сущностями (бинарных отношений) основаны на непосредственном осмыслении каждой интуитивно ощущаемой, декларируемой или установленной связи. В том случае, когда интерпретировать установленную взаимосвязь непосредственно в терминах списка уже привычных наименований базовых отношений не удается, можно прибегнуть к следующей процедуре пополнения этого списка. Каждому из группы экспертов предлагается сформировать по равному числу троек «**понятие 1 - фраза - понятие 2»**. В каждой из таких троек не идентифицированная связь отображается коротким предложением, построенным так, чтобы понятие 1 и понятие 2 были его фигурантами (входили бы в это предложение). Затем тройки, составленные экспертами, анализируются на предмет наличия в них близких по смыслу фраз. Если таковые будут иметь место, то группе экспертов предстоит обобщить смысл фразы, сформулированной большинством экспертов, новым названием связи и пополнить им список базовых отношений.

Косвенные методы установления семантических связей между понятиями основаны на анализе системы понятий, связи между которыми неизвестны. Выбирается некоторый критерий (признак общности), с помощью которого из системы выделяется группа понятий, отвечающих только этому критерию. Группа отобранных понятий предъявляется эксперту с просьбой дать вербальное описание неизвестного ему критерия отбора понятий из системы в группу. Понятия предъявляются эксперту все сразу (желательно на карточках). На основе анализа содержания описания критерия, сделанного экспертом, формулируется название связи между понятиями, вошедшими в группу. Косвенные методы позволяют устанавливать не только базовые отношения, но и отношения, свойственные только конкретной предметной области.

Рассмотренные выше методы формирования системы понятий и метапонятий, установления взаимосвязей и семантических отношений в разных сочетаниях применяются на этапе концептуализации при построении модели предметной области.

Следует заметить, что современные информационные технологии, применяемые при создании БЗ ИИС, быстро развиваются. Тенденции и основные результаты их развития изложены в соответствующих разделах Темы 7.

Формализация базы знаний.

На этом этапе все ключевые понятия ПО и отношения между ними выражаются на некотором формальном языке, который либо выбирается из числа уже существующих, либо создается заново. Иначе говоря, на данном этапе определяются состав средств и способы представления декларативных и процедурных знаний, Итогом этапа является формальное описание предметной области (декларируемых в БЗ фактов), формальное описание постановки задачи, для решения которой создана ЭС, и процедур, с помощью которых эта задача будет решаться системой.

Завершая тему, необходимо привести некоторые положения, которые мировой опыт разработки и применения ЭС рекомендует учитывать при проектировании оригинальной или покупке готовой системы.

Интеллектуальная мощность ЭС определяются, главным образом, «качеством» декларативной и процедурной компонент ее базы знаний. Качество БЗ считается высоким, если декларативные знания, в ней содержащиеся (факты, аксиомы и связи между ними), достаточны для отображения объективно существующих (явных и скрытых) отношений между реальными объектами, процессами и ситуациями предметной области и могут оперативно обновляться или дополняться новыми знаниями. Что касается методов и процедур, применяемых в ЭС для обработки этих знаний, то их влияние на качество системы определяется тем, насколько

эффективно (точно, полно, оперативно и понятно для пользователя) решаются задачи, составляющие проблемную область предприятия, на котором создается экспертная система.

Эффективность решения интеллектуальных задач с помощью знаний эксперта бывает высокой или, по крайней мере – удовлетворительной, даже если эти знания являются эмпирическими, выражены нечеткими категориями мер или получены на основе эвристик.

Эффективное решение неформализуемых или плохо формализуемых задач невозможно, если программные и аппаратные средства пользовательских интерфейсов ЭС не обеспечивают бесконфликтного в лингвистическом и семантическом отношении диалога экспертов и пользователей с системой.

ВОПРОСЫ ДЛЯ ПРОВЕРКИ УСВОЕНИЯ ТЕМЫ

1. Какие задачи наиболее эффективно решаются с помощью экспертных систем? назовите основные характеристики таких задач.
2. Дайте определение экспертной системы.
3. Назовите основные компоненты структуры ЭС и раскройте их функциональную роль в системе.
4. Какие категории пользователей существуют в ЭС и чем они характерны?
5. Какими качествами должен обладать эксперт, приглашаемый для создания ЭС?
6. Какова роль и основные функции когнитолога ЭС?
7. Попытайтесь составить обобщенную схему функционирования ЭС и перечислите основные информационные связи между блоками системы.
8. В чем назначение и основные функции универсального решателя ЭС?
9. Каковы роль и функции оперативной (рабочей) памяти ЭС?
10. Какова функция модуля обработки запросов?
11. Каково содержание процедуры объяснения решения?
12. Раскройте содержание процедуры объяснения решения.
13. Какова роль и функции модуля интеллектуального редактирования?
14. Какие функциональные блоки ЭС обрабатывают информацию на внутрисистемном языке?
15. Каким в идеале должен быть входной язык пользовательского интерфейса ЭС?
16. Какая информация о пользователе ЭС должна или может содержаться в базе знаний системы?
17. В чем принципиальное отличие статической ЭС от динамической?

18. Какими средствами (аппаратными и прогаммными) обеспечивается сопряжения блока учета динамики ПО с базой знаний ЭС?
19. Раскройте функцию блока учета динамики предметной области?
20. Какие два вида ЭС предусмотрены их обобщенной типологией и чем характерен каждый из этих видов?
21. Назовите основные признаки, по которым различаются ЭС в пределах каждого вида?
22. Чем определяются функциональные возможности любой ЭС?
23. Что такое «глубина пространства правил» базы знаний ЭС?
24. В чем отличие прямого порядка решения задачи от обратного и чем завершается решение при выборе того и (или) другом порядка?
25. Чем характеризуется мощность процедурной компоненты базы знаний ЭС?
26. Назовите основные этапы технологии проектирования и разработки ЭС?
27. Что такое «жизненный цикл» ЭС и каковы его основные фазы?
28. Каково содержание этапа идентификации процесса создания базы знаний ЭС и что является объектом идентификации в этом процессе?
29. Каково содержание этапа концептуализации при разработке информационной модели предметной области?
30. В чем сущность атрибутивного подхода к построению модели предметной области?
31. Чем отличается структурный подход к созданию модели ПО от атрибутивного подхода?
32. Какие типы данных используются при структурном подходе к построению модели ПО?
33. Какими свойствами должна обладать система понятий, используемая в модели ПО?
34. Чем завершается этап концептуализации при создании модели ПО?
35. Приведите примеры базовых семантических отношений между понятиями ПО?
36. Что является содержанием этапа формализации модели ПО?
37. Раскройте сущность этапа создания опытного образца проектируемой ЭС.
38. Чем определяется «интеллектуальная мощность» экспертной системы?

Тема 3. МОДЕЛИ ПРЕДСТАВЛЕНИЯ ЗНАНИЙ В ИИС, ОСНОВАННЫХ НА ПРАВИЛАХ.

Человек использует знания о сущностях какой-либо предметной области (ПО) в различных целях и для решения разнообразных задач. Для решения так называемых интеллектуальных задач создаются автоматические системы, представляющие собой различные по устройству и действию модели тех или иных интеллектуальных возможностей человека. Базы знаний (БЗ) таких систем являются информационными моделями реальности.

В интеллектуальных информационных системах (ИИС) информационная модель ПО представлена совокупность двух разновидностей знаний – декларативные и процедурные. Декларативными принято называть знания о свойствах сущностей ПО и об отношениях между ними, а процедурными - знаний о допустимых правилах манипулирования такой информацией. Декларативные знания утверждают факт наличия определенных свойств сущностей, а процедурные знания определяют правила, методы и процедуры, с помощью которых можно осуществлять разнообразный анализ декларируемых знаний и на его основе синтезировать новые знания. К примеру, применяя к определенной совокупности фактов некую последовательность известных правил, можно выяснить:

- как эта совокупность фактов была получена;
- почему были получены именно такие факты;
- в каких условиях эти факты не имеют смысла;
- какие новые виды отношений свойственны сущностям ПО и их свойствам.

Центральным вопросом при создании базы знаний ИИС является выбор **модели представления знаний** (ПЗ) о свойствах сущностей ПО и отношениях (связях) между ними. Эта модель должна определять не только структуры информации различных уровней, но и обеспечить их максимальную адекватность (соответствие) структуре внутренних операций компьютера и структуре языков программирования, используемых для реализации модели. При этом, безусловно, нельзя оставлять без внимания и такое важное условие как максимальное соответствие модели ПЗ характеру (классу) задач, для решения которых создается система.

Многие современные средства (языки) описания абстрактных и конкретных знаний и языки манипулирования такими знаниями ориентированы на создание **производящих конструкций** (процедур), реализуемых на компьютерах фон-неймановской архитектуры в виде последовательностей элементарных операций арифметики, алгебры исчисления предикатов и логики. **Выбор способа построения** таких **производящих конструкций** (процедур) **определяет тип модели представления знаний.** Представление знаний в такой модели должно быть понятным и однородным (одинаковым для любой категории отображаемых знаний) в конкретной ПО. Однородность представления знаний делает более технологичным управление логическим выводом при анализе и синтезе информации и управление знаниями (приобретение знаний и их оценку). Требование понятности и однородности представления знаний могут в некоторых случаях оказаться противоречивыми. И выход из такой ситуации бывает разным при решении простых или более сложных задач. В простых случаях (относительная однородность объектов ПО и типов связей между ними или относительно узкий класс решаемых задач) приемлемым может оказаться нестрогое («слабое») структурирование знаний. В сложных случаях (разнородность объектов, многообразие связей между ними, широкий класс решаемых задач) необходимо выбрать способ представления знаний, обеспечивающий их строгую («сильную») структуризацию и, если удастся, - модульную организацию модели представление знаний.

В современных ИИС применяются четыре типа моделей представления знаний:

- продукционная модель;
- формально-логическая модель;
- фреймовая модель;
- семантико-сетевая модель.

Первые два типа получили название модульных моделей в связи с тем, что они оперируют элементами процедурных знаний – правилами и аксиомами, являющихся истинными (имеющими смысл) в конкретной ПО.

Фреймовые модели и семантические сети получили название сетевых в связи с тем, что связи между элементами знаний в этих моделях выражаются через бинарные отношения.

3.1. ПРОДУКЦИОННАЯ МОДЕЛЬ ПРЕДСТАВЛЕНИЯ ЗНАНИЙ.

Этот тип моделей представления знаний (ПЗ) получил свое названия в связи с тем, что он основан на конструкциях, позволяющих использовать сочетания уже известных фактов (образующих ситуации или условия) для получения новых знаний или ситуаций. Правила, на основании которых такие преобразования в конкретной предметной области (ПО) имеют смысл, называются «производящими правилами» или «продукциями».

Продукция представляет собой обусловленную опытом и (или) знаниями абстрактных истин причинно – следственную конструкцию, состоящую их двух частей. Первая часть – это некоторая ситуация в предметной области, описываемая с помощью абстрактных или конкретных знаний. В продукции она играет роль утверждения или условия, снабженного некоторыми оценками истинности его компонентов. Эту часть продукции принято называть **антецедентом**. Антецедент в продукции играет роль посылки, из которой на основании истинных знаний (фактов), имеющихся в памяти системы, следует вторая часть продукции – вывод, обусловленный истинностью посылки. Эта часть продукции называется **консеквентом**. Консеквент, как следствие посылки, может представлять собой новую ситуацию или действие, приводящее к изменению прагматики, парадигматики или синтагматики имеющихся знаний о сущностях ПО. В дальнейшем для простоты изложения мы будем чаще применять термин «правило», как синоним термина «продукция».

В продукционных моделях ПЗ правила выражаются канонической формулой:

«ЕСЛИ (антецедент) ТО (консеквент)».

Продукционные модели ПЗ просты для понимания, поскольку отображают часто применяемые в жизни методы и приемы обучения тому, чего человек, способный понять смысл описания этих приемов, не знал или не умел ранее. Антецедент обычно имеет вид высказывание по поводу какого-либо факта или сочетание фактов, содержащихся в базе знаний системы. Сочетание это может быть простым или сложным. Оно образуется с помощью простейших логических операций - союзов «И», «ИЛИ» и отрицания «НЕ».

Важно всегда иметь в виду, что консеквкнт – это вывод или действие над информацией, которое предписывается сделать, если истинно утверждение, приведенное в антецеденте. Эти действия могу быть завершающими или промежуточными. К завершающим действиям относятся, например, такие, как формулировка заключения (вывода), логически следуемого из фактов, перечисленных в антецеденте, или действие, которое следует совершить, (например, занесение в БЗ нового признака сущности ПО или выполнение какого-либо вычисления). К промежуточным действиям можно отнести, например, использование консеквента одного правила в качестве антецедента (условия) другого правила при формировании цепочки последовательно применяемых правил.

Таким образом, в процессе «работы» продукционной модели ПЗ может происходить изменение содержания и декларативной, и процедурной компонент БЗ системы. Как правило, при этом происходит увеличение декларативных, и процедурных знаний, но возможно и их сокращение (если консеквентом является предписание, требующее исключить из БЗ ставшее неактуальным знание).

Вот примеры продукций.

Пример 1. ЕСЛИ («испытываешь жажду») ТО («выпей воды или съешь фрукт»).

Пример 2.. ЕСЛИ («день солнечный» **и** «шторы на окнах подняты») ТО («следует выключить искусственное освещение»).

Пример 3. ЕСЛИ («ученик ответил неверно» **или** «воспользовался подсказкой») ТО («оценка его ответа должна быть неудовлетворительной»).

Пример 4. ЕСЛИ («спрос на товар **не** растет») ТО («следует прекратить торги»). В первом и четвертом примерах антецеденты являются простыми высказываниями (фактами), а в остальных примерах – составными, состоящими из двух простых, соединенных разными логическими операциями. Может показаться, что антецедент четвертого примера тоже составной, но это не так, поскольку логическая операция «**не**» относится только к одному факту - «спрос на товар растет».

В памяти продукционной модели ПО (в БЗ системы) должны храниться факты и правила, истинность которых установлена (на прошлом опыте или в процессе решения конкретной задачи) к текущему моменту времени. Любое правило применяется к взятой из БЗ совокупности фактов, если сопоставление их с антецедентом анализируемого правила покажет полную идентичность. Базу знаний такой системы, основанной на моделях продукций, удобно представлять двумя частями – базой фактов (БФ) и базой правил (БП), а программные средства – компонентой вывода и программой управления выводом.

Компонента вывода выполняет три вида операций:

- сканирует БП и идентифицирует (отмечает) правила, антецедент которых идентичен совокупности фактов, указанных в запросе к системе;
- формирует из отмеченных правил совокупности (цепочки) действий, позволяющие на основании анализа фактов, указанных в запросе, сделать вывод или совершить действие составляющее суть задачи – дать ответ на запрос пользователя;
- проверяет (пробными решениями) отобранные цепочки правил и определяет оптимальную последовательность их применения к указанному набору фактов.

Существуют две схемы, два принципа получения результирующего вывода в системах с продукционной моделью ПЗ: схема **прямого вывода** и схема **обратного вывода**.

Прямой логический вывод реализует стратегию «ОТ ФАКТОВ - К ЗАКЛЮЧЕНИЮ» или «ОТ ДАННЫХ - К ПОИСКУ ЦЕЛИ».

Обратный логический вывод предполагает поиск в БЗ такого сочетания фактов, которые могут опровергнуть или подтвердить истинность некой, выдвинутой в ходе поиска решения гипотезы. При этом реализуется стратегия «ОТ ГИПОТЕЗЫ – К ФАКТАМ».

Сущность этих двух схем можно легко понять на примере продукционной модели ПЗ, представленной в виде ориентированного графа (рис.3.1.1).

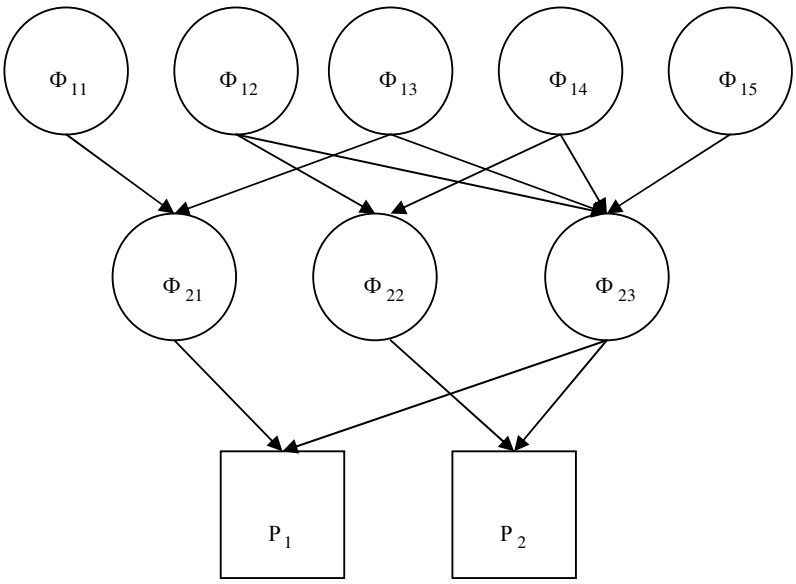


Рис.3.1.1 Пример продукционной модели представления знаний.

Символами Ф обозначены известные факты, а символами П – известные правила, обеспечивающие возможность перехода типа «если А то К» от факта-посылки (антецедента) к факту-следствию (консеквенту). На основании признаков, характерных для природы фактов и причинно-следственных связей между ними, факты

конкретной области знаний могут быть отнесены к разным уровням. Факты обозначены индексами, в которых первая цифра – номер уровня, к которому отнесен факт, а вторая – условный порядковый номер факта на данном уровне. Стрелки символизируют возможность переход от факта-посылки к факту-следствию. То есть, ими обозначены известные для данной БЗ правила: «если Φ_{1i}, то Φ_{2j}». Если обозначать правила символом П, то у каждого правила должны быть два индекса – верхний (индекс факта-посылки) и нижний (индекс факта-следствия). Например, правило продукции, в котором антецедентом является факт Φ_{12}, а консеквентом – факт Φ_{22}, будет обозначено $П_{22}^{12}$ и т.д. В нижней части рисунка символами P_1 и P_2 обозначены выводы, к которым можно придти, применяя к фактам-посылкам те или иные правила. Эти выводы можно рассматривать как результаты решения двух разных задач или как разные решения одной задачи.

Рассмотрим схему **прямого вывода**. Предположим, что в БЗ есть только факты второго уровня. В этом случае первая задача (P_1) может быть решена на базе только одного факта. Этим фактом мог быть Φ_{21} или Φ_{23}. Очевидно, что в этом случае первая задача может быть решена с помощью одного из двух правил - $П_1^{21}$ или $П_1^{23}$. Предположим теперь, что в БЗ есть все указанные на схеме факты. В этом случае первая задача может решаться с помощью различных альтернативных цепочек правил. Реализация каждой из этих цепочек зависит от разных условий, в которых решается задача.

Допустим, что в БЗ содержатся факты, описывающие симптомы болезни, и в запросе спрашивается, какой вывод можно сделать на основе симптомов (фактов) Φ_{11} и Φ_{13}? Ответом на этот вопрос должно быть решение (диагноз) P_1, поскольку совокупность только этих симптомов приводит к такому диагнозу. Верность такого вывода подтверждается и тем, что оба исходных факта, указанные в запросе, имеют следствием (согласно данным базы правил) один и тот же промежуточный факт, о котором мог не знать автор запроса. Если бы вопрос был задан по иному, например, «какими симптомами характерно заболевание P_2?», ответ был бы безальтернативен: «всеми, за исключением Φ_{11} и Φ_{21}». Множество альтернативных цепочек, приводящих к решению Р, породил бы вопрос, в котором условие содержит четыре последних факта первого уровня. И не только потому, что этих условий в два раза больше, чем в первом вопросе. Дело в том, что на пути ко второму решению есть два факта, не вошедших в условие запроса, но поиск решения неизбежно будет связан с анализом их «роли» в конечном решении. Такой анализ, как правило, делается методом проб и ошибок.

Рассмотрим схему **обратного вывода**. Эта схема применяется в двух случаях – когда требуется дать ответ на вопрос «сочетание каких фактов могло привести к событию Р?» или когда системой накоплен большой опыт решения задач определенного класса и при высокой стереотипности вопросов можно предпочесть длительному поиску оригинального ответа по прямой схеме более быстрый подбор стереотипного ответа, который уже есть в памяти системы. В первом случае, на основании сопоставления признаков события Р с имеющимися в памяти стереотипами решений P_1 и P_2, можно принять гипотезу о пригодности одного из них на роль ответа на вопрос и проверить эту гипотезу, пройдя вверх по графу. Во втором случае можно наиболее подходящий стереотип предложить в качестве ответа на вопрос.

В системах с продукционной моделью ПЗ, механизм вывода организован в виде вычислительного процесса, исходная информация для которого берется из БЗ и из запроса к БЗ. В запросе формулируется задача, которую должна решить система, и указываются условия решения. В условиях должна содержаться **вся необходимая информация** для определения (идентификации) исходных данных к задаче. Сама эта информация находится в БЗ в виде известных фактов и применимых к этим фактам правил и процедур.

Программная система, управляющая решением, определяет порядок применения имеющихся в БЗ правил для решения поставленной задачи. При этом может оказаться, что БЗ в явном виде не содержит необходимых фактов для применения известных правил. Возможна и другая ситуация, когда фактов достаточно, но имеющиеся в БЗ правила и составленные из них цепочки не позволяют решить задачу. Иногда такие ситуации сочетаются. Из них система выходит одним из двух путей. Первый путь - это поиск в БЗ недостающих фактов или синтез (вывод) их на основе логического анализа **имеющихся** фактов с применением **известных** правил. Второй путь – анализируя возможные сочетания (последовательности) уже известных правил, **синтезировать** (найти) такую их комбинацию, которая позволит найти приемлемое для пользователя решение задачи. Как видно, и в том, и в другом случае необходимо осуществить **синтез новых знаний**.

Общая схема работы программы управления выводом в продукционной модели представляет циклический процесс.

Рассмотрим этот процесс для случая, **когда число фактов и правил, содержащихся в БЗ системы достаточно для выполнения запроса**.

Процесс начинается с отбора из БЗ системы всех фактов, с помощь которых в запросе формулируется проблемная ситуация. После этого начинается череда циклов, в каждом из которых происходит анализ

применимости только одного из правила, имеющихся в памяти системы, к решению поставленной задачи. Этот анализ состоит из следующей последовательности процедур:

- сопоставление фактов (отобранных из БЗ в соответствии с признаками ситуации, указанной в вопросе) с антецедентом анализируемого правила;
- если сопоставление показало полное соответствие отобранных фактов структуре и содержанию антецедента анализируемого правила, то это правило применяется и полученное с его помощью решение запоминается.

Затем берется следующее правило, и цикл анализа повторяется до тех пор, пока не будут проверена вся БЗ. Если применимых правил окажется несколько, то встает проблема выбора – какое из них применить? Рассмотрим эту проблему чуть позже и продолжим рассмотрение процесса.

Если поиск в БЗ не дал желаемого результата (не было найдено готовое правило, решающее сразу всю задачу), то это означает, что антецеденты всех имеющихся правил состоят из меньшего числа фактов, чем указано в запросе. В этом случае процесс будет более сложным, поскольку внутри каждого цикла задача должна будет решаться по частям, в виде последовательности шагов. На каждом шаге будет происходить «генерация» промежуточных результатов, каждый из которых получен своим правилом. От шага к шагу число промежуточных решений будет уменьшаться, образуя сходящийся веер, и цикл закончится решением задачи. Это означает, что решение получено применением альтернативных последовательностей (цепочек) правил. Если при решении задачи применением одного правила альтернатив было столько, сколько правил было признано применимыми, то при решении задачи по шагам, их будет намного больше. И опять возникает ситуация, которую в некоторых источниках называют конфликтом альтернатив. На самом деле - это проблема выбора наилучшего способа решения задачи, поставленной в запросе к системе.

Дело в том, что и при одношаговом решении задачи, и при решении ее по шагам каждый из альтернативных вариантов должен быть оценен одним и тем же критерием. Это главный принцип любой оценки. В ИИС такого рода проблемы решаются алгоритмически, если сформулирован критерий предпочтения (выбор правила, дающего наиболее быстрое или наиболее «качественное» решение, или выбор цепочки, содержащей меньшее число правил, или выбор цепочки, которая не содержит правил, антецеденты которых слишком «длинны»).

Для разрешения таких конфликтов в системе управления логическим выводом должны быть реализованы специальные оптимизирующие алгоритмы, позволяющие выбрать из возникших альтернатив наилучшую по выбранному критерию. В примере мы рассмотрели случай, когда декларативные знания, которыми обладает система, достаточны для ответа на любой запрос. Конфликты или неоднозначности, возникающие при этом, имеют причиной недостаток или несовершенство процедурной компоненты базы знаний системы.

На практике часто возникают **ситуации, связанные с неполнотой декларативных знаний системы, и ситуации, в которых недостает и декларативных, и процедурных знаний.**

Рассмотрим пример. Системе, в числе множества других, известен факт - «кот Мурзик черного цвета» - и правило - «**если** предмет имеет черный цвет, **то** он не виден в темноте». В этом правиле антецедентом является высказывание «предмет имеет черный цвет». Задается вопрос: «виден ли в темноте кот В.И. Иванова?». Ясно, что знаний для ответа на вопрос недостаточно. Правда, в отношении кота с именем «Мурзик» правило может оказаться применимым, но не известно, тот ли это Мурзик. Для решения задачи системе нужно провести анализ БЗ и выяснить, какого цвета кот В.И.Иванова. А вдруг окажется, что их два и оба – черные, или того хуже – окажется, что такой информацией система не располагает вовсе? Несмотря на несерьезность рассматриваемого примера, такого рода ситуации являются наиболее трудно разрешимыми. Особенно, если речь идет о динамической системе, в которой время реакции на запрос является одним из показателей качества функционирования.

Продукционные модели ПЗ применяются более, чем в 80% экспертных систем, поскольку они наглядны, легко обновляемы, просты в формализации. К недостаткам продукционных моделей ПЗ следует отнести низкую эффективность обработки знаний, описываемых привычными для восприятия человеком ассоциативными связями.

Для разработки продукционных моделей ПЗ, реализуемых на ЭВМ, используются алгоритмические языки PROLOG, CLIPS, OPSS, EXSYS, GURU, Кара и др., а также инструментальные системы KEE, ARTS, PIES и др.

3.2. ФОРМАЛЬНО-ЛОГИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ ПРЕДСТАВЛЕНИЯ ЗНАНИЙ.

Эта разновидность моделей ПЗ основана на применении языка исчисления предикатов (ЯИП) первого порядка (одноместных предикатов). В математической логике **предикаты первого порядка** или одноместные предикаты – **это логические функции**, **аргументами которых являются логические переменные, в качестве которых рассматриваются высказывания**. Высказываниями называются предложения (законченные фразы) какого-либо языка, являющиеся описаниями предметов, объектов, явлений и ситуаций материальной или виртуальной реальности. Кроме своей структуры и смыслового содержания **высказывания характеризуются** еще и **степенью соответствия их содержания состоянию или свойствам описываемых объектов**. Эта степень соответствия определяет логическое значение высказывания – ЛОЖЬ или ИСТИНА.

Абстрагируясь от смыслового содержания **высказывания**, можно **определить его как** некоторый **символ, обладающий одним из двух взаимоисключающих значений**. Высказывания бывают простые (элементарные) и сложные (составные). Составное высказывание состоит из простых высказываний, соединенных **логическими связками** («И» - конъюнкция, «ИЛИ» - дизъюнкция, «НЕ» - отрицание, «ЕСЛИ - ТО» - импликация, «ОДИНАКОВО ПО СМЫСЛУ» - эквивалентность). Эти связки являются допустимыми в алгебре логики операциями над логическими переменными.

Итак, предикат – это логическая функция от логических переменных (высказываний), каждая из которых может иметь логическое значение 1 (истина) или 0 (ложь). Количество логических переменных (высказываний), к которым применима данная логическая функция (предикат) определяет степень предиката или его «местность». Одноместный предикат – это логическая функция от одного высказывания.

Теория математической логики позволяет считать одноместным предикатом любой текст, содержащий одно высказывание. Если это высказывание элементарное (простое), то значение предиката совпадает с логическим значением высказывания (иначе говоря, предикат от элементарного высказывания есть само это высказывание). Если это высказывание - составное, то значение предиката вычисляется по законам грамматики ЯИП - алгебры логики - в зависимости от того, какими связками (операциями) соединены входящие в него простые высказывания и каковы их логические значения.

К логическим переменными (высказываниям), являющимся аргументами логической функции (предиката), применимы логические операции:

→ импликация («если»-«то»);

¬ отрицание («не»);

∧ конъюнкция (логическое умножение, «и»);

$\vee$ дизъюнкция (логическое сложение, «или»);

$\leftrightarrow$ эквивалентность (смысловая однозначность высказываний).

Из пяти приведенных логических операций особое место занимает импликация. Она имеет вид («если» А, «то» В), где А и В – высказывания, связанные импликативным условием, суть которого в том, что истинность высказывания А **влечет за собой** высказывание В. Импликация обладает следующими свойствами.

1. Импликация, как логическая операция всегда связывает два операнда (два высказывания), первый из которых обусловливает второго, и не является транзитивной операцией (то есть, не может быть переписана в обратном порядке).

2. Если первое выражение в импликации имеет логическое значение «истина» (И), то логическое значение (результат) операции будет определяться логическим значением второго выражения.

3. Результат импликации («если» А, «то» В) идентичен логическому значению составного выражения («не» А) «или» (В).

Из перечисленных логических операций только отрицание ($\neg$) является операцией, применимой к одному высказыванию. Она относится к «унарному» типу отношений. Остальные операции связывают по два высказывания и относятся к типу «бинарных отношений». Если высказывания, к которым применяются перечисленные логические операции, конкретны (то есть, имеют определенное логическое значение «И» или «Л»), то для различных сочетаний этих значений можно определить результаты применения логических операций. Например, $\neg$Л=И; $\neg$И=Л; Л$\wedge$Л=Л; И$\wedge$Л=Л; И$\vee$Л=И; И$\rightarrow$Л=Л; И$\rightarrow$И=И; И$\leftrightarrow$И=И и т.д. Таблицы «истинности» для каждой из элементарных логических операций хорошо знакомы еще из школьного курса информатики.

Таким образом, можно определить ЯИП как формальный язык, который можно применять для представления известных отношений между сущностями ПО и для выявления новых отношений на основе уже известных. Как и любой язык, ЯИП имеет свою грамматику – алгебру исчисления предикатов. Алфавит его составляют приведенные выше логические функции и два квантора, один из которых определяет общность предиката по отношению ко всем логическим переменным ПО, а другой – признак существования хотя бы одной логической переменной, по отношению к которой этот предикат имеет смысл. Первый имеет название **квантор общности** и обозначается символом «$\forall$», а второй – **квантор существования** и обозначается символом «$\exists$». Кванторы, если в них есть необходимость, всегда ставятся в начале любого предиката или высказывания. Если после квантора общности стоит символ какой-либо переменной, например, $\forall$X(формула предиката), то предикат или высказывание формулируется так: «для всех X (…)». Если предикат предваряется квантором существования, то предикат или высказывание формулируется так: «существует хотя бы один X, для которого (…)». Логические операции над переменными имеют разные смысловые приоритеты, которые нельзя нарушать при построении формул предикатов или высказываний. Самый высокий приоритет (порядковое место в формуле) имеет квантор общности, а самый низкий – операция эквивалентности.

Приоритетный ряд операций таков: $\forall$, $\exists$, $\neg$, $\wedge$, $\vee$, $\rightarrow$, $\leftrightarrow$.

Основными конструкциями ЯИП (средствами для вычисления логических значений предикатов) являются правила вычисления логических связок, законы равнозначности, склейки, де Моргана и пр., изучаемые в рамках курса математической логики. Предложения ЯИП представляют собой формулы, определенные следующим образом:

Если P – n-местный предикат, а T_1, T_2, …, T_n его аргументы (простые высказывания), то P (T_1, T_2, …, T_n) – есть атомическая (простейшая) формула этого предиката.

1. Атом – это правильно построенная формула.
2. Если A1 и A2 – атомы, то A1$\wedge$A2, A1$\vee$A2, A1$\rightarrow$A2, $\neg$A1, $\neg$A2 – тоже атомы.
3. Если B – формула, а X – логическая переменная (высказывание) в B, не связанная никаким квантором, то $\forall$X(B) и $\exists$X(B) – тоже правильно построенные формулы (атомы).

Основу системы доказательств и решающего вывод в данном классе моделей ПЗ составляют законы и методы формальной логики. При этом важно знать основные определения и понятия теории исчисления предикатов.

Одним из таких понятий является понятие **равнозначности** логических высказываний. Два высказывания называются равнозначными, если их логические значения равны. Понятие равнозначности нельзя путать с понятием эквивалентности, которое означает только смысловую однозначность разных по форме высказываний. Равнозначность же свидетельствует о том, что даже два разных по смыслу высказывания могут иметь одинаковые логические значения. Отношение равнозначности обозначается символом $\approx$. Отношение равнозначности обладает свойствами:

- рефлексивности (для любого высказывания справедливо A$\approx$A);
- симметричности (из A$\approx$B следует B$\approx$A);
- транзитивности (из A$\approx$B и B$\approx$C следует A$\approx$C).

Любые два высказывания, соединенные знаком ≈, называются **равнозначными**. С помощью таблицы 3.2.1 можно проверить равнозначность конъюнкций и дизъюнкций для всевозможных сочетаний логических значений двух высказываний.

Табл. 3.2.1.

A	B	A ∨ B	A ∧ B
Л	Л	Л	Л
Л	И	И	Л
И	Л	И	Л
И	И	И	И

Рассмотрим примеры применения алгебры исчисления предикатов для построения формул предикатов и высказываний. Чтобы избежать неоднозначностей при построении высказываний, необходимо применять формулы, в которых все переменные квантованы, то есть, связаны либо квантором ∀, либо квантором ∃.

Пример 1. Пусть имеем два простых высказывания: «А – человек» и «В – человек». Если А и В – это собирательные имена каких-то категорий людей (например, мужчины и женщины, музыканты и художники, брюнеты и блондины), то эти высказывания истинны, поскольку относят А и В к другой более общей категории – человек. Теперь построим формулу такого предиката: «Для любого А существует хотя бы один В, в отношении которых истинно транзитивное отношение (А родственник В)». Правильная формула этого предиката должна быть записана так:

∀A(∃B(родственник(A,B))).

Эта формула правильна, потому что она не порождает многозначности высказывания, и замкнута, потому что определяет обе переменные. Если же рассмотреть запись

∃B(родственник(A,B)),

то она хотя и правильна в смысле синтаксиса ЯИП, но не является замкнутой, поскольку в ней концептуально не определена переменная А.

При построении формально-логической модели предметной области должны быть описаны на ЯИП все известные виды отношений между объектами и построена система высказываний и предикатов, позволяющая на этом языке формулировать новые логические функции, которые отображали бы новые связи между объектами данной ПО.

Рассмотрим пример (10), позволяющий понять возможности ЯИП в отношении формирования новых фактов, на основе имеющихся. Пусть в некоторой ПО известны факты, определяемые простыми высказываниями в отношении переменных Х и У.

И(Х): «Х – человек, въезжающий в страну».

Д(Х): «Х - дипломат».

Т(У): «У - таможенник».

Ф(У,Х): «У проверяет багаж Х».

К1(Х): «Х склонен к ввозу наркотиков».

К2(У): «У способствует ввозу наркотиков».

На основе этих высказываний, являющихся базой знаний для данного примера, можно на ЯИП сформулировать знания, которые дополнят существующую БЗ новыми фактами или ситуациями, характеризующими возможные отношения между объектами данной ПО (лицами, въезжающими в страну, таможенниками и дипломатами).

Пусть нам стал известен факт: «никто из дипломатов не склонен к ввозу наркотиков». На ЯИП этот факт будет выражен формулой

$$\forall(X)((И(X) \wedge Д(X)) \rightarrow \neg(К1(X))) .$$

Эту формулу можно прочитать и так: «ЛЮБОЙ человек, въезжающий в страну, И являющийся дипломатом, - НЕ склонен к ввозу наркотиков». Этот же факт можно выразить иначе: «ЛЮБОЙ дипломат не склонен к ввозу наркотиков». На ЯИП это будет выражено формулой

$$\forall(X)(Д(X) \rightarrow \neg(К1(X))).$$

Отметим важное правило, неукоснительное соблюдение которого, избавит от ошибок при написании формулы предиката. Операнды любой логической операции или аргументы высказывания, или фигуранты условия и его следствия в импликации, или область действия любого квантора должны быть заключены в логические скобки. При этом надо всегда убеждаться в том, что число открытых скобок равно числу закрытых.

Возьмем выражение посложнее: «ЛЮБОЙ человек, въезжающий в страну И не являющийся дипломатом, досматривается ХОТЯ БЫ одним таможенником». Вот его формула

$$\forall(X)((И(X) \wedge \neg(Д(X))) \rightarrow \exists(У)(Ф(У, X))).$$

А вот как выглядит формула, отражающая факт, ставший недавно предметом обсуждения на заседании кабинета министров страны

$$\exists(У)(Т(У) \wedge К2(У)).$$

Не трудно на условиях рассмотренного примера расшифровать смысл этой короткой формулы: « существует ХОТЯ БЫ ОДИН таможенник, способствующий ввозу наркотиков в страну». На основании фактов, содержащихся во взятой для примера БЗ, методом дедукции легко доказать, что логическим значением этого предиката будет, к сожалению, «И» - истина.

Основу системы доказательств в формально-логической модели ПЗ составляют методы дедуктивного вывода, применяемые к высказываниям, находящимся на более высоком уровне абстракции, чем простое суждение. Эти методы были разработаны еще Аристотелем и развиты его последователями. В основе их лежит понятие **силлогизма** – правила перехода от посылки к заключению. Дедуктивный вывод базируется на пяти основных правилах. Аббревиатуры первых четырех правил приведены в соответствии с их названиями на латинском языке.

MPP - «Из истинного следует только истинное» (Modus Ponendo Ponens).

MTT - «Ложное следует только из ложного» (Modus Tollendo Tollens).

MPT - «Объединение истинного и ложного всегда ложно» (Modus Ponendo Tollens).

MTP - «Противопоставление истинного ложному всегда истинно» (Modus Tollendo Ponens).

ЦЕПНОЕ ПРАВИЛО (ЦП) – «цепь истинных заключений, в которой вывод предыдущего является посылкой для следующего, может быть представлена одним заключением, в котором из первой посылки цепи следует последний в ней вывод».

Применяя эти правила, можно получить новые логические формулировки, приводящие тем или иным путем к решению поставленной задачи.

Более, чем двух тысячелетняя история развития формальной логики привела к созданию системы методов логического вывода, которая коротко может быть сформулирована в виде двух задач. **Первая задача**: вычислить логическое значение многоместного высказывания, аргументами которого являются простые высказывания, истинность которых доказана или известна. **Вторая задача**: доказать истинность (или ложность) некой гипотезы, выраженной многоместным высказыванием, аргументами которого являются простые высказывания, истинность которых доказана или известна.

Эти методы созданы и развиваются в рамках математической логики, алгебры исчисления предикатов и других специальных дисциплин. Естественно, что когнитологи и эксперты, работающие над созданием ИИС с логической моделью ПЗ, должны в совершенстве знать эти методы и владеть ими. Задача же нашего учебного пособия - дать представление о том, что в содержательном аспекте представляют собой современные методы доказательств в логике, какова их атрибутика и принципиальные возможности.

Существенными атрибутами методики логического вывода, помимо перечисленных ранее логических функций-связок и правил построения логических формул, являются понятия силлогизм и тавтология. **Силлогизм** – это одно из множества правил, определяющих правильный (с позиций логического формализма) переход от посылки к заключению. Логические функции, логические переменные, пять правил дедуктивного вывода и силлогизмы составляют аксиоматику методов логики. Теоремами логики являются **тавтологии**, представляющие собой правильно построенные логические формулы (составные высказывания), логические значения которых всегда равны «И» (истинны) при любых логических значениях их аргументов (атомов или простых высказываний). Наиболее известны и применяемы три метода доказательств:

- доказательство на основе гипотетических допущений;
- доказательство «от противного»:
- доказательство с применением «правила резолюций».

Сущность первых двух методов хорошо уяснили все, кто с интересом учился в школе и познал радость победы над задачкой по алгебре или геометрии.

Доказательство на основе гипотетического допущения состоит в следующем. Доказываемое высказывание вначале приводится к виду импликации, конъюнкции или дизъюнкции (естественно, если такое

приведение не противоречит исходной структуре), так чтобы один операнд был заведомо истинным или ложным. Затем применяется одно из аксиоматических правил дедуктивного вывода и на его основе делается результирующий вывод.

Доказательство «от противного» основано на том, что вместо высказывания, которое надо доказать, формулируется противоречивое ему высказывание, которое и доказывается. Если противоречивое высказывание окажется истинным, то исходное должно быть ложным, и – наоборот. Противоречие может быть выражено либо по форме, либо по содержанию. Противоречие по форме предполагает выбор новой формулировки, но с теми же логическими значениями операндов. Противоречие по содержанию предполагает сохранение формулировки исходного предиката с заменой логических значений операндов на противоположные.

Доказательство с применением «метода резолюций» более сложно. Оно основано на применении теоремы (тавтологии), формула которой представляет собой импликацию вида

$$((A \vee X) \wedge (B \vee (\neg X))) \rightarrow (A \vee B).$$

Посылкой в этой импликации (ее первым операндом) является конъюнкция двух дизъюнкций. В правой дизъюнкции переменная X представлена ее отрицанием ($\neg X$).Коль скоро тавтология по определению имеет логическое значение «И» при любых значениях операндов, остается привести высказывание, которое требуется доказать к виду этой «резолюции» и задача решена. Реализуется метод достаточно просто, в связи с тем, что конструкция тавтологии является как бы «наибольшим общим делителем» для практически любых формулировок многоместных предикатов. Фрагмент таблицы истинности для «правила резолюции» приведен ниже.

Таблица 3.2.2

A	B	A∨B	X	A∨X	B∨(¬X)	(A∨X)∧(B∨(¬X)	вывод	
И	И	И	И	И	И	И	И	
И	Л	И	И	И	Л	Л	И	
Л	И	И	И	И	И	И	И	
Л	Л	Л	И	И	Л	Л	И	

Метод резолюции хорош тем, что он легко реализуется и является достаточно универсальным для исчисления предикатов.

Для машинного решении подобных задач должны быть автоматически выполнены все атрибутивные процедуры: приведение к безизбыточности, вынесение за скобки кванторов, исключение тавтологий и пр.

Применение формально-логических моделей представления знаний потребовало создания процедурных языков программирования, таких как PROLOG. Программирование на нем системы логических выводов позволяет реализовать все атрибутивные процедуры метода резолюции в три этапа:

- описание свойств объектов и отношений между ними;
- определение правил, на основании которых могут образовываться различные типы отношений;
- определение правил формулирования вопросов о свойствах объектов и отношениях между ними.

Формально-логические модели более эффективно применяются там, где решение задач идет на абстрактном уровне – то есть, в научно исследовательских и теоретических системах. Применение этого типа моделей ПЗ в сферах промышленного производства или в системах управления сложными структурами не может дать приемлемого результата из-за сложности применения таких моделей, из-за жестких требований к оперативности получения новых знаний и большого объема БЗ в системах, модели которых предусматривают не только абстракции, но и реальные объекты.

3.3. ФРЕЙМОВАЯ МОДЕЛЬ ПРЕДСТАВЛЕНИЯ ЗНАНИЙ.

Этот тип моделей ПЗ относится к разновидности объектно-ориентированных. Слово frame на английском языке означает «телосложение», «скелет», «остов», «рама», «каркас». Он был впервые применен Мервином Мински (70-е годы прошлого столетия) в предложенной им системе представления знаний о структуре пространственных (трехмерных) объектов, в качестве абстрактного образа для представления стереотипа объекта, понятия или ситуации (5). В философии абстракции наделяются свойствами, присущими только определенному классу реальных сущностей. Эти свойства имеют устойчивые названия и прагматику в абстрактных объектах данного класса, но реальным объектам этого класса присущи конкретные значения этих свойств, выраженные количественными или качественными мерами.

Например, абстрактное понятие «мяч» может быть выражено свойствами: НАЗНАЧЕНИЕ – игровой спортивный снаряд,

ФОРМА В РАБОЧЕМ СОСТОЯНИИ – сфероид вращения,
СОСТОИТ ИЗ – внешней и внутренней оболочек,
РАБОЧЕЕ СОСТОЯНИЕ – заполнен воздухом,
РАБОЧЕЕ ДАВЛЕНИЕ ВО ВНУТРЕННЕЙ ОБОЛОЧКЕ – не более 0.6 атмосфер,
МАТЕРИАЛ ВНЕШНЕЙ ОБОЛОЧКИ – юфть или хром,
МАТЕРИАЛ ВНУТРЕННЕЙ ОБОЛОЧКИ – каучук,
МАССА – не более 1.2 кг.

В этом описании изложены принципиальные свойства спортивного мяча, хотя ясно, что у свойства футбольного мяча будут отличаться от свойств волейбольного и, тем более, - от свойств мяча для игры в регби.

В основе фреймовых моделей ПЗ лежит восприятие фактов через сопоставление полученной информации с конкретными элементами знаний и ограничениями, определенными для каждого конкретного объекта. Структурой, описывающей эти ограничения, и является фрейм. Главное назначение фрейма – быть формой представления концептуальных знаний. Иначе говоря, фрейм – это абстрактный образ для представления, восприятия некоторого стереотипа. Создание фреймовой модели ПЗ подразумевает предварительную классификацию сущностей ПО с определением иерархии всех классификационных категорий (концептов). В описаниях концептов указываются только такие их свойства, которые являются общими для всех реальных объектов данной ПО и характерны для рассматриваемой пространственно-временной ситуации. Такое описание называется концептуальной моделью ПО и составляет содержание концептуальной компоненты БЗ ИИС. Ситуационная компонента БЗ содержит факты (уже известные знания) о свойствах реальных объектов ПО

и разного вида бинарных отношениях между ними, соответствующие их состоянию в реальном пространственно-временном измерении.

Фреймом называется структура знаний о свойствах сущности ПО (концептуального или реального объекта) и ее отношениях к другим такой же категории сущностям рассматриваемой ПО. При создании фреймовой модели ПЗ применяются два типа фреймов: **классификационные фреймы** (КФ) и **фреймы смысловых связок** (ФСС).

Любой фрейм имеет **имя**, позволяющее **однозначно идентифицировать описываемое им понятие** (концепт) **в пределах БЗ конкретной ИИС**, и содержит описания (имена и текущие значения характеристик) его основных структурных элементов (неделимых частей). Каждое такое описание называется **слотом**. Имя слота в пределах одного фрейма должно быть уникальным. Слоты могут быть частными (свойственными одному фрейму) и системными, общими для БЗ конкретной ИИС. Имена системных слотов должны быть уникальными в пределах одной БЗ. Системные слоты предназначаются для выполнения системных процедур редактирования БЗ и управления выводом. Физически (на машинном носителе) слот состоит из нескольких информационных полей (полей данных), в которых помещаются имена и текущие значения структурных элементов понятия, представленного фреймом. Слоты КФ содержат имена характеристик (признаков) объекта и их значений, а слоты ФСС – названия типов бинарных связей данного объекта (концепта) с другими объектами ПО и количественные или качественные меры выражения этих связей. Совокупность КФ и ФСС служит основой для построения **фрейм-фраз**, образующих семантическую модель предметной области. В основе фреймовой модели представления знаний лежит **восприятие фактов посредством сопоставления любой информации о новом объекте с конкретными элементами концептуальных знаний** (то есть, знаний о свойствах концепта, который по совокупности признаков может быть взят в качестве прототипа). Слот может содержать не только конкретные значения характеристик, выраженные числами или качественными категориями. Вместо этого в нем может быть указана процедура вычисления значения этой характеристики на основе значений других слотов данного фрейма или ссылка на определенные слоты других фреймов, или ссылка на другой фрейм. Иначе говоря, значением слота может быть любая информация, которая может понадобиться как для описания концептов и реальных объектов, так и для определения (заимствования или вычисления) значений их характеристик. Если в качестве значения слота одного фрейма указано имя другого фрейма, то образуется сеть фреймов, а роль такого слота в модели представления знаний – отобразить отношение между фреймами.

Возможность **наследования** одними объектами свойств других объектов является одной из главных особенностей фреймовой модели ПЗ. Эта возможность крайне важна в ситуациях, когда для представления новых состояний объекта используются базовые фреймы. Средства наследования свойств позволяют в различных фреймах использовать одинаковые фрагменты базовых фреймов. Для реализации процедуры наследования применяются специальные ссылки – **указатели наследования**. Эти указатели присутствуют в структуре фрейма лишь тогда, когда в модели ПЗ предполагается использовать отношение «абстракция – конкретность» в определении объекта. Так как между различными концептами существуют некоторые аналогии или ассоциативные связи, то образуется иерархическая структура с классификационными обобщающими свойствами. Эта структура отображает отношения типа «часть – целое». В отношениях этого типа наследование атрибутов (свойств) объектов запрещено. Указатели наследования показывают, какую информацию, составляющую содержание слота-донора (он, как правило, принадлежит фрейму более высокого уровня иерархии или базовому фрейму), наследует одноименный с ним слот данного фрейма. В конкретных системах указатели наследования именуются и процедурно организуются по-разному.

Есть несколько способов получения слотом того или иного значения во фрейме-экземпляре:

- по умолчанию – от одноименного слота фрейма-прототипа;
- наследованием свойства (значения) от фрейма, указанного в слоте АКО (аббревиатура, применяемая в качестве стандартного имени слота, значением которого является имя фрейма-родителя);
- по формуле, указанной в слоте;
- через присоединенную процедуру;
- через диалог с пользователем;
- из внешней, информационно сопряженной базы данных.

Наследование свойств происходит с помощью, так называемых АКО-связей. Слот АКО адресует «свой» фрейм к фрейму более высокого уровня иерархии, откуда неявно переносятся (наследуются) значения одноименных слотов. В общем случае правило наследования свойств определяется специальными кодами, которыми снабжается наследуемое значение:

U – код уникального значения, наследование которого запрещено;

S – код свободно наследуемого значения;

R – код значения, наследуемого в пределах, указанных в одноименном слоте фрейма-родителя;

O – дополнительный код, разрешающий наследование уникального значения и запрещающий наследование значения, указанного предельными границами.

Кроме указателей наследования слот содержит ссылку, именуемую **указатель типа данных**. Она используется для выражения значения слота в виде прямого указания типа данных (вещественные, целые,

булевы, тексты, списки, табличные и т.п.) или указывают имя фрейма, в котором есть одноименный слот, тип данных которого следует заимствовать. Значение слота должно соответствовать указанному типу данных или условию наследования.

Специфичен по своему назначению слот, называемый «**демон**». Он представляет собой процедуру, которая должна выполняться автоматически при обращении к данному слоту. Например, при идентификации какого-либо объекта значение одного из слотов может быть не определено, но есть ссылка на соответствующий слот-демон. Демон типа IF-NEEDED задает процедуру вычисления отсутствующего значения или отыскания этого значения в слотах других фреймов. Демон типа IF-ADDED запускается при изменении значения слота, а демон типа IF-REMOVED предназначен для удаления значения слота.

В качестве значения слота, определяющего его роль, иногда используется специальная процедура, называемая **присоединяемой**. Она запускается в соответствии с предписанием, которое может быть получено даже из другого фрейма. В связи с этой особенностью присоединенной процедуры ее можно рассматривать как процедуру управления выводом. Это обстоятельство говорит о возможности использовать фреймы в продукционных моделях.

Обычно при фреймовой структуре представления декларативная компонента БЗ состоит из двух частей: **базовые знания** о концептуальных объектах и отношениях между ними, помещаемые во фреймах-прототипах (фреймах-образцах или базовых фреймах), и **текущие знания** о реальных объектах, помещаемые во фреймах-экземплярах.

Демоны, процедуры наследования и присоединенные процедуры в совокупности образуют процедурную компоненту БЗ, созданной на основе фреймовой модели ПЗ. Таким образом, фреймовая структура ПЗ представляет декларативные и процедурные знания, не разделяя их. Операции, входящие в состав процедур наследования, демонов и присоединенных процедур, позволяют реализовать любой из известных механизмов логического решения.

При введении в БЗ нового понятия для него создается фрейм-прототип и, если необходимо – шаблон фрейма-экземпляра. Фрейму-прототипу присваивается имя, называются все его слоты и некоторые из них заполняются значениями, свойственными понятию-концепту. Если в БЗ необходимо ввести данные о конкретных экземплярах, то заполняются фреймы- экземпляры, в которых будут указаны только свойственные конкретным экземплярам значения слотов, общие для понятия-концепта свойства – наследуются. Сложные понятия представляются иерархической системой фреймов, а простые - одним фреймом.

Фреймовая структура хорошо соответствует представлению всего многообразия отношений, возможных между объектами реального мира. Фрейм эффективно моделирует фрагмент сетевой структуры, состоящей из простых и сложных объектов, представленных узлами (вершинами), и дуг, соединяющих вершины и отображающих бинарные отношения между объектами. Если в качестве значения слота будет выступать имя другого фрейма, то образуется сеть фреймов. Эту сеть можно рассматривать как семантическую сеть с блочной структурой, позволяющей реализовать альтернативные интерпретации предметных областей (представление ПО в разных прагматических аспектах). Фреймы такой сети, соединяя процедурные и декларативные знания, обеспечат любое преобразование информации как внутри фрейма, так и в ег связях с другими фреймами. Наличие бинарных отношений разного характера делают такую сеть достаточно мощной в семантическом отношении.

На рис. 3.3.1 приведен пример фрагмента иерархической структуры БЗ, основанной на фреймовом представлении информации. Фрагмент представлен четырьмя фреймами, три из которых наследует какие-то свойства других («вышестоящих») фреймов, представляющих модели понятий более высоких уровней иерархии. Эти три фрейма имеют слоты, значения которых наследуются из других слотов (слоты «Ако»), и слоты, поименованные символами С1, … , С5. При этом, очевидно, что в разных фреймах эти символы означают разные признаки понятий, соответствующих тому или иному фрейму. Например, для фрейма «Прозаическое литературное произведение» признаки С1, С2 и С3 означают возможные разновидности прозаического литературного произведения («роман», «повесть», «рассказ»), а для фрейма «Война и мир» - соответственно признаки «автор», «год написания» и «год издания».

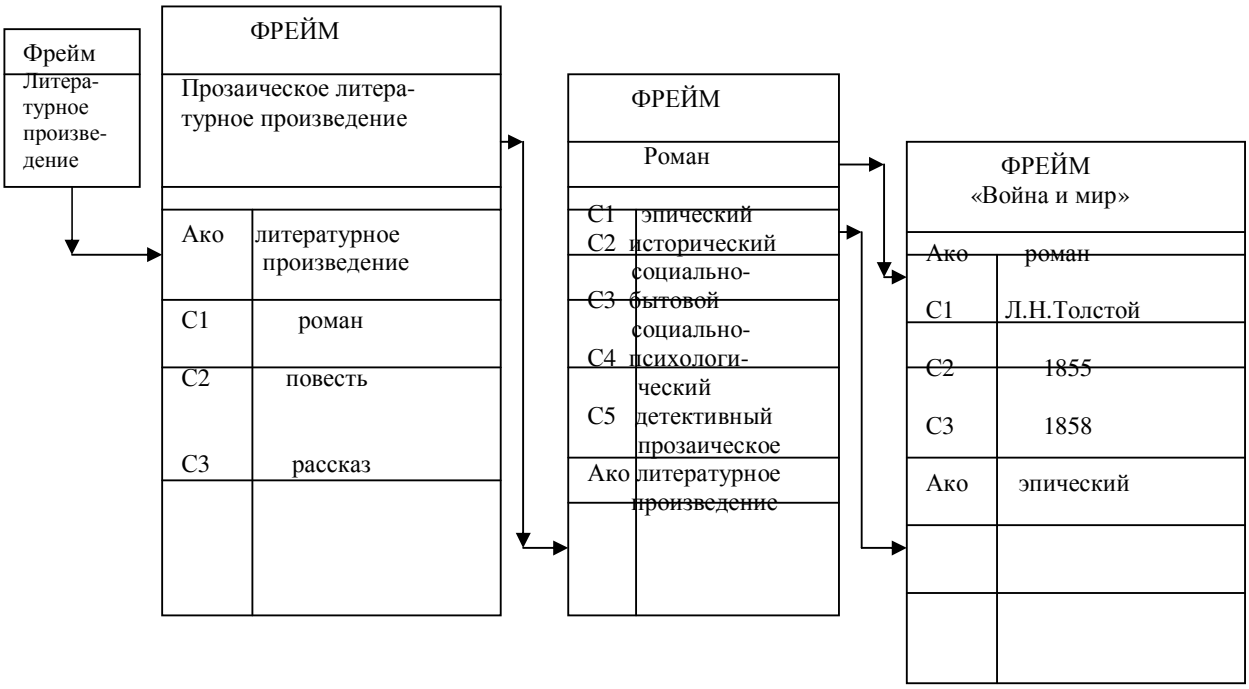


Рис.3.3.1. Фрагмент иерархической структуры с фреймовым представлением знаний.

Наследуемые значения также различны. Например, фрейм «Роман» наследует от вышестоящего фрейма его название в качестве значения своего признака («Ако»), название которое призвано ответить на вопрос: что такое «роман», как концептуальная категория. Что касается фрейма «Война и мир», то он наследует от вышестоящего фрейма уже два значения, одно из которых говорит о том, что «Война и мир» - это роман, а другое – что это эпический роман.

Следует заметить, что фреймовая структура ПЗ имеет довольно широкое применение. Это во многом объясняется тем, что она естественно воспринимается человеком, поскольку адекватно ассоциативно – адресной организации памяти и механизму поиска информации. И все же, несмотря на то, что методология и инструментарий реализации фреймового представления знаний разработаны достаточно хорошо, процесс создания «рабочей» системы требует участия специалистов высокой квалификации и связан с немалыми затратами финансовых средств и времени.

Фреймовая структура ПЗ хорошо согласуется с возможностями объектно-ориентированных языков программирования, как в части описания объектов, так средств описания процедур обработки таких описаний. Но существуют и специальные средства для программирования фреймовых моделей. Это языки FRL (Frame Representation Language), KRL (Knowledge Representation Language) и фреймовая «оболочка» Карра.

3.4. СЕМАНТИКО – СЕТЕВАЯ МОДЕЛЬ ПРЕДСТАВЛЕНИЯ ЗНАНИЙ.

На греческом языке слово «semantikos» означает «обозначающий». В лингвистике семантика, как и семасиология, - это раздел языкознания, изучающий значение единиц языка (слов и устойчивых словосочетаний). В современной информатике часто используют это понятие в качестве признака, устанавливающего смысловые отношения между символами и объектами, которые обозначаются этими символами.

В некоторых источниках семантические и прагматические отношения в семиотике определяются как проблемы различных функциональных уровней. При этом полагают, что семантика означает общие отношения между символами и объектами, которые представлены этими символами, а прагматика – только выразительные (охватывающие) отношения между символами и создателями этих символов или людьми, применяющими эти символы. Изначально семантическая сеть (СС) была задумана как модель, представляющая структуру долговременной памяти человека и высших животных, и применялась в психологии. С помощью СС изучались семантические связи, возникающие на основе ассоциаций в системе поведенческого обучения человека.

Семантико-сетевая структура представления знаний (ПЗ) подразумевает создание информационной модели предметной области (ПО), топологически напоминающую некую сеть или граф. Элементами конструкции семантической сети являются узлы и дуги, соединяющие дуги. Сама сеть может быть упорядоченной, то есть представлять собой ориентированный граф, или неупорядоченной, то есть представлять собой не ориентированный граф. Узлы такой сетевой структуры отображают значимые понятия (сущности) ПО. Без рассмотрения хотя бы одного из таких объектов информационная модель не имеет смысла. Понятия могут иметь статус концептов (принципиальных, устойчивых смысловых категорий ПО) или атрибутов. Они могут быть простыми (неразделимыми) или сложными, состоящими из нескольких простых понятий. Различного характера связи между понятиями выражаются с помощью бинарных (которые связывают пары объектов) или N-арных (которые связывают N объектов) отношений. Связи (а значит, и выражающие их отношения) обозначаются дугами, соединяющими узлы сети. В качестве понятий ПО могут выступать абстракции или реальные объекты. Характер связей между понятиями весьма многообразен. Чем больше типов различных связей между понятиями отображает сеть, тем выше ее семантика. Но большое число связей, естественно, делает структуру сети более сложной как в аспекте описания, так и в аспекте обработки (анализа) этих связей.

С позиций логики элемент сети, представленный двумя объектами, связанными неким числом бинарных отношений, можно рассматривать как эквивалент совокупности двухместных предикатов, число которых равно числу отображаемых бинарных отношений между объектами.

Одно из возможных формальных определений семантической сети приведено Д.А.Поспеловым в (13).

Пусть задано {Aj},(j = 1,…,r) - конечное множество символов или слов, которые можно считать именами (названиями, идентификаторами) атрибутов (свойств) некой системы отношений, и {Ri },(i = 1,…,m) - конечное множество имен таких отношений.

Интенсионалом отношения R_i называется набор пар

$$INT (Ri) = \{\ldots[Aj , DOM (Aj)]\ldots\},$$

где R_i - имя отношения, а DOM (A_j) - множество значений атрибута Aj отношения Ri, называемое доменом Aj.

Объединение всех доменов множества {Ri} образует множество объектов, на котором определены эти отношения.

Экстенсионалом отношения Ri называется множество $EXT (Ri) = \{F_1 \ldots Fk \ldots Fp\}$,

где Fk – факт k-го (k=1,…,p) реального проявления отношения Ri, характеризуемый конкретным сочетанием имени атрибута и его значения в этом отношении. Объединение множества интенсионалов и множества экстенсионалов отношений между объектами некой ПО и их свойствами является семантической сетевой моделью этой ПО.

Одним из подходов к созданию БЗ на основе семантико-сетевого представления знаний с выделением ее экстенсиональной (Э) и интенсиональной (И) частей. При этом Э-компонента сети является частью единой базы данных, хранящей описания реальных объектов и их характеристик, а И-компонента сети – описанием концептуальных знаний об основных понятиях ПО, их свойствах и отношениях между ними.

В некоторых изданиях предлагаются различные классификации семантико-сетевых моделей ПЗ. Все эти классификации связаны с числом типов связей, которые в них учитываются. На наш взгляд, это не совсем верно. Представляется более правильным классифицировать семантико-сетевые модели по степени однородности отношений, с помощью которых описываются связи между понятиями ПО. В этом смысле можно определить две разновидности семантических сетей: **однородные** и **неоднородные**. Первая разновидность строится с применением бинарных отношений, а вторая – с применением отношений, связывающих более двух объектов.

Характерной особенностью семантических сетей является обязательное наличие в их описаниях следующих типов отношений:

- ЧАСТЬ – ЦЕЛОЕ;
- РОД – ВИД;

- ПРИЧИНА – СЛЕДСТВИЕ;
- КЛАСС – ЭЛЕМЕНТ КЛАССА;
- СВОЙСТВО – ЗНАЧЕНИЕ СВОЙСТВА;
- ЭЛЕМЕНТ КЛАССА – ОБРАЗЕЦ ЭЛЕМЕНТА.

В зависимости от класса задач, для решения которых создается ИИС, в семантико-сетевой модели представления знаний может оказаться целесообразным учет и других типов связей прагматического, синтагматического или парадигматического характера, например:

- количественные сравнения (больше, меньше, равно);
- функциональные связи (производит, влияет, взаимодействует);
- взаимное расположение в пространстве (около, за, под, над, вдали от);
- связи, определяющие временные расстояния между событиями (раньше, позже, одновременно).

В семантико-сетевых моделях ПЗ декларативные знания не отделены от процедурных. А это означает, что база знаний должна содержать и набор правил, с помощью которых может быть сформирована процедура логического вывода, обеспечивающая решение задачи, содержащейся в запросе к системе. Наиболее рациональным при создании семантико - сетевых баз знаний ИИС многие ведущие ученые (2, 4, 7) считают применение языка элементарных триад для описания свойств сущностей ПО и предикатно-актантной структуры для описания отношений между ними. Важным направлением для увеличения семантической силы ИИС считается развитие вычислительного арсенала исчисления многоместных предикатов. Но наибольшие перспективы в развитии сетевых моделей ведущие специалисты связывают с достижениями в области компьютерной лингвистики, с созданием алгоритмов лингвистически и семантически безупречного «понимания» машиной естественного человеческого языка, что, в свою очередь, приведет к созданию моделей представления знаний на основе символьных сетей.

Семантические сети широко и успешно применяются при решении задач распознавания образов, в системах управления различного рода сложными объектами, а в последнее время – и в экспертных системах. Расширению областей применения семантико-сетевых моделей способствует рост возможностей электронно-вычислительной техники. Появление на мировом рынке машин пятого поколения, с высочайшим быстродействием, с практически неограниченной по объему памятью и сверхбыстрыми каналами обмена по трактам «память-память» и «память-процессор», сделает эффективно реализуемыми сети, в которых данные представлены элементарными триадами и применяется предикатно-актантная структуря описания связей между понятиями ПО. Это позволит унифицировать представление знаний и соблюсти в полной мере принцип независимости логической структуры данных от их размещения на физических носителях.

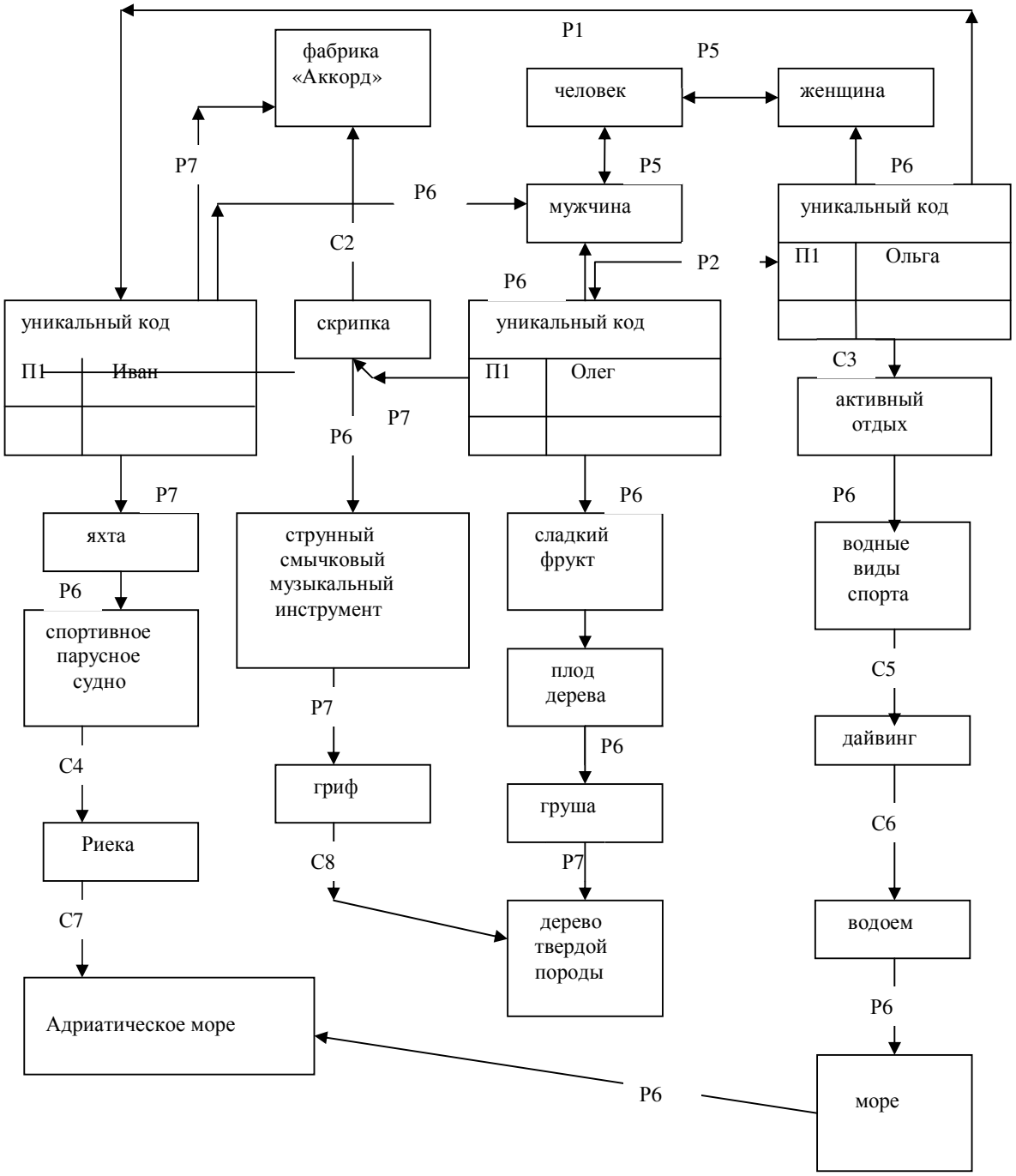


Рис. 3.4.1. Фрагмент семантико-сетевой структуры представления знаний.

В свою очередь, это позволит оставить в прошлом главный недостаток сетевых моделей, который отмечают почти во всех трудах по теории и практике ИИС: сложность организации логического вывода, вследствие большого объема, бессистемности топологии и неоднородности отношений, применяемых для выражения связей между понятиями ПО.

На рис. 3.4.1. представлен пример фрагмента семантико-сетевой структуры. Символами Р с цифрами обозначены разного типа бинарные связи между реальными объектами и понятиями. Например, объекты с уникальными кодами (Иван, Олег и Ольга), связаны отношениями Р1-«**брат-сестра**» и Р2-«**супруги**». Отношение Р7 означает «**имеет**», отношение Р6 - «**это есть**», транзитивное отношение Р5 между понятиями ЧЕЛОВЕК и

МУЖЧИНА означает, что одно из них является частным случаем другого. Символами С с цифрами обозначены различные свойства понятий и объектов или значения этих свойств. Например, С4 связывает свойство ПОРТ ПРИПИСКИ понятия СПОРТИВНОЕ ПАРУСНОЕ СУДНО со значением этого свойства - РИЕКА, а отношение С7 связывает уже объект РИЕКА со значением его свойства НАХОДИТСЯ В. Не трудно понять значения и всех остальных смысловых связок между элементами приведенного фрагмента семантической сети.

Для реализации семантико-сетевых моделей ПЗ используются специальные «сетевые» языки и системы программирования, такие как язык NET и система SIMER+MIR.

3.5. ОСОБЕННОСТИ РАЗЛИЧНЫХ МОДЕЛЕЙ ПРЕДСТАВЛЕНИЯ ЗНАНИЙ.

Выбор модели представления знаний определяется с учетом разных факторов. Основными из них являются :

- специфика предметной области (сущностный характер объектов, динамика ситуаций, стабильность свойств объектов, объективность предпосылок к появлению новых объектов);
- класс решаемых интеллектуальных задач;
- характер деятельности, для обеспечения которой создается ИИС (теоретические исследования, прикладные научные исследования, производственная деятельность, управление динамической системой и пр.);

- имеющийся опыт применения или проектирования конкретных категорий ИИС (систем, основанных на правилах, систем, основанных на примерах (аналогиях), или гибридных систем).

Формально – логические модели. Модели ПЗ этого вида хорошо зарекомендовали себя при создании баз знаний, имеющих характер высоко модульных структур. Такие знания характерны единственностью теоретического обоснования, наличием системы формально точных определений и выводов. В связи с этим описательная мощность формально-логических моделей, как системы представления знаний, выше, чем у других. Используемый в логике исчисления предикатов метод резолюций является одним из наиболее эффективных, высоко формализуемых и широко применяемых методов.

Однако достоинства этих моделей и их развитость, если речь идет об исчислении предикатов первого порядка, обусловливают и присущие им недостатки: трудночитаемость логических описаний и невысокая производительность обработки знаний. Даже простые утверждения не так просто перевести с естественного языка на язык исчисления предикатов, если необходимо точно отобразить все аспекты исходного текста. Кроме того, человеческой логике присуще использование в высказываниях нечетких или неоднозначных сравнительных и выразительных категорий, а формальная логика не в состоянии оперировать ими. Основная область их применения формально-логических моделей – теоретические исследования.

Продукционные модели. Популярность этого вида моделей ПЗ определяется их общепризнанными достоинствами, главными из которых являются:

- возможность достаточно эффективно представлять почти все виды человеческих знаний;
- простота создания, понятность описания и объяснимость результатов применения продукций;
- продукции по своей топологии обладают свойством модульности и удаление из БЗ или добавление в нее новых правил не приводит к изменениям в других продукциях;
- наличие в правилах ссылок на сферу применения позволяет эффективно организовать память и повысить оперативность поиска;
- объединение системы продукций с семантической сетью повышает описательные и вычислительные возможности ИИС;
- простота организации параллельных вычислений, в которых все правила, входящие в арсенал готовых продукций, могут выполняться независимо и одновременно;
- любые модификации в системе продукций осуществляются достаточно просто и обладают свойством аддитивности и локальности;
- возможность однородного представления знаний стандартными форматами позволяет проводить необходимые изменения в случае обнаружения ошибок.

К недостаткам продукционных моделей можно отнести:

- невозможность исчерпывающе точного отображения взаимосвязи правил, что приводит к трудностям при проверке непротиворечивости в системе продукций и усложняет процедуру пополнения базы правил;
- сложность обеспечения целостности системы знаний, представляемой продукциями;
- применение только одного формата записи продукций приводит к громоздким, трудночитаемым выражениям в левой части (антецеденте) правила и усложняет его написание и проверку.

Существует мнение (13), что именно эти недостатки продукционных моделей ограничивают число продукций, применяемых в современных ИИС.

Фреймовые модели. Предоставляют возможность организации сетевых структур знаний, основанных на выделении концептуальных понятий и их признаков. Основными достоинствами этих моделей являются:

- возможность сочетания в одной структуре декларативных и процедурных знаний;
- возможность иерархического построения БЗ в соответствии со степенью абстрактности понятий;
- возможность организации любой системы вывода на основе объектно-ориентированного принципа управления выводом и обменом свойствами и процедурами вычисления их значений между объектами;
- адекватное отображение концептуальной организации памяти человека и ее способности гибко и наглядно представлять сильно структурированные знания.

Фреймовые модели, если исключить из структур фреймов присоединенные процедуры, могу применяться в ИИС, использующих продукционную модель представления процедурных знаний, для реализации декларативной компоненты БЗ.

Недостатком фреймовых моделей является, пожалуй, только то, что создание на их основе ИИС, потребует привлечения высоко профессиональных, системно мыслящих специалистов с практическим опытом создания фреймовых структур, и достаточно длительного времени на доведение системы до рабочего состояния.

Семантико–сетевые модели. Достоинство их в том, что они естественнее других представляют знания об отношениях между сущностями ПО и их свойствами. Эти модели обладают преимуществами при описании с

Оглавление всего учебного пособия

Введение……. 4

Тема 1. Интеллектуальные информационные системы. Общие положения…… 14
1.1. Основные понятия и определения…… 14
1.2. Прагматически значимые свойства знаний……. 19
1.3. Обобщенная типология знаний…… 22
1.4. Виды работ со знаниями…… 23
1.5. Направления развития ИИС и способы их реализации……. 27
1.6. Классы задач, решаемые ИИС, и их обобщенные характеристики. Определение ИИС…… 30
1.7. Типология (обобщенная классификация) ИИС…… 36
1.8.Обобщенная функциональная структура ИИС. Основные (базовые) свойства и возможности…..…… 39
Вопросы для проверки усвоения темы……..…… 44

Тема 2. Экспертные системы …… 46
2.1. Определения, понятия, атрибутика…… 46
2.2. Обобщенная структура и принцип функционирования ЭС…… 50
2.3. Типология ЭС…….. 55
2.4. Принципиальная технология создания и этапы проектирования ЭС 58
Вопросы для проверки усвоения темы……. 66

Тема 3. Модели представления знаний в ИИС, основанных на правилах…… 68
3.1. Продукционная модель представления знаний……..… 70
3.2. Формально-логическая модель представления знаний……. 75
3.3. Фреймовая модель представления знаний…….. 81
3.4. Семантико-сетевая модель представления знаний…… 85
3.5. Особенности различных моделей представления знаний……..... 89
Вопросы для проверки усвоения темы…… 91

Тема 4. Базы знаний ИИС, обеспечивающих принятие решений…… 92
4.1. Интеллектуальная поддержка управленческих решений…….. 92
4.2. Общая характеристика моделей принятия решений…….. 96
4.3. Принятия решений в ситуации детерминированного выбора…….. 100
4.4. Принятие решений в условиях неопределенности и риска. Постановки задач и критерии…… 106
4.5. Перспективы совершенствования интеллектуальной поддержки управленческих решений……. 116
Вопросы для проверки усвоения темы…….. 120

Тема 5. Методы получения и анализа экспертных оценок……. 122
5.1. Сущность метода экспертных оценок……. 122
5.2. Обработка экспертных оценок……. 128
5.3. Формирование групповой системы предпочтения на основе индивидуальных матриц парных сравнений…… 130
5.4. Методы линейного упорядочения альтернатив, основанные на их попарном сравнении……. 133
5.5. Методы математической обработки экспертных оценок…… 138
5.6. Методы оценки согласованности экспертных ранжирований…….. 143
Вопросы для проверки усвоения темы……... 154

Тема 6. Интеллектуальные информационные системы, основанные
на искусственных нейронных сетях…… 156
6.1. История возникновения искусственных нейронных сетей.
Теоретический и прагматический аспекты……. 156
6.2. Принцип устройства, основные схемы
и алгоритмы функционирования ИНС…… 164
6.3. Примеры реализации и перспективы развития ИНС……..…….. 177
Вопросы для проверки усвоения темы…….. 180

Тема 7. Перспективы развития ИИС, связанные с
новыми информационными технологиями……. 182
7.1. Общая характеристика современного уровня развития ИИС…….. 182
7.2. Понятие информационной технологии. Роль информационных
технологий в создании ИИС……..… 188
7.3. Технологии инженерии знаний……. 190
7.4. Технологии информационного моделирования предметной области..... 193
7.5. Технологии, расширяющие процедурные возможности ИИС…….. 199
7.5.1. Обработка нечетких знаний и нечеткий логический вывод…..... 199
7.5.2. Эволюционное моделирование……. 200
7.5.3. Имитационное моделирование…… 208
7.5.4. Интеллектуальные мультиагентные системы…… 212
7.5.5. Современные технологии компьютерной лингвистики…… 218
7.5.6. Роль информационных технологий в реализации Плана ООН
по построению Информационного Общества…… 221
Вопросы для проверки усвоения темы…… 224

Рекомендуемая, цитированная и использованная
при написании учебного пособия литература……..…….. 227

Введение ко второй части пособия

Цель написания данного учебного пособия - дать студентам факультета менеджмента и социальных информационных коммуникаций знания из той области информатики, которая связана с созданием и применением программно-аппаратных комплексов, способных автоматически или при посредстве человека решать задачи анализа и синтеза информации, еще недавно считавшиеся доступными только интеллекту человека.

В современной литературе (научной и популярной) такие комплексы часто называют системами «искусственного интеллекта». Углубленное изучение устройства и принципов действия таких систем требует определенного уровня знаний математики, физики и других наук, который не предусмотрен программами высших учебных заведений гуманитарной направленности. Отсюда возникло довольно непростое условие достижения поставленной автором цели – изложить содержание учебного пособия так, чтобы оно могло быть воспринято студентами старших курсов, изучившими теоретические основы информатики, основы создания информационных систем и разделы высшей математики, предусмотренные программой специальности «прикладная информатика в менеджменте».

Это обстоятельство и определило задачу, которую поставил перед собой автор - рассказать о современных достижениях в области создания, применения и развития систем «искусственного интеллекта» в объеме, предусмотренном требованиями государственного образовательного стандарта СД.Ф.02 к содержанию специальной учебной дисциплины «интеллектуальные информационные системы». Структурно содержание учебного пособия состоит из 2 частей. В 1

части представлено 4 темы: и во второй части 3 темы, состоящие из разделов, в ряде которых выделены параграфы. Содержание тем курса изложено с разной степенью подробности, но степень формализации изложения материала всегда соответствует его дискретному представлению.

Главный акцент в изложении содержания учебного пособия делается на **раскрытие сущности** различных технологий, применяемых при построении ИИС. Много внимания уделено моделям и методам принятия решений, применяемым в экспертных системах, методам интеллектуальной поддержки управленческих решений и методам получения и анализа экспертных оценок. Системы, основанные на искусственных нейронных сетях, освещаются в основном с раскрытием сущности алгоритмов, положенных в основу обучения таких систем, и особенностей различных схем их реализации.

Завершается учебное пособие изложением состояния и перспектив развития ИИС в связи с развитием информационных технологий. В пособии имеются вопросы для обсуждения и список литературы.

Тема 5. МЕТОДЫ ПОЛУЧЕНИЯ И АНАЛИЗА ЭКСПЕРТНЫХ ОЦЕНОК

5.1. СУЩНОСТЬ МЕТОДА ЭКПЕРТНЫХ ОЦЕНОК.

Базы знаний интеллектуальных информационных систем, основанных на правилах, во многих реализациях используют данные, источниками которых являются специалисты – эксперты. Получение знаний от экспертов, обработка этих знаний и внесение их в хранилище системы – ответственная и трудная работа. От того, насколько эффективно будет сделана эта работа, во многом зависит качество (а иногда и возможность) решения системой задач поиска, анализа и синтеза информации.

Совокупность приемов сбора и обработки знаний и данных, которые готовы предоставить эксперты, получила название **метода экспертных оценок**. Мнения экспертов, их знания и суждения в отношении процессов и явлений, не поддающихся инструментальному измерению, порой являются единственной информацией, которая может составлять содержание декларативной и процедурной компонент БЗ системы по конкретной проблеме или задаче.

Знания, получаемые от экспертов, иногда имеют характер довольно свободных высказываний, рассуждений или даже графических документов. В каждом конкретном случае они могут иметь самый различный вид. Очень часто знания экспертов поступают в систему в такой форме, что их использование средствами машинной обработки невозможно без кропотливой и трудной обработки. Но в каком бы виде ни поступали в систему знания экспертов, они представляют собой интеллектуальный ресурс, от качества предварительной обработки которого зависит полнота их использования при решении конкретных задач.

Методом экспертных оценок решается одна из основных проблем ситуации выбора - формирование упорядоченной последовательности альтернатив (на основе высказанной экспертами системы предпочтений) для последующей ее обработки с целью получения функции полезности (тема 4, раздел 4.3). Как нам уже известно, эта функция позволяет свести проблему многомерного анализа «качества» альтернатив, представляемого совокупностью показателей, к довольно простой задаче сравнения по критерию, выраженному числовым значением.

Работают с экспертами и получаемыми от них знаниями, в основном, когнитологи и аналитики ИИС. На них лежит ответственность за организацию и проведение сбора, обработки и ввода экспертных данных и знаний в систему и их актуализацию (поддержание в актуальном состоянии). Этот вид деятельности носит название экспертиза.

Информация, подвергаемая экспертизе, бывает разного свойства. Это могут быть оценки важности различных свойств объектов для отображения их в качестве показателей, учитываемых критерием сравнительной оценки альтернатив, или оценки предпочтительности отношений между сущностями предметной области (ПО), или альтернативные формулировки правил логического вывода и пр.

Экспертиза в ее измерительном аспекте характерна тем, что в ней инструментом измерения является человек. Результаты измерений, оценки выносимые людьми, в отношении тех или иных явлений, процессов, закономерностей, свойств и т.п., являются субъективными. Основными видами субъективных экспертных оценок являются:

- ранжирование;
- парное сравнение;
- непосредственное оценивание;
- последовательное сравнение;
- классификация.

Ранжированием называется процедура упорядочения некоторой совокупности однородных и сравнимых по своим признакам понятий в порядке возрастания или убывания их предпочтительности. Результатом ранжирования может быть назначение экспертом (или экспертами) неких числовых оценок предпочтительности оцениваемым понятиям или данным. Обычно ранжируемые понятия или данные принято называть объектами или альтернативами.

В результате ранжирования может сложиться одна из таких ситуаций:

- все объекты получили разные оценки предпочтительности;
- в результате ранжирования образовались одна или несколько групп, внутри которых объекты имеют одинаковые оценки, но все такие группы разнятся по общей предпочтительности входящих в них объектов.

В первой ситуации ранжирование (назначение рангов) осуществляется просто: наиболее предпочитаема экспертом альтернатива получает высший ранг, а наименее предпочитаемая – низший ранг. Если оцениваемая группа альтернатив – счетное множество {Ai}, (i=1,…,n), то ранг наиболее предпочтительной их них будет равен (n), а ранг наименее предпочтительной - будет равен 1. Сумма всех рангов оцененного множества альтернатив или объектов – есть сумма натуральных чисел от 1 до n включительно.

$$\sum_{i=1}^{n} Ri = \frac{n(n-1)}{2}, \qquad (5.1.1)$$

где Ri – ранг i-го объекта ; n – число ранжируемых объектов.

Такое ранжирование называется **строгим порядком**.

Во второй ситуации для эквивалентных по предпочтительности объектов, входящих в разные по предпочтительности группы, ранги вычисляются так. Сначала объекты ранжируются как при строгом порядке, но все эквивалентные по предпочтительности объекты объединяются в группы разной предпочтительности. Полученная таким образом

последовательность называется **квазистрогим порядком**. При этом за каждой группой закрепляется количество рангов, равное числу объектов в группе. Значения рангов, закрепленных за группой, берутся в предположении, что данная последовательность оказалась строгой. Например, может получиться такая последовательность рангов:

10, 9, (8, 7, 6), 5, (4, 3), 2, 1.

Здесь видно, что образовалось две группы эквивалентных объектов. В первой группе три объекта. Их номера в квазистрогой последовательности – (i=3, i=4, i=5), а занятые группой ранги – (8,7,6). Во второй группе – два объекта (i=7, i=8), а занятые группой ранги – (4 и 3). После такой группировки определяется ранг R_i^G каждой (i – ой) группы эквивалентных по предпочтительности объектов:

$$R_i^G = \frac{\sum_{j=i}^{i+(k-1)} Rj}{k}, \qquad (5.1.2)$$

где j = i – номер первого, а j + (k-1) – номер последнего объекта i-й группы объектов;

k – число эквивалентных объектов в группе.

Для взятой в примере квазистрогой последовательности групповые ранги эквивалентных объектов будут соответственно равны (8+7+6)/3=7 и (4+3)/2=3,5.

Такой метод расчета рангов эквивалентных по предпочтительности объектов на основе их представления квазистрогой последовательностью позволит обеспечить матричное представление экспертных оценок с соблюдением нормирующего условия (5.1.1).

Парное сравнение применяется при групповом экспертном сравнивании, когда ранжирование не имеет смысла или затруднено из-за большой размерности множества объектов. Результаты парного сравнения представляются в виде матрицы парных сравнений. Если экспертные оценки сравнительной предпочтительности при парном сравнении расположенных в произвольной последовательности альтернатив заданы в виде трех функций:

$$\begin{aligned} &P_{i,j} = 2, \text{ если } A_i > A_j; \\ &P_{i,j} = 0, \text{ если } A_i < A_j; \\ &P_{i,j} = 1, \text{ если } A_i = A_j, \end{aligned} \qquad (5.1.3)$$

то матрица парных сравнений четырех (n=4) альтернатив Ai,j (i =1,..,n; j=1,..,n) будет иметь вид:

i / j	A(i=1)	A(i=2)	A(i=3)	A(i=4)
A(j=1)	1	2	0	0
A(j=2)	0	1	0	2
A(j=3)	2	2	1	2
A(j=4)	2	0	0	1

Рис. 5.1.1. Матрица парных сравнений альтернатив с оценками предпочтительности, заданных функциями (5.1.3).

Диагональные элементы матрицы парных сравнений в соответствие с условиями (5.1.3) всегда равны 1. Если в процедуре парных сравнений участвуют несколько экспертов, то каждый из них составляет свою матрицу.

Непосредственное оценивание. В отличие от ранжирования, которое дает только порядковую шкалу сравнения альтернатив, непосредственное оценивание является процедурой, в которой альтернативам ставятся числовые оценки, отображающие условные категории их качества (например, баллы). При этом равным по качеству альтернативам ставятся в соответствие одинаковые числа. Применение этого метода требует высокой квалификации и высокой ответственности экспертов. В связи с этим, такое оценивание применяется редко. Иногда непосредственное оценивание может быть осуществлено и не в числовом выражении оценок. Например, с применением вербально выраженных категорий качества, то есть с помощью лингвистической шкалы.

Последовательное сравнение представляет собой комплексную процедуру, включающую ранжирование и непосредственную оценку. Эта процедура применялась когда-то при вынесении вердикта судей на соревнованиях по фигурному катанию на коньках, когда учитывалась и сумма мест, и баллы оценок за технику катания и артистичность.

При последовательном сравнении эксперт выполняет следующие процедуры:

- ранжирование альтернатив по степени их предпочтительности;
- производит непосредственную оценку альтернатив числовыми значениями в пределах [0÷1], полагая, что оценка (i - ой) альтернативы по ее рангу, определенному в предыдущей процедуре, вычисляется по формуле:

$$\mathrm{F(Ai)}= \frac{R(Ai)}{\sum_{i=1}^{n} R(Ai)} \quad , \qquad (5.1.4)$$

где Ri – ранг i-й альтернативы; n – число оцениваемых альтернатив.

- производится коррекция (пересчет) оценок каждой (i=1)-й альтернативы (начиная с первой) с целью обеспечить ее предпочтительность над суммой оценок всех следующих за ней альтернатив. Коррекция осуществляется по условию:

$$\mathrm{F(Ai)} > \sum_{j=i+1}^{n} F(Aj) \ , \qquad (5.1.5)$$

Третья процедура реализуется циклами, начиняя с первой альтернативы. Если условие (5.1.5) выполняется, то коррекция не производится. Иначе вычитается единица из последней альтернативы и добавляется к корректируемой оценке. Если вычитать нечего (уменьшаемая оценка уже равна нулю), то в качестве донора берется следующая (более «близкая» к корректируемой) альтернатива. Коррекция оценки текущей альтернативы прекращается, как только выполнится условие (5.1.5), а весь процесс коррекции прекращается, если оценка очередной альтернативы и без коррекции удовлетворяет условию (5.1.5). На рис.5.1.1 показана схема одного из возможных алгоритмов процедуры коррекции.

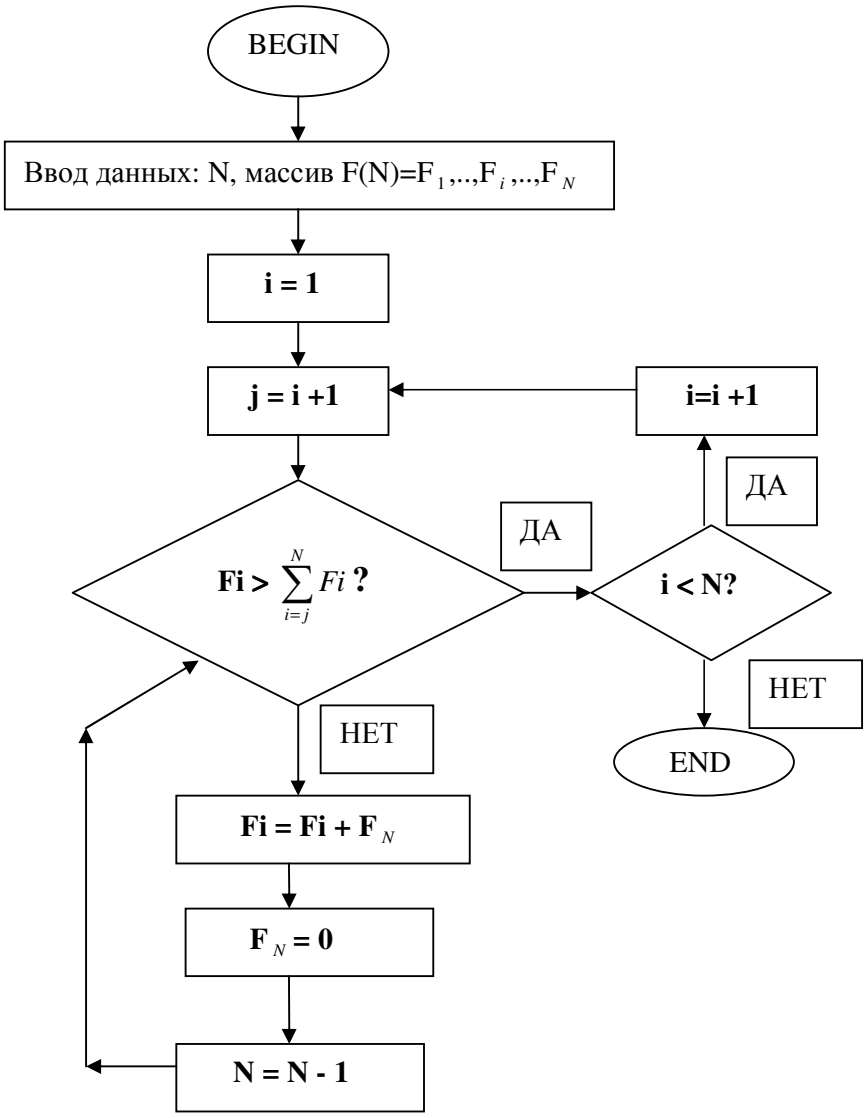


Рис.5.1.1. Блок-схема алгоритма коррекции оценок при последовательном сравнении.

Классификация представляет собой процесс разбиения множества альтернатив, подлежащих упорядочению или систематизации, на классы по тем или иным признакам общности. При этом классы и их признаки могут быть определены заранее или в процессе классификации.

Метод экспертных оценок (МЭО) предусматривает реализацию следующих основных этапов:

- подбор экспертов;
- проведение опроса экспертов;
- обработка экспертных оценок.

Подбор экспертов является важным этапом МЭО, от эффективности реализации которого зависит «качество» знаний, помещаемых в хранилище системы. Этот этап имеет два аспекта – организационный и содержательный. Организационные задачи, решаемые при

подборе экспертов, связаны со всеми видами обеспечения их деятельности по передаче своих знаний аналитикам и когнитологам системы. Эти задачи понятны и общеизвестны

Содержательный (информационно – процедурный) аспект объединяет единой целью следующие виды деятельности:

- осознания и формулирование информационной или процедурной (если речь идет о методе решения) проблемы, для которой системе необходимы знания экспертов и их интеллектуальные возможности;
- анализ специальных (профессионально ориентированных) и массовых источников информации с целью определения круга лиц, отвечающих статусу эксперта по сформулированной проблеме;
- сбор информации о достижениях (трудах, изобретениях, открытиях, выдающихся работах) специалистов, намечаемых для участия в экспертизе;
- анализ адекватности профессиональной квалификации кандидатов статусу эксперта по существу стоящей проблемы;
- уточнение списка кандидатов, контакт с ними и получение согласия на участи в экспертизе.

Существо проблемы, решение которой намечается с применением МЭО, во многом определяет состав группы экспертов и требования к их квалификации. При этом следует иметь в виду, что большая по численности группа экспертов потребует большого времени на организацию экспертизы и обработку экспертных данных. Кроме того, труд эксперта – потребует высокой оплаты, которая, однако, оправдывается высокой надежностью коллективных оценок. В связи с этими обстоятельствами неизбежна оптимизация состава экспертной группы (ЭГ) на основе сопоставления «результат – затраты». При такой оптимизации главным качеством эксперта следует считать его компетентность в данной предметной области, его творческую активность и результативность, конструктивность в высказывании мнений. Важны и психологические характеристики его личности – самодостаточность, самокритичность, логичность доводов и их аргументированность, рациональный оптимизм в отношении перспектив решения проблемы.

Задача оптимизации состава ЭГ достаточно сложна по своей сути. Кроме того, она крейне ответственна. Инженеру – когнитологу, которому поручается ее решение,потребуется широта кругозора, эрудиция, упорство и последовательность в действиях. Он должен обладать тактичностью, способностью расположить к себе собеседника, умением слушать и понимать собеседника. В беседах с экспертами ему необходимо показать информированность о профессиональных достижениях эксперта в данной предметной области и об оценках этих достижений в научных или профессиональных изданиях.

Опрос экспертов. Этот этап включает процедуру сбора экспертных данных и разработку эффективного алгоритма совместной работы экспертов. Выбор формы проведения опроса во многом зависит от того, насколько она соответствует его парадигме – получить результат решения проблемы, отвечающий требуемой степени полноты, точности, надежности, оперативности и допустимому уровню совокупных затрат (финансовых и материальных). Опрос может проходить в форме дискуссии, может быть организован в виде анкетирования (заполнением опросных листов) или в сочетании этих форм.

Дискуссия предполагает открытое коллективное обсуждение проблемы или конкретных, попутно возникающих вопросов. Эта форма опроса весьма продуктивна, но в то же время – опасна возможностью пустить обсуждение принципиальных вопросов по неверному пути. Поэтому организация дискуссии, управление ее ходом и общий настрой участников – должны быть предметом постоянного внимания ведущего. Надо все время иметь в виду, что главное достоинство этой формы обмена мнениями – снижение затрат времени (и других ресурсов) на решение проблемы. Другое важное преимущество дискуссии над другими формами опроса – ее открытость. В связи с этим очень важно использовать дискуссию для выработки единой системы понятий, для эффективной настройки экспертов

на проблему, «притирку» их друг к другу на основе искреннего желания найти путь кардинального решения проблемы, а не оправдания выбору полумер или деструктивных компромиссов. Дискуссия, как правило, позволяет точно определить «узкие места» в существе проблемы, выявить среди экспертов потенциальных лидеров и потенциальных негативистов. Когнитолог, ведущий дискуссию, обязан четко поставить проблему и сформулировать в связи с ней задачу дискуссии. Раскрыть влияние различных ситуаций на решение проблемы и сформулировать ожидания, которые связывает руководство фирмой (ЛПР) с приглашением экспертов. В организационном аспекте важно четко определить и выдерживать регламент докладов и выступлений, порядок подачи вопросов, способы регистрации и протоколирования выступлений, формы и сроки опроса экспертов после дискуссии.

Анкетирование – это форма опроса, при которой заранее определяется перечень вопросов, на которые предлагается ответить экспертам. При этом все эксперты должны дать ответы на один и тот же перечень вопросов. Отсюда следует высокая значимость этапа разработки как самих вопросов, так и предлагаемых вариантов односложных ответов на них. Иногда, в целях «поступенности» решения сложной задачи, анкеты разрабатываются так, чтобы каждый следующий тур анкетирования позволял уточнить результаты предыдущих туров и, тем самым, сделать процедуру анкетирования логичной и управляемой. Кроме того, вопросы, включаемые в анкеты, должны составляться так, чтобы анализ ответов позволял обнаружить возможные противоречия и непоследовательности, содержащиеся в ответах.

Обработка экспертных оценок осуществляется с целью анализа и обобщения мнений экспертов и получения на их основе информации, позволяющей оптимально (с точки зрения класса решаемых задач) структурировать декларативные и процедурные знания, имеющиеся в системе, и получить новые знания в виде фактов и правил их применения для решения новых задач. Наличие в экспертных данных разных по природе оценок свойств сущностей ПО и отношений между ними (числовых, качественных и лингвистических, выраженных категориями нечетких множеств), требует для их обработки особых методов. Особого методического обеспечения требует и обработка результатов групповой экспертизы. Если проблема, для решения которой приглашаются эксперты, характерна дефицитом знаний в отношении ее сути, и отсутствием опыта ее решения, то суждения экспертов могут сильно разниться. Наиболее тревожна такая ситуация, когда мнение одного эксперта, существенно отличающееся от мнения большинства, может оказаться единственно верным. В этом случае совершенно не допустим метод осреднения экспертных оценок, часто применяемый в обычных случаях (когда мнения экспертов однородны).

5.2. ОБРАБОТКА ЭКСПЕРТНЫХ ОЦЕНОК.

Наиболее часто при обработке результатов экспертизы оценки экспертов представляются в виде чисел, отображающих относительную полезность или относительную значимость альтернатив в оцениваемой совокупности. Бывает и так, что эксперты (в связи с сущностными особенностями оцениваемых понятий) пользуются не количественной, а порядковой шкалой, в которой альтернативам присваиваются порядковые номера, в соответствии с которыми они могут быть расположены либо по убыванию предпочтительности, либо – по возрастанию.

Метод экспертных оценок предлагает несколько подходов к обработке таких экспертных данных.

Общая постановка задачи.

Каждый из приглашенных экспертов (количество которых составляет M человек (i = 1, 2, …, M.)) проводит сравнительную оценку каждой из N альтернатив Aj (j = 1, 2, …,N).

Каждая альтернатива характеризуется своим вектором качества {Qj}. Эти векторы определяется для каждой альтернативы одинаковым набором показателей (свойств), имеющих конкретные для данной альтернативы значения. Набор показателей, определяющих качество каждой альтернативы одинаков и составляет K наименований (k = 1, 2, …,K). Относительная значимость каждого k-го показателя в векторе качества {Qj}оценивается весовыми коэффициентами Wk (k=1,…,K).

Оценка предпочтительности альтернатив Aj делается на фоне каждой из возможных ситуаций St, (t = 1,…,T), которые составляют полную группу случайных событий, проявляющихся с вероятностями Pt, (t = 1,…,T).

Когнитологи ИИС, проведя специальный анализ, оценивают относительную компетентность каждого эксперта весовыми коэффициентами Ci, (i = 1,…,M).

Все перечисленные весовые коэффициенты нормированы :

$$\sum_{i=1}^{M} Ci = 1; \qquad \sum_{k=1}^{K} Wk = 1; \qquad \sum_{t=1}^{T} Pt = 1; \tag{5.2.1}$$

Требуется провести обработку индивидуальных экспертных оценок, цель которой – получить объективное их обобщение, которое позволит устранить возможные несоответствия или непоследовательности, свойственные субъективным оценкам, и учесть разные системы предпочтения, свойственные конкретным экспертам. При этом предполагается, что перечисленные весовые коэффициенты могут быть получены специальным анализом.

Важной характеристикой данной постановки задачи является то, что свои индивидуальные оценки предпочтительности альтернатив каждый i – й эксперт назначает по каждому k-му показателю качества с учетом относительной значимости (веса)Wk этого показателя в векторе {Qj}. Это указывает на возможность ее применения в совокупности с методами теории полезности, позволяющими сформировать критерий сравнительной оценки альтернатив (функцию полезности), учитывающий обобщенную систему предпочтений.

Каждый эксперт может сформировать различные категории оценок сравнительной предпочтительности альтернатив, на основе перечисленных в постановке задачи исходных данных. Эти оценки представляются в виде наборов матриц парных сравнений. Поскольку все субъективные (индивидуальные) оценки даются на основании одной и той же совокупности данных, они могут быть обобщены с помощью специальных методов анализа. Результатом такого обобщения будет групповая оценка сравнительной предпочтительности рассматриваемых альтернатив.

Рассмотрим все возможные (на приведенном множестве исходных данных) категории индивидуальных экспертных оценок (ИЭО) сравнительной предпочтительности альтернатив.

Первая категория оценок. Каждый (i = 1,…,M) эксперт назначает каждой (j = 1,…,N) альтернативе индивидуальную оценку Xij , не отражая в ней никаких конкретных свойств альтернативы и свойств ситуаций, в которых она может «функционировать». Иначе говоря, эксперт дает эту оценку, не уточняя, что он при этом принимал во внимание.

В этом случае групповая оценка каждой альтернативы на основе оценок Xij может быть записана в виде

$$\text{G (Aj)} = \sum_{i=1}^{M} CiXij\,, \tag{5.2.2}$$

где Ci – относительный «вес» i-го эксперта в системе из M экспертов.

Вторая категория оценок. Каждый эксперт назначает альтернативам индивидуальные оценки Xi j, имея в виду, что они определены с учетом «функционирования» альтернатив в условиях ситуации St (t = 1,…,T). Такую индивидуальную оценку будем отображать символом

$$(\mathrm{Xij})^{t} \qquad (5.2.3)$$

Групповая оценка каждой альтернативы в этом случае должна будет записана с отображением свойства каждой ситуации, учитываемого условиями задачи – то есть, с отображением вероятности Pt (t = 1,…,T) каждой из этих ситуаций и с учетом коэффициентов Ci, учитывающих оценку относительной компетентности отдельных экспертов :

$$\mathrm{G}(\mathrm{Aj,St}) = \sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} Ci \cdot Pt \cdot (\mathrm{Xij})^{t} \qquad (5.2.4)$$

Третья категория оценок. Каждый эксперт назначает альтернативам индивидуальные оценки (Xij), имея в виду, что они определены с учетом «функционирования» альтернатив в условиях ситуации St (t=1,…,T) по k-му показателю (компоненте) их качества (k=1,…,K). Такую индивидуальную оценку будем отображать символом

$$(\mathrm{Xij})^{tk} \qquad (5.2.5)$$

Групповая оценка каждой альтернативы в этом случае должна быть записана с отображением свойств каждой ситуации, в которой рассматривается альтернатива, с отображением показателя (компоненты) качества альтернативы, учитываемого в оценке, и с отображением коэффициента относительной компетентности эксперта, учитываемого в оценке :

$$\mathrm{G}(\mathrm{Aj,St,Qk}) = \sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} Ci \cdot Pt \cdot Wk \cdot (\mathrm{Xij})^{tk} \qquad (5.2.6)$$

5.3. ФОРМИРОВАНИЕ ГРУППОВОЙ СИСТЕМЫ ПРЕДПОЧТЕНИЯ НА ОСНОВЕ ИНДИВИДУАЛНЫХ МАТРИЦ ПАРНЫХ СРАВНЕНИЙ.

После того, как оценки качества альтернатив получены и обработаны на уровне группового обобщения, можно приступать к формированию на их основе индивидуальных матриц парных сравнений (МПС) альтернатив. Эти матрицы строятся с учетом тех преференций, которые сложились у экспертов в процессе непосредственного (прямого) оценивания качества альтернатив по частным показателям (компонентам), составляющим содержание понятия «вектор качества».

Индивидуальная МПС строится на основе ранжирования оценок качества альтернатив, полученных непосредственным оцениванием. В результате каждая альтернатива получает

свой ранг Rj, (j=1,…,N). Ранговые оценки отражают систему предпочтений каждого эксперта и, как правило, характеризуются высокой субъективностью. Заполнение МПС происходит в соответствии со следующими правилами.

Альтернативы располагаются в порядке убывания рангов, что соответствует и убыванию их предпочтительности. Поскольку число строк МПС всегда равно числу ее столбцов, диагональ матрицы всегда содержит значения оценок парных сравнений, равные 1.зматрицы. Порядковый номер (индекс) альтернативы в строке возрастает слева направо, а в столбце – сверху вниз. Чтобы различать координаты элементов МПС индекс по строке условимся обозначать символом «v», а индекс по столбцу – символом «j». Оценки парного сравнения альтернатив обозначаются символом Zjv. Оценки Zjv вычисляются по простому правилу: если ранг j-й альтернативы (j=1,…,N) не больше (меньше или равен) ранга v-й альтернативы (v=1,…,N), то элемент матрицы парных сравнений с индексами Zjv = 1, иначе Zjv = 0.

Ниже показана ранговая шкала Rj(N) для пяти альтернатив, представленная некой квазистргой последовательностью. Под ней показана матрица парных сравнений, значения элементов которой получены применением указанного правила.

Rj(N) = 5, 3.5, 3.5, 2, 1.

V / J	V=1	V=2	V=3	V=4	V=5
J=1	1	1	0	0	0
J=2	1	1	1	0	0
J=3	1	1	1	0	0
J=4	1	1	1	1	0
J=5	1	1	1	1	1

Правило назначения оценок Ziv и Zvi :

- если Rj ≤ Rv , то Zjv = 1;
- если Rj > Rv , то Zjv = 0.

Каждый эксперт составляет свою матрицу парных сравнений. Оценить степень расхождения индивидуальных матриц можно, вычислив сумму абсолютных значений разностей однокоординатных элементов двух МПС, составленных разными экспертами.

Эта сумма обозначается символом $\Im iv$ и означает расстояние между матрицами парных сравнений i-го и v-го экспертов (i=1,…,M; v =1,…,M).

$$\Im iv = \sum_{j=1}^{N} \sum_{v=1}^{N} ABS(Z^{i}_{jv} - Z^{u}_{jv}), \quad (5.3.1)$$

где:
- Z^{i}_{jv} - значение (j,v) –го элемента матрицы парных сравнений i-м экспертом j-й и v-й альтернатив;
- Z^{u}_{jv} - значение (j,v)-го элемента матрицы парных сравнений u-м экспертом j-й и v-й альтернатив.

Задача обработки индивидуальных МПС, составленных каждым экспертом, заключается в том, чтобы на их основе составить групповую матрицу парных сравнений альтернатив, которая наилучшим образом согласуется с матрицами всех экспертов. То есть, групповое решение должно представлять собой МПС, сумма расстояний $\Im$ от которой до каждой индивидуальной матрицы будет минимальной. Такая матрица называется медианой. Ее элементы обозначаются символами Z^{MED}_{jv}, а сама медиана имеет вид:

$$\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}\sum_{v=1}^{N} ABS(Z_{jv}^{i} - Z_{jv}^{MED}) \qquad (5.3.2)$$

где: - Z_{jv}^{i} - значение (j,v) –го элемента матрицы парных сравнений i-м экспертом j-й и v-й альтернатив;

- Z_{jv}^{u} - значение (j,v)-го элемента матрицы парных сравнений u-м экспертом j-й и v-й альтернатив;
- Z_{jv}^{MED} - элементы медианы - матрицы парных сравнений альтернатив, сумма расстояний которой от индивидуальных матриц экспертов – минимальна.

Эта задача может быть поставлена и решена в следующих вариантах.

Вариант 1. Индивидуальные МПС содержат оценки Z_{jv}^{i}, полученные на основе первой категории оценок «качества» альтернатив (раздел 5.2), в которых явно не учитывалось все многообразие факторов, в условиях воздействия которых будут функционировать альтернативы. Такое оценивание иногда применяется в качестве «пробного камня». Экспертам сознательно не представляется вся информация, даются только обобщенные характеристики альтернатив, позволяющие, тем не менее, ощутить принципиальные различия между ними.

В такой постановке получают групповую МПС с учетом относительной компетентности экспертов (коэффициенты Ci), обеспечивающую минимизацию функционала:

$$[\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}\sum_{v=1}^{N} C_i \cdot ABS(Z_{jv}^{i} - Z_{jv}^{MED})\,] \rightarrow \text{MIN} \qquad (5.3.3)$$

Элементы Z_{jv}^{MED} матрицы – медианы, обеспечивающей минимизацию функционала (5.3.3) находятся с применением правил:

$$Z_{jv}^{MED}=1, \text{ если } D_{jv} \geq \tfrac{1}{2} \quad \text{и} \quad Z_{jv}^{MED}=0, \text{ если } D_{jv} < \tfrac{1}{2}, \qquad (5.3.4)$$

где:
$$D_{jv} = \sum_{i=1}^{M} C_i \cdot Z_{jv}^{i} \qquad (5.3.5)$$

Величина D_{jv} представляет собой взвешенную с помощью коэффициентов относительной компетентности экспертов (Ci) сумму «голосов», отданных всеми экспертами за предпочтение j-й альтернативы над v-й.

Вариант 2. Индивидуальные МПС составлены с учетом ситуаций внешней среды, на фоне которых оценки их «качества» относились ко второй категории (раздел 5.2). Элементы этих матриц будут отображены символами Z_{jv}^{it}. В такой постановке задача получения коллективной МПС, имеющей свойство медианы, должна решаться уже с учетом вероятностей Pt ситуаций St и по аналогии с функционалом (5.3.3) будет иметь вид :

$$[\sum_{t=1}^{T}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}\sum_{v=1}^{N} P_t \cdot C_i \cdot ABS(Z_{jv}^{it} - Z_{jv}^{MED})] \rightarrow \text{MIN} \qquad (5.3.6)$$

где: Z_{jv}^{MED} -элементы медианы – групповой матрицы парных сравнений предпочтительности альтернатив, минимизирующие функционал (5.3.6).

Значения элементов Z_{jv}^{MED} групповой МПС определяются по правилам:

$$Z_{jv}^{MED}=1, \text{ если } D_{jv} \geq \tfrac{1}{2} \quad \text{и} \quad Z_{jv}^{MED}=0, \text{ если } \quad D_{jv} < \tfrac{1}{2} \tag{5.3.7}$$

где:
$$D_{jv} = \sum_{t=1}^{T} \sum_{i=1}^{M} P_t \cdot C_i \cdot Z_{jv}^{it}. \tag{5.3.8}$$

Величины D_{jv} представляют собой взвешенные с помощью коэффициентов Ci суммы «голосов», отданных экспертами за предпочтение j-й альтернативы над v-й при сравнении их на множестве возможных с вероятностями Pt ситуаций St (t=1,…,T).

Вариант 3. Индивидуальные МПС составлены на основе третьей категории оценок «качества» альтернатив (раздел 5.2) с учетом всех перечисленных ранее факторов, включая и рассмотрение отдельных показателей (компонент) Qk (k=1,…,K) вектора {Q} качества альтернатив. В такой постановке групповая матрица парных сравнений альтернатив, находится как медиана, минимизирующая функционал

$$[\sum_{k=1}^{K} \sum_{t=1}^{T} \sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} \sum_{v-1}^{N} P_t \cdot C_i \cdot W_k \cdot ABS(Z_{jv}^{itk} - Z_{jv}^{MED})] \rightarrow \text{MIN}, \tag{5.3.9}$$

где: - Z_{jv}^{itk} - элементы индивидуальной МПС, составленной i-м экспертом при сравнении j-й альтернативы с v-й альтернативой по k-му показателю вектора качества в t-й ситуации;

- Z_{jv}^{MED} - элементы медианы – групповой матрицы парных сравнений предпочтительности альтернатив, минимизирующей функционал (5.3.9).

Значения элементов Z_{jv}^{MED} групповой МПС определяются по правилам:

$$Z_{jv}^{MED}=1, \text{ если } D_{jv} \geq \tfrac{1}{2} \quad \text{и} \quad Z_{jv}^{MED}=0, \text{ если } \quad D_{jv} < \tfrac{1}{2}, \tag{5.3.10}$$

$$\text{где} \quad D_{jv} = \sum_{k=1}^{R} \sum_{t=1}^{T} \sum_{i=1}^{M} P_t \cdot C_i \cdot W_k \cdot Z_{jv}^{itk} \tag{5.3.11}$$

- вероятность того, что с учетом мнений всех экспертов j-я альтернатива окажется предпочтительнее v-ой по k-му показателю качества в t-й ситуации.

5.4. МЕТОДЫ ЛИНЕЙНОГО УПОРЯДОЧЕНИЯ АЛЬТЕРНАТИВ, ОСНОВАННЫЕ НА ИХ ПОПАРНОМ СРАВНЕНИИ.

Методы линейного упорядочения альтернатив применяются, когда задача выбора наилучшей альтернативы некой материальной системы или объекта ставится в обратной постановке (максимизируется вектор качества или функционального состояния) будущего объекта при фиксированных затратах на его создание. В этом случае одной из возможных процедур получения одномерной порядковой шкалы сравнительной оценки альтернатив является их попарное сравнение. Такая шкала, как мы уже знаем (тема 4) линейные функции полезности альтернатив. Чтобы сравнение было предметным, эксперты необходимо иметь знания, достаточные для идентификации «качества» сравниваемых альтернатив с учетом всех основных компонентов этого понятия. Состав таких компонентов должен определяться специальным анализом. В итоге должен быть составлен перечень (набор) различных

свойств (показателей) будущего объекта (функциональных, экономических, эргономических и пр.), существенных для эффективной сравнительной оценки его альтернативных вариантов. Такой анализ тоже осуществляют эксперты, но это должны быть эксперты особого уровня квалификации – ведь речь может идти о «чисто инженерных» оценках конструктивных или эксплуатационных решений. Подобный перечень показателей обязательно должен быть в распоряжении экспертов, которым предстоит сравнивать альтернативы.

В результате, качество (или функциональное состояние) каждой альтернативы теперь будет отражено конкретными значениями вполне определенного набора показателей, одинакового для всех альтернатив. Этот набор должен быть необходимым и достаточным для обобщенной характеристики «степени соответствия» конкретных значений показателей качества объекта его целевому состоянию. Как было отмечено при кратком изложении основных положений теории полезности (раздел 4.3), эти показатели зачастую являются конфликтными или противоречивыми. Конфликтность выражается в том, что стремление улучшить качество объекта за счет изменения значения одного показателя качества, приводит (при жестко ограниченном бюджете) к ухудшению значений одного или нескольких других показателей.

Определением такого набора показателей не ограничивается подготовка данных для проведения парного сравнения альтернатив проектных решений объекта. Вторым важным этапом специального анализа является определение диапазонов допустимых значений каждого из показателей качества объекта. Это важно с двух точек зрения. Во-первых, такое ограничение пределов изменения их значений уже, в какой-то мере, гарантирует соответствие любого сочетания конкретных значений этих показателей понятию целевого состояния объекта. Во-вторых, такое ограничение существенно сокращает количество возможных сочетаний различных значений показателей качества объекта, если такие сочетания являются исследуемыми вариантами состояний объекта.

Пример. Допустим, что техническим заданием проекта качество каждой альтернативы задано тремя показателями:

- надежность (в пределах 0.8÷0.9);
- экологичность (в пределах категорий «высокая» ÷ «высочайшая»);
- мощность (в пределах 100 ÷ 150 л.с.).

Для формирования множества альтернативных вариантов решений каждый из показателей может быть представлен тремя значениями: граничными указанных диапазонов и средним значением диапазона:

- надежность 0,8 0,85 0,9;
- экологичность – «высокая», «очень высокая», «высочайшая»;
- мощность – 100 л.с. 125 л.с. 150 л.с.

Тогда на основе этих значений может быть сформировано 3×3×3=27 разных сочетаний значений этих трех показателей, которые могут рассматриваться и оцениваться методом парных сравнений, как альтернативные варианты функционального состояния объекта. Однако, если мы захотим подробнее исследовать возможности варьирования значениями показателей в заданном диапазоне, то должны быть готовы к лавинообразному росту количества таких сочетаний. В общем случае их число (n) определяется выражением:

$$n = \prod_{k=1}^{K_i} D_k \ , \qquad (5.4.1)$$

где: Dk – число различных значений k -го показателя;
K – число показателей, учитываемых понятием «качество» альтернативы.

Метод парного сравнения альтернатив, заданных конечным множеством {Aj} (j=1,…,N), основан на том, что функциональные состояния (Zj) некоего проектируемого объекта, соответствующие альтернативным вариантам Aj его воплощения, могут быть

сравнены экспертами попарно. Общее число (m) таких сравнений определяется выражением:

$$m = C_N^2 = \frac{N!}{2!\cdot(N-2)!}, \qquad (5.4.2)$$

где : C_N^2 - число сочетаний из N по 2, а «!» - знак факториала (произведения всех натуральных чисел от 1 до числа, стоящего перед знаком «!»).

Возможны следующие формальные отображения результатов сравнения двух альтернатив Aj и Av, (j=1,…,N; v=1,…,N):

- Zj ϕ Zv (качество, или функциональное состояние, альтернативы Aj выше качества, или функционального состояния, альтернативы Av, что равнозначно формулировке - «альтернатива Aj предпочтительнее альтернативы Av»);
- Zj ≈ Zv (качество, или функциональное состояние, альтернатив одинаково, что равнозначно формулировке - «альтернативы Aj и Av равноценны»;
- Zj | Zv (качество, или функциональные состояния, альтернатив несравнимо, что равнозначно формулировке - «сравнение по предпочтительности альтернатив Aj и Av – невозможно»).

Процедура парных сравнений применяется в тех случаях, когда качество альтернатив характеризуется достаточно большим числом показателей, многие из которых противоречивы (конфликтны) друг другу, а сами альтернативы должны быть оценены на фоне конечного числа возможных ситуаций внешней среды. Совокупность этих условий означает, что такое сравнение требует от эксперта осмысления большого объема информации и учета большого числа причинно-следственных связей. В этих и подобных этим обстоятельствах необходимо пользоваться методами измерений, максимально снижающими влияние субъективного фактора на результат оценки. Метод парного сравнения психологически разгружает эксперта, освобождая его от необходимости концентрировать внимание одновременно на всем множестве альтернатив. Сосредоточившись при каждой оценке только на двух альтернативах, эксперт может острее увидеть их относительные преимущества и недостатки. Парное сравнение дает хорошую информацию для ранжирования альтернатив, как при их обобщенном восприятии, так и при их сравнении по отдельным показателям качества.

Сущность метода парных сравнений. Каждый эксперт, реализуя этот метод, составляет матрицу парных сравнений (МПС) размерностью N×N (где N – число попарно оцениваемых альтернатив). Эта матрица задает структуру предпочтений эксперта, которая может быть простой или взвешенной.

Простая структура предпочтений отражает лишь факт предпочтения одной альтернативы над другой и не отражает степень такого предпочтения.

Взвешенная структура предпочтений учитывает относительные значимости сравниваемых альтернатив, определенные на всем множестве рассматриваемых альтернатив. Эти относительные значимости иногда называются «весами» (отсюда и название «взвешенная структура предпочтений»). Относительные значимости или веса сравниваемых альтернатив всегда назначаются в виде безразмерных нормированных коэффициентов, значения каждого из которых не превосходит 1, а сумма весов всех рассматриваемых альтернатив должна быть равна 1. То есть, если каждой из альтернатив Aj (j =1,…,N) эксперт назначил весовые коэффициенты ω_j, то должно соблюдаться условие:

$$\sum_{j=1}^{N} \omega_j = 1. \qquad (5.4.3)$$

Весовые коэффициенты, как и индивидуальные матрицы парных сравнений, отражают субъективные мнения экспертов.

Элементы (N×N) квадратной матрицы парных сравнений обычно отражают какую-то одну условную шкалу или одно правило числовой оценки различий в предпочтительности попарно сравниваемых альтернатив Aj и Av, ибо двойные стандарты здесь, как и в жизни, чреваты серьезными ошибками. Эти шкалы и правила принято называть **калибровками**. В методе парных сравнений применяются пять типов калибровок:

- простая калибровка;
- турнирная калибровка;
- степенная калибровка;
- кососимметрическая калибровка;
- вероятностная калибровка.

.

Простая калибровка (П-калибровка) устанавливает разные шкалы оценок предпочтительности попарно сравниваемых альтернатив, в зависимости от объективно оправданной или назначаемой экспертами парадигмы (концептуальной схемы, правила) представления результатов попарного сравнения альтернатив. Таких парадигм может быть две.

Первая парадигма предполагает любые возможные результаты сравнения качества альтернатив, кроме неразличимости их относительной предпочтительности.

Вторая парадигма предполагает невозможность сравнения равных по качеству и неразличимых по предпочтительности альтернатив.

Если принята первая парадигма, то допустимым в ней результатам сравнения качества или функциональных состояний (Zj и Zv) альтернатив Aj и Av, соответствуют следующие значения (Xjv) оценок предпочтительности:

$$\begin{aligned} &Xjv = 1, \text{ если } Zj \ \phi \ Zv; \\ &Xjv = 0, \text{ если } Zv \, \phi \, Zj \ (\text{при } j \neq v); \\ &Xjv = \tfrac{1}{2}, \text{ если } Zj \approx Zv. \end{aligned} \qquad (5.4.4)$$

Если принята вторая парадигма, то в ней результатам сравнения качества или функциональных состояний (Zj и Zv) альтернатив Aj и Av, назначаются следующие значения (Xjv) оценок предпочтительности:

$$\begin{aligned} &Xjv = 2, \text{ если } Zj \ \phi \ Zv; \\ &Xjv = 1, \text{ если } j = v; \\ &Xjv = 0, \text{ если } Zv \, \phi \, Zj. \end{aligned} \qquad (5.4.5)$$

Значения (Xjv) оценок предпочтительности являются элементами матрицы парных сравнений.

Турнирная калибровка (Т-калибровка) применяется в ситуациях, когда процедура парного сравнения альтернатив (на одном и том же множестве {Aj}) повторяется несколько раз (проходит в несколько туров), а итоговая матрица парных сравнений представляет собой обобщение результатов всех этих туров. Если было проведено T туров (t=1,…,T), в каждом из которых МПС получены, например, простой калибровкой с оценками (5.4.4), то элементы итоговой матрицы парных сравнений в результате проведения турнтра должны подчиняться следующим условиям:

$$\begin{aligned} &\sum_{t=1}^{T} (X^{t}_{jv} + X^{t}_{vj}) = \mathrm{T}; \\ &\sum_{t=1}^{T} X^{t}_{jv} = 0 \ (\text{при } j = v); \\ &\sum_{t=1}^{T} X^{t}_{jv} \geq 0, \end{aligned} \qquad (5.4.6)$$

где: X^{t}_{jv} - значение оценки предпочтительности

j -й альтернативы над v -й альтернативой в t -м туре;

X^{t}_{vj} - значение оценки предпочтительности

v -й альтернативы над j -й альтернативой в t -м туре.

Степенная калибровка (С-калибровка) применяется в тех случаях, когда необходимо повысить «чувствительность» значений (Xjv) оценок предпочтительности к результатам парных сравнений (Zj и Zv) качества или функциональных состояний альтернатив, то есть

ЧИСЛОВОЕ ЗНАЧЕНИЕ ОЦЕНКИ Xjv	ФОРМАЛЬНОЕ ВЫРАЖЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТА СРАВНЕНИЯ ОЦЕНОК КАЧЕСТВА (Zj и Zv) АЛЬТЕРНАТИВ	ВЕРБАЛЬНАЯ ТРАКТОВКА РЕЗУЛЬТАТА СРАВНЕНИЯ АЛЬТЕРНАТИВ

сделать эти оценки более «контрастными» по сравнению, например, с П-калибровкой.

Элементы матрицы парных сравнений (то есть – значения (Xjv) оценок предпочтительности альтернатив) показывают во сколько раз j-я альтернатива по предпочтительности превосходит v-ю альтернативу. В связи с такой трактовкой значений (Xjv и Xvj) оценок предпочтительности, они должны быть подчинены условиям:

$$Xjv \times Xvj = 1;$$
$$Xjv > 0; \qquad (5.4.7)$$
$$Xjv = 1 \text{ при } j = v.$$

Кососимметрическая калибровка (К-калибровка) применяется в тех случаях, когда имеет смысл (или есть желание) наделить значения (Xjv и Xvj) оценок парных сравнений свойством меры, позволяющей точно определить, на сколько условных единиц j-я альтернатива превосходит по предпочтительности v-ю альтернативу или уступает ей. Это означает, что при К-калибровке элементы матрицы парных сравнений должны подчиняться условиям:

$$Xjv + Xvj = 0;$$
$$Xjv = Xvj = 0 \text{ при , } j = v. \qquad (5.4.8)$$

Вероятностная калибровка (В-калибровка) применяется в тех случаях, когда при парном сравнении альтернатив сравнительная оценка предпочтительности не может обладать свойством детерминированности (определенности). Тогда в качестве значений этих оценок берется вероятность того, что j-я альтернатива окажется предпочтительнее v-й. При этом полагают, что пара сравниваемых альтернатив образует полную группу возможных вариантов. При такой трактовке значений (Xjv и Xvj) оценок сравнительной предпочтительности, они должны подчиняться условиям:

$$Xjv \times Xvj = 1, \text{ при } j \neq v;$$
$$0 \le Xjv \le 1; \qquad (5.4.9)$$
$$Xjv = Xvj = 0, \text{ при } j = v.$$

В различных прикладных задачах для значений (Xjv и Xvj) оценок предпочтительности одной альтернативы над другой, применяют шкалу Саати (Саати Т. Математические методы исследования операций.- М.: Воениздат, 1963). В соответствии с этой шкалой эксперты, применяя С-калибровку, количественно оценивают сравнительную предпочтительность альтернатив значениями (Xjv и Xvj), взятыми из табл. 5.4.1. Между значениями оценок Xjv, приведенными в таблице, могут назначаться промежуточные значения 2,4,6 и 8.

Эти промежуточные значения предусмотрены к применению в случаях, когда оценка альтернатив с применением основных значений по тем или иным причинам затруднена.

. Таблица 5.4.1.

1	Равноценность j-й и v-й альтернатив	Альтернативы равнозначны
3	Слабое превосходство j-й альтернативы	Эксперт отдает некоторое предпочтение j-й альтернативе

5	Сильное превосходство j-й альтернативы	Эксперт определенно предпочитает j-ю альтернативу v-й
7	Явное превосходство j-й альтернативы	Эксперт считает превосходство j-й альтернативы очевидным
9	Подавляющее превосходство j-й альтернативы	Превосходство j-й альтернативы не вызывает никаких сомнений

Выбирая тип калибровки для составления матрицы парных сравнений альтернатив, следует иметь в виду, что методически неверно пользоваться принципом смешения калибровок в одной постановке задачи. Ошибкой чревато и использование разных мер числовых значений оценок предпочтительности в одной калибровке. Дело в том, что не все калибровки допускают свободный переход от одной в другие и обратно. В табл. 5.4.2. показаны допустимые переходы между калибровками.

Таблица 4.5.2.

	П-калибровка	Т-калибровка	С-калибровка	К-калибровка	В-калибровка
П-калибровка	да	нет	нет	нет	нет
Т-калибровка	да	да	да	да	нет
С-калибровка	да	да	да	да	да
К-калибровка	да	нет	нет	да	нет
В-калибровка	да	нет	нет	нет	да

Читать таблицу 4.5.2 следует только в направлении от калибровок, указанных в строках, к калибровкам, указанным в столбцах таблицы. Например, переход от К-калибровки к калибровке П возможен («да»), а переход к калибровкам Т, С и В – недопустим («нет»). Естественно, что на пересечении строк со столбцами одноименных калибровок также стоит значение «да».

5.5. МЕТОДЫ МАТЕМАТИЧЕСКОЙ ОБРАБОТКИ ЭКСПЕРТНЫХ ОЦЕНОК.

Выбор метода математической обработки экспертных оценок зависит от типа калибровки оценок предпочтения, применяемой экспертом при составлении матрицы парных сравнений.

Экспертные оценки, формируемые при сравнении большого количества альтернатив или в ситуациях, когда качество альтернатив оценивается на основе большого числа показателей, могут обладать крайне неприятным свойством. Это свойство называется транзитивностью и является причиной наличия противоречий в оценках, представленных экспертом.

Рассмотрим на примере сущность этого понятия. Сравнивая попарно достаточно большое число альтернатив, эксперт отдал в паре (A_5, A_9) предпочтение 5-й альтернативе, а в паре (A_5, A_{15}) предпочтительной назвал 15-ю альтернативу. Когда же очередь дошла до

пары (A_9, A_{15}), то предпочтение было отдано 9-й альтернативе. Явная непоследовательность или нарушение принципа, положенного экспертом в основу своей системы предпочтений.

Весьма часто причиной такой противоречивости является психологическая особенность личности эксперта. Она проявляется в непроизвольной утрате концентрации внимания и, как следствие, приводит к подмене прежнего решающего признака качества оцениваемых альтернатив другим. Могу быть и другие причины появления транзитивности в системе предпочтений эксперта, но не это главное. Главное в том, что когнитолог должен обладать всем арсеналом средств и методов, позволяющих обнаружить противоречивость и нелогичность в экспертных системах предпочтений и соответствующим образом нивелировать в групповой матрице парных сравнений дефекты индивидуальных матриц. Рассмотрим некоторые из таких методов.

Чтобы выявить и оценить противоречия и непоследовательности, возможные (а иногда – неизбежные) в экспертных оценках, необходимо соответствующим образом обработать индивидуальные МПС.

Главным признаком того, что МПС не содержит нелогичностей и противоречий, является ее неразложимость. Поскольку природа всех типов калибровок, применяемых в методе экспертных оценок, такова, что в них используются только неотрицательные значения оценок предпочтения, то МПС с любой системой оценок является неотрицательной матрицей. Другой особенностью любой МПС является то, что она является квадратной матрицей. Эти два свойства МПС позволяют применить к ним процедуру проверки на разложимость. Для реализации этой процедуры необходимо брать четное число альтернатив.

Рассмотрим эту процедуру на примере МПС, оценки в которой соответствуют условиям второй парадигмы П-калибровки (простая калибровка, при которой значения оценок сравнительной предпочтительности подчинены правилам (5.4.5)).

Процедура проверки МПС на разложимость состоит из следующих шагов.

Шаг 1. Для каждой j-й строки исходной МПС вычислить сумму значений стоящих в ней оценок предпочтительности альтернатив $S_j = \sum_{v=1}^{N} X_{jv}$.

Шаг 2. Упорядочить строки по убыванию значений S_j (сумм строковых оценок), а значения оценок в упорядоченных строках надо разместить по столбцам так, чтобы не нарушалась структура предпочтений альтернатив, отраженная в исходной матрице.

Шаг 3. Идентифицируется вид упорядоченной МПС:

- если матрица будет иметь явно выраженную структуру, представленную тремя квадратными подматрицами, одна из которых содержит только значения 0, другая – только значения 1, а третья – только значения 2, то исходная матрица является разложимой (четвертая подматрица будет содержать все значения оценок);
- если матрица будет иметь структуру (рис.5.5.1. – правая матрица), состоящую из двух подматриц, одна из которых содержит только значения 0, а другая – только значения 2, то исходная матрица является неразложимой

На рис. 5.5.1 показан пример пошаговой реализации процедуры анализа МПС на разложимость с явно отрицательным результатом – исходная матрица после упорядочения строк и перераспределения элементов в них оказалась неразложимой, то есть лишенной нелогичностей и являющейся транзитивной. Исходная матрица логично упорядочена.

A_2	0	1	0	0
	A_1	A ?	A ?	A ?
A_1	1	2	2	2
A_3	0	2	1	2
A_4	0	2	0	1

	A_1	A_3	A_4	A_2
A_1	1	2	2	2
A_3	0	1	2	2
A_4	0	0	1	2

	A_1	A_2	A_3	A_4
A_1	1	2	2	2
A_2	0	1	0	0
A_3	0	2	1	2
A_4	0	2	0	1

исходная матрица

A_2	0	0	0	1

упорядочены строки, но не упорядочены оценки в строках - искажена система предпочтений исходной матрицы.

упорядочены значения оценок в строках в соответствии с системой предпочтений исходной матрицы.

Рис. 5.5.1. Шаги реализации процедуры проверки разложимости исходной МПС.

После того, как исходная матрица, представленная экспертом, проверена на разложимость, а значит и на транзитивность, можно (на основе содержащихся в ней оценок предпочтительности альтернатив) осуществить ранжирование альтернатив, их линейное упорядочение.

Выбор метода ранжирования делается с учетом того, какой тип калибровки оценок применил эксперт, заполняя индивидуальную МПС, и каковы результаты проверки этой матрицы на неразложимость.

Само по себе ранжирование не дает никаких оснований к тому, чтобы его результаты могли использоваться непосредственно для сравнительной оценки альтернатив и тем более – для принятия решения о выборе наилучшей из них. Однако оно является исходным материалом для формирования критерия многофакторной сравнительной оценки альтернатив с применением методов теории полезности.

Матрицы парных сравнений с простой или турнирной калибровкой оценок предпочтительности, обладающие свойством неразложимости, позволяют осуществить ранжирование альтернатив одним из следующих методов.

Турнирный метод.

Условия применимости:

- индивидуальная матрица парных сравнений содержит противоречия и разложима;
- матрица парных сравнений имеет Т-калибровку или П-калибровку.

Последовательность процедур:

1. Определяют строковые суммы значений экспертных оценок $S_j = \sum_{v=1}^{N} X_{jv}$;

2. Упорядочивают строки (j) по убыванию строковых сумм;

3. Строке с наибольшим значением суммы дается наивысший ранг – N, а строке с наименьшим значением суммы дается ранг 1.

Если обнаруживаются строки с одинаковыми значениями сумм, то проводится дополнительный анализ экспертных оценок таких строк – предпочтение отдается строке, содержащей большее число «побед с крупным счетом» или «меньшее число крупных поражений» и т.п. Если такого рода аргументы не позволяют разделить эквивалентные по значению сумм строки, то поступают в соответствии с приемом пересчета рангов, изложенным в разделе 5.1.

Данный метод используется только для ранжирования альтернатив, а ранги ни коим образом не могут рассматриваться в роли количественных оценок при выборе лучшей из них.

Метод последовательного выявления лидера.

Условия применимости:

- индивидуальная матрица парных сравнений содержит противоречия и разложима;
- матрица парных сравнений имеет Т-калибровку или П-калибровку.

Последовательность процедур:

1. Определяют строковые суммы значений экспертных оценок $S_j = \sum_{v=1}^{N} X_{jv}$;

2. Упорядочивают строки (j) по убыванию строковых сумм;.

3. Строке с наибольшим значением суммы дается наивысший ранг – N; если обнаруживаются несколько лидеров (строк с одинаковыми значениями сумм), то проводится дополнительный анализ экспертных оценок таких строк – предпочтение отдается строке, содержащей большее число «побед с крупным счетом» или «меньшее число крупных поражений» и т.п. Если такого рода аргументы не позволяют разделить эквивалентные по значению сумм строки, то поступают в соответствии с приемом пересчета рангов, изложенным в разделе 5.1

4. Определяется значение разности (N-1) и сравнивается с 0. Если (N-1)=0, то процесс прекращается, поскольку это означает, что все строки проанализированы. Иначе число N уменьшается на 1 (N=N-1) и процесс повторяется с п. 3.

Метод Бержа.

Условия применимости:

- индивидуальная матрица парных сравнений не содержит противоречия и неразложима;
- матрица парных сравнений имеет Т-калибровку, С-калибровку или П-калибровку.

Метод представляет собой итеративный процесс, завершающийся при выполнении некоторого условия. Любой итеративный процесс имеет целью улучшить начальное решение и прекращается, если дальнейшие шаги не дают улучшения или даже ухудшают предыдущий результат. Тогда заранее назначают приемлемое значение некой величины (ε) - относительного «неулучшения» результата при очередной попытке - и прекращают процесс, как только эта величина достигает заданного значения. Процесс может быть прекращен и раньше, если каждое последующее решение ухудшает начальный результат. Последовательность процедур:

1. Задают значение величины ε. Ее иногда трактуют как «относительную ошибку» процесса, но такая трактовка в данном случае не так удачна, как в отношении какого-либо измерительного процесса.

2. Задают величине W (номер итерации) значение 1. W=1. Считают (объявляют) исходную МПС размерностью N×N, содержащую экспертные оценки предпочтительности альтернатив Aj , начальным решением A^W . Оценки X_{jv} переименовываются в X^W_{jv} .

3. Определяют строковые суммы значений экспертных оценок $S_j^W = \sum_{v=1}^{N} X_{jv}^W$.

4. Вычисляют все N значений некой нормированной величины $\pi_j^W = \frac{S_j^W}{\sum_{j=1}^{N} S_j^W}$.

5. Делают формальную проверку: W = 1? Если «ДА», то переходят к процедуре 6. Иначе – к процедуре 7.

6. Пересчитывают значение W, увеличивая его на 1(W = W + 1), и с новым значением W переходят к процедуре 5.

7. Эта процедура является попыткой улучшить предыдущий вариант оценок предпочтительности. Если предыдущий вариант соответствовал МПС (она, по процедуре 2, получила статус начального решения A^W), то в данной процедуре будет сформирован вариант A^{W+1}. Теперь о формальном содержании данной процедуры.

Определяются оценки нового варианта - матрица A^W: $X_{jv}^W = X_{jv}^{W-1} \times \pi_j^{W-1} \times S_j^{W-1}$.

8. Если W – четное число, то переходят к процедуре 9, иначе – к процедуре 3.

9. Если $ABS(\pi_j^W - \pi_j^{W-1}) \le \varepsilon$ для всех j=1,…,N, то завершают процесс улучшения исходной МПС, иначе – снова переходят к процедуре 3.

Замечания.

1. Применяя метод Бержа, следует быть внимательным к изменениям в матрице парных сравнений. Дело в том, что даже при небольших изменениях в ней вектор π может меняться очень сильно (особенно чувствителен он к замене нулевых элементов на ненулевые и к обратным заменам).
2. Иногда корректирующая процедура 7 может быть выполнена иначе. Это зависит от того, не станет ли процесс коррекции расходящимся. В этом случае следует применять коррекцию, где правая часть приводила бы к менее радикальным изменениям в исходной МПС.
3. Иногда причиной расхождения процесса улучшения исходной МПС является наличие несоответствий (сильная транзитивность) экспертных оценок.

Метод вычисления собственного вектора.

Условия применимости:

- индивидуальная матрица парных сравнений не содержит противоречия и неразложима;
- матрица парных сравнений имеет Т-калибровку, С-калибровку или П-калибровку

Последовательность процедур:

1. Задают значение величины ε. Ее трактуют аналогично методу Бержа.

2. Задают величине W (номер итерации) значение 1. W=1.Объявляют исходную МПС размерностью N×N, содержащую экспертные оценки предпочтительности альтернатив Aj , начальным решением A^W. Оценки X_{jv} переименовываются в X_{jv}^W.

3. Определяют строковые суммы значений экспертных оценок $S_j^W = \sum_{v=1}^{N} X_{jv}^W$

и вычисляют вектор $L^W = \sum_{j=1}^{N} S_j^W$.

4. Вычисляют нормированный вектор МПС $\lambda_j^W = \frac{S_j^W}{L^W}$.

5. Делают формальную проверку: W = 1? Если «ДА», то переходят к процедуре 6. Иначе – к процедуре 7.

6. Пересчитывают значение W, увеличивая его на 1(W = W + 1), и с новым значением W переходят к процедуре 5.

7. Этой процедурой (аналогично методу Бержа) осуществляется попытка улучшения предыдущего варианта оценок предпочтительности. Если предыдущий вариант соответствовал МПС (она, по процедуре 2, получила статус начального решения A^W), то в данной процедуре будет сформирован вариант A^{W+1}. Формальное содержании данной процедуры заключается в корректировке оценок предыдущей матрицы A^W:

$$X_{jv}^W = X_{jv}^{W-1} \times L^{W-1}.$$

8. Если W – четное число, то переходят к процедуре 9, иначе – к процедуре 3.

9. Если $ABS(\lambda_j^W - \lambda_j^{W-1}) \le \varepsilon$ для всех j=1,…,N, то это означает, что вектор λ_j^W может служить количественной мерой сравнения альтернатив, и процесс улучшения исходной МПС может быть завершен. Иначе – процесс улучшения исходной МПС будет продолжен переходом к процедуре 3.

Альтернативы могут быть упорядочены по убыванию значений нормированного вектора λ_j^W.

Примечание. Существующая в матричной алгебре теорема Перрона – Фробениуса позволяет доказать, что данный метод сходится, если квадратная неотрицательная и неразложимая матрица имеет собственное вещественное положительное число, кратное 1 и превосходящее по модулю все остальные числа этой матрицы. Этому числу соответствует собственный вектор такой матрицы.

Рассмотренные методы обработки индивидуальных экспертных МПС позволяют на их основе получить упорядочение конечного числа альтернатив.

До сих пор мы рассматривали МПС, содержащие обобщенные оценки сравнительной предпочтительности альтернатив. Такие оценки могут быть получены от экспертов очень высокой квалификации, способных с помощью своего практического опыта генерировать такие оценки.

В некоторых учебниках и ученых пособиях приводятся примеры решения задач сравнительной оценки альтернатив с применением методов, основаны на оценках всевозможных «весовых» коэффициентов, природа которых носит крайне субъективный характер. Вместе с тем, теория полезности позволяет существенно снизить уровень такого субъективизма и даже упрощает задачу векторной оценки, декомпозируя ее на более простые и понятные постановки и методы решения.

5.6. МЕТОДЫ ОЦЕНКИ СОГЛАСОВАННСТИ ЭКСПЕРТНЫХ РАНЖИРОВАНИЙ.

Довольно часто при решении задач анализа согласованности экспертных оценок возникает ситуация, при которой экспертные оценки представляют собой не матрицы парных сравнений, а порядковые шкалы, называемые **экспертными ранжированиями**. Они представляют собой некое последовательности, в которых каждому объекту или понятию одного семантического класса отводится определенное место в этой последовательности. Если для ранжирования альтернативных вариантов каких-либо решений или проектов

приглашаются несколько высоко квалифицированных специалистов, то часто бывает так, что выстроенные ими ранжирования характеризуются заметными, а главное – необъяснимыми непоследовательностями. Причина таких разночтений бывает обусловлена, как правило, сложностью формирования в сознании эксперта обобщенной оценки качества альтернатив, особенно, если он был вынужден пользоваться большим числом частных показателей их качества.

Важно отметить и такую нетривиальную особенность экспертных суждений, как уникальность знаний и опыта каждого эксперта. Именно эта особенность исключает применение вероятностной трактовки их оценок.

Не рекомендуется применять для обработки экспертных ранжирований подходы, основанные на поверхностных процедурах наподобие «сглаживаний», «исключения эксцессов» и т.п. Любые экспертные оценки, сколь курьезными они бы ни казались, должны быть обработаны и оценены с применением методов, исключающих какую-либо модуляцию и искаженную трактовку этих оценок.

Общая постановка задачи оценки согласованности экспертных ранжирований такова.

Имеются порядковые (ранговые) построения, в которых независимыми экспертами отражены системы их предпочтений в отношении соответствия каждой из конечного числа альтернатив материальной системы одному и тому же целевому предназначению.

Требуется на основе таких независимых экспертных построений (ранжирований) построить групповую систему порядкового предпочтения альтернатив, наилучшим образом согласующуюся с индивидуальными порядковыми построениями (ранжированиями), выполненными независимыми экспертами. Фактически – это задача анализа, целью которого является не только выявление сравнительных недостатков и достоинств альтернатив, но и установление принципиальных различий в подходах экспертов к их сравнительной оценке.

Природа процедуры ранжирования такова (как уже отмечалось в разделе 5.1), что при большом числе сравниваемых альтернатив, а главное – при большом числе показателей качества альтернатив, учитываемых при их ранжировании, эксперты могут допускать типичную для процедуры ранжирования логическую противоречивость даже в собственных ранжированиях. В связи с этим возникают так называемые инверсии рангов, которые необходимо учитывать при расчетах значений коэффициентов корреляции рангов наравне с весами самих рангов.

Наиболее известными методами обработки экспертных ранжирований на основе вычисления коэффициента корреляции рангов (ККР) являются метод Ч. Спирмэна (Ch. Spearman) и метод М. Кендэла (M. Kendall).

Впервые ККР был применен в 1904 году психологом Спирмэном в исследованиях по психологии - вместо обычных коэффициентов корреляции. Он предложил оценивать степень зависимости поведения двух совместно наблюдаемых величин X и Y на основе ранжирования результатов независимых наблюдений за этими величинами, то есть на основе последовательности вида

$$(X_1, Y_1),\ldots,(X_i, Y_i),\ldots,(X_N, Y_N).$$

Если ранги P_i^X значений X расположены в естественном порядке (i=1,…,N), а ранг значения величины Y равен P_i^Y в той паре (X_i, Y_i), для которой ранг X равен i , то по Спирмэну ККР (обозначим его R_S) определяется формулой

$$R_S = 1 - \frac{6 \cdot \sum_{i=1}^{N} (P_i^X - P_i^Y)^2}{N \cdot (N^2 - 1)}, \qquad (5.6.1)$$

где: - P_i^X и P_i^Y - ранги значений наблюдаемых величин в i-й паре их совместного проявления;

- N – число пар совместных проявлений величин X и Y.

Значение R_S может меняться в пределах [-1, +1].

Если $R_S = +1$, то последовательности рангов значений величин X и Y полностью совпадают. Если $R_S = -1$, то последовательности рангов значений величин X и Y строго противоположны.

Позднее американский математик М. Кендэл предложил другой критерий оценки степени согласованности двух независимых ранжирований, сделанных экспертами X и Y на основе обобщенных сравнительных оценок качества каждой пары из конечного числа альтернатив A_i (i=1,…,N):

$$(X_1, Y_1), \ldots, (X_i, Y_i), \ldots, (X_N, Y_N).$$

Если ККР по Спирмэну был основан на вычислении суммы квадратов разностей рангов альтернатив, назначенных двумя независимыми экспертами X и Y, то Кендэл предложил оценивать согласованность двух независимых экспертных ранжирований на основе сопоставления числа совпадений результатов ранжирования альтернатив с числом несовпадений таких результатов в представленных экспертами последовательностях пар $\{P_i^X, P_v^X\}$ и $\{P_i^Y, P_v^Y\}$ (i=1,…,N-1; v=2,…,N; при i< v).

ККР по Кендэлу обозначается символом R_K и вычисляется в предположении, что среди оцениваемых альтернатив не может быть даже двух, одинаковых по качеству объектов сравнения, и при условии, что каждая пара альтернатив сравнивается только один раз.

Формула для вычисления значений R_K имеет вид

$$R_K = \frac{S}{0{,}5 \cdot N \cdot (N-1)}, \qquad (5.6.2)$$

где $S = \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{v=i+1}^{N} D_{iv}$ - сумма результатов D_{iv} сопоставления рангов альтернатив в последовательностях (ранжированиях), представленных соответственно экспертами X и Y.

Результаты D_{iv} сопоставления определяются в соответствии с правилом:

$D_{iv} = 1$ при условии ($P_i^X > P_v^X$ и $P_i^Y > P_v^Y$) или ($P_i^X < P_v^X$ и $P_i^Y < P_v^Y$), и

$D_{iv} = -1$ при условии ($P_i^X > P_v^X$ и $P_i^Y < P_v^Y$) или ($P_i^X < P_v^X$ и $P_i^Y > P_v^Y$) при i < v; (5.6.3)

Общее число таких сопоставлений (при условии, что каждая пара альтернатив оценивается каждым экспертом только один раз и в предположении, что среди сравниваемых альтернатив не может быть и двух эквивалентных) определяется числом сочетаний из N по 2, то есть

$$C_N^2 = \frac{N!}{2 \cdot (N-2)!}.$$

Значение R_K может меняться в пределах [-1, +1].

При оценке согласованности экспертных ранжирований на основе ККР по Кендэлу или по Спирмэну постановка задачи выглядит следующим образом. Некоторой группе экспертов, численность которой может быть произвольна, предлагается составить порядковые последовательности (ранжирования) сравнительной предпочтительности N альтернативных вариантов проектных решений некой материальной системы. В результате каждый эксперт должен расположить все альтернативы в порядке убывания их рангов, назначив ранг N наиболее предпочтительной альтернативе, а ранг 1 – наименее предпочтительной. При этом ранжирования могут иметь как строгий характер, так и нестрогий, при котором одинаковыми рангами могут обладать по нескольку альтернатив. Оценка согласованности экспертных ранжирований, осуществляемых с применением

критерия R_K или R_S, должна учитывать и веса самих рангов и веса инверсий рангов, которые могут иметь место в такого рода экспертизах.

Ранги, назначенные двумя разными экспертами (экспертом X и экспертом Y), одинаковым альтернативам, будем обозначать символами P_i^X и P_i^Y соответственно. Рассмотрим особенности методик оценки согласованности двух экспертных ранжирований с применением критериев Кендэла и Спирмэна. Понятно, что имея несколько ранжирований, составленных несколькими разными экспертами, всегда можно осуществить их попарное сравнение, а затем на основе таких сравнений составить групповое ранжирование альтернатив. При этом число попарных сравнений будет определяться $C_M^2 = \frac{M!}{2!\cdot(M-2)!}$ - числом сочетаний из M по 2, где M – число экспертов, участвующих в ранжировании.

Оценка согласованности экспертных ранжирований по критерию (коэффициенту корреляции рангов) Кендэла.

Оценка согласованности ранжирований, представленных экспертами X и Y, проводится для каждой пары разных альтернатив. При этом будут определены значения величин D_{iv} (i = 1,…,N; v = 1,…,N; для всех i < v) при выполнении одного из условий (5.6.3). Пары альтернатив, ранги которых при сравнении дадут значение $D_{iv} = -1$, будут характеризоваться инверсией рангов в ранжирваниях, составленных экспертами X и Y.

Очевидно, что величина S, стоящая в числителе выражения (5.6.2) – это сумма всех возможных значений величин D_{iv}, удовлетворяющих условиям (5.6.3), - и тех, что равны (+1), и тех, что равны (-1). Обозначим число положительных слагаемых этой суммы через T, а число отрицательных – через Q. Поскольку сумма S формируется при условиях

$$(i \neq v) \quad \text{и} \quad (i < v) \qquad (5.6.4),$$

то эквивалентные по рангам альтернативы не могут быть учтены в ней.

Значит $S = T - Q$, а $T + Q = \frac{1}{2} \cdot N(N-1)$.

Теперь формулу (5.6.2) можно записать в виде

$$R_K = \frac{T-Q}{T+Q} = \frac{T-Q+Q-Q}{T+Q} = 1 - \frac{2\cdot Q}{0{,}5\cdot N(N-1)} = 1 - \frac{4\cdot Q}{N(N-1)}. \qquad (5.6.5)$$

Отсюда следует, что значение R_K определяется только числом инверсий рангов в анализируемых экспертных ранжированиях.

При полном совпадении экспертных ранжирований (Q=0; инверсии отсутствуют)

$$R_K = 1,$$

а при строго противоположных ранжированиях

$$R_K = -1.$$

В этом случае величина Q будет максимальной $Q = Q_{MAX} = \frac{N\cdot(N-1)}{2}$, и теперь формула для вычисления значений R_K может быть записана в виде

$$R_K = 1 - \frac{2\cdot Q}{Q_{MAX}}. \qquad (5.6.6)$$

Как правило, при оценке согласованности двух экспертных ранжирований последовательность рангов, составленная одним экспертом, например – экспертом X, берется за основу. Если нумерация ранжируемых альтернатив, составленная другим экспертом, не совпадает с их рангами, назначенными экспертом X, то значение R_K можно интерпретировать как меру несогласованности рассматриваемых последовательностей рангов.

Из всех приведенных здесь трактовок формул для вычисления R_K следует, что ККР Кендэла не зависит от того, для каких рангов имеет место их инверсия. Однако, при решении многих практических задач бывает важно знать, ранги каких альтернатив подвержены инверсии. Для получения такой информации вводятся «веса» рангов. Обычно высшим рангам назначаются более значимые веса, чем низшим. Если вектор относительных весов рангов альтернатив в ранжировании $\{P_i^X\}$ эксперта X задать монотонной последовательностью Z_i (i = 1,…,N), назначив максимальный вес альтернативе с рангом 1, а минимальный – альтернативе с рангом N, то рассогласование между ранжированием $\{P_i^X\}$ и ранжированием $\{P_i^Y\}$ можно определить суммой «взвешенных» мест, на которые надо «сдвинуть» ранг каждой i-й альтернативы в ранжировании эксперта Y, чтобы он совпал с рангом той же альтернативы в ранжировании эксперта X :

$$\sum_{i=1}^{N-1} Z_i \cdot (P_i^X - P_i^Y). \qquad (5.6.7)$$

Максимально возможное для любой (i-й) альтернативы (по абсолютной величине) значение разности $ABS(P_i^X - P_i^Y)^{MAX} = N - i$. Значит, с учетом сдвигов взвешенных рангов, величина $Q = \sum_{i=1}^{N-1} Z_i \cdot ABS(P_i^X - P_i^Y)$, а величина $Q_{MAX} = \sum_{i=1}^{N-1} Z_i \cdot (N-i)$.

Теперь коэффициент корреляции взвешенных рангов по аналогии с (5.6.6) будет определяться формулой

$$R_K^B = 1 - \frac{2 \cdot \sum_{i=1}^{N-1} Z_i \cdot ABS(P_i^X - P_i^Y)}{\sum_{i=1}^{N-1} Z_i \cdot (N-i)}. \qquad (5.6.8)$$

Весовые коэффициенты рангов альтернатив в последовательностях, составленных экспертами, могут определяться либо эмпирически, либо с помощью различных функциональных зависимостей. Простейшими вариантами таких зависимостей могут быть, например, обратная зависимость $Z_i = \frac{1}{i}$ или линейная зависимость $Z_i = 1 - \frac{i-1}{N}$. Поскольку методика предусматривает сравнение ражирования эксперта Y с ранжированием эксперта X, то значения весов рангов с применением той или иной функции вычисляются на основе тех значений (i), которые соответствуют ранжированию альтернатив, выполненному экспертом X.

Рассмотрим пример анализа согласованности двух экспертных ранжирований X и Y на основе расчета R_K^B с использованием обратной зависимости для вычисления весов рангов альтернатив. Исходные данные (оцениваемые ранжирования) и атрибуты методики расчетов (значения разностей рангов альтернатив и значения весов рангов) приведены в табл. 5.6.1.

На основе данных табл. 5.6.1., применяя выражение (5.6.8), вычисляем

$$R_K^B = 1 - \frac{2 \cdot (1 \cdot 2 + 0.5 \cdot 0 + 0.33 \cdot 2 + 0.25 \cdot 1)}{(1 \cdot 4 + 0.5 \cdot 3 + 0.33 \cdot 2 + 0.25 \cdot 1)} = 1 - \frac{2.91}{6.41} = 1 - 0.45 = 0.55.$$

О чем говорит такая оценка согласованности ранжирований, представленных в таблице? Во-первых, коэффициент корреляции взвешенных рангов получил положительное значение. Это значит, что общее направление двух ранжирований одинаково. Во-вторых, значения коэффициента корреляции взвешенных рангов ближе к 1, чем к нулю – значению которое говорит об отсутствии оснований для вычислении корреляционной зависимости между ранжированиями X и Y. Все это позволяет сделать вывод о том, что системы предпочтений, которые эксперты положили в основу своих суждений о сравнительных достоинствах и недостатках рассматриваемых альтернатив, достаточно близки.

Таблица 5.6.1

Ранжируемые альтернативы	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5
P_i^X	1	2	3	5	4
P_i^Y	3	2	1	4	5
ABS(P_i^X - P_i^Y)	2	0	2	1	1
Z_i	1.00	0.50	0.33	0.25	0.20

Оценка согласованности экспертных ранжирований по критерию (коэффициенту корреляции рангов) Спирмэна.

Этот критерий основан на вычислении разностей рангов P_i^X и P_i^Y, назначенных двумя экспертами X и Y в своих ранжированиях одним и тем же альтернативам A_i (i=1,…,N).

Значения коэффициента корреляции рангов, предложенного Спирмэном, вычисляются по формуле (5.6.1). Свойства этого критерия согласованности двух экспертных ранжирований таковы, что максимальная рассогласованность двух последовательностей рангов, выполненных независимыми экспертами, отмечается значением $R_S = -1$. Если подставить это значение в левую часть выражения (5.6.1), то нетрудно убедиться, что это возможно только при условии

$$\sum_{i=1}^{N}(P_i^X - P_i^Y)^2 = \frac{N^3 - N}{3}. \qquad (5.6.9)$$

С другой стороны, максимально возможная согласованность двух ранжтрований должна дать значение коэффициента корреляции рангов $R_S = 1$, а это возможно только при условии

$$\sum_{i=1}^{N}(P_i^X - P_i^Y)^2 = 0.$$

В свою очередь, это возможно, если $P_i^X = P_i^Y$ для всех (i), то есть - когда ранги одних и тех же альтернатив имеют в оцениваемых ранжированиях одинаковые значения.

Из условия (5.6.9) следует, что максимальное значение суммы квадратов разностей рангов в последовательностях, определенных экспертами X и Y, равно

$$[\sum_{i=1}^{N}(P_i^X - P_i^Y)^2]_{\max} = \frac{N^3 - N}{3}. \qquad (5.6.10)$$

На основе этого свойства критерия Спирмэна можно формулу (5.6.1) записать иначе. Для этого рассмотрим данные табл. 5.6.1 для задачи сравнения ранжирований X и Y без учета весов рангов и вычислим R_S по формуле (5.6.1):

$$R_S = 1 - \frac{6 \cdot (4+0+4+1+1)}{125-5} = 1 - 0{,}5 = 0{,}5.$$

Таблица 5.6.2

Ранжируемые альтернативы	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5
P_i^X	1	2	3	5	4
P_i^Y	3	2	1	4	5
(P_i^X - P_i^Y)	2	0	2	1	1

$(P_i^X - P_i^Y)^2$	4	0	4	1	1

Если бы ранжирования X и Y были строго противоположны (табл.5.6.3), то сумма квадратов разностей была бы максимальной.

Таблица 5.6.3

Ранжируемые альтернативы	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5
P_i^X	1	2	3	4	5
P_i^Y	5	4	3	2	1
$(P_i^X - P_i^Y)$	4	2	0	2	4
$(P_i^X - P_i^Y)^2$	16	4	0	4	16

Для произвольного числа оцениваемых альтернатив (N) максимум этой суммы соответствует условию (5.6.10). Таким образом, максимальное значение критерия Спирмэна определяется только разностью рангов одноименных альтернатив в сравниваемых ранжированиях. То есть, с учетом условий (5.6.9) и (5.6.10), можно записать

$$[R_S]_{MAX} = 1 = \frac{3 \cdot \sum_{i=1}^{N} (P_i^X - P_i^Y)^2}{N^3 - N}. \qquad (5.6.11)$$

Для учета в R_S инверсий рангов, определяемых разностям их значений, присвоенных каждым экспертом (i-й) и (v-й) альтернативам в своем ранжировании, необходимо ввести относительные «веса» Z_{iv} этих инверсий. Они должны быть вычислены с учетом разностей рангов, назначенных экспертом каждой альтернативе, и с учетом релейной (по принципу «да» или «нет») оценки D_{iv} соответствия этих рангов порядку размещения альтернатив в сравниваемых ранжированиях. Поэтому «веса» Z_{iv} инверсий рангов (P_i^X и P_v^Y для $i < v$) при сравнении ранжирований представляют собой зависимости вида

$$Z_{iv} = D_{iv}(P_i^X - P_v^Y) \qquad (5.6.12)$$

где $D_{iv} = 1$, если $P_i^X > P_v^Y$ и

$D_{iv} = 0$, если $P_i^X < P_v^Y$. (5.6.13)

Сумма V всех взвешенных инверсий рангов в каждом ранжировании определяется по формуле

$$V = \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{v=i+1}^{N} Z_{iv}. \qquad (5.6.14)$$

С учетом взвешенных инверсий рангов формула для R_S примет вид

$$R_S = 1 - \frac{12 \cdot V}{N^3 - N} \qquad (5.6.15)$$

Максимальное значение $V = V_{MAX} = \frac{N^3 - N}{6}$ достигается при полностью противоположных ранжированиях X и Y. В этом случае R_S можно определять по формуле

$$R_S = 1 - \frac{2 \cdot V}{V_{MAX}}. \qquad (5.6.16)$$

Структура критерия Спирмэна и его свойства говорят о том, что в нем ранг каждой альтернативы одного ранжирования сравнивается с ее рангом в другом ранжировании, то есть учитываются все возможные инверсии рангов всех альтернатив.

Ранее отмечалось, что оценки согласованности двух независимых ранжирований альтернатив по критериям корреляции рангов делается в предположении, что среди оцениваемых альтернатив не может быть и двух эквивалентных по предпочтительности. Однако, если хотя бы один эксперт сочтет такое допущение не реальным, то в его ранжировании появятся связанные ранги, а это значит, что применяемые для оценки согласованности двух ранжирований критерии должны учитывать это обстоятельство.

При использовании критерия Кендэла рекомендуется учитывать связанные ранги, пользуясь формулой

$$R_K = \frac{T - Q}{\sqrt{[0{,}5 \cdot (N^2 - N) - \Delta_X]} \cdot \sqrt{[0.5 \cdot (N^2 - N) - \Delta_Y]}}, \qquad (5.6.17)$$

где Δ_X и Δ_Y - поправки, учитывающие наличие связанных одинаковыми рангами альтернатив в ранжированиях X и Y соответственно. Эти поправки определяются для каждого ранжирования числом пар, которые могут быть образованы альтернативами с одинаковыми рангами. Они рассчитываются по формулам

$$\Delta_X = 0{,}5 \cdot \sum_{j=1}^{X} t_j \cdot (t_j - 1)$$

$$\Delta_Y = 0{,}5 \cdot \sum_{k=1}^{Y} q_k \cdot (q_k - 1), \qquad (5.6.17)$$

где: - X (j = 1,…,X) и Y (k = 1,…,Y) – число групп альтернатив в ранжированиях экспертов X и Y соответственно, имеющих одинаковые ранги;

- t_j - число альтернатив в группе с j –м рангом в ранжировании эксперта X;

- q_k - число альтернатив в группе с k –м рангом в ранжировании эксперта Y.

Теперь общее число пар, составленных из альтернатив независимых ранжирований X и Y, можно определить выражением

$$0{,}5 \cdot (N^2 - N) = T + Q + \Delta_X + \Delta_Y - \Delta_{XY},$$

где Δ_{XY} - число пар альтернатив, ранги которых оказались связанными в обоих ранжированиях (Δ_{XY} вычитается из этой суммы потому, что иначе они были бы учтены дважды).

Отсюда $T = 0{,}5 \cdot (N^2 - N) - Q - (\Delta_X + \Delta_Y - \Delta_{XY})$.

Теперь формулу для R_K при учете связанных рангов можно записать в виде

$$R_K = \frac{0{,}5 \cdot \{N^2 - N) - 2Q - (\Delta_X + \Delta_Y - \Delta_{XY})}{\sqrt{\cdot 0.5 \cdot (N^2 - N) - \Delta_X} \cdot \sqrt{0.5 \cdot (N^2 - N) - \Delta_Y}}. \qquad (5.6.18)$$

Эта формула вновь подтверждает, что значение критерия Кендэла зависит не только от числа инверсий рангов альтернатив в сравниваемых ранжированиях, но и от взаимного расположения альтернатив в этих ранжированиях.

При использовании критерия Спирмэна для оценки согласованности двух независимых ранжирований с учетом наличия в них связанных рангов следует пользоваться формулой

Альтернативы (i)	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	A8	A9	A10

$$R_S = \frac{\frac{1}{6}\cdot(N^3-N)-\Delta_X-\Delta}{\sqrt{\frac{1}{6}\cdot(N^3-N)-2\cdot\Delta_X}\cdot\sqrt{}}$$

(5.6.19)

где - $\Delta_X = \frac{1}{12}\sum_{j=1}^{X}(t_j^3 - t_j)$ - поправка для учета связанных рангов в ранжировании X;

- $\Delta_Y = \frac{1}{12}\sum_{k=1}^{Y}(q_k^3 - q_k)$ - поправка для учета связанных рангов в ранжировании Y.
- X (j = 1,…,X) и Y (k = 1,…,Y) – число групп альтернатив в ранжированиях экспертов X и Y соответственно, имеющих одинаковые ранги;
- t_j - число альтернатив в группе с j –м рангом в ранжировании эксперта X;
- q_k - число альтернатив в группе с k –м рангом в ранжировании эксперта Y.

Формула (5.6.19) говорит о том, что при анализе согласованности двух независимых ранжирований по критерию Спирмэна сумма рангов всех альтернатив не зависит от того имеют или нет некоторые альтернативы одинаковые ранги. Однако сумма квадратов разностей всех рангов от этого зависит. Величины Δ_X и Δ_Y вводятся именно для учета этого обстоятельства.

При вычислении значений критерия Кендэла величины T и Q определяются с помощью построения матрицы парных сравнений рангов альтернатив в ранжироавниях X и Y. Элементами этой матрицы будут значения величин D_{iv}, определенные по условиям (5.6.3). При сопоставлении альтернатив, связанных одинаковыми рангами, элементы D_{iv} матрицы парных сравнений должны быть приравнены нулю ($D_{iv} = 0$).

Рассмотрим пример. В табл.5.6.4 представлены данные двух независимых ранжирований X и Y десяти (N=10) альтернатив. Ранжирование X содержит две (X=2) группы связанных рангов: в одной группе рангом 3,5 связаны 3-я и 4-я альтернативы, а в другой группе рангом 8 связаны три альтернативы – 7,8 и 9-я. Ранжирование Y тоже содержит две (Y=2) группы связанных рангов: в одной группе рангом 4 связаны три альтернативы (2,3 и 4-я), а в другой рангом 7,5 связаны четыре альтернативы (7,8,9 и10-я). Две последние строки таблицы содержат разности рангов для каждой альтернативы и квадраты этих разностей. Определим значения R_S и R_K с учетом связанности рангов, присущей этим независимым ранжированиям, и оценим степень их согласованности. Начнем с определения R_S. Определим $\Delta_X = \frac{1}{12}\sum_{j=1}^{2}(t_j^3 - t_j) = \frac{1}{12}[(2^3-2)+(3^3-3)] = 2{,}5$;

$\Delta_Y = \frac{1}{12}\sum_{k=1}^{2}(q_k^3 - q_k) = \frac{1}{12}[(3^3-3)+(4^3-4)] = 7$; $\sum(P_i^X - P_i^Y)^2 = 44{,}5$. Теперь

$$R_S = \frac{\frac{1}{6}(10^3-10)-2{,}5-7-44{,}5}{\sqrt{[\frac{1}{6}(10^3-10)-2\cdot 2{,}5]\cdot[\frac{1}{6}(10^3-10)-2\cdot 7]}} = 0{,}714.$$

Таблица 5.6.4

ранги P_i^X	1	2	3,5	3,5	5	6	8	8	8	10

ранги P_i^Y	2	4	4	4	1	10	7,5	7,5	7,5	7,5
$P_i^X - P_i^Y$	-1	-2	-0,5	-0,5	4	-4	0,5	0,5	0,5	2,5
$(P_i^X - P_i^Y)^2$	1	4	0,25	0,25	16	16	0,25	0,25	0,25	6,25

Для вычисления критерия Кендэла необходимо составить матрицу, в которой должны быть отражены результаты оценки согласованности ранжирований альтернатив, выполненных двумя независимыми экспертами X и Y. Как было отмечено ранее эти результаты отражаются в значениях величин D_{iv} по условиям правила (5.6.3).

Если проанализировать эти условия, станет понятно, что результаты D_{iv} - это логическое следствие сопоставления результатов сравнения рангов альтернатив, выставленных экспертами X и Y в своих ранжированиях. Коль скоро мы условились брать за основу ранжирование эксперта X, то, естественно, матрица его парных сравнений будет упорядочена и все элементы этой матрицы будут иметь значения 1 ($D_{iv}=1$ для всех пар i = 1,…N-1; v = i+1,…N). Что касается матрицы парных сравнений эксперта Y, то ее элементы D_{iv} могут иметь и другие значения в зависимости от того, содержит или нет хотя бы одно ранжирование (X или Y) связанные ранги.

В ситуации, когда ни одно из ранжирований не содержит связанных рангов, при полном совпадении порядка предпочтительности альтернатив в обоих ранжированиях все элементы D_{iv} будут равны 1. Для случая, когда сравнительная предпочтительность пары альтернатив в ранжировании Y будет отличаться от той, которая определена для этой же пары ранжированием X, то по правилу 5.6.3 элементы D_{iv} для этой пары должны быть равны (-1). Именно эта ситуация свидетельствует об инверсии рангов в данной паре сравниваемых альтернатив. Например, если при сравнении альтернативы A1 и A7 оба эксперта отдали предпочтение A7, у этой пары инверсии рангов нет и, по правилу 5.6.3, величине D_{17} должно быть присвоено значение 1. Если же их предпочтения не совпали (что отражается в различии соотношения рангов этих объектов, назначенных экспертами), то величина D_{17} должна получить значение (-1).

Рассмотрим теперь ситуацию, при которой хотя бы одно ранжирование имеет альтернативы, получившие одинаковую предпочтительность (одинаковые ранги). Тогда при парном сравнении их рангов результат - величина D_{iv} должна быть приравнена 0, а число таких пар (величина Δ_{XY}) должно быть вычтено из числа пар альтернатив, отмеченных инверсией рангов.

Матрица парных сравнений для определения критерия Кендэла по данным табл.5.6.4 приведена в табл. 5.6.5.

Таблица 5.6.5.

1	1	1	-1	1	1	1	1	1
	0	0	-1	1	1	1	1	1
		0	-1	1	1	1	1	1
			-1	1	1	1	1	1
				1	1	1	1	1
					-1	-1	-1	-1
						0	0	0
							0	0
								0

Полезно проследить, как была получена эта матрица величин D_{iv}. Для этого нам понадобится построить две исходных матрицы, одна из которых позволит получить результаты парных сравнений рангов в последовательности предпочтений, составленной экспертом X, а другая – таких же результатов для последовательности предпочтений, составленной экспертом Y. Эти матрицы, полученные на основании данных таблицы 5.6.4 в соответствии с правилом 5.6.3 и дополнительным условием, определяющим оценку альтернатив, получивших равные ранги (результат сравнения таких рангов дожжен быть равен нулю), приведены в таблицах 5.6.6 (для ранжирования X) и 5.6.7 (для ранжирования Y).

Таблица 5.6.6

	1	2	3.5	3.5	5	6	8	8	8	10
1	*	1	1	1	1	1	1	1	1	1
2	*		1	1	1	1	1	1	1	1
3.5	*			0	1	1	1	1	1	1
3.5	*				1	1	1	1	1	1
5	*					1	1	1	1	1
6	*						1	1	1	1
8	*							0	0	1
8	*								0	1
8	*									1
10	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*

Таблица 5.6.7

	2	4	4	4	1	10	7.5	7.5	7.5	7.5
2	*	1	1	1	-1	1	1	1	1	1
4	*		0	0	-1	1	1	1	1	1
4	*			0	-1	1	1	1	1	1
4	*				-1	1	1	1	1	1
1	*					1	1	1	1	1
10	*						-1	-1	-1	-1
7.5	*							0	0	0
7.5	*								0	0
7.5	*									0
7.5	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*

Обе эти матрицы и результат их сопоставления (табл.5.6.5) являются треугольными, поскольку в условиях правила 5.6.3 сказано, что их элементы образуются сравнением рангов альтернатив для (i < v). Поэтому первый столбец и последняя строка вычеркнуты знаком (*). Так как альтернативы получили номера (были упорядочены в соответствии с ранжированием X), то в матрице 5.6.6 нет ни одной отрицательной величины. Нулевые элементы этой матрицы соответствуют сравнениям альтернатив с одинаковыми рангами.

Иная картина в матрице 5.6.7. Поскольку в этой матрице альтернативы пронумерованы в соответствии с системой предпочтений эксперта X, то, естественно ранги эксперта Y, отражая его систему предпочтений, могут не совпадать с системой предпочтений X. Но ведь оценка согласованности предпочтений двух экспертов и есть цель данного анализа.

Остается только завершить расчет значения критерия Кендэла, определив значения величин, входящих в формулу (5.6.18). Это величины Q, Δ_X, Δ_Y, Δ_{XY}.

Значения этих величин определяем по матрице 5.6.5.

Очевидно, что Q=8 - число инверсий рангов в последовательности (ранжированием) эксперта Y по сравнению е последовательностью (ранжированием) эксперта X.

Величина $\Delta_X = 0{,}5 \cdot (2 \cdot 1 + 3 \cdot 2) = 4.$

Величина $\Delta_Y = 0{,}5 \cdot (3 \cdot 2 + 4 \cdot 3) = 9.$

Величина $\Delta_{XY} = 4$, поскольку в обоих ранжированиях оказались общими только четыре пары альтернатив, связанных одинаковыми рангами (в матрицах 5.6.6 и 5.6.7 эти элементы выделены жирным шрифтом).

Теперь $R_K = \dfrac{0{,}5 \cdot (100 - 10) - 2 \cdot 8 - (4 + 9 - 4)}{\sqrt{[0{,}5 \cdot (100 - 10) - 4] \cdot [0{,}5 \cdot (100 - 10) - 9]}} = \dfrac{20}{38{,}4} = 0{,}52.$

Как следует из расчетов, оба коэффициента дают довольно близкие результаты, но критерий Кендэла более детально учитывает инверсии рангов, а критерий Спирмэна – более чувствителен к разности рангов, так как учитывает квадраты этих разностей. И решение о том, по какому из них оценивать согласованность экспертных оценок сравнительной предпочтительности альтернатив, остается за аналитиками интеллектуальной информационной системы.

ВОПРОСЫ ДЛЯ ПРОВЕРКИ УСВОЕНИЯ ТЕМЫ

1. Что представляет собой метод экспертных оценок? В каких категориях ИИС он применяется и какие специалисты являются участниками экспертиз?
2. Перечислите виды экспертных оценок и дайте краткую характеристику каждого вида.
3. Раскройте содержание процедуры ранжирования. Чем характерен квазистрогий порядок ранжирования?
4. В чем смысл процедуры парного сравнения альтернатив? В каких ситуациях она применяется и каков принцип назначения оценок сравнения?
5. Когда применяется процедура последовательного сравнения и в чем она заключается?
6. Назовите аспекты и этапы метода экспертных оценок и дайте их содержательную характеристику.
7. Какие виды работ по подготовке экспертиз предусматриваются в методе экспертных оценок (ЭО)?
8. Каковы основные причины необходимости обработки зкспертных оценок?
9. Какие категории экспертных оценок существуют и в чем заключается особенность каждой из этих категорий?
10. Что такое групповая система предпочтений и с какой целью она применяется в методе ЭО?
11. По каким правилам строится индивидуальная матрица парных сравнений (ПС)?
12. В чем суть задачи обработки индивидуальных матриц ПС? Какую роль играет при такой обработке матрица-медиана?
13. В каких основных вариантах решается задача обработки индивидуальных матриц ПС?
14. В чем назначение и сущность содержания процедур подготовки информации об альтернативах, подлежащих сравнению, к их оценке экспертами?
15. На чем основан метод парного сравнения альтернатив? Какие формальные категории и способы отображения результатов сравнения альтернатив применяются в этом методе?
16. В каких ситуациях применяется метод ПС альтернатив?
17. Раскройте процедурную сущность метода ПС альтернатив.
18. Что такое «калибровка» и какие типы калибровок применяются при парном сравнении альтернатив?
19. В каких ситуациях применяется простая калибровка, каковы ее парадигмы?
20. Когда применяется турнирная калибровка и каким условиям должны удовлетворять элементы матрицы ПС при этой калибровке?
21. Каково назначение и правила степенной калибровки?
22. В каких случаях применяется вероятностная калибровка и каковы ее правила?
23. Что такое «шкала Саати»? Когда она применяется и в каких калибровках?
24. В чем необходимость применения математических методов обработки экспертных оценок?
25. Раскройте смысл понятий «транзитивность» экспертных оценок и «разложимость» матрицы парных сравнений.
26. В чем назначение метода ранжирования альтернатив на основе групповой матрицы ПС?
27. Перечислите основные методы ранжирования альтернатив на основе матриц ПС?
28. В каких условиях применяется метод Бержа? В чем его суть и особенности применения?
29. Каковы условия применимости метода «вычисления собственного вектора»? В чем его отличие от метода Бержа и каковы условия его сходимости?

30. Особенности экспертного ранжирования и возможные причины субъективности его результатов.
31. Сформулируйте постановку задачи оценки согласованности экспертных ранжирований.
32. В чем суть метода вычисления коэффициента корреляции рангов (ККР) по Спирмэну? Сделайте анализ формулы для его вычисления. Какие величины являются аргументами этого критерия?
33. В чем суть метода вычисления ККР по Кэндэлу и его отличие от критерия Спирмэна? Проанализируйте формулу для вычисления критерия Кэндэла. Какие величины являются его аргументами?
34. Что такое «инверсия рангов» и каково отношение к этому свойству экспертных ранжирований критерия Кэндэла и критерия Спирмэна?
35. Раскройте смысл понятия «связанность рангов». Как это свойство экспертных ранжирований учитывается критерием Кэндэла и критерием Спирмэна?

ТЕМА 6. ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ ИНФОРМАЦИОННЫЕ СИСТЕМЫ, ОСНОВАННЫЕ НА ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЯХ

6.1. ИСТОРИЯ ВОЗНИКНОВЕНИЯ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ. ТЕОРЕТИЧЕСКИЙ И ПРАГМАТИЧЕСКИЙ АСПЕКТЫ.

История науки не располагает точными сведениями о том, у кого из ученых первой половины XX века впервые возникла мысль создать с помощью тогдашних достижений в области радиоэлектроники и вычислительной техники искусственную сетевую структуру, моделирующую процессы передачи и обработки информации, происходящие в мозге человека.

В 1943 г. Дж. Маккалох и У. Питтс опубликовали работу «Логическое исчисление идей, относящихся к нервной деятельности». В ней была предложена принципиально реализуемая физическая (аппаратная) модель клетки нервной системы человека – нейрона - и сформулированы принципы построения на ее основе искусственных нейронных сетей (ИНС).

Научный мир с энтузиазмом воспринял сенсационные возможности применения ИНС как для исследования тайн мышления, так и для решения некоторых практических задач в различных областях деятельности. Особенные надежды с применением ИНС связывали военные, мечтавшие о создании идеального беспилотного бомбардировщика, способного безошибочно распознать с высоты нужный объект и поразить его точным ударом. Однако вскоре надежды на быстрый результат практического применения ИНС оказались утраченными в основном из-за утлых возможностей комплекса технических средств, на котором создавались ИНС. К слову сказать, и теоретические проработки идеи были явно недостаточны для удовлетворения серьезных ожиданий. Так или иначе, но почти на десятилетие интерес к исследованиям в области нейротехнологий упал.

И все же – начало было положено. Идея применения ИНС для обучения автомата распознаванию образов дала начало развитию нового направления в работах по «искусственному интеллекту». Этим направлением стало **создание систем, способных решать интеллектуальные задачи** не на основе знаний о сущностях ПО и правил манипулирования этими знаниями, а **на основе ассоциаций с уже известными примерами решения таких или подобных задач.**

Новый импульс развитию нейрокибернетики дали работы американского нейрофизиолога Ф. Розенблатта, предложившего в 1958 году свою модель нейронной сети

— перцептрон. Воспринятые вначале с большим энтузиазмом, и эти работы вскоре подверглись интенсивной и не вполне обоснованной критике. В результате снова, почти на десять лет, фундаментальные исследования по нейронным сетям были свернуты.

В начале 70-х годов прошлого века появилось много интересных моделей ИНС, основанных на достижениях микропроцессорной техники, способных хорошо распознавать достаточно сложные образы независимо от поворота и изменения масштаба изображения (например, когнитрон). А в1982 году американский биофизик Дж. Хопфилд предложил оригинальную модель нейронной сети, способную строить иерархическую систему ассоциаций с уже известными примерами решений. По истечении еще нескольких лет с помощью этой и других моделей ИНС было найдено множество новых эффективных алгоритмов задачи распознавания образов и решения близкой по сути проблемы автоматической классификации. В нашей стране под руководством академика В.М. Глушкова с успехом велись в эти годы работы над стохастическими нейронными сетями.

Побудительным мотивом к исследованиям в области ИНС общепризнанно считается стремление наделить автомат **способностью ассоциативного мышления** с целью распознания или идентификации объектов реального мира на основе восприятия их сущностных особенностей. В процессе такого распознания участвуют сначала все органы чувств человека, воспринимающие информацию, которую несет в себе распознаваемый объект. Затем сигналы от рецепторов (зрение, слух, обоняние, осязание, вкус) поступают в соответствующие отделы мозга. Там, на основании их обработки, уже на уровне сознания формируется определенный (со всеми свойственными ему признаками) образ объекта. Человек в любой момент своего существования реагирует на поступающую извне информацию либо осознанно, либо инстинктивно. Инстинктивные действия диктуются некими пороговыми значениями сигналов (горячий предмет – инстинктивно убирается рука, яркое свечение – непроизвольно закрываются веки и т.д.) и совершаются на уровне подсознания. Осознанные действия совершаются на основе осознанного сопоставления результатов обработки информации, поступающей от рецепторов, с той задачей, которую человек решает в данный момент. Коль скоро в сознании человека всегда существует некая иерархия таких задач, главная из которых – самосохранение, может случиться так, что уже сформировавшееся осознанное и целенаправленное действие может быть прервано инстинктивной реакцией на сильный сигнал какого- либо из рецепторов.

Смысл приведенного, довольно упрощенного, рассуждения в том, чтобы показать, что в системах, моделирующих интеллект человека, могут быть выделены подсистемы, реализуемые искусственно даже без детального проникновения в то, как эти подсистемы работают в человеческом организме. Больше того – искусственно реализованные модели этих систем могут обладать более высокими характеристиками точности восприятия свойств распознаваемых объектов и более высокой скоростью такого распознавания. Отсюда следует довольно экстравагантный, но не безумный вывод о том, что распознавание объекта можно осуществлять **на основе моделирования рецепторов, воспринимающих различные свойства объекта, по ассоциации с известными примерами** подобных объектов, характеризуемых таким же набором свойств.

В теории ИНС центральным понятием является **образ распознаваемого объекта**, определяемый неким комплексом свойств, на основе которых он может быть выделен из множества других или отождествлен с множеством подобных ему объектов. Образы обладают характерным свойством, проявляющимся в том, что ознакомление с конечным числом объектов или явлений из одного и того же множества позволяет идентифицировать любого представителя этого множества. Образы обладают характерным свойством объективности в том смысле, что различные распознающие системы, обучающиеся на различных примерах, могут одинаково и независимо друг от друга идентифицировать одни и те же объекты. Именно это свойство образов позволяет незнакомым и даже говорящим на разных языках людям понимать друг друга.

В целом процедура идентификации объекта на основании конечного числа признаков, составляющих понятие образа, состоит из двух этапов: обучения на конечном множестве примеров и построения надежной системы ассоциаций или диссоциаций признаков опознаваемого объекта с признаками объектов – примеров. В результате обучения распознающая система должна «научиться» вполне однозначно реагировать на все объекты одного образа и не реагировать (или реагировать совершенно иначе) на все объекты других образов. Объекты - примеры могут быть представлены в виде графических изображений, аудио информации, текстов, описаний явлений внешнего мира, данных анализов состояния организма, сигналами датчиков параметров технического объекта и др. Важно, чтобы в процессе обучения указывались только сами объекты и их принадлежность конкретному образу. После того, как **надежная система ассоциаций** создана, может быть начат этап распознавания «новых», дотоле незнакомых системе объектов

Автоматизация этих процедур и составляет содержание этапа обучения распознаванию конкретного образа. В том случае, когда человек сам определяет, а затем навязывает машине правило идентификации, процедура является полуавтоматической, так как основную и главную часть проблемы (обучение) человек берет на себя.

Проблема обучения распознаванию образов интересна как с прикладной, так и с принципиальной точки зрения. В прикладном аспекте решение этой проблемы важно тем, что оно открывает возможность автоматизировать многие процессы, которые до сих пор связывали лишь с деятельностью человеческого мозга. Принципиальное значение проблемы тесно связано с вопросами, которые все чаще возникают в связи с развитием идей кибернетики: что может и чего принципиально не может делать машина? В какой мере возможности машины могут быть приближены к возможностям человека - в частности, может ли машина перенять у человека умение производить определенные действия в зависимости от ситуаций, возникающих в окружающей среде?

Пока ясно одно - если человек может осознать свое умение, а потом описать его (то есть объяснить, почему и как он производит именно такие действия в ответ на определенное состояние внешней среды, или по какому правилу он объединяет отдельные объекты в образы), то его умение без принципиальных трудностей может быть передано машине. Если же человек обладает умением, но не может осознать его, то остается только один путь передачи такого умения машине - обучение примерами.

Круг задач, которые могут решаться с помощью систем автоматического распознавания образов (САРО), чрезвычайно широк. Как уже отмечалось в параграфе 1.6, сюда относятся не только задачи распознавания зрительных и слуховых образов, но и задачи распознавания сложных процессов и явлений, возникающих, например, при выборе целесообразных действий по управлению технологическими, экономическими, транспортными или военными операциями. К классу задач автоматического распознавания образов в полной мере относится и задача автоматического (машинного) перевода с одного естественного языка на другой. В каждой из перечисленных задач анализируются некоторые явления, процессы, состояния внешнего мира, являющиеся объектами наблюдения. Прежде чем начать анализ какого-либо объекта, нужно получить о нем определенную, каким-либо способом упорядоченную информацию. Такая информация представляет собой обобщенную характеристику объектов, их отображение на множестве воспринимающих органов (рецепторов) распознающей системы.

Каждый объект наблюдения может воздействовать на рецепторы САРО по-разному, в зависимости от условий восприятия. Любое отображение признаков объекта рецепторами системы, независимо от его положения относительно этих рецепторов, принято называть **изображением** объекта, а множества таких изображений, объединенные какими-либо общими свойствами, и представляют собой **образ**.

При решении задач управления с помощью САРО вместо термина «изображение объекта» иногда применяют термин «состояние объекта». Совокупность состояний сложного объекта, каждое из которых характеризуется определенными значениями его

характеристик, принято называть **ситуацией**. Например, если наблюдается некий объект управления, то ситуация объединяет такие состояния этого объекта, в которых следует применять одни и те же управляющие воздействия». Понятие «ситуация» является аналогом понятия «образ». Но эта аналогия не полная, так как не всякий образ можно назвать ситуацией, хотя всякую ситуацию можно назвать образом.

Выбор способа описания объектов является одной из центральных задач проблемы обучения САРО. При удачном выборе исходного описания (пространства признаков) задача распознавания может оказаться тривиальной и, наоборот, неудачно выбранное исходное описание может привести либо к очень сложной дальнейшей переработке информации, либо вообще к отсутствию решения. Например, если решается задача распознавания объектов, отличающихся по цвету, а в качестве исходного описания выбраны сигналы, получаемые от датчиков веса, то задача распознавания в принципе не может быть решена.

Возможны два подхода к описанию объектов для обучения САРО – геометрический и лингвистический.

При геометрическом подходе любое подаваемое на вход САРО изображение представляется в виде совокупности точек, координаты которых заданы в некотором многомерном пространстве признаков конкретными значениями этих признаков. Если утверждается, что каждое такое изображение можно интерпретировать как типовой образ, то это означает, что в данном многомерном пространстве существуют непересекающиеся (не имеющие общих точек) области и что изображения - это точки из этих областей. Каждую точку любой из этих областей можно считать уникальным экземпляром типового образа.

Для простоты восприятия рассмотрим объекты, характеризуемые только двумя признаками, значения которых определяются числами на осях координат. Тогда области типовых образов А и В (рис. 6.1.1) могут занимать различные (непересекающиеся) зоны плоскости координат. Линия, разделяющая зоны А и В, не может быть задана каким-либо правилом или зависимостью. Заранее известно лишь то, что для распознания будут предъявляться объекты (точки), принадлежащие только зонам А и В.

Теперь процесс обучения САРО распознаванию предъявляемых ей точек можно представить следующим образом. Случайным образом формируется достаточно представительная обучающая выборка - набор из точек (уникальных экземпляров), принадлежащих к типовым образам А и В. Каждая точка задается точными координатами и именуется так, что по ее имени можно однозначно определить ее принадлежность образу А или В. Никакой другой информации о границах зон в ходе обучения не сообщается.

Результатом обучения должно быть либо построение САРО линии раздела зон А и В, которая бы наперед обеспечивала безошибочное отнесение любой точки к ее типовому образу (даже если ее не было в обучающей выборке), либо построение такой функции от координат точек обучающей выборки, значение которой были бы, к примеру, положительными для любой точки образа А и отрицательны – для любой точки образа В. В связи с тем, что по условию зоны А и В не могут иметь общих точек, всегда существует некоторое счетное множество таких разделяющих функций, а в результате обучения должна быть построена одна из них.

Если предъявляемые для распознания точки принадлежат не двум, а большему числу зон (образов), то задача обучения САРО состоит в построении (на основании обучающей выборки из трех типов объектов) может быть решена построением функции, принимающей над точками каждой зоны уникальное для нее значение.

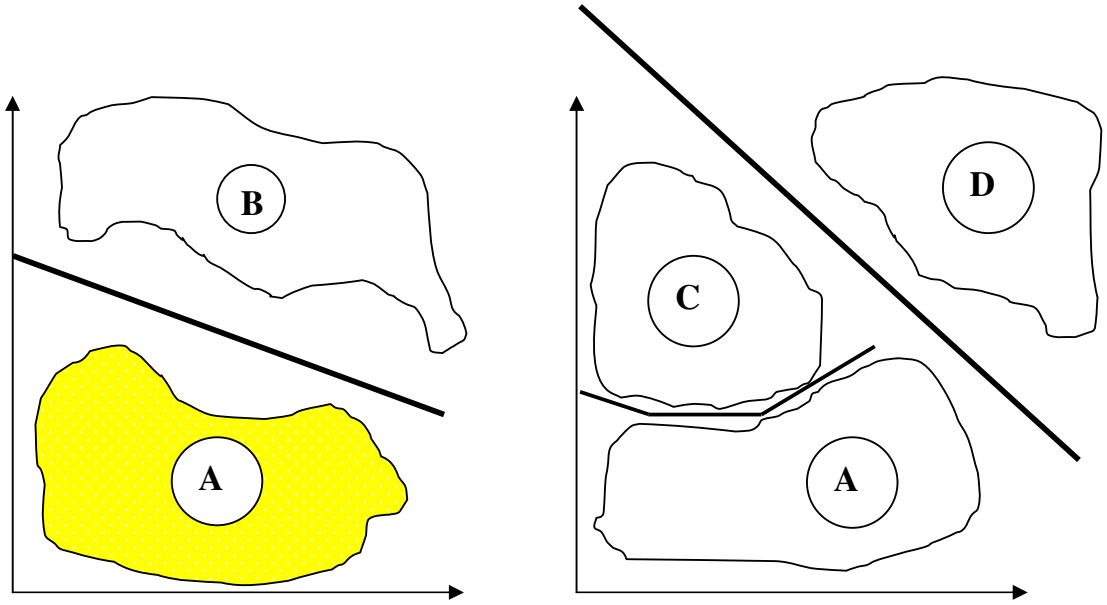


Рис. 6.1.1 Зоны областей различных образов на плоскости.

Может показаться, что получение такого результата – задача не реальная. Тем более, что трудно надеяться на формирование достаточно представительной обучающей выборки. Однако это не так, потому что методы аппроксимации функции на ограниченном множестве известных ее значений достаточно хорошо развиты и для их эффективного применения требуется лишь правильно выбрать ограничения на класс рассматриваемых функций.

Одним из таких ограничений может стать **гипотеза о компактности** образов, которую можно ввести в процессе обучения ИНС. Ее смысл в том, чтобы на основании знаний о ПО, к которой принадлежат объекты, обобщаемые понятием образа, можно определить «расстояния» между зонами разных образов. Левая картинка рис.6.1.1 явно говорит о возможности аппроксимировать линию разделения образов A и B линейной функцией. Из правой картинки следует, что подобная возможность имеется только для аппроксимации линии раздела образов D и C или A и D, а образы A и C можно разделить только кривой более высокого порядка или кусочно-линейной функцией.

При лингвистическом подходе (он чаще всего применяется при обучении распознаванию зрительно воспринимаемых образов) для описания образов должен быть определен набор описаний исходных понятий и признаков, свойственных предъявленным для обучения САРО объектам. Эти исходные понятия и признаки описываются с помощью типовых фрагментов изображений объектов и характеристик взаимного расположения этих фрагментов в изображениях объектов. Таким образом создается некий язык, позволяющий строить различные логические высказывания, описывающие особенности анализируемых объектов и позволяющие определить к какому образу принадлежит тот или иной объект.

Лингвистический подход предполагает установление аналогии между структурой изображения объекта и синтаксисом языка описания изображения. Достаточно сильная аналогия дает возможность использовать методы математической лингвистики для описания изображений. А это, в свою очередь, зависит от того, насколько удачно сделано разделение (декомпозиция) изображения объекта на типовые фрагменты и насколько **полно и точно** словарь и синтаксис языка описания изображения позволяет найти (выделить и цельного изображения) конкретные фрагменты и отобразить их взаимное расположение. Иными словами, мы уже в который раз убеждаемся в том, что любые системы,

моделирующие интеллектуальные возможности человека, должны быть реализованы на компьютерах, «понимающих» естественный язык человека. Использование контекстно – зависимых языков при реализации САРО существенно повысит эффективность обучения таких систем, надежность, точность и оперативность распознавания образов.

Логично полагать, что ограниченной обучающей выборки из объектов одного образа, недостаточно, чтобы определить точные границы области этого образа. Действительно, область одного образа может быть представлена сколь угодно большим числом подобластей, разбросанных по плоскости координат. То есть область одного образа может быть **некомпактной**. А это значит, что построить непрерывную функцию линии раздела не удастся. Причина в том, что аппроксимация функции на ограниченном множестве ее значений потребует введения определенных ограничений на класс таких функций. Выбор же этих ограничений зависит от характера информации, необходимой для составления обучающей выборки, которую следует иметь на этапе обучения САРО. Именно такой информацией и является упомянутая ранее гипотеза о компактности области объектов одного образа. Здравый смысл говорит нам, что аппроксимация разделяющей функции будет задачей тем более легкой, чем более **компактны будут области одного образа и чем большими будут расстояния между такими областями.** Именно это интуитивное представление и приводит к правомерности **гипотезе компактности** образов (ГКО).

ГКО не всегда удавалось подтвердить экспериментально, но все задачи, в рамках которых она подтверждается, находят простое решение. Подтверждается и обратное - задачи, для которых гипотеза не может быть применена, либо не имели решения, либо решались трудно и с привлечением дополнительных ухищрений. Известно, что для опровержения любой гипотезы достаточно одного отрицающего ее примера. И все же привлекательность ГКО превратила ее в некую гарантию эффективного решения задач распознавания образов.

Представим, что существует некоторое множество образов, которым присуще одно общее свойство, не зависящее ни от природы этих образов, ни от их изображений, но определяющее только возможность каким-то способом разделить их, обособить. В этом случае теоретически возможно ставить задачу самообучения САРО без привлечения обучающей выборки. Эту задачу можно неформально представить так: системе одновременно или последовательно предъявляются объекты без каких-либо указаний на их принадлежности к образам. Входное устройство системы отображает множество объектов на множество изображений и, используя некоторое, заложенное в нее заранее свойство разделимости образов, производит самостоятельную классификацию этих объектов. После такого самообучения САРО должна приобрести способность к распознаванию не только уже знакомых объектов (объектов из обучающей последовательности), но и тех, которые ранее системе не предъявлялись.

Теперь самообучение системы распознаванию (идентификации) объектов определенного образа некоего **множества образов S** можно определить как процесс, в результате которого эта система без обучающей выборки приобретает способность к выработке одинаковых реакций на изображения объектов этого образа и способность к выработке различных реакций на изображения объектов, принадлежащих к другим образам множества S. Роль учителя при этом состоит лишь в **подсказке** системе некоторого объективного свойства, позволяющего разделить множество S на подмножества, соответствующие разным образам. Таким объективным свойством является **свойство компактности всех образов множества S**. Наличие этого свойства является **достаточным условием для автоматической реализации алгоритмов самообучения** САРО.

Приведенные рассуждения позволяют считать, что базами знаний САРО, обучающихся на примерах, являются обучающие выборки реальных объектов разных образов, а для самообучающихся систем базой знаний является формальное или натурализованное представление объективного свойства всего множества образов

конкретной ПО, позволяющего считать его компактным (заведомо разделимым) мпожеством.

Большинство известных алгоритмов самообучения способны выделять только **абстрактные образы,** т. е. компактные множества в заданных пространствах. Различие между ними состоит, по-видимому, в формализации понятия компактности. Однако это не снижает, а иногда и повышает ценность алгоритмов самообучения, так как часто сами образы заранее никем не определены, а задача состоит в том, чтобы определить, **какие подмножества изображений в заданном пространстве относятся к конкретным образам**. Хорошим примером такой постановки задачи являются социологические исследования, когда по набору вопросов выделяются группы людей. В таком понимании задачи самообучения алгоритмы генерируют заранее неизвестную информацию о существовании в заданном пространстве образов, которые ранее были неизвестны.

Более того, положительный результат самообучения говорит о пригодности выбранного пространства для конкретной задачи обучения распознаванию. Если абстрактные образы, выделяемые в процессе самообучения, совпадают с реальными, то пространство выбрано удачно. Чем сильнее абстрактные образы отличаются от реальных, тем «неудобнее» выбранное пространство для конкретной задачи.

Обучением обычно называют процесс выработки некоторой системой «правильных» реакций на группы внешних факторов при периодическом воздействии на нее внешними же корректирующими сигналами. Такую внешнюю корректировку в обучении принято называть «поощрениями» и «наказаниями». Механизм генерации этой корректировки практически полностью определяет алгоритм обучения.

Самообучение отличается от обучения тем, что здесь дополнительная информация о «правильности» реакции системы на внешние факторы ей не сообщается.

В процессе обучения и самообучения проявляется способность САРО к адаптация. Под этим условимся понимать приспособляемость системы к изменениям внешней информации с целью сохранения или улучшения уже достигнутой эффективности решения поставленной задачи.

Иными словами, обучение - это процесс, в результате которого система постепенно приобретает способность эффективно отвечать (реагировать) на определенные совокупности внешних воздействий, а адаптация - это подстройка параметров и структуры системы с целью достижения требуемого качества функционирования в условиях непрерывных изменений внешних условий.

В основу теории и практики создания ИИС, основанных на примерах (прецедентах), положен метод решения задач обучения распознаванию образов (ОРО) с помощью моделировании гипотетической структуры и гипотетического механизма функционирования человеческого мозга. При этом уровень системных знаний или гипотез о биологических механизмах является исходной предпосылкой, на которой базируются модели этих структур и механизмов. Примером такого направления в теории и практике проблемы ОРО является класс устройств, называемых **перцептронами**. Нужно отметить, что перцептроны на заре своего возникновения рассматривались только как эвристические модели механизма мозга. Впоследствии они стали основополагающей схемой в построении дискретно-линейных моделей, способных обучаться распознаванию образов.

В наиболее простом виде перцептрон (рис. 6.1.2) состоит из совокупности чувствительных (сенсорных) элементов (S-элементов), на которые поступают входные сигналы. S-элементы случайным образом связаны с совокупностью ассоциативных элементов (А-элементов), выход которых отличается от нуля только тогда, когда возбуждено достаточно большое число S-элементов, воздействующих на один А-элемент. А-элементы соединены с реагирующими элементами (R-элементами) связями, коэффициенты относительной значимости или веса (v) которых переменны и изменяются в процессе обучения. Взвешенные комбинации выходов R-элементов составляют реакцию

системы, которая указывает на принадлежность распознаваемого объекта определенному образу.

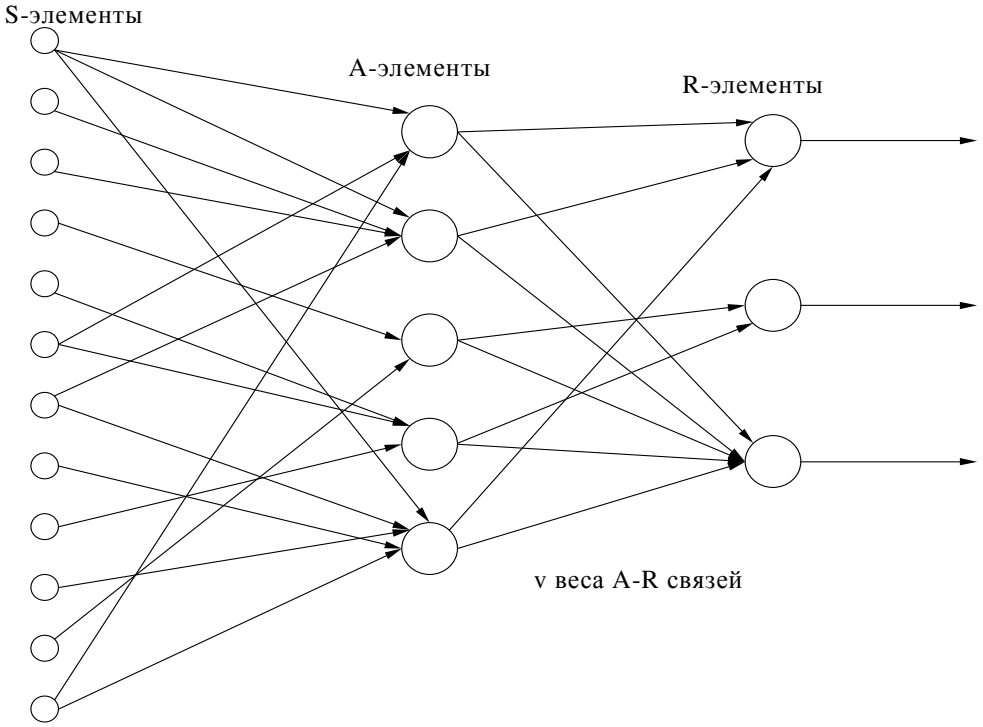


Рис. 6.1.2 Принципиальная схема перцептрона.

Если предстоит распознать один из двух образов, то в перцептроне устанавливается только один R-элемент, который обладает двумя реакциями — положительной и отрицательной. Если распознать надо один из более, чем двух образов, например, (n) образов, то число R-элементов должно быть равно (n-1), а выход каждого такого элемента будет представлять линейную комбинацию выходов соединенных с ним A-элементов:

$$R_j = \Theta_j + \sum_{i=1}^{n} v_{ij} x_i \,, \qquad (6.1.1)$$

где: Rj — реакция j-го R-элемента;
xi — реакция i-го A-элемента;
vij — весовой коэффициент значимости связи от i-го A-элемента к j-му R элементу для эффективной идентификации или восприятия информации этим R элементом;
Θj — порог чувствительности j-го R-элемента к внешним сигналам.

Чувствительность элемента к внешним сигналам можно трактовать как его неспособность воспринимать эти сигналы, если их уровень ниже определенного значения. Это значение называют «порогом чувствительности элемента.

Зависимость (6.1.1) в теории ИНС получила название линейного решающего правила идентификации (разделения областей) конечного числа образов или классификаций. Аналогично записывается уравнение i-го A-элемента:

$$x_i = \Theta_i + \sum_{k=1}^{S} y_{ki} \,, \qquad (6.1.2)$$

где y_{ki} - сигнал, поступивший от k-го S-элемента к i-му A-элементу.

Сигнал y_{ki} может быть непрерывным, но чаще всего он принимает только два значения: 0 или 1. Сигналы от S-элементов подаются на входы A-элементов с постоянными весами, равными единице, но каждый A-элемент связан только с группой случайно выбранных S-элементов.

Предположим, что требуется обучить перцептрон, в котором имеется только два R-элемента, идентификации двух образов V1 и V2. Один из таких элементов (R1) будет предназначен для распознавания образа V1, а другой (R2) — для распознавания образа V2. Такой перцептрон будет **обучен** (то есть будет надежно идентифицировать образы V1 и V2), если уровень сигнала на выходе R1 превышает уровень сигнала на выходе R2, когда распознается объект образа V1, и наоборот, если распознается объект образа V2. Разделение объектов на два образа можно провести и с помощью только одного R-элемента. Тогда можно не измерять уровни сигнала, а менять его полярность. В этом случае объекту образа V1 может, например, соответствовать положительная реакция R-элемента, а объектам образа V2 — отрицательная (или наоборот).

Перцептрон обучается путем подачи на его вход обучающей выборки, представляющей собой последовательность изображений объектов, принадлежащих образам V1 и V2. В процессе обучения будут происходить изменения веса vi A-элементов. В частности, если при обучении применяется система коррекции ошибок распознавания, то она реагирует прежде всего на факт – правильно или неправильно распознал перцептрон конкретный объект (его принадлежность к одному из двух образов). Если объект распознан правильно, то веса связей всех «сработавших» A-элементов, ведущих к R-элементу, выдавшему правильное решение, увеличиваются, а веса «несработавших» A-элементов остаются неизменными. Можно оставлять неизменными и веса сработавших A-элементов, но тогда надо уменьшать веса несработавших. В некоторых случаях веса сработавших связей увеличивают, а несработавших — уменьшают. После достижения требуемой надежности распознавания на обучающей выборке обучение прекращается и перцептрон может самостоятельно (без учителя) идентифицировать новые объекты данного образа.

Если перцептрон действует по описанной схеме и в нем допускаются лишь связи, идущие от бинарных S-элементов к A-элементам и от A-элементов к единственному R-элементу, то такой перцептрон принято называть **элементарным α-перцептроном**.

В теории ИНС доказано несколько теорем, определяющие основные свойства перцептрона. Приведем неформальное толкование двух из них, являющихся основными. **Теорема 1** доказывает, что для любой обучающей последовательности всегда можно подобрать такой конечный набор A-элементов, с помощью которого будет осуществлено разделение обучающей последовательности линейной функцией (6.1.1).

$$R_j = \Theta_j + \sum_{i=1}^{n} v_{ij} x_i$$

Теорема 2 доказывает, что если для обучающей последовательности можно найти конечный набор A-элементов, обеспечивающий ее разделение линейной функцией вида (6.1.1), то такое решение будет достигнуто за конечный промежуток времени.

Эти теоремы имеют практическое значение. Оно заключается в том , что ими доказывается практическая реализуемость обучения перцептрона на любой обучающей выборке.

Обычно в теории ИНС исследуются свойства **бесконечного перцептрона** - с бесконечным числом A-элементов и всевозможными связями их с S-элементами. В таких перцептронах распознание любого образа всегда осуществимо, а значит оно осуществимо и для α-перцептронов с коррекцией ошибок.

Анализ возможностей применения однослойных перцептронов показал, что разделить пространство образов на области, относящиеся к различным понятиям, с помощью линейных разделяющих функций, как правило, не удается. Для этого необходимо создавать

структуры, позволяющие разделять пространство образов с помощью кусочно-линейных разделительных функций. Современная теория и практика ИНС показала, что это возможно с помощью создания многослойных перцептронов, составляющих основу многослойных ИНС.

6.2. ПРИНЦИП УСТРОЙСТВА, ОСНОВНЫЕ СХЕМЫ И АЛГОРИТМЫ ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ ИНС.

В 1986 году Дж. Хинтон с коллегами опубликовали статью с описанием модели многослойной ИНС и алгоритма ее обучения, давшей новый импульс исследованиям в области искусственных нейронных сетей.

Принципиальным положением теории ИНС является гипотеза о том, что нервная система человека состоит из множества одинаковых элементов — нейронов. За основу модели биологического нейрона взято устройство, имеющее несколько входов (дендриты), и один выход (аксон). Каждому входу ставится в соответствие некоторый весовой коэффициент (w), характеризующий его способность принимать информационные сигналы от других элементов и, реагируя на них, формировать выходной сигнал. То есть, весовые коэффициенты характеризуют и **чувствительность нейрона, и качество его производящей (активационной) функции**.

В зависимости от конкретной реализации искусственного нейрона, обрабатываемые им сигналы могут быть аналоговыми (физическими – звук, свет, тепло, параметры электрического поля и т.п.) или цифровыми внутримашинными кодами (1 или 0). В «теле» нейрона происходит взвешенное суммирование входных возбуждений, и далее это значение является аргументом активационной функции y = F(d) нейрона, один из возможных видов которой представлен на рис.6.2.1.

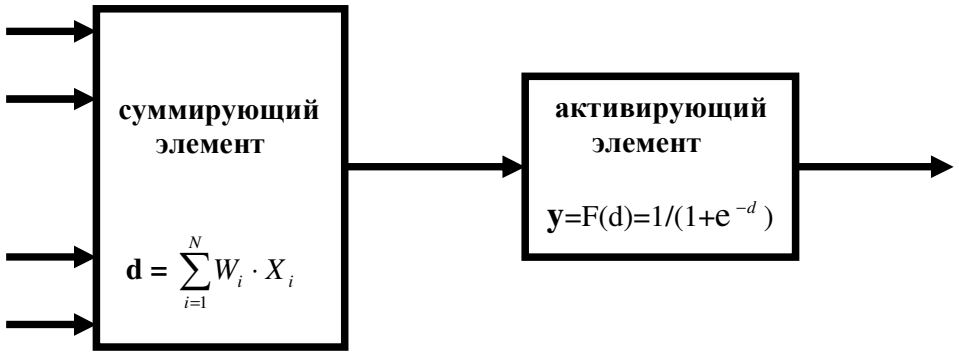


Рис. 6.2.1 Функциональная схема искусственного нейрона.

Активационная функция нейрона генерирует его выходной сигнал y = F(d). Аргументом этой функции является взвешенная сумма всех сигналов Xi, поступивших на его входы. Весами, определяющими качество каждого сигнала Xi, являются безразмерные нормированные коэффициенты Wi. Они являются средством для оценки и для регулировки качества соединения выхода одного нейрона с входом другого. Дело в том, что выход любого нейрона (аксон) может соединиться с любым из входов (дендритом) другого нейрона. Место такого соединения называется синапсом, а сам факт соединения называется межслойной или синаптической связью.

Таким образом, все принятые на вход нейрона сигналы Xi взвешиваются (оцениваются) с помощью коэффициентов Wi. Поскольку за «качество» соединения отвечают оба нейрона,

то иногда весовыми коэффициентами оценивается и чувствительность нейрона, получающего сигнал. Мы упомянули о том, что весовые коэффициенты могут быть и средством регулировки качества соединения. Это действительно так потому, что (при настройке ИНС на распознание конкретного образа) соединения, порождающие ошибочные результаты в виде неприемлемых значений функции F(d), могут быть «наказаны» малыми или нулевыми значениями весов, а те, что дают хорошие результаты, – могут быть «поощрены» увеличением весов.

Активационная функция F(d) может иметь, в принципе, любой вид. Но наиболее часто применяются три вида таких функций: ступенчатая или релейная, линейная и S-образная, которую иногда называют логистической или (что не совсем понятно) сигмоидной.

Ступенчатая или релейная функция слишком категорична. Она имеет только два альтернативных значения, одно из которых соответствует выполнению некоторого условия (например, если ее аргумент не превышает определенного значения), а другое – невыполнению этого условия. Кстати, именно так работают электромагнитные реле, чем и объясняется второе название этой функции.

Линейная функйия $F(d) = \alpha \cdot d$ хорошо известна и понятна. Она дифференцируема, непрерывна и легко вычисляема. Эти ее качества позволяют «плавно» регулировать ошибки выходных сигналов ИНС и объясняют ее популярность при конструировании нейросетей.

S-образная функция применяется в математическом моделировании. Она обычно описывается зависимостью $F(d) = 1/(1+ e^{-\alpha d})$ и представляет собой сочетание двух экспонент. Одна экспонента, плавно возрастая со значения, бесконечно близкого к нулю, переходит к быстрому (экспоненциальному) росту до точки перегиба. В этой точке (где первая производная функции достигает максимума) она переходит во вторую экспоненту, которая сначала растет интенсивно, а затем плавно асимптотически приближается к 1. Коэффициент α определяет крутизну этой зависимости в зоне ее почти линейного участка. Эти свойства S-образной функции позволяют более гибко и разнообразно регулировать значение выходного сигнала системы. Она широко применяется в ИНС, предназначенных для решения задач, требующих эффективных методов поиска оптимального решения на многомерном пространстве признаков распознаваемых образов. Графики всех трех функций приведены на рис.6.2.2.

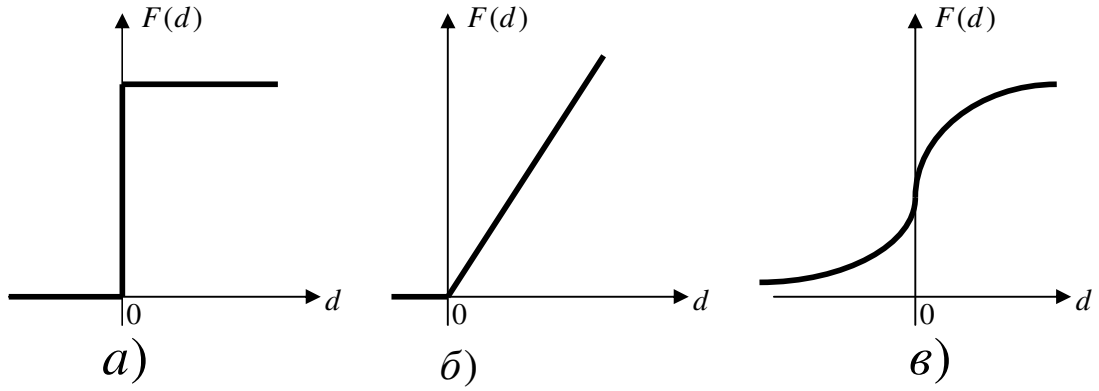


Рис.6.2.2. Виды функций активации нейронов синапсов:
а – ступенчатая; б - линейная; в – S-образная (логистическая или сигмоидная).

Многослойные ИНС создаются из искусственных нейронов и наборов рецепторов (чувствительных элементов), которые подают на входы нейронов сигналы (аналоговые или кодированные двоичными кодами), соответствующие признакам распознаваемого образа. В отличие от перцептрона, в многослойной сети несколько слоев А-элементов. Если в перцептроне А-элементы одного слоя не имеют связи друг с другом, то в многослойных сетях (как увидим позже) такое иногда случается. Это означает, что информация в многослойной сети может передаваться не только в прямом, но и в обратном направлении.

Таким образом, входным сигналом нейронов первого слоя являются сигналы рецепторов, а для всех остальных слоев входными сигналами нейронов являются выходные сигналы нейронов предыдущего слоя. Первый слой, который принимает сигналы рецепторов, называется **входным слоем (или входом) сети**. Последний слой сети, выходные сигналы которого являются результатом последовательной обработки сигналов рецепторов всеми слоями нейронов, называется **выходным слоем (или выходом) сети.**

Работа сети разделяется на обучение и распознавание. Под обучением ИНС, как уже говорилось, понимается процесс адекватного восприятия обучающей выборки путем модификации (в соответствии с тем или иным алгоритмом) весовых коэффициентов связей между ее элементами (нейронами). Заметим, что этот процесс является результатом алгоритма функционирования сети, а не предварительно заложенных в нее знаний человека, как это часто бывает в ИИС, основанных на правилах.

Среди различных структур ИПС наиболее известна многослойная структура, в которой между входом и выходом расположено несколько внутренних слоев нейронов, называемых иногда скрытыми слоями. Каждый нейрон внутреннего слоя связан со всеми аксонами нейронов предыдущего слоя. Что касается нейронов первого внутреннего слоя, то каждый из них связан со всеми нейронами входного слоя ИНС. Такие ИНС называются **полносвязными**. Когда в сети только один внутренний слой, то алгоритм ее обучения на основе обучающей выборки или иных «подсказок» (обучение с учителем) довольно очевиден. Тут правильные выходные состояния нейронов единственного слоя заведомо известны, и подстройка синаптических связей идет в направлении, минимизирующем ошибку на выходе сети. По этому принципу строится, как мы уже знаем, алгоритм обучения однослойного перцептрона. В многослойных же сетях оптимальные выходные значения нейронов всех слоев, кроме последнего, как правило, не известны. Поэтому двух- или более слойный перцептрон невозможно обучить, руководствуясь только величинами ошибок на выходах ИНС.

Возможны три варианта обучения многослойных ИНС. Один вариант связан с разработкой наборов выходных сигналов, соответствующих входным, для каждого слоя сети. Этот вариант весьма трудоемок и не всегда осуществим.

Второй вариант предполагает динамическую подстройку весовых коэффициентов синапсов, в ходе которой связи с наиболее слабыми сигналами приглушаются (изменяются в сторону уменьшения их влияния на вероятность ошибочного решения). В то же время связи с сигналами, приводящими к уменьшению ошибочной тенденции в идентификации объектов, сохраняются. Такой метод множественных «проб и ошибок», несмотря на свою кажущуюся простоту, требует громоздких рутинных вычислений.

Существует и третий, более приемлемый вариант. Он основан на хорошо известном в теории управления принципе обратной связи. Этот принцип реализуется передачей сигналов, характерных тенденцией к ошибочному решению, на вход ИНС в направлении, обратном прямому распространению сигналов в обычном режиме работы. Этот вариант обучения ИНС получил название процедуры **обратного распространения сигналов, имеющих явные, пусть даже слабые, признаки ошибки**.

Рассмотрим этого вариант обучения многослойной сети. В теории ошибок и в математической статистике хорошо известен метод наименьших квадратов, позволяющий минимизировать погрешности в оценках целевой функции любого вида. Согласно этому методу функция, минимзирующая общую ошибку распознавания, имеет вид:

$$E(w) = \frac{1}{2}\sum_{n=1}^{N-1}\sum_{j=1}^{M^n}\sum_{p=1}^{K_j^n}(y_{j,p}^n - d_{j,p}^n)^2 \qquad (6.2.1)$$

где $y_{j,p}^n$ – фактический выходной сигнал j-го нейрона n-го внутреннего выходного слоя ИНС,

полученный от предыдущего слоя по p-й связи;

$d_{j,p}^n$ – идеальный (абсолютно безошибочный) выходной сигнал этого же нейрона этого же слоя;

M^n - число нейронов в n-м внутреннем (скрытом слое);

K_j^n - число связей, по которым j-й нейрон n-го внутреннего слоя получает сигналы;

(N-1) - число внутренних (скрытых) выходных слоев в структуре ИНС.

Суммирование ведется по всем нейронам выходного слоя и по всем обрабатываемым сетью связям. Минимизация ведется методом градиентного спуска, что означает динамическую подстройку весовых коэффициентов по принципу, схожему с тем, что применяется во втором варианте. Однако градиентный метод позволяет определить оптимальную подстройку весовых коэффициентов на порядки быстрее способа «слепых» проб.

Обобщенный алгоритм обучения ИНС с помощью процедуры обратного распространения ошибки может быть изложен в виде следующей последовательности процедур, которая должна быть осуществлена для каждого образа, на которые настроена ИНС:

1. Подать на входы сети один из возможных образов и в режиме обычного функционирования НС, когда сигналы распространяются от слоя к слою, и определить суммы значений выходных сигналов для каждого нейрона каждого слоя с учетом веса каждой связи этого нейрона с другими нейронами предыдущего слоя:

$$s_j^{(n)} = \sum_{i=1}^{M^{n-1}} y_i^{(n-1)} \cdot w_{ij}^{(n)} \qquad (6.2.2)$$

где M^{n-1} – число нейронов в слое n-1.

2. Определить на основе сигналов $s_j^{(N)}$ величину итоговой ошибки δ(N) на выходе сети (на выходе слоя N). Разумеется, что ошибка δ(N) – величина векторная и состоит из ошибок по каждому признаку образа, для которого проводится данный прогон.

3. Если величина итоговой ошибки не превышает допустимой, то обучение заканчивается, иначе – переходят к процедуре 4.

4. Рассчитать последовательно по рекуррентной формуле на основе δ(N) ошибки всех скрытых (внутренних) слоев, начиная с (N-1)-го до первого и скорректировать веса межслойных связей всех нейронов в соответствии с их «вкладом» в общую ошибку слоя.

5. Повторить процедуры 1 – 3.

Такие процедуры совершаются для всех образов, на распознавание которых должна быть настроена система.

.

При двоичных входных векторах в среднем половина всех весовых коэффициентов не будет корректироваться, поэтому область возможных значений выходов нейронов [0,1] желательно сдвинуть в пределы [-0.5,+0.5], что достигается простой модификацией S-образной функции активации нейрона, показанной (на рис.6.2.2-а), к виду

$$f(x) = -0.5 + \frac{1}{1+e^{-d}} \quad .$$

(6.2.3)

Важным параметром ИНС является ее **емкость**, определяемая числом образов, предъявляемых на ее входы, которые она должна научиться распознавать. Для сетей, с числом слоев больше двух, этот вопрос остается открытым. Для ИНС с двумя слоями, то есть - с выходным слоем и одним скрытым слоем, **детерминистская емкость** сети Cd оценивается неравенством:

$$Nw/Ny < Cd < Nw/Ny \cdot \log(Nw/Ny)$$

(6.2.4)

где: Nw – число нейронов входного слоя, связи которых подстраивались;

Ny – число нейронов в выходном слое.

Следует отметить, что данное выражение получено с учетом следующих ограничений:

- общее число нейронов во входном слое – Nx - и число нейронов в скрытом слое – Nh –

должно удовлетворять неравенству $Nx+Nh>Ny$;

- должно соблюдаться условие $Nw/Ny>1000$.

Такая оценка была получена для сетей с активационными функциями нейронов в виде пороговой зависимости. Для сетей с гладкими активационными функциями, например – (6.1.4), следует ожидать некоторого увеличения емкости сети. Понятие «детерминистская емкость» означает, что оценка этой характеристики подходит абсолютно для всех возможных входных образов, которые могут быть представлены Nx входами.

В действительности, многообразию входных образов, свойственна некоторая регулярностью. Это позволяет конструкторам ИНС проводить обобщение образов и, таким образом, увеличивать реальную емкость сети. Но распределение образов по категориям, допускающее их обобщение, заранее почти всегда бывает неизвестным. А это означает, что о **реальной емкости** сети можно судить только предположительно. Однако, если предположения оказываются реальными, то реальная емкость сети почти вдвое превышает детерминистскую.

В продолжение рассуждений о параметрах ИНС логично затронуть вопрос и о требуемой мощности выходного слоя сети, выполняющего окончательную классификацию образов. Дело в том, что для разделения множества входных образов, например, по двум классам достаточно всего одного выхода. При этом каждый логический уровень – «1» и «0» – будет обозначать отдельный класс. На двух выходах можно закодировать уже $2 \cdot 2 = 4$ класса и так далее.

Однако результаты работы сети, организованной таким образом, можно считать критическими – они очень не надежны. Для повышения достоверности идентификации образов желательно иметь запас мощности. Это можно сделать путем выделения каждому классу образов одного нейрона в выходном слое. Еще лучше, если таких «специальных» нейронов будет несколько, тогда каждый из них будет обучаться определять принадлежность образа к классу со своей степенью достоверности, например: высокой, средней и низкой.

Такие ИНС смогут осуществлять распознавание или классификацию входных образов, объединенных в нечеткие (размытые или пересекающиеся) множества. Это свойство расширяет прикладные возможности ИНС.

Метод обучения ИНС с использованием алгоритма обратного распространения ошибки, имеет несколько недостатков.

Во-первых, в процессе обучения может возникнуть ситуация, когда большие положительные или отрицательные значения весовых коэффициентов сместят рабочую точку функций активации многих нейронов с крутого участка в область насыщения (на

пологий участок S-образной кривой). Тогда корректировки весов связей не дадут желаемого результата, обучение будет неэффективным и работа сети может быть парализована.

Во-вторых, применение метода градиентного спуска не всегда гарантирует обретения глобального минимума целевой функции. Эта проблема связана с трудностью выбора оптимальной «скорости» обучения, которая определяется числом итераций, за которое будет найдено решение, минимизирующее функцию E(w).

Доказательство того, что обучение ИНС по алгоритму обратного распространения ошибки есть сходящийся процесс (то есть завершающийся приемлемым результатом), основано на приращения весов межслойных (синаптических) связей. А это означает, что скорость обучения не может быть высокой, потому что сильные приращения весов межслойных связей чреваты опасностью «проглядеть» оптимальное сочетание (настройку) этих весов. Кроме того, для исключения случайных попаданий в локальные минимумы ошибок $\delta(N)$, иногда (после того, как значения весовых коэффициентов стабилизируются), приходится резко сбросить уже сделанную корректировку весов межслойных связей, чтобы начать градиентный поиск глобального минимума ошибки с новой точки. Если повторение этой процедуры в алгоритме обучения несколько раз приведет систему в одно и то же состояние, можно с определенной вероятностью считать, что найден глобальный минимум ошибки $\delta(N)$, соответствующий оптимальному сочетанию весов межслойных (синаптических) связей.

Существует и иной путь исключения опасности принять локальный минимум ошибки распознавания образа за ее глобальный минимум. Он заключается в создании алгоритмов обучения ИНС с применением **вероятностных (стохастических) методов** поиска, но теория таких систем пребывает в начальном состоянии, не позволяющем говорить об их практической реализации.

Рассмотренный алгоритм обучения ИНС с помощью процедуры обратного распространения ошибки подразумевает наличие некоего внешнего звена, предоставляющего на вход сети кроме объектов, которые необходимо распознать (отнести к определенному образу или классу), еще и «надежные» примеры таких объектов. Эти примеры должны с высокой степенью надежности соответствовать признакам образа, подлежащего распознаванию. Алгоритмы, основанные на подобной концепции, называются **алгоритмами обучения с учителем**. Для их успешного функционирования необходимо наличие экспертов, создающих для каждого распознаваемого образа эталонный набор объектов, по своим признакам идеально соответствующих понятию этого образа.

Так как создание искусственного интеллекта движется по пути копирования природных прообразов, ученые не прекращают спор на тему: можно ли считать алгоритмы обучения с учителем натуральными или же они полностью искусственны? Например, обучение человеческого мозга, на первый взгляд, происходит без учителя. На зрительные, слуховые, тактильные и прочие рецепторы поступает информация извне, и внутри нервной системы происходит некая самоорганизация. Однако, нельзя отрицать и того, что в жизни человека немало учителей – и в буквальном, и в переносном смысле, – которые координируют его поведение. Однако, чем бы ни закончился спор приверженцев этих двух концепций обучения, - они должны признаваться равноправными.

Рассмотрим методы и алгоритмы, обеспечивающие работу ИНС **в режиме самообучения** или, как его часто называют, **в режиме «обучение без учителя»**).

Главная особенность самообучения, делающая обучение без учителя привлекательным, – это его «самостоятельность». Процесс самообучения, как и в случае обучения с учителем, тоже предполагает «подстраивание» весов межслойных связей.

Некоторые алгоритмы самообучения требуют изменения структуры ИНС. Но эти изменения не существенны для общего представления о принципе работы ИНС «без учителя». Очевидно, что настройка весов межслойных связей может проводиться только на

основании информации, доступной обработке в нейроне. Исходя из этой очевидности и, что более важно, **на основе современных знаний о принципах системной самоорганизации нервных клеток человеческого организма**, и построены алгоритмы работы самообучающихся ИНС.

Начнем с рассмотрения **метода, основанного на изменении весов межслойных связей в соответствии с правилом Хебба**.

Правило Хэбба состоит в том, что нейроны соседних слоев, обретшие точку синапса, активируются **одновременно**, при этом достигается максимальная эффективность межслойной (синаптической) информационной связи.

Алгоритм данного метода представляет собой итеративный (пошаговый) процесс с назначаемой скоростью обучения. Под этим понимается достижение требуемой надежности обучения ИНС распознаванию конкретного образа. Метод может быть реализован в двух вариантах.

Вариант первый (**сигнальный метод обучения**) заключается в изменении весов межслойных связей при каждой итерации путем увеличения веса синаптической связи каждой пары нейронов соседних слоев на величину **взвешенного произведения их выходных сигналов**. Взвешивание произведения выходных сигналов состоящих в связи нейронов происходит с помощью безразмерной величины α, которая назначается, сообразуясь с желанием быстрее обучить систему и с опасностью пропустить состояние ее приемлемой обученности, если поиска этого состояния будут слишком велики:

$$w_{ij}(t) = w_{ij}(t-1) + \alpha \cdot y_i^{(n-1)} \cdot y_j^{(n)}. \qquad (6.2.5)$$

где: - $y_i^{(n-1)}$ и y_j^{n} – выходные сигналы i-го и j-го нейронов соответственно (n-1)-го и (n)-го слоев;

- $w_{ij}(t)$ и $w_{ij}(t-1)$ - весовые коэффициенты межслойной связи в синапсе, соединения i-го нейрона слоя (n-1) и j го нейрона слоя (n) в итерациях (t) и (t-1) соответственно;

- α – коэффициент, определяющий назначаемую скорость обучения ИНС.

Здесь номером (n) обозначается произвольный внутренний (скрытый) слой сети ($1 \le n \le N-1$), где N –общее число выходных слоев сети.

Вариант второй (**дифференциальный метод обучения**). Изменение весов межслойных синаптических связей при каждой итерации происходит путем увеличения их значений на величину **взвешенного произведения разностей выходных сигналов каждого нейрона по сравнению с предыдущей итерацией**. Весом произведения таких разностей, как и в сигнальном методе, является величина α :

$$w_{ij}(t) = w_{ij}(t-1) + \alpha \cdot \left[y_i^{(n-1)}(t) - y_i^{(n-1)}(t-1) \right] \cdot \left[y_j^{(n)}(t) - y_j^{(n)}(t-1) \right].$$

(6.2.6)

Значение величин, входящих в выражение (6.2.6), те же, что и для сигнального метода обучения. Как следует из (6.2.5) сильнее других при дифференциальном методе корректируются веса синаптических связей той пары нейронов, выходы которых наиболее динамично изменились в сторону увеличения по сравнению с предыдущей итерацией.

Обобщенный алгоритм обучения по обоим методам одинаков и состоит в выполнении следующей последовательности процедур.

1. На стадии инициализации ИНС всем весовым коэффициентам присваиваются небольшие произвольные значения.

2. На входы сети подается объект, со свойствами **пока неизвестного системе образа**, и делается первый «прогон», при котором сигналы возбуждения распространяются по всем слоям сети. При этом, в соответствии с произвольно назначенными весами синапсов, для каждого (i-го) нейрона каждого синапса каждого (n-го) слоя (то есть, для каждой пары соединенных нейронов) рассчитывается взвешенные суммы их входов, к которой затем

применяется активационная (передаточная) функция нейрона, в результате чего получается значение его выходнго сигнала $y_i^{(n)}$.

Назначается (с учетом приведенных ранее соображений) значение величины α.

3. На основании полученных значений выходных сигналов нейронов по формуле (1) или (2) производится изменение произвольно назначенных при первой процедуре весовых коэффициентов синаптических связей.

4. Циклически повторяется процедура 2, до тех пор, пока значения выходных сигналов **всех нейронов последнего выходного слоя сети** не достигнут некоторого метастабильного состояния (то есть пока их значения не перестанут выходить за пределы некоторого диапазона).

Такой способ определения состояния обученности ИНС распознаванию образа, поданного на вход системы, отличается от рассмотренных ранее. Так, в отличие от алгоритма обратного распространения ошибки, здесь уровни настройки или коррекции значений весов синапсов фактически не ограничены.

Весь комплекс процедур должен быть проведен для каждого образа, на распознавание которых настраивается сеть. Может показаться, что вектор выходных сигналов, соответствующий каждому образу, зависит только от значений весов синапсов, назначенных на стадии инициализации. На самом деле это далеко не так. Выбирая объект для настройки на конкретный образ, следует принимать во внимание **состав признаков образа**, воплощаемых в свойствах объекта. Возможен и другой подход, при котором настройка системы на различные образы будет соответствовать принципу диалектики познания – от общего к частному. В любом случае, практика работы ИНС, обученных таким методом, подтверждает возможность его применения для обобщения схожих образов, отнесением их к одному классу.

Тестирование обученных по этому методу ИНС показывает возможность построения с их помощью **топологии классов образов**. Для этого нужно дополнить сеть одним дополнительным слоем, который, в совокупности с выходным слоем сети использовать как однослойный элементарный α-перцептрон, обученный отображать выходные реакции сети на разные образы.

Широко известен **метод самообучения ИНС, основанный на алгоритме Кохонена**. Он предусматривает автоматически вычисляемую подстройку (коррекцию) значений весов синаптических связей на основании взвешенных разностей между выходным сигналом входного нейрона синапса и значением веса данной связи, полученного на предыдущей итерации. Весами таких разностей являются назначаемые при настройке режима самообучения сети коэффициенты α, имеющие тот же смысл, что и при описании предыдущего метода:

$$w_{ij}(t) = w_{ij}(t-1) + MIN(n)\{\alpha \cdot \left[y_i^{(n-1)} - w_{ij}(t-1)\right]\}. \quad (6.2.7)$$

В выражении (6.2.7) все величины имеют тот же смысл, что и в (6.2.5), и в (6.2.6).

Обобщенный **алгоритм обучения ИНС, предложенный Кохоненом**, имеет примерно ту же структуру, что и алгоритм метода, основанного на правиле Хебба, но содержание процедуры 3 – несколько иное. На каждой итерации из всего слоя для подстройки веса связи выбирается тот синапс, у которого взвешенная разность между выходным сигналом входного нейрона и весом связи этого же синапса, но на предыдущей итерации, оказалась минимальной. Эта процедура получила название **аккредитации синапса**, для которого указанная разность оказалась минимальной. Аккредитация одного выигравшего синапса может сопровождаться «замораживанием» (прекращением коррекции весов связей) всех

остальных синапсов (n-го) слоя. Поскольку в многослойных ИНС применяется S-образная функция активации, то выходной нейрон аккредитуемого синапса может быть выведен даже на участок насыщения или нечувствительности его активационной функции к приращению аргумента.

Алгоритм Кохонена имеет несколько модификаций, касающихся метода аккредитации синапсов. Иногда синапсы, слишком часто получающие аккредитацию, принудительно исключаются из дальнейших итераций, чтобы «уравнять права» всех нейронов слоя. Часто (в простейшем варианте) применяют «замораживание» выходного нейрона «выигравшего» синапса. Существует и практика нормализации входных образов на стадии инициализации сети, и нормализации (на ее основе) начальных значений весовых коэффициентов синапсов - это позволяет сократить время процесса самообучения. В некоторых случаях прибегают к инициализации весовых коэффициентов синапсов случайными значениями. Но такой метод может привести к серьезным ошибкам идентификации - различные классы, которым соответствуют похожие по набору свойств образы, сольются или, наоборот – близкие образы одного класса распадутся на подклассы.

На основе алгоритма Кохонена строятся нейронные сети особого типа – так называемые **самоорганизующиеся структуры,** в которых после выбора из слоя (n) нейрона с минимальным значением разности (6.2.7), аккредитуется не только этот нейрон, но и его «соседи» по слою. Зона соседства, определяется вначале произвольно, но (по мере сходимости итеративного процесса ее уточнения) может сильно сузиться.

Существуют структуры ИНС, **сочетающие метод обучения с учителем и метод самообучения**. Их теоретическое обоснование и первые практические реализации были связаны с именами Хопфилда, Хэмминга, Хинтона и Земела. В таких ИНС сетях значения весовых коэффициентов синапсов рассчитываются только однажды - перед началом функционирования сети на основе информации об обрабатываемых данных. Все обучение сети сводится именно к анализу и систематизации такого рода данных. С одной стороны, приготовление и аналитическую обработку таких данных можно расценивать, как помощь учителя, а с другой – как **базу знаний сети**, которая может оставаться неизменной в течение длительного времени. Такие сети создаются для распознавания **концептуальных образов** и для организации вычислительных систем, в которых такие сети играют роль ассоциативной памяти.

Структурная схема сети Хопфилда приведена на рис.6.2.3 . Она состоит из единственного слоя нейронов, которые являются одновременно и входом, и выходом сети. Каждый нейрон связан синапсами со всеми остальными нейронами, а также имеет один входной синапс, через который осуществляется ввод сигнала. Выходные сигналы, как обычно, образуются на аксонах.

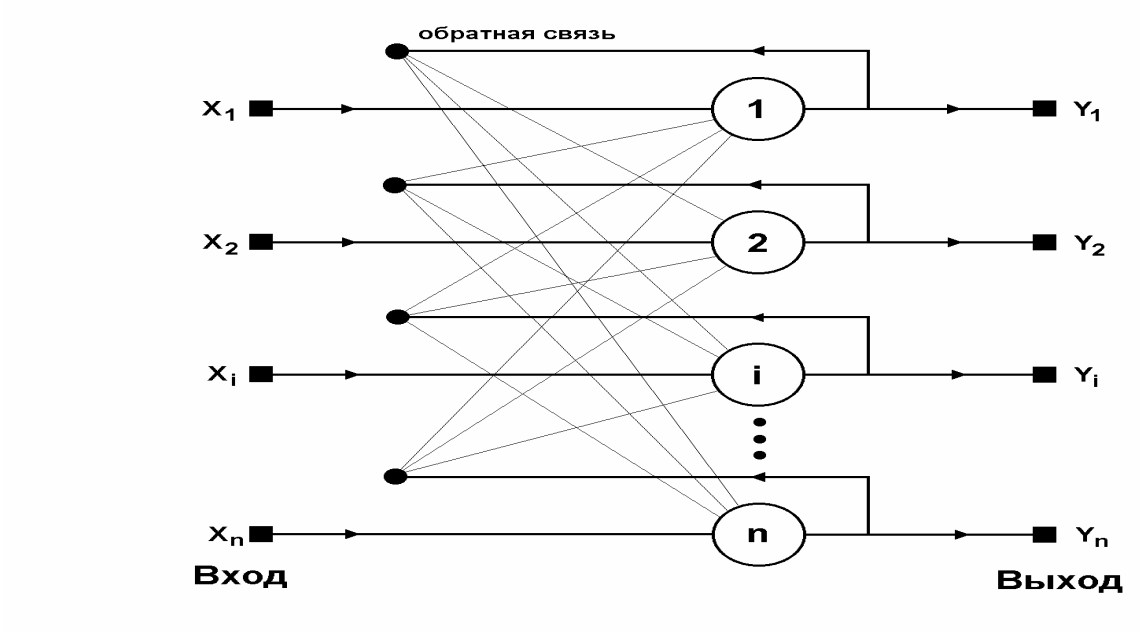


Рис. 6.2.3. Структурная схема искусственной нейронной сети Хопфилда.

Задача, решаемая данной сетью (как устройством, обладающим базой знаний и алгоритмом ассоциативного сопоставления любого внешнего объекта с любым образом, содержащимся в этой базе знаний), формулируется следующим образом. Известен некоторый набор двоичных сигналов (изображений, звуковых оцифровок, прочих данных, описывающих некие объекты или характеристики процессов), которые считаются образцовыми. Сеть должна уметь из произвольного неидеального сигнала, поданного на ее вход, выделить («вспомнить» по частичной информации) соответствующий образец (если таковой существует) или «дать заключение» о том, что входные данные не соответствуют ни одному из имеющихся в ее памяти образов. В общем случае, любой сигнал может быть описан вектором
$\{X\}= x_1, \ldots, x_i, \ldots, x_N$, где N – число нейронов в сети и размерность вектора входного образа и выходного вектора {Y} системы. Каждый элемент x_i равен либо (+1), либо (-1).
Обозначим вектор X, описывающий k-ый образ, через $\{X^K\}$. Компоненты этого вектора обозначим символами $x_1^k, \ldots, x_i^k, \ldots, x_N^k$, где k = 1,…,M (M – число образов, описания признаков которых хранятся в базе знаний системы). Когда сеть распознает какой-либо объект, описание которого подано на ее вход в виде N-мерного вектора, и идентифицирует (отождествляет) его с k-м образом, запомненным ею, то на выходе системы будет вектор сигналов $\{Y^K\} \equiv \{X^K\}$. То есть, вектор решения задачи распознавания какого-либо объекта будет абсолютно идентичен по составу и значениям компонентов тому образу, с которым ассоциируется поданный на ее вход вектор признаков опознаваемого объекта. В противном случае, если ассоциация очень слабая или вовсе отсутствует, на выходе системы будет «неассоциированный» выходной вектор .

На стадии инициализации сети весовые коэффициенты синапсов устанавливаются следующим образом:

$$w_{ij} = \sum x_i^k \cdot x_j^k \quad \text{при } i \neq j \qquad \text{и} \qquad w_{ij} = 0 \quad \text{при } i = j,$$

здесь i и j – индексы, соответственно, входного и выходного нейронов в точке их связи (синапсе);

x_i^k и x_j^k - соответственно i-й и j-й элементы вектора $\{X^K\}$.

Обобщенный **алгоритм функционирования сети Хопфилда** представляет собой итеративный процесс, состоящий из следующих процедур.

1. На входы сети подается некий векторный сигнал {X}. Фактически его ввод осуществляется непосредственной установкой значений аксонов входных нейронов соответствующих (i-х) синапсов сети:

$$y_i(p = 0) = x_i, \quad i = 1,\ldots,N.$$

Обозначение на рис.6.2.3 (схема сети) входных синапсов в явном виде носит чисто условный характер. В скобках после y_i величина p = 0 означает нулевую итерацию в цикле работы сети.

2. Начинается итеративный процесс построения ассоциаций Рассчитываются новые (для (p+1) – й итерации) состояния всех синапсов $s_j(p+1)$, определяемые сначала изменением значений входных сигналов выходного нейрона, а затем (при срабатывании функции активации) - и новые значения выходных сигналов $y_j(p+1)$ синапса (в аксоне выходного нейрона):

$$s_j(p+1) = \sum_{i=1}^{N} w_{ij} \cdot y_i(p)$$

$y_j(p+1) = f[s_j(p+1)]$, где f – ступенчатая релейная функция активации (рис.6.2.2 -а).

3. Проверить, изменились ли выходные значения аксонов за последнюю итерацию. Если да – переход к процедуре 2, иначе (если выходы аксонов не изменились) – конец процесса итераций.

При этом выходной вектор будет соответствовать тому образу (из тех, что хранятся в памяти системы), который наилучшим образом ассоциирующемуся с признаками входного объекта.

Как уже отмечалось, иногда сеть не в состоянии построить ассоциацию входного объекта ни с одним из образов своей базы знаний и на выходе ее будет вектор сигналов образа, для нее не существующего. Это будет свидетельством ограниченности возможностей сети Хопфилда. Дело в том, что число запоминаемых ею образов (M) ограничено условием :

$$M \le 0{,}15 \cdot N$$

Кроме того, если два образа А и Б сильно похожи, они могут вызывать у сети конфликтные ассоциации, в результате которых объект, принадлежащий образу А, может на выходе сети дать ассоциацию с образом Б.

Таких недостатков (ограниченное число хранящихся в памяти образов и возможность конфликтных ассоциаций) лишена **ИНС, предложенная Хэммингом** (рис. 6.2.4).

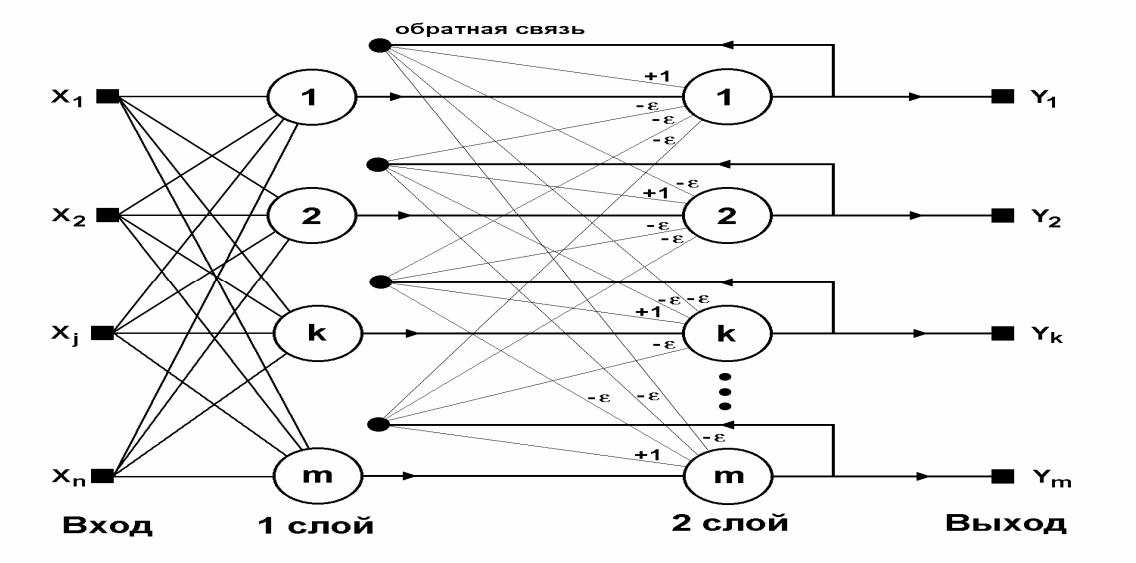


Рис. 6.2.4. Структурная схема искусственной нейронной сети Хэмминга.

Иногда задача распознавания объекта не связана с необходимостью сопровождать результат работы системы выдачей вектора признаков образа, с которым ассоциируется объект. Может оказаться достаточным отразить только сам факт - распознан или не распознан данный объект. В таких случаях результат распознания может быть выдан, например, в виде учетного номера или индекса образа, которому принадлежит объект. Задачи такого класса успешно решает (на основе ассоциативной организации памяти) сеть Хэмминга. Данная сеть характеризуется, по сравнению с сетью Хопфилда, меньшими необходимыми ресурсами памяти и меньшим объемом вычислений, что становится очевидным из ее структуры.

ИНС Хэмминга состоит из двух слоев. Первый и второй слои имеют по (m) нейронов, где m – число запоминаемых образов. Каждый нейрон первого слоя имеет (n) дендритов (каналов для приема входных сигналов), обеспечивающих прямую синаптическую связь с каждым их входных сигналов сети, число которых тоже равно (n). Значение величины (n) определяется числом признаков, которыми характеризуется каждый из M образов, хранящихся в памяти системы. Каждый (k-й) нейрон первого слоя через свои дендриты (входы) соединен с датчиками всех (n) входных сигналов, подающими в сеть булевы значения (1 или 0) по каждому из (n) признаков. Такие соединения (синапсы) образуют виртуальный «нулевой» слой сети. Нейроны второго слоя связаны между собой ингибиторными («тормозящими») отрицательными (-ε) синаптическими связями. Аксон (канал для выдачи выходного сигнала) каждого нейрона второго слоя раздваивается. Один отросток аксона служит для выдачи соответствующей его индексу (k) информации о том, ассоциируется или нет распознаваемый объект с (k-м) образом. Эта информация и является результатом работы сети Хэмминга. Второй отросток аксона служит для передачи точно такого же сигнала через синаптическую связь к одному из своих же дендритов (входов). В теории управления такая связь называется обратной положительной (+1) связью и служит для «поощрения» правильно работающего объекта управления. На рис.6.2.4 показаны все перечисленные связи. Надо только всегда помнить, что любая связь в ИНС реализуется через синапс, а каждый синапс – это точка соединения аксона (выхода) одного нейрона с дендритом (входом) другого нейрона или (как данном случае) с одним из собственных входов. И каждая такая точка соединения может быть настроена (с помощью весового коэффициента «w») на усиление или ослабление сигнала, передаваемого через синапс.

Идея работы сети состоит в нахождении расстояний Хэмминга от распознаваемого объекта до каждого из М образов, хранящихся в памяти ИНС. Расстоянием Хэмминга называется число отличающихся по значениям битов в двух сравниваемых бинарных векторах: один из них – это вектор {X} булевых значений признаков подлежащего распознанию объекта, а другой – вектор признаков каждого (k-го) из М образов. Сеть должна найти в своей памяти образ с минимальным расстоянием Хэмминга до поданного на вход системы векторного сигнала, соответствующего распознаваемому объекту. В результате анализа этих расстояний будет активизирован только один выход сети, соответствующий номеру (k) образа, с которым ассоциировался распознанный объект. Если объект, поданный на вход системы, не отождествлен ни с одним из М образов, то ни один из выходов сети не будет активирован.

На стадии инициализации сети весовым коэффициентам первого слоя и величине Tk - порогу чувствительности активационной функции каждого (k-го) нейрона - присваиваются следующие значения:

$$w_{ik} = \frac{x_i}{2}; \qquad T_k = n / 2.$$

Где x_i – (i-й) элемент вектора {X} входных сигналов;

n - число признаков распознаваемых образов (i = 1,…,n);

Несколько слов о пороге чувствительности активационной функции нейрона (T_k). Эта величина определяет такое значение аргумента функции активации нейрона, начиная с которого эта функция «срабатывает», то есть реагирует на изменение значения аргумента. На рис.6.2.2-б таким порогом является нулевое значение аргумента функции активации.

Весовые коэффициенты (ε) «тормозящих» связей между нейронами второго слоя устанавливаются в пределах $0 < \varepsilon < 1/M$, но взвешенные с их помощью связи будут учитываться как отрицательные величины. Положительная обратная связь между выходом (аксоном) и входом (дендритом) одного нейрона устанавливается с весом $w_k = +1$.

Обобщенный алгоритм функционирования сети Хэмминга является итеративным процессом и состоит из следующих процедур.

1. На входы сети подается неизвестный вектор $X = \{x_i: i = 1,\ldots,n\}$. На его основе вычисляются состояния выходных сигналов каждого (k-го) нейрона первого слоя с учетом того, что каждый из этих нейронов принимает через синапсы виртуального «нулевого» слоя сигналы от всех (n) элементов вектора {X} (верхний индекс в скобках указывает номер слоя):

$$y_k^{(1)}(p=0) = f(s_k^{(1)}(p=0)) = f(\sum_{i=1}^{n} w_{ik} x_i + T_k),$$

Где p- номер итерации;

s_k - состояние входа (k-го) нейрона первого слоя;

w_{ik} - веса синаптических связей между (i-й) компонентой вектора {X} и входом (k-го)

нейрона первого слоя.

Полученными значениями инициализируются значения аксонов второго слоя:

$$y_k^{(1)}(p=0) = y_k^{(2)}(p=0).$$

2. Начинается (p+1) итерация. На основе инициированных состояний всех нейронов первого и

второго сдоев вычисляются новые состояния нейронов второго слоя:

$$s_j^{(2)}(p+1) = y_j(p) - \varepsilon \sum_{k=1}^{M} y_k^{(2)}(p), \quad (\text{ где } k \neq j \text{ })$$

и значения их выходных сигналов (аксонов):

$$y_j^{(2)}(p+1) = f\left[s_j^{(2)}(p+1)\right], j = 0...m-1$$

3. Проверить, не изменились ли выходы нейронов второго слоя за последнюю итерацию. Если не изменились – закончить работу, иначе- продолжить итерации.

Примечание: в качестве функции активации нейронов для сети Хэмминга принимается ступенчато-линейная зависимость, оказанная на рис.6.2.2-б. При этом рекомендуется выбирать предел ее максимального значения и диапазон ее чувствительности к изменениям аргумента с запасом, чтобы гарантировать непопадание на участок насыщения (верхняя граница чувствительности).

Из схемы алгоритма работы ИНС Хэмминга следует, что роль первого слоя здесь весьма условна: воспользовавшись один раз (процедура 1) значениями его весовых коэффициентов, сеть больше не обращается к нему, поэтому первый слой может быть вообще исключен из сети (например, заменен матрицей весовых коэффициентов).

Мы рассмотрели некоторые варианты построения ИНС и познакомились с основными методами и алгоритмами их обучения. Подводя некоторый итог полученным сведениям, следует отметить, что современные ИНС представлены двумя типами – многослойными сетями только с прямым распространением сигналов и сетями с возможностью реализации обратных связей между слоями. Первые во многих источниках именуются **слоистыми**, а вторые – **полносвязными**.

Слоистые сети обладают привлекательным свойством – легко настраиваются на любую предметную область, поскольку не учитывают связи между признаками образа. Полоносвязные сети, учитывая связи между признаками образа, хорошо настраиваются на конкретную ПО, для которой известны бинарные отношения между признаками.

Важной характеристикой ИНС является ее избирательность и чувствительность к различию признаков образов. Это их качество проявляется сильнее всего там, где имеются большие скопления объектов с однообразными наборами свойств, то есть они хорошо «работают» при кластерном представлении данных. Одной из первых сетей с такими свойствами была сеть Кохонена.

Теория и практика ИНС развиваются стремительно. В недалеком будущем следует ожидать появления специальных машин, организация памяти которых будет более близка к памяти человека, да и само понятие вычислительного процесса будет иным, чем он является в компьютере фон-неймановского принципа. Последние результаты развития технологии ИНС открывает широкие перспективы и для развития других информационных технологий, таких как эволюционное и имитационное моделирование даже на компьютерах нынешнего, пятого поколения.

6.3. ПРИМЕРЫ РЕАЛИЗАЦИИ И ПЕРСПЕКТИВЫ РАЗВИТИЯ ИНС.

Первые реализации ИНС были связаны с решением весьма частных, хотя и несомненно интересных и важных задач. При этом, как правило, для реализации той или иной модели или структуры выбиралась достаточно мощная (по объему памяти и быстродействию) вычислительная машина. С развитием элементной базы универсальных вычислителей появилась возможность создавать специализированные микропроцессоры, удовлетворяющие потребностям ученых, работающих в области нейротехнологий. Тогда то и стали появляться аппаратные реализации ИНС, в которых использовались и нейропроцессоры, и нейрокомпьютеры, и многие другие атрибуты этого научно-технологического направления. Но главные успехи ИНС по-прежнему связаны с достижениями физиологии и биологии, с разгадкой тайны механизма мышления человека, системного представления о механизмах высшей нервной деятельности.

Большинство современных ИНС создаются на базе персональных ЭВМ, имеющих достаточно высокие характеристики, с добавлением специальной нейропроцессорной платы. Обычно о таких разработках приходится узнавать после нескольких лет их эксплуатации для

проведения поисковых или специальных исследований. Наиболее преуспели в таких разработках известные фирмы, давно и целенаправленно работающие совместно с крупными научными коллективами. Это, например, фирмы Hitachi, Micro Devices, Texas Instruments, Adaptie Solutions и другие. Но аппаратная реализация ИНС, особенно, если речь идет о применении доргостоящей аналоговой техники в качестве рецепторов в системах конкретного назначения, связана с большими материальными затратами. Видимо, поэтому на рынке программных продуктов часто встречаются программы, реализующие одну или несколько принципиально близких нейросетевых структур, готовых к практическому применению в нескольких областях деятельности. Широко известен комплекс программ компании CSS (California Scientific Software) под коммерческим названием BrainMaker. Он пользуется устойчивым спросом у фирм, занимающихся финансовой деятельностью (кредитные операции, залоговые аукционы, страховой бизнес и др.), поскольку хорошо зарекомендовал себя при решении задач моделирования рыночных ситуаций, задач принятия сложных оптимизационных решений, и задач стохастического моделирования. Стали пользоваться популярностью и «домашние» версии BrainMaker, реализуемые под управлением MS DOS и MS Windows. Фирма CSS выпустила более десятка приложений к базовому пакету своих программ, которые могут быть использованы в учебном процессе вуза. На рынке нейросетевых продуктов появились инструментальные пакеты, существенно облегчающие настройку различных конфигураций и схемных решений ИНС на решение задач их проектирования и разработки.

К таким продуктам можно отнести разработки фирм Ward System's Group и корпорации NeuroDimension. Первая выпустила программно реализованную ИНС NeuroShell, пользующуюся большой популярностью у производителей и распространителей продукции нефтехимического производства. Программы управления качеством, созданные на основе динамических моделей с применением NeuroShell, по свидетельству ежегодного бюллетеня Shell Petroleum, способствовали увеличению экспорта нефтепродуктов высоких фракций в 2003 году не менее, чем на 1,8%. В последние годы стал весьма популярен объектно-ориентированный пакет программных оболочек NeuroSolutions (разработка NeuroDimension Inc.), предназначенный для моделирования ИНС практически любого из известных принципиальных решений. Этот пакет позволяет пользователю работать с ним в режиме настраиваемого диалога. Развитый инструментарий пакета позволяет получать в процессе моделирования ИНС- структуры нужную информацию о ходе обучения сети и состоянии отдельных ее модулей. Одним из главных достоинств пакета является возможность исследования и управления динамическими процессами.

Нейросетевые технологии открывают хорошие возможности для создания ИИС **гибридного типа**. Часто случается так, что при создании ИИС, например, экспертного типа приходится разрабатывать довольно сложные пограммные комплексы диагностики состояния некой системы. При этом задача диагностики не обеспечена надежными правилами принятия решений (диагнозов), но есть достаточно представительная статистика, позволяющая строить выводы на основе ассоциативного анализа этой статистики. В таких случаях ИНС может быть эффективным инструментом распознания и классификации состояний данной системы. Вообще, если речь идет о создании ИИС, с помощью которой придется решать задачи, требующие логического вывода и индуктивных методов, моделирующих человеческую интуицию, то логический вывод может быть выполнен с помощью экспертной системы, а интуитивные выводы могут моделироваться с помощью ИНС.

Что касается задач, для решения которых уже на современном уровне своего развития могут успешно применяться ИНС, то к ним относятся:

- задачи, для решения которых не существует алгоритма, который может быть описан на формальном или естественном языке и понят исполнителем, но есть богатая примерами удачного их решения статистика;

- задачи, исходная информация к которым (постановка, критерий правильности решения и пр.) характеризуются большой размерностью, противоречивостью и неопределенностью.

Теория и реальная практика ИНС создают хорошие перспективы для решения задач имитационного моделирования, задач анализа динамических процессов и временных рядов путем аппроксимации нелинейных зависимостей, задач диагностики, задач управления различными системами и объектами.

Если говорить о сегодняшних возможностях ИНС в решении таких задач, то следует отметить некоторые ограничения и проблемные обстоятельства, которые необходимо при этом учитывать.

Во-первых, эффект применения ИНС сильно зависит от представительности и достоверности статистических данных, на которых будет обучена система. Проблема обучающей выборки многоаспектна и для ее правильного решения необходимо провести серьезный анализ характера задачи и природы информации, на которой основана (формулируется) задача. Иногда требование высокой точности и достоверности примеров, на которых будет обучаться система, может привести к неустойчивости результатов ее работы.

Во-вторых, серьезным моментом при обучении ИНС является выбор метода, исключающего возможность «пропуска» глобального минимума ошибки или возможность зацикливания при попытке выйти из точки локального минимума. Для решения такого рода проблем необходимо изучить природу данных, на которых предстоит обучать систему, и в каждой из подобных ситуаций постараться ввести в целевую функцию некий параметр, реакция системы на который позволит покинуть «локальную яму» и обрести возможность получить оптимальное решение.

В-третьих, одним из недостатков ИНС, как уже отмечалось, является их **непрозрачность** – из обученной сети нельзя «изъять алгоритм ее работы». В 1995 году была впервые сформулирована идея создания логически прозрачной ИНС, в соответствии с которой можно получать словесные описания алгоритма получения результата (22). Идея состоит в том, чтобы реализовать в структуре ИНС некую схему «контрастирования», назначение которой – свести число малоинформативных связей между нейронами слоев к оптимальному, обеспечивающему компромисс между надежностью распознания образа и временем завершения процесса. Наиболее важным следствием такой процедуры является **возможность определить и передать следующему слою только информативные сигналы**. Более того, оказалось, что последовательности изменения этих сигналов можно интерпретировать как сходящийся к решению алгоритм работы сети и описать его на языке логики предикатов.

Такое упрощение ИНС приведет к увеличению остроты восприятия ею входного образа. Его можно осуществить последовательным исключением из слоев тех нейронов, синапсы которых на данной обучающей выборке были наименее чувствительны. Если на каком-то шаге такого упрощения «обучаемость» сети начинает ухудшаться, то делался возврат нейрона, «отключенного» последним.

В результате применения процедуры контрастирования сети достигается целый ряд полезных результатов:

- упрощается структура сети;
- уменьшается число входных сигналов (за счет исключения рецепторов, дающих слабые сигналы при переходе от слоя к слою);
- вектор выходных сигналов сети сводится к более компактному набору, отображающему наиболее существенные признаки распознаваемого объекта;
- появляется возможность получать объяснения результатов работы сети, что можно считать

возможностью получать явные знания из данных.

Пользователю ИИС любого типа всегда желательно знать, **как было получено решение и почему оно является именно таким?** Получение такой информации, по мнению авторов одной интересной работы (Горбань А.Н., Миркес Е.А. «Логически прозрачные нейронные сети для получения знаний из данных». Красноярск.: ВЦ СО РАН, 1997. -12с. Рукопись, деп. ВИНИТИ 17.07.97 г. № 2434-В97) возможно, если использовать ИНС в качестве имитационной модели гибридной ИИС, другой компонентой которой является экспертной системой.

В такой гибридной системе обученная ИНС рассматривается как информационная модель объекта или процесса, описываемого набором эмпирических данных. Следовательно, ее можно использовать в качестве имитатора данного объекта или процесса. Путем несложных выкладок может быть получена рекуррентная формула для вычисления частных производных целевой функции объекта по каждому из ее параметров и для каждого слоя сети, начиная с последнего.

Значения частных производных могут быть интерпретированы как характеристики влияния входных параметров на значения целевой функции объекта для каждой точки перехода от слоя к слою. На основе полученных значений частных производных могут быть определены важные и информативные:

- среднее значение частной производной по всем слоям (его можно интерпретировать, как среднее влияние соответствующего параметра на результат);
- минимальное значение частной производной и ее максимальное значение (они могут служить свидетельством линейной зависимости влияния входных параметров на выходные – чем больше разность этих величин, тем более монотонной будет эта зависимость);
- информация о величине частной производной ИНС-имитации по каждому параметру может служить материалом для анализа «качества» имитационной модели;
- значения производных могут быть использованы для поиска экстремума целевой функции градиентным методом.

В стохастических имитационных моделях для адекватного отображения реальности необходима качественная аппроксимация динамических процессов и временных рядов. Традиционные методы статистики в этом отношении уступают нейросетевому моделированию.

Завершая тему, можно придти к выводу о том, что по аналогии с человеческой психикой можно считать, что ИНС в системах обработки информации соответствуют **низшему уровню** осмысления реакций, на котором требуется быстрый ответ на много раз повторявшуюся, стандартную ситуацию. Если ситуация не стандартная и система не знает ответа или сомневается, то необходимо передать выработку ответа компоненте **более высокого - логического - уровня интеллекта**. Такому уровню в гибридной ИИС может и должна соответствовать интеллектуальная компонента – эксперт или логически «мыслящая» и обладающая знаниями эксперта компьютерная модель. Чем ближе такая компонента гибридной ИИС соответствует интеллекту человека, тем более оправдано ее создание.

ВОПРОСЫ ДЛЯ ПРОВЕРКИ УСВОЕНИЯ ТЕМЫ

1. Какие направления исследований в области «искусственного интеллекта» получили развитие с совершенствованием возможностей искусственных нейронныхс сетей (ИНС)?
2. Как современная теория ИНС трактует понятие «образ»? Раскройте ваше понимание этого понятия применительно к задаче классификации..
3. Дайте обобщенную характеристику задач, которые могут решаться с помощью систем автоматического распознавания образов (САРО).
4. Как содержательно может трактоваться задача обучения САРО? Какие подходы к описанию объектов для обучения САРО вам известны?
5. Дайте характеристик геометрического подхода для обучения САРО. Что является ограничением к его применению?
6. В чем суть лингвистического подхода к обучению САРО?
7. Как формулируется гипотеза о компактности образов (ГКО)? Какие особенности предметной области или знаний о ней являются препятствием к применению ГКО?
8. Какова влияние реальности ГКО с возможностями самообучения САРО?
9. В чем заключается роль «учителя» для самообучающейся системы?
10. Какой метод обучения лежит в основе теории и практики создания ИИС, основанных на примерах? В чем исходные посылки этого метода?
11. Что такое перцептрон? Раскройте принцип его функционирования и опишите функции его слоев и их элементов. Чем определяется число элементов в его слоях?
12. Какой перцептрон называется элементарным и почему?
13. Раскройте смысл двух базовых теорем теории ИНС. В чем их практическое значение?
14. Какой перцентрон называется бесконечным и почему?
15. В чем суть биологической гипотезы, положенной в основу теории ИНС? Опишите функциональную схему искусственного нейрона назначение его элементов и информационные связи между ними. Что такое «синапс»?
16. Что такое функция активации нейрона? Какой информацией активируются нейроны внутреннего и выходного слоев перцептрона? Какие виды функций активации нейронов применяются в ИНС? Характеризуйте свойства этих функций.
17. Чем отличается многослойная ИНС от элементарного перцептрона?
18. Раскройте назначение разных слоев многослойной ИНС. Почему возникла потребность в многослойных сетях?
19. Опишите принцип функционирования многослойной ИНС. Какие два этапа характерны для ее работы?
20. Какие варианты обучения ИНС существуют и в чем принципиальная особенность каждого из них?
21. Раскройте сущность обучения многослойной ИНС на основе принципа обратного распространения сигнала ошибки. Каковы достоинства и недостатки этого принципа?
22. Что такое емкость ИНС? Чем определяется этот параметр?
23. Какой параметр ИНС определяет ее способность распознавать не один, а несколько образов?
24. На основе каких представлений о системе самоорганизации нервной системы человека основан алгоритмы самообучения ИНС? Перечислите известные вам алгоритмы самообучения ИНС.

25. На какой гипотезе основано правило Хэбба и в чем его суть? В каких вариантах это правило реализуется на практике?
26. Опишите обобщенный алгоритм самообучения на основе правила Хэбба.
27. На чем основано самообучение ИНС по алгоритму Кохонена? Какие модификации этого алгоритма применяются и в чем их особенность?
28. Назовите основные структуры ИНС, сочетающие оба способа обучения (с учителем и самообучение).
29. Опишите особенности структуры сети Хопфилда и обобщенный алгоритм ее функционирования. Каковы ее достоинства и недостатки?
30. В чем идея и особенность структуры сети Хэмминга? Опишите структуру и обобщенный алгоритм ее работы.
31. Какими двумя признаками определяются современные конструктивные схемы ИПС?
32. Чем обусловлены перспективы совершенствования интеллектуальных возможностей ИНС?
33. Назовите признаки интеллектуальных задач, решение которых доступно современным ИНС? Какие обстоятельства ограничивают их применение для решения более широкого класса задач?
34. Поясните смысл понятия «контрастность» нейресети. Какие свойства и функциональные возможности ИНС могут быть улучшены введением процедуры «контрастирования»?
35. Каковы возможности применения ИНС в качестве имитационных моделей гибридных ИИС?

ТЕМА 7. ПЕРСПЕТИВЫ РАЗВИТИЯ ИИС, СВЯЗАННЫЕ С НОВЫМИ ИНФОРМАЦИОННЫМИ ТЕХНОЛОГИЯМИ

7.1. ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА СОВРЕМЕННОГО УРОВНЯ РАЗВИТИЯ ИИС.

История развития ИИС определяется периодом времени, не превыщающим 80 лет. Что же сделано мировой цивилизацией за это время в области создания и практического применения систем, моделирующих различные проявления такого сложного феномена природы, как человеческий интеллект? Если отвечать на этот вопрос, сравнивая реальное состояние дел с фантастическими ожиданиями, высказываемыми писателями-фантастами даже умеренного толка, то придется признать, что эти ожидания не сбылись. Но если принять во внимание **средство**, с помощью которого было сделано за это время все, что относится к понятию «система искусственного интеллекта», то достижения современной науки не могут не впечатлять.

Речь, конечно, идет о компьютере фон-неймановской архитектуры – дискретном автомате, реализующем вычислительные и логические алгоритмы различной степени сложности. Один из основателей компьютерной науки, Алан Тьюринг, в своей книге «Компьютерное оборудование и интеллект» (Computer machinery and intelligence), вышедшей в средине прошлого века, утверждал, что компьютерные программы в 2000 году смогут надежно пройти так называемый «тест Тьюринга». Это, по его мнению, означало, что **не менее** семидесяти процентов людей, общающихся с программой, не смогут догадаться о неживой природе своего собеседника, а программа, прошедшая такой тест, может считаться интеллектуальной.

Тест проходил с 8 по 14 марта 2000 года на Web-сайте BBC on-line, посетителем которого мог быть любой желающий. Посетителю сайта предлагалось пообщаться в течение четырех минут с собеседником, которым случайно могла оказаться и компьютерная программа, и подготовленный для теста человек, и решить, общался он с человеком или с компьютером. Прогнозы и ожидания Тьюринга (а он не слыл фантастом) были весомо опровергнуты.

Мы привели этот исторический факт, чтобы еще раз (см. раздел 4.5) напомнить о том, что многие ученые считают компьютер фон Неймана – одно из великих творений нашей цивилизации - средством, **принципиально не пригодным для создания интеллектуальных систем.** Это мнение основано на том, что, являясь устройством, «понимающим» только контекстно-независимый язык, современный компьютер не может преодолеть барьер «невычислимости». Об этом свидетельствуют исследования и работы, в которых утверждается, что модели интеллектуальных систем будущего должны получить свою собственную «информационную машину», работающую в непрерывном режиме усвоения изменяющейся по форме и содержанию информации. Только с таким средством можно создавать модели, адекватные реальным, то есть динамически настраивающимся, интеллектуальным системам.

В нашей стране такую позицию уже с начала 80-х годов прошлого столетия высказывали известные ученые в области информатики, автоматического управления, математической и структурной лингвистики. Своими работами некоторые из них (2,16,17,18 и др.) показывают, что автоматическое решение интеллектуальных задач, не поддающихся формализации, возможно только **на основе контекстного и ситуационного анализа информации**. В те же годы были созданы достаточные предпосылки к становлению предмета информатики и ее перехода к созданию и исследованию баз знания. Но мечты ученых об «информационном компьютере» пока остаются мечтами.

Что же касается программно-аппаратных комплексов, называемых сегодня интеллектуальными информационными системами, то их со всем основанием следует считать выдающимися результатами творчества ученых и инженеров современности, полученными с помощью средства, принципиально не соответствующего уровню проблемы.

Наиболее успешными из этих результатов представляются достижения в области теории и практики **искусственных нейронных сетей** (ИНС). Базами знаний интеллектуальных информационных систем (ИИС), основанных на НС-технологиях, являются наборы примеров успешного решения неформализуемых или не имеющих адекватного формализованного представления задач. Оказалось, что с помощью НС-технологий такие задачи могут успешно решаться на основе аналогии с этими примерами. Совершенствование структур ИНС, алгоритмов их обучения и элементной базы позволило расширить класс задач, доступных их «интеллекту».

Преимущество НС-технологий в области создания систем искусственного интеллекта объясняется благоприятным сочетанием двух факторов:

- в основе конструкций ИНС лежит модель клетки нервной системы человека, построенная на современных знаниях о строении мозга, механизме ассоциативного мышления и процессах саморегуляции в нервной системе человека;

- информационно - физическая имитация взаимодействия нейронов в ИНС идет с применением нейропроцессоров и нейрокомпьютеров, адекватно реализующих алгоритмы ассоциативно-адресного поиска и обработки информации.

Важно отметить, что оба эти фактора, взаимодействуя, постоянно увеличивают свое положительное влияние на развитие ИНС.

В настоящее время в мире существует множество исследовательских центров, разрабатывающих нейронные сети (IBM, ATT, Texas Instruments, Nippon Electric, Fujitsu, Tomson и др.). Широко применяются коммерческие аппаратные и программные реализации нейронных сетей. В нефтехимической промышленности ИНС управляют процессом очистки нефти и даже поиском месторождений. Нейросети хорошо показали себя в системах

контроля качества промышленной и сельскохозяйственной продукции и в управлении сложными производственными процессами.

Одной из первых областей применения нейротехнологий была медицинская диагностика. Сейчас на рынке «готовых» систем диагностики, легко настраиваемых на конкретную задачу - более двух десятков диагностических систем для разных отраслей медицины.

Необычное применение нейронным сетям нашло Бюро расследований штата Северная Каролина в США. Сеть анализирует образцы кокаина и идентифицирует сходное происхождение различных образцов, что помогает вычислять связанных друг с другом поставщиков наркотиков.

Большое распространение получили НС-системы финансового планирования. Банки применяют нейронные сети для оценки риска при выдаче кредитов. Коммерческие фирмы оценивают своих клиентов при помощи нейросети (фирма Speigel Inc., благодаря системе от Neural-Ware Corp., сэкономила около $1 млн за счет увеличения своих продаж и сокращения затрат на бесперспективных клиентов). Компания Promised Land Tech. активно продвигает программу, осуществляющую анализ рынка инвестициий. Многие фирмы используют нейросистемы для оценки ситуации на рынке и оптимизации своей рыночной стратегии.

ИИС, основанные на нейротехнологиях, стабильно используются в финансовой сфере. Они определяют риски при выдаче кредитов, моделируют и предсказывают банкротства, анализируют перспективы вариантов размещения ценных бумаг. НС-системы установлены в штаб-квартирах всемирно известных финансовых гигантов - Chemical Bank, Citibank, JP Morgan. Широкий резонанс получил успех Североамериканской страховой компании (Бостон, США), вдвое увеличившей свой капитал после трех лет использования нейросети для распознания рискованных сделок и прогнозирования спроса на различные виды страховых услуг.

На НС-технологии реализована система распознавания печатного текста Optical Character Recognition (OCR), сочетающая программные продукты и специальные нейрочипы. Подобные системы применяется и для "чтения" чеков, и для автоматического перевода передаваемого по факсу текста.

Несмотря на то, что ИНС-технологиям объективно принадлежит первенство в процессе освоения искусственного интеллекта, **экспертные системы** в современном мире приобрели огромную популярность. Развивавшиеся вначале как советующие системы, они вскоре стали применяться практически в любых возможных предназначениях.

Причины популярности ЭС легко объяснимы. Люди издавна стремились использовать опыт и способности человека, могущего делать или знающего то, до чего не додумались другие. Поэтому сегодня вполне естественным является стремление решить задачу, для которой (даже при наличии мощного компьютера) нет алгоритма или функционала, с помощью эксперта, знания и опыт которого в данной проблемной области достаточно аргументированы. Приведем примеры первых крупных экспертных систем.

MICIN - экспертная система, созданная для решения задач медицинской диагностики. Эта система разработана группой ученых Стэнфордского университета - специалистов по инфекционным заболеваниям. С ее помощью, на основе представленных симптомов заболевания и лабораторных исследований ставится диагноз болезни и вырабатываются рекомендации курса медикаментозного лечения. База данных знаний состоит более, чем из 500 правил.

PUFF - экспертная система диагностики функций дыхания. Данная система создана с использованием программной оболочки ЭС MICIN, а база знаний содержит сведения из области пульмонологии.

DENDRAL - экспертная система для распознавания химических структур по данным инфракрасной, магнитно и ядерно-резонансной и масс-спектрометрии.

PROSPECTOR - экспертная система, созданная для идентификации коммерчески оправданных месторождений полезных ископаемых.

Для иллюстрации многообразия в применении ЭС интересен опыт бразильской полиции, совместившей в одной ЭС и систему слежения за порядком на дорогах, и систему юридической оценки замеченных нарушений с вынесением вердикта и его объяснением.

Американская компьютерная компания DEC (ныне принадлежащая Compaq) ежегодно экономит порядка $70 млн с помощью экспертной системы XCON/XSEL, которая по заказу покупателя поставляет конфигурацию вычислительной системы VAX. Количество ошибок при этом снизилось с 30% до 1%.

Для иллюстрации многообразия в применении ЭС интересен опыт бразильской полиции, совместившей в одной ЭС и систему слежения за порядком на дорогах, и систему юридической оценки замеченных нарушений с вынесением вердикта и его объяснением. Комплекс представляет собой сочетание системы контроля за ситуациями на автодорогах с программно реализованной ЭС, задача которой – юридически оценить зафиксированную ситуацию и определить порядок ее оформления: направление в суд или вынесение решения на месте. Источником данных для такого решения является полицейский, работающий не месте аварии. Его компьютер является рабочей станцией телекоммуникационной сети системы контроля. База знаний системы содержит все необходимые данные для юридической квалификации роли каждого участника дорожного происшествия на основе информации полицейского. Эта ЕС пользуется большой популярностью у водителей и полицейских.

Современные технологии создания ЭС все больше связаны с тенденцией аккумулировать опыт и знания экспертов. Базы таких знаний создаются на основе их поиска в различных источниках (включая Интернет), обработки методами инженерии знаний (когнитологии) и постоянной актуализации (обновления). Такие базы знаний в большинстве случаев оказываются весьма эффективными, но они не исключают и возможности непосредственного участия эксперта в решении задач.

До сих пор, рассматривая состояние развития интеллектуальных информационных систем, мы незаслуженно мало внимания уделили **современным достижениям робототехники**. Причина в том, что достигнутые в этой области результаты носят пока выраженный частный характер. Безусловно, привлекает перспектива использования робота в качестве персональной ИИС и помощника в выполнении определенных работ или манипуляций, иными словами – иметь «в одном флаконе» и усилитель мощности и усилитель интеллекта (см. Введение). Особенно, если робот сможет общаться с «хозяином» на естественном для того языке, будет обладать объемом актуальных знаний в определенной предметной области и сможет решать задачи конкретной проблематики. Но для этого необходимо снабдить робота всем комплексом чувствительных рецепторов, высокоточными устройствами приема, распознавания и воспроизведения звуковой, видео и других видов информации, и …информационным компьютером, способным исполнять программы, недоступные «пониманию» вычислителя фон Неймана.

Действительно, состояние достижений робототехники таково, что большинство создаваемых конструкций предназначаются для выполнения какого-либо ограниченного набора действий, которые человек может поручить роботу. На выставках часто демонстрируются автоматы разной специализации: роботы – переводчики, роботы – швейцары и пр. Но спектр интеллектуальности таких автоматов - крайне узок.

Одним из последних достижений современной робототехники является разработка автоматов, реализующих многозадачные поведенческие алгоритмы, якобы подчиненные одной цели. Приведем один, весьма типичный, пример. Компания iRobot Corporation объявила о создании первого многофункционального домашнего робота, получившего название Robot-LE. Он представляет собой самопередвигающийся аппарат, снабженный компьютером, видеокамерой и датчиками-сенсорами. Управляется через Internet. Основное назначение – сообщать находящемуся вне дома хозяину о текущем состоянии дома и оставленных в нем под опекой робота объектов. Даже если допустить, что все частные

задачи, которые может решать такой автомат, имеют дискретно настраиваемые приоритеты в рамках некой главной цели, то даже при высочайшем быстродействии управляющего компьютера, этот робот пока не может адекватно реагировать на реальную динамику внешних условий или команд «хозяина».

В начале 90-х годов прошлого века специалисты в области робототехники обещали к 2050 году создание робота, «интеллект» которого будет приближаться к интеллекту человека. Что позволило сделать такое заявление? По-видимому, - темпы развития компьютерной индустрии, да просвещенное мнение ряда специалистов, утверждавших что для эмуляции механизма действия человеческого мозга необходимо достичь скорости передачи информации между нейронами в 100 млн операций в секунду. Сейчас этот показатель уже приближается к миллиарду, но роботы (вернее, программы, по которым они работают) остаются на том же уровне интеллекта. Видимо, дело не только в быстродействии процессора. Причина, как и прежде, заключается в том, что эти процессоры – устройства, реализующие дискретный вычислительный процесс. И работают они в составе структуры, представляющей собой все тот же современный компьютер.

Главной задачей компьютерной лингвистики (в аспекте общей проблемы создания адекватных моделей интеллектуальных возможностей человека) является разработка алгоритмов и программ, обеспечивающих общение человека с автоматом на естественных языках или опосредованного автоматом общения разноязычных людей друг с другом.

Состояние теоретических и практических достижений в области моделирования интеллекта человека существенно зависит от того, насколько успешно решается одна из ключевых проблем современности. Такой проблемой, в конечном счете, является разгадка тайны мышления. Исследования философов, психологов и лингвистов свидетельствуют о том, что окончательное раскрытие этой тайны не лежит на поверхности - она связывает многие известные и, наверняка, еще неизвестные свойства самого загадочного существа на свете – человека.

Серьезным шагом к разгадке феномена интеллекта человека является **установление характера и механизма связи языка (естественной осмысленной и модулируемой эмоциями речи) с мышлением**. Многие фантасты и даже представители фундаментальных наук, мечтая о будущем, давно предсказывали свободно говорящий с человеком компьютер, или свободное общение с «пришельцами». Это не случайно. Они интуитивно понимали, что мысль, которую человек намеревается высказать, его собеседник может до конца понять только в том случае, если будет в состоянии некоего душевного «резонанса» с визави. Даже, если для обоих этот язык родной. Что касается естественно-языкового общения человека с машиной или опосредованного машиной общения двух разноязычных людей, то семантически безупречный результат при таком общении может быть достигнут только на основе разгадки упомянутой выше связи языка и мышления. То есть, - на основе создания искусственной копии (модели) человеческого интеллекта, полностью воспроизводящей возможности и свойства оригинала.

Так называемые «одноязычные» естественно-языковые системы являются одним из направлений разработок в сфере искусственного интеллекта. Это направление представлено несколькими категориями систем различного назначения. К их числу относятся, например, системы, обеспечивающие естественно-языковый интерфейс к базам данных Internet. Программы таких систем должны преобразовать естественно-язычный вопрос пользователя в «прямые» SQL-запросы к базе данных и дать ответ на естественном языке. Примером такой системы является продукт корпорации Symantec - Q&A. Однако для продвижения этого и подобных ему продуктов есть несколько серьезных препятствий: крайне низкое качество передачи смысла и смысловых оттенков вопроса, большое число посреднических преобразований, высокая трудоемкость разработки. Сюда же следует добавить и проблему с интеграции таких систем с базами данных, в которые они «обращаются» за информацией.

Другим видом таких продуктов, настойчиво рекламируемым на рынке, являются системы поиска и «содержательного» сканирования текстов (Natural Language Text Retrieval and Contents Scanning Systems). Эти системы призваны осуществлять поиск, фильтрацию и сканирование текстовой информации по речевым (голосом) запросам пользователя. Эти разработки хоть и находятся на подъеме, все же страдают серьезными недостатками в передаче смысла вопроса. Тем не менее, они создают возможность пусть ограниченного, но довольно простого и удобного одноязычного поиска информации в Глобальной сети.

Следующую категорию программ этого же назначения составляют масштабируемые средства (Large-Vocabulary Talkwriter), которые распознают голосовую информацию и преобразуют ее в последовательность символов, хранящуюся в компьютере. Похожими на эти информационные системы являются средства голосового ввода, управления и сбора данных (Voice Input and Control Products and Data Collection Systems). Только последние созданы для ввода голосовых команд, **специально предназначенных** для управления работой какой-либо системы. Словарь Large-Vocabulary Talkwriter, например, содержит примерно в 50 раз больше слов, чем то количество, которого достаточно, по мнению создателей, для управления системой.

Что касается систем автоматического перевода текстов и речи с одного языка на другие, то в этой области достижения компьютерной лингвистики и информатики пока не вышли за пределы просто заметных результатов. Тем более странно видеть на рынке программных продуктов обилие всевозможных разговорников и других программ под экзотическими названиями, рекламирующими их «интеллект» и «эрудицию». Наиболее известны на российском рынке предложения программной продукции систем ПРОМПТ, СОКРАТ, СТИЛОС. К сожалению, все эти предложения являются попыткой поставщиков выдать желаемое за действительное.

В конце 90-х годов прошлого столетия московский компьютерный журнал «Подводная лодка» провел сравнительные испытания нескольких программных продуктов, отнесенных к категории систем автоматического перевода. Испытания показали подавляющее преимущество системы RETRANS, основанной на идеях и алгоритмах проф. Г.Г.Белоногова и разработанной под его руководством. Перспективные направления исследований и разработок, изложенные в (2), Г.Г.Белоногов любезно разрешил использовать в данном учебном пособии (параграф 7.5.5).

Из приведенной обобщенной характеристики уровня развития ИИС можно сделать следующий вывод. Современные программно-аппаратные комплексы, моделирующие интеллектуальные возможности человека, являются результатами развития технологии представления, сбора, накопления, обработки (анализа и синтеза) и передачи информации (данных и знаний). Но каждый такой результат есть совокупность алгоритмов, реализуемых на дискретном вычислительном автомате, способном обрабатывать информацию, поступающую на его вход только в контекстно-независимой форме представления.

7.2. ПОНЯТИЕ ИНФОРМАЦИОННОЙ ТЕХНОЛОГИИ. РОЛЬ ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ В СОЗДАНИИ ИИС.

Слово «технология» в русском языке заимствовано из греческого языка, где «téchnë» - означает искусство, мастерство, умение. В различных энциклопедических словарях оно трактуется как **совокупность методов обработки исходных материалов, осуществляемая в процессе производства новой продукции**. При этом задача технологии определяется как выявление сущностных закономерностей в исходных материалах с целью создания на их основе более эффективных способов производства продукции. Технология всегда предполагает применение определенных инструментов (уже известных или новых, которые предстоит разработать) для ее реализации. Побудительным мотивом для разработки новых технологий всегда были либо потребность в создании нового продукта, либо неудовлетворенность современным способом (исходными материалами, методом и инструментом) производства существующего продукта.

Важную роль в создании ИИС и развитии их возможностей играют достижения в области систем связи и телекоммуникации, достижения в области компьютерной техники, достижения е области физики, химии, материаловедении и высоких (иногда обозначаемых приставкой «нано-») технологий. Но особое значение для совершенствования ИИС имеют достижения в области биологии и физиологии высшей нервной и мыслительной деятельности человека. Именно с ними связаны главные ожидания тайн мышления, сознания и подсознания.

Основными атрибутами любой информационных технологий являются:

- исходные материалы;
- методическая сущность или цель (задача) создания технологии;
- инструмент;
- объектная среда (область внедрения).

В перспективной информационной технологии **исходным материалом** могут являться:

- современные знания о сущностях предметной области и отношениях между ними;
- современные средства описания и манипулирования данными и знаниями (языки описания данных и знаний и языки программирования) и современные модели представления знаний;
- новые знания о сущностях предметной области и отношениях между ними;
- новые средства описания и манипулирования данными и знаниями (языки описания данных и знаний и языки программирования).

Методической сущностью любой перспективной информационной технологии всегда является:

- разработка новых или повышение эффективности современных алгоритмов и методов, которые могут быть применены на разных стадиях обработки к любым из перечисленных выше исходных материалов с целью решения определенного класса интеллектуальных задач.

Основным инструментом обработки исходной информации (данных и знаний), то есть средством реализации (исполнителем) разработанных алгоритмов и методов является вычислительная машина фон Неймановской архитектуры.

Инструментами сбора и передачи данных и информации являются всевозможные аппаратные и программные средства и системы связи и телекоммуникации, организованные в глобальные, континентальные, региональные, ведомственные и локальные сетевые структуры.

Важным атрибутом любой информационной технологии является понятие объектной среды.

Объектной средой, внутри которой создаются и развиваются информационные технологии (или областью их приложения), являются функциональные компоненты ИИС и осуществляемые этими компонентами функции:

- непосредственный (прямой) сбор данных и знаний из открытых источников информации (средства массовой информации, библиотеки, базы данных и базы знаний общего назначения);

- добывание данных и знаний посредством анализа информационного потенциала специальных и персонифицированных источников данных и знаний (специальные базы данных и знаний, эксперты, научно-технические коллективы);

- концептуальный анализ данных и знаний, их структурирование и систематизация, выбор или разработка языка представления (описания) знаний, создание и оформление декларативной компоненты информационной модели предметной области;

- расширение проблемной области и процедурных возможностей ИИС (формулировка новых проблем и постановок составляющих их интеллектуальных задач, представленных в виде связанных в рамках каждой проблемы структур, разработка новых и совершенствование известных алгоритмов и методов решения интеллектуальных задач) в том числе - на основе исследования целесообразного поведения живых организмов и систем;

- расширение возможностей ИИС на основе современных сетевых технологий (создание систем распределенного искусственного интеллекта);

- разработка средств общения пользователя с системой на естественных языках с возможностью представления входной и выходной информации в различных формах (видео- и аудиоряд, анимация, трехмерная графика и пр.), а также включение в состав ИИС средств автоматического перевода текстов и речи с одного естественного языка на другой.

Рассмотрим возможности некоторых информационных технологий, перспективных в аспекте совершенствования ИИС и применяемых в перечисленных объектных средах на разных стадиях создания этих систем.

7.3. ТЕХНОЛОГИИ ИНЖНЕРИИ ЗНАНИЙ

Технологии инженерии знаний, получившей название «когнитология», широко применяются в ИИС экспертного типа.

С развитием методов извлечения знаний из данных все большее внимание аналитиков ИИС экспертного типа стало привлекать внедрение методов, позволяющих избежать ошибок, связанных с поверхностным подходом к проблеме. Эти ошибки в большинстве случаев свойственны когнитологам, работа которых с приглашенным экспертом ограничивается получением первых же сведений, формального характера.

Современная когнитология предполагает широкое применение **методов психосемантики** - научной дисциплины, возникшей на стыке психолингвистики, психологии восприятия, методики исследования индивидуального сознания и собственных методов. Психосемантика исследует структуры сознания через моделирование индивидуальной системы знаний и выявление неосознанных структур сознания (латентных, скрытых или имплицитных знаний). Рассмотрим некоторые из этих методов.

Основной метод психосемантики – **реконструкция семантических пространств** (РСП). В отличие от лингвистических методов, направленных на анализ текстов, отчужденных от эксперта – источника знаний, методы РСП обращены непосредственно к нему. Большинство из этих методов основаны на процедуре субъективного шкалирования (измерения или оценивания по порядковым шкалам). Эксперту предлагается оценить «сходство»каких либо элементов знаний с помощью какой-либо из порядковых шкал (например, в диапазоне значений 0-9 или в другом диапазоне чисел). В результате когнитолог получает числовые оценки, поддающиеся статистической обработке одним из следующих методов: методом факторного анализа, методом метафор, методом кластерного анализа, методом репертуарных решеток или методом многомерных шкал. Результаты обработки позволят сгруппировать признаки отдельных единиц знаний в признаки более емких категорий знаний, то есть – построить концепты единиц знаний более высокого уровня абстракции.

Скрытые, подчас - необъяснимые знания эксперта (как, впрочем, и любого человека) определяют свойства его интуиции. В когнитологии был разработан подход к выявлению именно таких интуитивных знаний, которые в каждой конкретной ситуации могут проявляться не только в различной степени, но и иметь разное значение в смысле полезности. Особенность имплицитных, скрытых, знаний в том, что они глубоко субъективны. Эта особенность привела к необходимости разделять в моделях представления знаний объективные знания от субъективных. Более того, вскоре стало ясно, что дискретные модели, используемые для представления объективных знаний, не пригодны для представления динамичных субъективных знаний. Эти обстоятельства послужили основой для становления новой системы познания, соединяющей субъективные динамичные системы

познания. Такая система не может быть формально выражена в явном виде, но зато наиболее полно проявляется на множестве примеров.

Алгоритм построения семантического пространства такой системы познания состоит из следующих процедур:

- выбирается метод оценки семантического сходства признаков объекта, знания о котором хотим получить, и составляется матрица сходства оценок признаков для каждой пары экспертов;
- создается структура семантического пространства на основе математико-статистической обработки полученной матрицы сходства (при этом снижается размерность пространства признаков объекта);
- выделяются группы признаков объекта, объединяемые каждым экспертом в признаки более высокого уровня абстракции.

Например, некий объект, знания о котором мы хотим получить от экспертов, может быть оценен (m) различными значениями **экономических (стоимостных)** признаков и (n) различными значениями **функциональных** признаков объекта. Экспертам предлагается определить сочетания стоимостных и функциональных показателей, отвечающих понятию **качества** объекта, например, по пятибалльной шкале.

На основе психосемантической модели можно осуществлять некое подобие контроля или верификации структуры знаний дотоле неизвестного источника, сравнивая его семантическое пространство с семантическим пространством опытного эксперта, чьи знания многократно подтверждались практикой. Степень согласованности семантических пространств эксперта и «новичка» может служить оценкой качества знаний последнего. Рассмотрим сущность некоторых методов оценки сходства различных структур (систем) знаний при их попарном сравнении.

Метод многомерного шкалирования – это математический инструмент для оценки степени сходства попарно сравниваемых структур знаний нескольких экспертов с целью их отображения в виде точек (или областей) некоторого пространства скрытых свойств объекта, отображаемых в сравниваемых структурах знаний.

С помощью многомерного шкалирования решаются три типа задач сравнения систем знаний:

- поиск и интерпретация «скрытых» признаков или величин, объясняющих принятую для сравнения систем знаний структуру попарных «расстояний» между ними в выбранном пространстве свойств этих систем знаний;
- распознание (верификацию) или установление «силы» геометрической конфигурации систем знаний в пространстве координат скрытых свойств объекта;
- «сжатие» исходного пространства признаков объекта по критерию минимума потерь информативности этого пространства.

Методом многомерного шкалировании определяется та часть множества возможных сочетаний значений признаков объекта, в границах которой будут сосредоточены наиболее близкие по обобщенным категориям качества сочетания.

Метод метафор, в отличие от метода шкалирования, является косвенным методом выявления скрытых предпочтений, высказываемых на основе практического опыта. Метафора (от греческого – «перенесение») – это образное выражение, употребляемое в переносном смысле для определения сходства (или различия). Доказано, что метафора обладает свойствами:

- семантического фильтра при сравнении сходства – различия;
- скрывать несущественные для сравнения по определенной прагматической парадигме признаки объектов;
- объект сравнения выступает в метафоре не по своему прямому назначению, а как воплощение неких сравнительных категорий качества.

Например, при сравнении тягловых сил двух тракторов, метафора «слон и моська» может означать несравнимое превосходство одного из них.

Метод репертуарных решеток. Репертуарной решеткой (РР) называется матрица, заполняемая в процессе беседы когнитолога с экспертом. Метод РР применяется в психологии **для выявления личностных свойств опрашиваемого**, которые проявляются в системе высказываемых им словесных оценок чего-либо. Столбцы РР-матрицы соответствуют наименованиям понятий или реальных сущностей одной или разных ПО, которые могут быть схожи или различны по природе. Главное тут в том, чтобы набор понятий позволял выявить знания опрашиваемого в предметных областях, к которым относятся эти объекты или понятия, и, применяя к ним некие функционально-ролевые парадигмы, определил на основе своих знаний сходство или различие понятий в аспекте каждой из предложенных ему парадигм. Такие функционально-ролевые парадигмы разработчики метода РР назвали **конструктами**. Если говорить о применении метода РР в практике ИИС, то конструкты должны разрабатываться когнитологом или экспертом в соответствии с заранее сформулированной задачей. Например, **оценить универсальность знаний** опрашиваемого (респондента) в определенной предметной области или **глубину** его **знаний** в достаточно узкой проблемной области. Составление конструктов – сложная и ответственная задача. От того, насколько эффективно составлены конструкты и подобраны понятия или объекты, зависит информативность оценок сходства и различия, которые поставит респондент в элементах РР-матрицы, относящихся к рассматриваемым концептам. Что касается обработки этих оценок (для получения ответа на вопрос об универсальности или глубине знаний респондента), то для этого может быть применен любой из известных статистических методов (кластерный анализ, факторный анализ, корреляционный анализ) анализа РР-матрицы, элементами которой не всегда могут быть числа. В результате анализа такой матрицы получают числовые оценки «силы» смысловых связей между конструктами и оценки направленности этих связей. Если конструкты составлял сам респондент, то оценки силы связей между конструктами позволит судить о глубине его знаний, а разветвленность – об их универсальности.

Метод РР был впервые предложен психологом Дж.Келли в средине прошлого века и, естественно, не предназначался для применения в когнитологии. Но его специфичная информативность и развитая методология, позволяют применять его и в практике ИИС. Недостатком метода является сложность составления эффективного набора конструктов.

7.4. ТЕХНОЛОГИИ ИНФОРМАЦИОННОГО МОДЕЛРОВАНИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ.

В последнее десятилетие прошлого века новые импульсы к развитию получили технологии разработки информационной модели предметной области (ПО) – основы декларативной компоненты базы знаний ИИС.

Эти технологии отличаются новизной не только в отношении методов представления знаний, их структурирования и систематизации. Часть из них основаны на **новых концепциях построения моделей ПО**. Рассмотрим наиболее развитые из этих технологий.

Технология, основанная на концепции хранилища данных и управления знаниями, появилась в связи со стремлением создателей ИИС устранить разрозненность, разнотипность и противоречивость данных, аккумулируемых в базу знаний ИИС из внешних баз данных общей и специальной направленности. Такие базы знаний, как правило, характерны различиями терминологий, структур организации и языков описания данных.

Хранилище данных определяется в этой технологии, как ориентированная на конкретную предметную область и интерпретированная для нее интегрированная база данных. Она создается на основе унификации терминологии и структур всех аккумулированных в нее информационных массивов и систем (частных баз данных). Она не корректируется службой администрации хранилища в течение определенного периода времени (это время зависит от первоисточника тех или иных данных) и предназначается для поддержки принятия управленческих решений. Данные в таком хранилище строго разнесены по конкретным областям знаний, тем, где они впервые были сгенерированы. По замыслу авторов данной концепции, хранилище данных должно представлять собой такую среду накопления данных, которая во всех отношениях (языки описания и обработки данных, внутренние и телекоммуникационные форматы, методы доступа и пр.) оптимизирована для ответов на сложные аналитические запросы органа управления некой материальной системой. При создании хранилища данных (ХД) особое значение придается следующим процессам: извлечение данных из первоисточников, преобразование в удобную форму представления, анализ и сопоставление данных, поступающих из разных источников. Источники данных должны быть классифицированы по признакам территориальной принадлежности, административного подчинения, степени достоверности, частоте обновления, числу пользователей, степени конфиденциальности и типу системы управления данными (СУБД). Вся эта информация используется для составления словаря метаданных ХД. Словарь метаданных должен обеспечить корректную периодическую актуализацию ХД.

Инструментальные средства анализа и обработки данных ХД ориентированы на представление данных в виде элементарных триад . Для пользователя ИИС информация, содержащаяся в ХД, должна быть представлена на основании анализа его запроса. Это значит, что ХД должно семантически безупречно распознать смысл запроса, на каком языке он бы ни был составлен, и дать пользователю ответ на языке, ему понятном. При этом данные, взятые из ХД, должны быть соответствующим образом проанализированы и

интерпретированы в знания, в соответствии с запросом пользователя. Иначе говоря, должно быть обеспечено преобразование типа:

данные → информация → знания → решение.

Интеллектуальные средства извлечения знаний из ХД позволяют выявлять закономерности взаимосвязей между данными и вывести на основе этих закономерностей правила для принятия того или иного управленческого решения. Такие закономерности и правила могут использоваться как для выработки управленческих решений, так и для прогнозирования их последствий. Это возможно только при использовании методов анализа и синтеза, базирующихся на ассоциациях, последовательностях ассоциаций и правил, методах распознавания образов (классификациях), методах кластерного и факторного анализа и методах анализа временных рядов (прогнозирования).

Современной концепцией в развитии технологий разработки информационной модели ПО ИИС является **концепция систем управления знаниями**.

Системы управления знаниями (СУЗ) в зарубежной литературе получили название КМ-систем (Knowledge Management). Общие принципы создания таких систем были основаны на концепции систем управления базами данных (СУБД) с учетом необходимости структурирования данных при трансформации их в знания и с учетом новых технологий передачи данных и методов представления и обработки знаний.

В СУЗ широко используются:

- электронная почта;
- возможности глобальной системы Internet (браузеры и поисковые машины), региональных сетей, поддерживающих форматы и протоколы передачи данных глобальной системы;
- базы данных и хранилища данных общего и корпоративного характера;
- корпоративные сети и системы Internet;
- интеллектуальные информационные системы.

Первым этапом становления, предтечей СУЗ были хранилища данных. Управление знаниями в пределах одной фирмы, предприятия или отрасли предполагает централизованное создание и функционирование программно-аппаратных комплексов, автоматически реализующих процессы создания, распространения, анализа и синтеза знаний внутри данной структуры.

Разработка СУЗ включает следующие основные этапы:

- тотальный сбор и накопление данных и знаний, не связанное с их систематизацией;
- извлечение релевантных (имеющих отношение к проблематике фирмы или предприятия) знаний из любых источников открытого доступа;
- структурирование накопленных данных и знаний в соответствие с потребностями в решении различных классов интеллектуальных задач (характеристики классов и постановки задач);
- формализация знаний (описание их на языке представления знаний с учетом требований и особенностей программ их обработки);
- разработка средств и инструментов обслуживания баз знаний и системы управления знаниями (корректировка и актуализация данных и знаний).

Выбор инструментальной среды (системы программирования и языка программирования) для реализации СУЗ во многом определяется ее функцией: поиск знаний; коллективное решение задач анализа и (или) синтеза знаний; обучение или другая функция. Для СУЗ узкоспециального назначения могут быть применены инструментальные среды, обладающие специфическими функциями. К таким, например, относится система программирования SHOE. Она применяется для создания СУЗ, ориентированной на поиск в Internet-ресурсах, и обеспечивает аннотирование найденных документов, организацию их в

централизованную базу знаний и выполнение поисковых запросов в этой базе знаний. Инструментальная среда СУЗ должна обеспечивать две группы функций:

- создание и поддержка источников знаний;
- интеллектуальный доступ к источникам знаний.

Первая группа функций СУЗ должна включать: создание и поддержку онтологий, аннотирование источников знаний, подключение новых источников знаний, автоматическую рубрикацию и индексирование источников знаний.

Вторая группа функций СУЗ должна обеспечивать: реализацию поисковых запросов (в том числе – написанных на естественном языке), навигацию по базам данных и просмотр их, коммуникацию пользователей с системой и друг с другом, настраиваемые режимы разграничения доступа и защиты знаний от разрушения.

Системы управления знаниями, реализуемые как автоматизированные комплексы аппаратно-программных средств, предусматривают участие человека. В отличие от ИИС, например экспертного типа, автоматизированная система управления знаниями (АСУЗ) нацелена не на решение конкретного класса интеллектуальных задач, а на обеспечение максимально полезного оборота общего информационного капитала фирмы или предприятия.

Примером реализации технологии СУЗ является автоматизированная гипертекстовая система OMIS (Organisational Memory Information Systems). Как уже отмечалось, гипертекст – это способ представления традиционных текстовых документов в виде взаимосвязанной совокупности их фрагментов (рисунки, таблицы, диаграммы, сноски, примечания, указатели литературы и т.п.), в которой и фрагменты, и ассоциативные связи между ними отображаются с помощью ключевых слов, набор которых стандартен для базы знаний. Гипертекстовые системы работают (позволяют искать и систематизировать) не только с текстами, но и с мультимедиа-информацией.

Мультимедиа (ММ) – это интегрированная среда, позволяющая наряду с упрощенными формами отображения информации использовать объемный многотембровый звук, объемное многоцветное изображение, движущиеся изображения предметов, голограмму. Объединение элементов ММ на основе сети, узлами которой являются гипертексты (как технологическое понятие), называют гипермедиа (ГМ). Наиболее популярно применение гипермедиа в разнообразных системах обучения и в Internet.

При проектировании СУЗ следует учитывать обстоятельства, определяемые особенностью этих систем, как систем выраженного **коллективного и многоаспектного использования знаний:**

- необходимость интегрировать данные и знаний, получаемые из различных источников, на основе единой семантической интерпретации пространства знаний (совокупности предметных областей, определяющей информационные потребности фирмы);
- непрерывность (перманентный характер) процесса создания СУЗ, объективно определяемая постоянным появлением новых источников информации, релевантной потребностям фирмы.

В задачах концептуального анализа различных структур знаний той или иной ПО с конца 80-х годов прошлого столетия стал широко применяться **метод онтологий** (13).

Онтологией (с греческого языка это слово переводится как «наука о сущем») в современной информатике называется метод семантически точного и прагматически полного описания концептуальных знаний. Известно, что концептуальные знания являются основой построения системы абстракций, и, в связи с этим, чрезвычайно важны для создания качественной модели предметной области. Метод онтологий предполагает создание понятийных конструкций трех уровней в конкретной области знаний:

- онтология верхнего уровня (метапонятия);
- онтология предметной области;
- онтология проблемной области (структурированный перечень решаемых задач).

Онтология верхнего уровня отражает общие понятия, с помощью которых строится система понятий предметной области и структура задач проблемной области. Такими понятиями являются, например, - сущность, класс (образ), свойство, значение, наименование, тип данных, тип отношения, процесс, ситуация, событие и пр.

Онтология предметной области – это система понятий, используемых для описания свойств (признаков) сущностей предметной области. Эти свойства должны отражать те **отношения** между сущностями ПО, которые **обязательно будут использованы** при решении различных интеллектуальных задач и не зависят от метода решения этих задач. Онтологии этого уровня призваны как можно точнее и полнее раскрыть семантику будущей модели ПО.

С другой стороны онтология проблемной области – это система понятий, описывающих методы преобразования свойств сущностей ПО и методы синтеза новых сущностей в процессе решения той или иной интеллектуальной задачи. Например, для задачи обучения в качестве методов описываются алгоритмы дедуктивного (от общего к частному) вывода, алгоритмы индуктивного (от частного к общему) вывода и алгоритмы абдуктивного анализа (установления отношений между частными признаками сущностей). Онтология проблемной области позволяет с помощью понятий, свойств понятий и разных типов отношений между понятиями описывать методы решения конкретных задач и устанавливать последовательность применения этих методов. Более того, введение онтологий задач позволяет структурировать задачу, когда система автоматически расчленяет задачу на подзадачи, для каждой из которых выбирает метод решения. А для каждого метода определяются необходимые единицы предметных знаний.

Построенная на онтологиях система управления знаниями (СУЗ) оказывается способной не только решить конкретную интеллектуальную задачу (что свойственно ИИС), но и автоматически планировать, и генерировать процесс решения этой задачи. Правда, для этого необходимо снабдить ее развитым механизмом вывода, реализующим все перечисленные выше алгоритмы (наподобие тех, что применяются в ИИС, основанных на правилах).

Для реализации метода онтологий на современных компьютерах, необходимы развитые **средства формализации онтологических знаний**. Помимо уже известных языков представления знаний (в логических моделях, моделях продукций, фреймовых моделях и в семантических сетях) для формализации онтологий применяются специальные семантические конструкции:

- языки исчисления многоместных предикатов;
- HTML-подобные языки;
- XML- подобные языки.

Языки исчисления предикатов построены на декларируемой семантике и обеспечивают выражение произвольных логических высказываний. Эта их особенность позволяет эффективно описывать метазнания (знания о свойствах абстрактных понятий-концептов и об отношениях между такими понятиями). Допустимая при использовании этих языков степень свободы формулировок и выражений, их естественность, обеспечивают представление знаний в явном виде и создание новых конструкций (схем и моделей) представления знаний, не изменяя языка высказываний. Одним из таких языков, относящихся к семейству ЛИСП-языков, является язык KIF.

HTML и подобные ему языки применяются для разметки гипертекстов - конструкций, активно применяемых в Internet и других информационных сетях. Более 60% всех информационных ресурсов всемирной сети созданы с применением HTML и подобных ему языков. Для описания онтологий и для онтологического аннотирования текстов язык разметки гипертекстов HTML может быть дополнен специальными пометками – тегами. С помощью тегов можно выделять семантически значимые фрагменты текста, которые хорошо распознаются семантическими анализаторами большинства систем программирования, поскольку представляют собой стандартные для этих систем конструкции. Основное

назначение HTML-подобных языков - описывать онтологии и аннотировать нужные Web-страницы концептами онтологий, обеспечивая тем самым эффективную работу поисковых машин Internet.

XML и подобные ему языки – это языки с расширенными, по сравнению с HTML-подобными языками, возможностями разметки текстов. Преимущество этих языков заключается в том, что размеченные с их помощью документы могут быть эффективно найдены стандартными средствами браузера Internet без привлечения дополнительных средств поиска. Сам по себе, язык XML не обладает никакими возможностями для описания онтологий. Он не имеет и средств для описания отношений между концептами онтологии и служит только для представления схем поиска данных. Созданный с помощью этого языка документ представляет собой размеченное поисковыми связями дерево, пример которого приведен на рис.7.4.1.

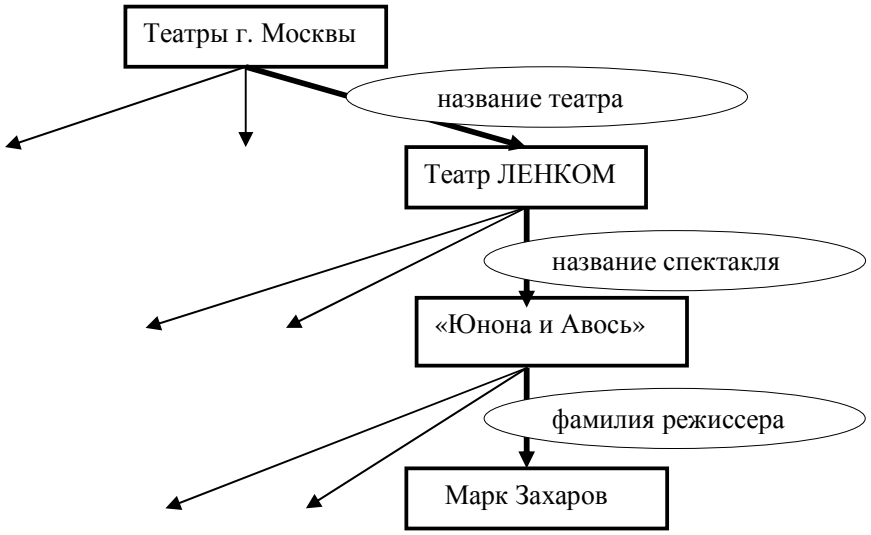


Рис.7.4.1. Пример схемы разметки документа на языке XML.

Инструментальными средствами большинства из рассмотренных технологических концепций являются **системы программирования и языки программирования**, поддерживаемые этими системами. С развитием систем программирования появилась и потребность в создании технологий разработки программного обеспечения ИИС, СУЗ и хранилищ данных и знаний. Наиболее известна современная технология, получившая распространение в проектах создания систем обработки знаний и названная Computer Aided Software Engineering (Проектирование компьютерных программ). Под аббревиатурой CASE-технология в настоящее время понимают две группы средств:

- технологический пакет инструментов программирования Case-Tool Kits;
- технологические линии Case-Work Benches.

Первая группа средств представляет собой собственно языки программирования, а вторая – рациональные последовательности применения средств программирования при разработке сложных программных продуктов, требующих разных форматов и типов данных, разных методов и принципов организации данных и процедур их обработки.

Средства этой технологии достаточно хорошо согласуются с основными тенденциями разработки программного обеспечения ИИС:

- разработка программного обеспечения систем представления знаний ведется путем прямого использования широкого класса языков обработки символьной информации в сочетании с языками программирования общего назначения;

- расширение базисных языков описания данных ИИС до уровня, отвечающего возможностям их применения в системах представления знаний за счет создания специализированных библиотек пакетов прикладных программ;

- создание специальных языков представления знаний (и трансляторов с них), обеспечивающих поддержку нетрадиционных формализмов, присущих ИИС экспертного типа, ИИС нейросетевого типа и ИИС гибридного типа.

До недавнего времени наиболее популярным языком программирования в проблематике ИИС был язык ЛИСП. К концу 80-х годов прошлого столетия он был адаптирован для всех классов существующих компьютеров. В настоящее время в США и странах западной Европы выпускаются ЛИСП-компьютеры, для которых это язык стал «естественным».Параллельно с ЛИСП разрабатывались и успешно применялись в конкретных приложениях такие языки обработки символьной информации, как СНОБОЛ, РЕФАЛ и др. Японский проект ЭВМ пятого поколения был ориентирован на базовый язык программирования ПРОЛОГ (Франция, Марсельский университет). С появлением и развитием фреймовых моделей представления знаний, в ИИС стали применяться языки KRL и FRL. Чуть позднее этих языков получил распространение (и по праву занял свое место в пакете Case-Tool Kits) язык представления знаний OPS.5 (Official Production Systems), характерный тем, что поддерживает при создании формально-логической модели представления знаний только одну схему решения – обратную стратегию вывода.

Определенным этапом в разработке и внедрении языков программирования стал конец прошлого века. С этого времени начинается определенный бум в создании программных сред (оболочек) поддержки различных архитектур ИИС: EXYS, GURU, ART, KEE, J2. Оболочка ART, например, оказалась удобной не только для программирования правил и процедур продукционных и формально-логических моделей представления знаний, но, как и оболочка KEE, - для представления декларативных знаний во фреймовых моделях. Оболочка J2 стала первой инструментальной средой поддержки программирования для ИИС, интегрируемых в уже существующие системы управления, функционирующие в реальном масштабе времени (динамические системы).

Технологическая линия Work Bench представляет собой интегрированные инструментальные системы программирования, технологически поддерживающие весь цикл «создание программы – сопровождение программы». Основными особенностями технологической линии Work Bench являются:

- выбранная пользователем (программистом) система программирования для разработки конкретного программного продукта технологически обеспечивается на протяжении всего жизненного цикла этого продукта;

- обеспечивается процедурная и информационная совместимость инструментов программирования на всех уровнях разработки программного продукта и на всех стадиях его создания;

- обеспечивается совместимость по формальным и фактическим параметрам модулей программного продукта, находящихся на одном системном уровне;

- каждый инструмент программирования содержит только собственные (оригинальные) компоненты, а компоненты «общего пользования», во избежание дублирования, подключаются только по мере необходимости.

7.5. ТЕХНОЛОГИИ, РАСШИРЯЮЩИЕ ПРОЦЕДУРНЫЕ ВОЗМОЖНОСТИ ИИС

Информационные технологии, относящиеся к данной категории (раздел 7.2) составляют достаточно обширную группу. Их влияние на прогресс в области развития теории и практики ИИС является наиболее значимым. Это объясняется тем, что большинство из принципиальных идей и решений, положенных в основу информационных технологий, относящихся к данной объектной среде, возникли из потребностей усиления процедурных возможностей ИИС и связаны с расширением познаний человечества в таких областях, как биология и физиология живых систем и организмов.

Если рассматривать перспективные информационные технологии конкретной области приложения с учетом рассмотренных в разделе 1.5 (тема 1) направлений и подходов к созданию ИИС, то можно представить их следующими группами:

- технологии обработки нечетких знаний с применением интеллектуальных систем нечеткой логики и систем вычислительного интеллекта;
- технологии решения интеллектуальных задач на основе эволюционного моделирования;
- технологии, основанные на возможностях и средствах сетевых компьютерных систем передачи и обработки данных;
- технологии, обеспечивающие автоматический перевод текстов и речи с одних естественных языков на другие.

Раскроем особенности каждой группы перечисленных технологий и их значение для совершенствования ИИС.

7.5.1. Обработка нечетких знаний и нечеткий логический вывод.

Системы обработки знаний в современных ИИС должны учитывать особенности разных категорий знаний, свойственные некоторым из них неполноту, противоречивость и неопределенность. Известны три подхода к учету такого рода особенностей знаний – вероятностный и нечеткий.

Нечеткий подход характерен тем, что свойства сущностей ПО и отношения между ними описываются не количественно, а с помощью лингвистических категорий и средств (вербально) или задаются в виде нечетких высказываний. Это позволяет формулировать элементы знаний на естественном или слабо формализованном языке. Другой особенностью нечеткого подхода является то, что для получения (генерации или синтеза) новых знаний применяются методы приближенных рассуждений, в основе которых лежит нечеткий логический вывод.

Основу технологии обработки нечетких знаний составляют нечеткие модели знаний и выводов. Математический аппарат нечеткого моделирования знаний, в свою очередь, базируется на понятиях, аксиоматике, законах и операциях теории нечетких множеств. Нечетким множеством Ni называется такое подмножество полного дискретного множества M элементов определенного вида, которое, помимо свойственных только ему элементов данного вида, может содержать и элементы некоторых других таких же подмножеств множества M. Нечетких множеств Ni на множестве M может быть несколько. Их число определяется постановкой задачи, которую мы намерены решить, и мощностью (числом элементов - m) всего множества M. Например, если есть необходимость подробнее исследовать достаточно мощное ($m \approx 1000$) множество M, то можно представить его некоторым количеством нечетких множеств. Каждое нечеткое множество, символизирует некую категорию элементов множества M, которую мы, в силу тех или иных причин, не можем определить точно. Поэтому и образуются нечеткие множества, каждое из которых содержит «собственные» элементы, безусловно относящиеся к определенной категории, и элементы, которые в силу неопределенности категорирования могут быть отнесены к «соседним» нечетким множествам.

Рассмотрим пример. Осмотрев достаточно большую группу людей (m = 1000), фактический рост которых был в пределах значений от 150 до 195 см., эксперт должен был отнести каждого к одной из трех категорий роста (малый, средний или большой).
В результате оказалось, что к нечеткому множеству (НМ) «малый рост» были отнесены люди ростом от 150 до 172 см., к НМ «средний рост» - люди с ростом 170-182 см. и к НМ «высокий рост» - люди с ростом 180-195 см. При этом оказалось, что в первое НМ попали 200, во второе – 700 и в третье – 200 человек. Очевидно, что, пользуясь нечеткими категориями и не располагая измерительным прибором, эксперт «создал» три нечетких множества, каждое из которых содержит элементы, «компромиссного» свойства.

Теория нечетких множеств разработала эффективный математический аппарат для вычисления параметров нечетких множеств и отношений между ними, и самое главное – механизм нечетких логических выводов (то есть - решений) на основе отношений нечетких множеств. Этот аппарат нашел достойное применение в экспертных системах. С его помощью можно получать приемлемые по эффективности решения целого класса задач, условия которых и постановки могут быть сформулированы **только на основе нечетких множеств**, а таких задач, решить которые точными методами невозможно, на практике оказалось достаточно много.

На основе теории нечетких множеств и нечеткой логики возникла и развилась в довольно стройную методику **концепция мягких вычислений**. С ее созданием материализуется технологическая цепочка, которая, по всей видимости, завершится созданием вычислительных автоматов шестого поколения – компьютеров нечетких вычислений: «теория нечетких множеств → нечеткие модели → нечеткие системы → нечеткие программы → компьютер нечетких вычислений».

Модели нечеткого вывода оказались удобными для реализации сверх больших интегральных схем (СБИС) в процессорах логических устройств, позволяющих делать более 10^7 логических выводов в секунду. Дальнейшее развитие аппаратной базы нечетких логических устройств в совокупности с нейронными сетями и алгоритмами оптимального поведения и эволюции, заимствованными у живых систем и организмов, приведет к первым успехам в создании технологии мягких вычислений и систем вычислительного интеллекта.

7.5.2. Эволюционное моделирование.

Как уже отмечалось в разделе 1.5 (Тема 1), эволюционное моделирование часто использует выработанные природой алгоритмы целесообразного поведения и выживания в условиях жесткой конкуренции, связанной с антагонизмом жизненно важных целей разных видов живых организмов.

Методы эволюционного моделирования применяются тогда, когда ту или иную задачу, возникшую на практике, не удается сформулировать так, чтобы ее решение могло быть получено аналитическим методом. Иногда случается и так, что существует аналитическое решение задачи, но реализация его даже на самых быстрых машинах неприемлема для системы управления сложным аппаратом в реальном времени. В таких случаях задача может быть решена с помощью алгоритма, заимствованного у природы.

Далеко не все научные школы признают наличие эволюции и, тем более, «всепригодность» эволюционных методов. Но даже те, кто считают учение об эволюции живой природы ошибочным, не могут утверждать, что эволюционные алгоритмы как аналоги процессов, происходящих в живой природе, - неверны. Более того, мы все чаще убеждаемся в том, что они находят огромное применение в современной науке и технике, и показывают подчас просто поразительные результаты.

Основные принципы эволюционной теории, сформулированные и доказанные Чарльзом Дарвином, состоят в следующем :

- основной направляющей силой эволюции является естественный (выживает сильнейший) отбор (в соответствие с этим принципом любой эволюционный алгоритм имеет такой шаг, как выделение самых сильных или полезных особей);

- в процессе естественного отбора живые организмы изменяются, приобретая новые свойства (в соответствие с этим принципом все эволюционные алгоритмы имеют шаг генерации новых экземпляров искомых решений, структур, особей или алгоритмов поведения).

Именно отбор наилучших объектов является ключевой эвристикой всех эволюционных методов, позволяющих зачастую уменьшить на порядки время поиска решения по сравнению со случайным поиском. Если попытаться выразить эту эвристику на естественном языке, то получим неоспоримое утверждение: сложно получить самое лучшее решение, модифицируя только плохое - скорее всего, оно получится при модификации нескольких лучших, на данный момент, альтернатив.

Из основных особенностей эволюционных алгоритмов можно отметить их некоторую сложность в плане настройки основных параметров (они иногда завершаются вырождением либо дают неустойчивые решения). Поэтому, экспериментируя с ними, и получив не очень хорошие результаты, не стоит спешно объявлять алгоритм непригодным. Следует попытаться опробовать его при других настройках параметров. Данный недостаток следует из основной эвристики — можно «уничтожить» предка (предтечу) самого лучшего решения, если сделать селекцию слишком «жесткой» (биологам давно известно, что если осталось меньше десятка особей исчезающего вида, то этот вид сам по себе исчезнет из-за вырождения).

Наиболее известными разновидностями эволюционных алгоритмов являются генетический алгоритм и алгоритм группового учета аргументов.

Алгоритм группового учета аргументов целевой функции заимствован из опыта массового отбора (селекции) растений и животных и применяется в качестве эффективного метода решения сложных кибернетических задач. При массовой селекции высевается некоторое количество семян. В результате скрещивания образуются потомки со сложными комбинациями наследуемых свойств исходной популяции. Селекционеры отбирают некоторую часть растений, у которых интересующее их свойство выражено больше всего (эвристический критерий). Семена этих растений собирают и снова высевают для образования новых, еще более сложных комбинаций. Через несколько поколений селекцию останавливают, получив устойчивый и оптимальный по свойствам результат. Если чрезмерно продолжать селекцию, то наступает «инцухт» — вырождение растений. Существует оптимальное число поколений и оптимальное количество семян, отбираемых в каждом из них.

Алгоритмы группового учета аргументов целевой функции воспроизводят схемы массовой селекции, подобные тем, что показаны на рис. 7.5.2..

В каждой из таких схем есть генераторы исходных комбинаций для производства селекции и правила отбора лучших из них. Селекция представляет собой форму искусственного отбора, который может быть массовым или индивидуальным. Массовый отбор делается по совокупности всех признаков.

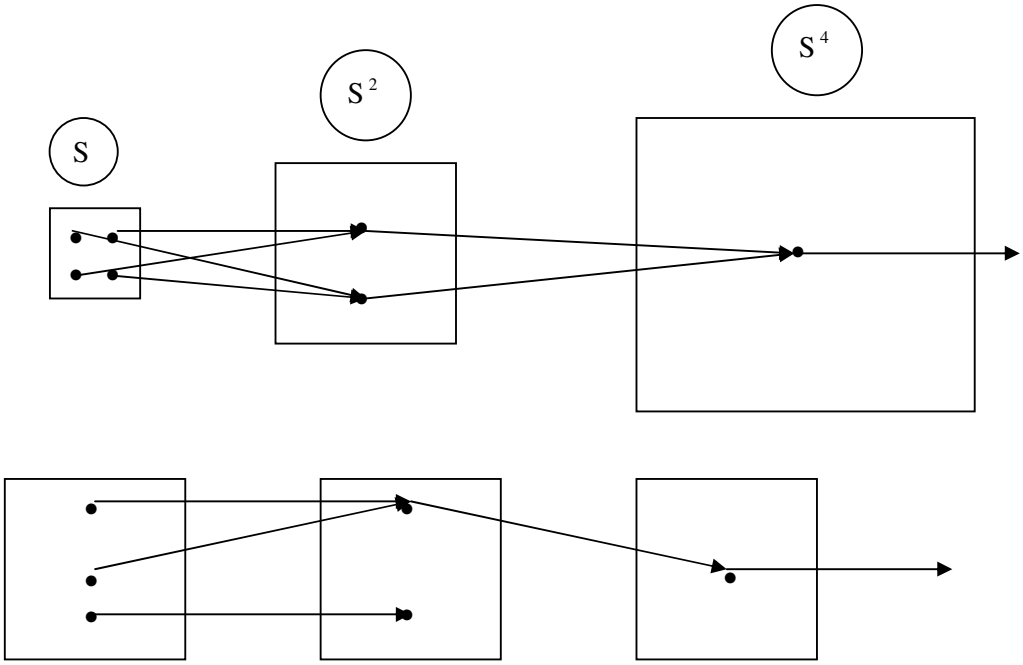


Рис.7.5.2. Схемы массовой селекция растений:
- при расширении площади опытного поля (верхняя схема) – эквивалент полного перебора вариантов скрещивания;
- при неизменном размере опытного поля (нижняя схема) – эквивалент селекции при сохранении свободы выбора варианта скрещивания

При индивидуальном отборе популяцию делят на различающиеся по признакам (свойствам) линии и для размножения выбирают из каждой линии особей, в наибольшей мере соответствующих понятию совокупности желаемых свойств. Применение селекции в эволюционном моделировании ускоряет получение результата.

Так называемое «полное» описание объекта селекции может быть представлено функционалом

$$\varphi = f(x_1,x_2,x_3,\ldots,x_m),$$

где f - некоторая элементарная функция (например, полином n-й степени), аргументами которой являются подлежащие скрещиванию «входные» образцы. На первом этапе селекции составляются, путем сочетания всевозможных пар входных аргументов (x), промежуточные аргументы (y). На втором этапе селекции промежуточные аргументы (z) составляются из пар выходных аргументов первого этапа и т.д.:

1-ряд селекции: $y_1= f(x_1x_2)$, $y_2= f(x_1x_3)$,..., $y_s= f(x_{m-1}x_m)$,

2-ряд селекции: $z_1= f(y_1y_2)$, $z_2= f(y_1y_2)$,..., $z_p= f(y_{s-1}y_s)$, где c – число входных аргументов селекции, $s = c^2$, $p = c_s^2$ и т.д.

Входные аргументы и промежуточные переменные сопрягаются попарно, и сложность комбинаций на каждом ряду обработки информации возрастает (как и должно быть при массовой селекции), пока не будет получена единственная модель оптимального сочетания качеств.

Каждое частное описание является функцией только двух аргументов. Из предыдущей селекции в следующую пропускается только некоторое количество самых подходящих по качествам (их называют «регулярными») переменных. Ряды селекции повторяются до тех пор, пока качество потомков повышается. Как только достигнут устойчивости целевого качества, то селекцию, во избежание "инцухта", следует остановить. Практически рекомендуется остановить селекцию даже несколько раньше достижения этого

момента, например, когда приращение целевого качества (полная первая производная целевой функции) начинает замедляться.

Описанный алгоритм группового учета аргументов относится к разряду эволюционных. Его можно представить как следующую последовательность шагов.

Шаг 1. Выбирается исходная популяция (ИП) из N образцов с разными степенями проявления нужных свойств. Вычисляется значение целевой функции $\Phi_{ИП}$ качества для ИП.

Шаг 2. Константе С (номер селекции) присваивается значение 1.

Шаг3. Составляются N^2 всевозможных сочетания пар образцов популяции и скрещиваются между собой. Из полученных в результате скрещивания потомков со свойствами родительских пар по определенным правилам отбирают М лучших (М-ширина селекции) и вычисляют значение целевой функции Φ_C для данной селекции.

Шаг 4. Производится сравнение значения $\Phi_{ИП}$ со значением Φ_C. Если значение функции в результате селекции «улучшилось», то производятся операции присвоения (N=M и C=C+1) и переход к шагу 5 иначе – к шагу 1 (выбор новой ИП или поиск ошибки в вычислении значения ЦФ).

Шаг 5. Если нет признаков инцухта, то ($\Phi_{ИП} = \Phi_C$) и переход к шагу 3 (продолжение селекции), иначе – селекция завершается тем, что потомок пары, давшей «наилучшее» значение Φ_C, объявляется результатом селекции.

Как мы видим, здесь налицо все признаки эволюционного алгоритма — отбор (селекция) и генерация нового поколения.

Генетический алгоритм является самым известным на данный момент представителем эволюционных алгоритмов, и по своей сути является алгоритмом для нахождения глобального экстремума многоэкстремальной функции. Генетический алгоритм представляет собой модель размножения живых организмов, в которой от родительской пары рождаются потомки, в разной мере наследующие признаки родителей.

Целевую функцию такой модели можно представить как функцию от множества переменных, а задачу моделирования – как отыскание глобального экстремума этой функции:

$$f(x_1, x_2, \ldots, x_N),$$

где аргументы x_i – это хромосомы – структуры ядер клеток родителей, являющиеся носителями их наследственных признаков, а N- общее число хромосом, связанных целевой функцией.

Упрощенно можно считать, что хромосомы особей состоят из генов - реально существующих элементарных (неделимых) и комбинируемых при скрещивании единиц наследственности. Хромосомы могут содержать разное число генов. Наследственный аппарат каждой разновидности живого организма содержит разное число разных хромосом. Каждая хромосома содержит определенный генетический код. Целенаправленно комбинируя расположением генов в хромосомах двух родителей, можно получать потомство с «лучшими», чем у родителей свойствами. Гены могут изменяться (мутировать) под воздействием разных факторов. Мутация генов внутри хромосомы может приводить к образованию новых хромосом.

Для того чтобы генетический алгоритм «заработал», необходимо представить независимые переменные (хромосомы) их кодами. Это коды можно записать в виде целых чисел, представленных в двоичном формате или чисел в формате с плавающей запятой.

В случае если мы используем двоичное кодирование, код каждой хромосомы может потребовать разного числа битов. Если сравнивать эти два способа кодирования, то лучшие результаты дает вариант представления кодов хромосом в двоичном формате.

Целью генетического моделирования (постановкой задачи) можно считать создание (синтез) на основе заданной совокупности хромосом разных родителей устойчивого потомства с желаемыми свойствами.

Предполагается, что целевая функция генетического синтеза может быть выражена математической зависимостью от значений двоичных кодов хромосом, участвующих в синтезе.

Генетический алгоритм «работает» следующим образом. Создается (случайным образом генерируется) исходная популяция (ИП) – сообщество свободно скрещивающихся особей. Генерация ИП предполагает и случайные значения кодов хромосом каждой особи. Начиная с этой точки, алгоритм может начинать генерировать (репродуцировать) новую популяцию.

Репродукция представляет собой целенаправленный (то есть осуществляемый с учетом характера и вида целевой функкци) процесс отбор для получения потомства с предпочтительными свойствами от случайно выбранных представителей ИП. Включение в процесс репродукции процедуры селекции значительно ускоряет синтез искомого решения. Процесс репродукции является аналогом (моделью) процесса деления родительских хромосом в соответствии с принципом «выживает сильнейший». В машинных алгоритмах генетического синтеза выбор (из ИП) пар родительских хромосом для репродукции потомства может быть сделан с применением датчика случайных чисел.

По завершении процесса репродукции, к отобранным хромосомам могут быть применены специальные генетические операторы:

- кроссовер;
- мутация;
- инверсия.

Порядок применения этих операторов не обязательно таков, как указанно выше.

Рассмотрим содержание и схематически отобразим действия этих операторов на примере достаточно «длинных» хромосом, значения генов которых представлены цифрами двоичной системы счисления, то есть 0 и 1 .

Кроссовер является наиболее важным генетическим оператором. Он генерирует новую хромосому, объединяя генетический материал двух родительских хромосом. Существует несколько вариантов кроссовера. Наиболее простым является одноточечный кроссовер. В этом варианте просто берутся две хромосомы равной длины, и перерезаются в случайно выбранной точке. Результирующая хромосома получается из начала одной и окончания другой родительских хромосом:

$$\textbf{\textit{11001}}\uparrow\textbf{\textit{0101011}} \Rightarrow 10101\textbf{\textit{0101011}}$$

$$10101\uparrow 0011111 \Rightarrow \textbf{\textit{11001}}0011111$$

Мутация представляет собой случайное изменение хромосомы (обычно простым изменением значения или состояния одного из битов на альтернативное). Данный оператор, с одной стороны - позволяет алгоритму более быстро находить локальные экстремумы, а с другой – пропустив глобальный экстремум, «перескочить» на другой локальный экстремум.

$$11100101010\textbf{\textit{1}} \Rightarrow 11100101010\textbf{\textit{0}}$$

Инверсия изменяет порядок следования битов в хромосоме путем их циклической перестановки (случайное количество раз). Многие модификации генетических алгоритмов обходятся без инверсии.

$$\textbf{\textit{11001}}0101011 \Rightarrow \textbf{\textit{10011}}0101011$$

Последовательность шагов простого генетического алгоритма, включающего операции репродукции, кроссовера и мутации, может быть следующей.

Шаг 1. Задаемся числом хромосом исходной популяции - N. Случайным образом генерируются коды всех N родительских хромосом этой популяции. Параметры генофонда: все хромосомы (x_i, i =1,…,N) кодируются двоичными кодами; целевая функция $F(\{x_i\})$ алгоритма известна и определена на интервале десятичных значений аргументов [0,R]. Задача: сгенерировать получение потомства с максимально возможным значением целевой функции.

Примечание: на основании данных об интервале десятичных значений аргументов, на котором определена целевая функция, сразу же определяется минимальное значение величины z - числа разрядов двоичного кода (то есть, числа генов) каждой хромосомы исходной популяции - по условию $2^z \geq R$.

Шаг 2. Положить П=1 (открыт счетчик числа генерируемых популяций).

Шаг 3. Случайным образом выбирается пара родительских хромосом (из N сгенерированных в исходной популяции) для скрещивания (кроссовера). Этот выбор может быть и не совсем случаен, ибо, зная вид целевой функции, иногда можно сориентировать выбор на те хромосомы, которые характеризуются (в сочетании) максимальным значением ЦФ (то есть показывают наилучшую жизнеспособность). Допустим, выбор, тем или иным способом, сделан и победителями оказались хромосомы (x_i и x_j).

Шаг 4. Формируем генотип потомка П-й популяции. Для этого вычисляется вероятность проведения операции кроссовера над выбранными хромосомами (i,j). Эти вероятности вычисляются по формуле

$$p_i = \frac{F(x_i)}{\sum_{i=1}^{N} F(x_i)}$$

После этого, опять же с помощью датчика случайных чисел, определяется потомок, который будет объявлен родоначальником П-й популяции; запоминается его код (x_i) и номер (индекс i).

Шаг 5. Над кодом родоначальника П-й популяции, допустим это будет хромосома с индексом (j), совершаются операции инверсии и (или) мутации и полученный в результате этих операций новый код генотипа и его индекс запоминаются соответственно под значениями (x_j) и (j).

Шаг 6. Заменяем в П-й популяции старый код хромосомы с индексом (j) на новый, полученный после инверсии и мутации (если они проводились).

Шаг 7. Вычисляем значение целевой функции П-й популяции с учетом всех проведенных операций и вычисляем среднюю жизнеспособность всей популяции.

Шаг 8. Если обнаружены признаки (симптомы) инцухта или совершено запланированное число сгенерированных популяций, то алгоритм заканчивает «работу», иначе – положить П = П + 1 и перейти к шагу 3.

Рассмотрим пример применения описанного генетического алгоритма для максимизации целевой функции (ЦФ) на множестве аргументов $\{x_i\}$: $F(\{x_i\}) = \sum_{i=1}^{N} (2x_i + 1)$, где N – число аргументов, которыми должны быть случайным образом сгенерированные коды четырех (N=4) хромосом. ЦФ определена на десятичных значениях аргументов в интервале [0,14]. Это значит, что длина кода хромосом (z) должна быть равна четырем битам (по условию $2^z \leq 15$) и, что немаловажно, - в данном процессе недопустимо «участие» хромосомы с десятичным значением кода более 14 или с двоичным кодом более (1 1 1 0). Допустим, что получены следующие коды хромосом исходной популяции: 0101, 1010, 1101, 0011. Им соответствуют десятичные значения: 5, 6, 9, 3. Как видим, условия определения ЦФ удовлетворены. Составим таблицу для записи результатов вычислительных и генетических операций, отражающих «работу» алгоритма (табл.7.5.2-1).

Таблица 7.5.2-1

индекс хромосомы (i)	двоичный код хромосомы	десятичное значение кода хромосомы	$F(x_i) = 2x_i + 1$	$\frac{F(x_i)}{\sum_{i=1}^{N} F(x_i)}$	ожидаемое число копий хромосомы в будущем	округленное (реальное) число копий хромосомы
1	0 1 0 1	5	11	0,22	0,22*N=0,88	1

2	0 1 1 0	6	13	0,26	0,26*N=1,04	1
3	1 0 0 1	9	19	0,38	0,54*N=1,52	2
4	0 0 1 1	3	7	0,14	0,14*N=0,56	1
	Суммарные значения:		50	1,0	4,0	5
	Средние значения :		12.5	0,25	1,0	1.25
	Максимальные значения :		19	0,38	1,52	2

Таблица показывает, что ни одна из хромосом не характеризуется отсутствием жизнеспособности (округленные значения цифр последнего столбца). Если бы оказалось, что какая-либо хромосома дала показатель жизнеспособности (округленное число копий в будущем), равным 0, то ее следовало бы исключить из дальнейшего анализа.

Претенденты для скрещивания могут выбираться случайно либо сразу - из хромосом исходной популяции, либо после процедуры репродукции. Если репродукция проводится случайным образом, то необходимо сделать минимум четыре (N=4)прогона ДСЧ (а если делается больше прогонов, то их число должно быть кратно N). Зона значений генерируемых ДСЧ чисел должна быть разбита на участки, пропорциональные значениям вероятностей выбора хромосом, определяемых выражением, приведенным в пятом столбце таблицы, или жизнеспособностью хромосом (столбцы 6 и 7). В результате репродукции в новой популяции будут «участвовать» две копии хромосомы №3 и по одной копии остальных хромосом. Так действует операция репродукции или селекции. Исходя из этих принципов, **операция репродукции** может выбрать для кроссовера (скрещивания) в качестве родоначальника будущей популяции 3-ю хромосому, составив всевозможные комбинации с тремя остальными (благо, в данном примере вариантов возможных комбинаций оказалось не так много).

Составим таблицу для рассмотрения операции кроссовера.

Таблица 7.5.2-2

номер комбина-ции	сочетаемые хромо-сомы	коды сочетаемых хромосом	точка кроссовера	результат кроссовера (i=3; j=2)	десятичное значение кода	значение ЦФ пар
1	3 - 1	1 0. 0 1 0 1. 1 0	2	1 0 1 0 0 1 0 1	10 5	32
2	3 - 2	1. 0 0 1 0. 1 1 0	1	1 1 1 0 0 0 0 1	14 1	32
4	***3 - 4***	***1 0. 0 1*** ***0 0. 1 1***	***2***	***1 0 1 1*** ***0 0 0 1***	***11*** ***1***	***26***
5	2 – 1	0 1 1. 0 0 1 0. 1	3	0 1 1 1 0 1 0 0	7 4	24
6	2 – 4	0 1 1. 0 0 0 1. 1	3	0 1 1 1 0 0 1 0	7 2	20
7	1 - 4	0 1. 0 1 0 0. 1 1	2	0 1 1 1 0 0 0 1	7 1	18

Точка кроссовера выбирается случайно. Она определяется в пределах мест от 1 до N-1 и обозначает число старших разрядов кода хромосомы–лидера пары, отделяемых операцией рассечения. Анализ результатов кроссовера показывает, что образовались два явных лидера – популяция, образованная комбинацией 1, и популяция, образованная комбинацией 2. Можно продолжить процесс улучшения наследственности в смысле максимизации ЦФ. Но сначала надо подвести итоги операции кроссовер. Для этого составим возможные комбинации из пар хромосом, прошедших через кроссовер, и определим значения ЦФ этих популяций. Таких популяциях (как уже было установлено ранее) могут участвовать две копии третьей хромосомы и по одной копии первой и четвертой хромосом – это ограничение должно соблюдаться. Это значит, что придется в следующий тур

улучшения популяции включить только две пары комбинаций (1-6) и (2-7). Запишем их в таблицу 7.5.2-3.

Таблица 7.5.2-3

пара комбинаций	коды хромосом	вклад хромосом в ЦФ	результат мутации	новые десятичные значения кодов хромосом	новые вклады хромосом в ЦФ
(1-6)	1 0 1 0 ***0*** 1 0 1 0 1 1 1 0 0 1 0	ЦФ(10)=21 ЦФ(5)= 11 ЦФ(7)= 15 ЦФ(2)= 5	1 0 1 0 ***1*** 1 0 1 0 1 1 1 0 0 1 0	10 13 7 2	ЦФ(10)= 21 ЦФ(13)= 27 ЦФ(7)= 15 ЦФ(2)= 5
(2-7)	1 1 1 0 ***0*** 0 0 1 0 1 1 1 0 0 0 1	ЦФ(14)=29 ЦФ(1)= 3 ЦФ(7)= 15 ЦФ(1)= 3	1 1 1 0 ***1*** 0 0 1 0 1 1 1 0 0 0 1	14 9 7 1	ЦФ(14)= 29 ЦФ(9)= 19 ЦФ(7)= 15 ЦФ(1)= 3

Из трех левых столбцов таблицы видно, что после кроссовера результат исходной популяции улучшен только в комбинации (1-6), поскольку комбинация (2-7) показала тот же результат, что и исходная популяция. В принципе, на этом можно было бы закончить улучшение исходной популяции и остановиться на выборе комбинации (1-6). Но попробуем, находясь на шаге 7, совершить операцию мутации, изменив код первого гена во второй хромосоме обеих комбинаций. Результат мутации отражен в таблице. В итоге получилось, что разность между «качеством» этих двух комбинаций даже уменьшилась (до введения мутации она составляла (53-50) = 3, после – (68-66) = 20. Налицо признак инцухта, поэтому генетический синтез новых популяций целесообразно прекратить.

Важно понять, за счет чего генетический алгоритм на несколько порядков превосходит по быстроте случайный поиск во многих задачах**.** Дело здесь в том, что большинство живых систем состоят из достаточно самостоятельных (и в этом смысле могущих считаться независимыми) подсистем. Вследствие этого, при обмене генетическим материалом нередко возникают ситуации, когда от каждого из родителей берутся гены, соответствующие наиболее удачному варианту определенной подсистемы (остальные – «вырожденцы» - постепенно вымирают). Другими словами, **генетический алгоритм позволяет накапливать удачные решения для систем, состоящих из относительно независимых подсистем** (таковыми являются большинство современных сложных технических систем, и все известные живые организмы). Эта особенность генетического алгоритма позволяет предсказать, когда вероятнее всего он может дать «сбой» (или, по крайней мере, не покажет особых преимуществ перед другими методами).

Если данные, которые закодированы в генотипе, эмулировать в систему команд процессора некой виртуальной машины, то можно считать такую машину автоматом, способным исполнять программы эволюционных или генетических алгоритмов. Иначе говоря, появляется понятие (феномен) **«эволюционное или генетическое программирование»**. В простейшем случае, для составления генетической программы в генетическом алгоритме даже ничего не придется менять. Современные алгоритмы для генетического программирования распространяют принцип рассмотренного генетического алгоритма на системы с переменной длиной генотипа.

В рассмотренном примере мы не использовали некоторые другие операции управления процессом, например, инверсию. Практика генетического программирования определила некоторые существенные рекомендации техники подобного анализа. К ним относятся:

- используются два основных механизма воспроизводства хромосом – без мутаций (потомки в этом случае полностью копируют родителей) и с мутациями (когда потомки могут иметь существенные отличия от родителей);

- выбор начальной популяции, репродукции, кроссовера производится на основе случайного процесса с определенными вероятностями (например, операция кроссовера выбирается с высокой вероятностью (почти всегда), а вот операция мутации – крайне редко (с вероятностью не более 0,001).

На рынке программных продуктов, реализующих различные генетические алгоритмы, есть как программы общего направления, так и программы, предназначенные для работы по конкретным алгоритмам. К первым относится известный комплекс инструментов общего назначения EnGENEer. Ко вторым можно отнести комплекс Game, допускающий одновременное независимое решение двух или более алгоритмов. Централизованным распространителем такого программного обеспечения является фирма «ТораИнфоцентр» (см. Web-сайт).

7.5.3. Имитационное моделирование.

Имитационное моделирование – это метод решения некоторого класса задач на основе создания **имитаторов отдельных функций системы естественного интеллекта** для повышения эффективности или точности функционирования некой ИИС. Часто потребность в создании имитационных моделей возникает и при создании систем управления сложными объектами и системами. Главным, если не основным, объектом имитационного моделирования является такое свойство человека (обладателя естественного интеллекта), как способность копировать, повторять то, что делают другие люди или другие живые существа. Особенно в тех случаях, когда полезность или оригинальность таких действий очевидна, а осмысление их представляет определенную трудность или просто невозможно по тем или иным причинам.

Согласно современным (правда, начинающим меняться) философским представлениям сознание человека - это некая надстройка над нашим подсознанием, которая следит за активностью некоторых центров головного мозга, таких как центр речи и конечной обработки зрительных образов, после чего "возвращает" эти образы на начальные ступени обработки данной информации. При этом в сознании происходит повторная обработка этих образов, мы как бы видим и слышим, как думает наш мозг. Таким образом, появляется возможность мысленного моделирования окружающей действительности при нашем "активном" участии в данном процессе. Именно этот процесс «внутреннего видения» нами деятельности этих немногих центров является тем, что мы называем сознанием. Если мы "видим" и "слышим" наши мысли, то мы находимся в сознании, если нет, то мы, скорее всего, находимся в бессознательном состоянии.

Если бы мы смогли имитировать работу именно этих немногих "сознательных" нервных центров (работа которых правда основана на деятельности всего остального мозга) в виде одного черного ящика (ЧЯ), а работу "супервизора" в качестве другого ЧЯ, то можно было бы с уверенностью считать, что данная модель «думает», так же, как и мы. Опустим вопрос о том, как получить данные о работе этих нервных центров, поскольку сегодня есть средства и возможны ситуации, позволяющие следить за работой мозга человека длительное время и при этом не создавать угрозы его жизни и деятельности.

Для того, чтобы человек сознательно воспринял зрительную информацию, она должна пройти довольно длительный цикл предварительной обработки. Вначале свет попадает в глаз. Пройдя через всю оптическую систему, фотоны попадают на сетчатку - слой светочувствительных клеток - палочек и колбочек.

Уже здесь - еще очень далеко от головного мозга - происходит первый этап обработки информации, поскольку известно, что сразу за светочувствительными клетками находится

обычно два слоя нервных клеток, которые выполняют сравнительно несложную предварительную обработку воспринятой глазом информации.

После этого информация поступает по зрительному нерву в головной мозг человека, в так называемые "зрительные бугры". То, что именно сюда приходит видеоинформация для дальнейшей обработки, показывают многочисленные опыты над людьми во время различных операций, в ходе которых производилась трепанация черепа. При этом пациентам раздражали область зрительных бугров слабым электрическим полем, что вызывало у них различные световые галлюцинации. Причем, при изменении места раздражения смещались и места галлюцинаций, т. е. на зрительные бугры как бы проецируется то, что мы видим.

Некоторые исследователи пошли дальше, и вживляли слепым людям целую матрицу электродов, напряжения на которых соответствовали освещенности соответствующих участков видеокамеры, размещенной на голове пациента. После операции, слепые начинали различать крупные фигуры (квадрат, треугольник, круг) и даже читать текст (при вживлении матрицы 10*10). Широкому распространению данного метода лечения слепоты препятствуют как недостаточно высокий технический уровень современной аппаратуры и инструмента, так и чрезвычайно высокая опасность операций на открытом мозге. Такого рода опыты проводятся только попутно с операцией, вызванной другими причинами.

Далее зрительная информация поступает в отделы мозга, которые уже выделяют из нее отдельные составляющие — горизонтальные, вертикальные, диагональные линии, контуры, области светлого, темного, цветного. Эту функцию мозга также можно имитировать, применяя различные графические фильтры. Но дальше зрительные образы постепенно становятся все более сложными и размытыми. И цельный графический образ пройдет еще долгий путь, прежде чем достигнет уровня сознания. Причем на уровне сознания у нас будет не только зрительный образ, к нему добавятся еще и звуки, запахи (если картина представляет собой натюрморт) и вкусовые ощущения.

Смысл всего сказанного заключается в том, чтобы показать, что в **интеллектуальной системе «человек»** имеются подсистемы, которые уже сейчас можно имитировать, даже не зная о том, как они реализованы у человека. Причем можно это сделать не хуже, чем у прототипа, а зачастую и лучше. Например, искусственный глаз (а равно и блок первичной обработки видеоинформации, основанные на простейших фильтрах и других сравнительно несложных устройствах) не устает, может видеть в любом диапазоне волн, легко заменяется новым, видит даже при свете звезд.

Устройства обработки звука позволяют улавливать изменения частоты звуковых колебаний голоса человека в 1-2 герца. Такое незначительное изменение частоты звукового сигнала речи человека происходит при повышенном возбуждении вегетативной нервной системы, которое, в свою очередь, часто бывает обусловлено волнением человека. На данном принципе основаны современные детекторы лжи. Они позволяют с высокой вероятностью фиксировать признаки такого рода волнений в записанной на магнитную пленку (даже много лет назад) речи человека, подозревавшегося в нечестности.

Современные системы управления электродвигателем позволяют с высокой точностью, недоступной человеку, держать заданные координаты даже при ударном изменении нагрузки. За одно и тоже время, компьютер произведет гораздо больше арифметических операций и с большей точностью, чем человек. Система предупреждения блокировки современного автомобиля позволяет держать тормоза на грани «заклинивания» колес, что дает наибольшее сцепление с дорогой, а без такой системы это доступно только очень опытным водителям. Примеров, где техника оказывается ничуть не хуже человека, можно привести множество. Общий же смысл сказанного в том, что при конструировании устройств, моделирующих функции органов человека, ученые, в отличие от природы, не связаны только одним набором элементарных составляющих. В каждом конкретном случае желательно применять то, что даст лучший эффект. В той области, где у человека господствуют рефлексы (чихание, быстрое напряжение быстро растягиваемой мышцы, регулировка температуры и т.п.), вообще можно применить имитаторы с жестким

алгоритмом функционирования. При этом ядро модели системы естественного интеллекта (то есть «мозг» ИИС) будет решать уже не столь большое многообразие задач.

Данный принцип разбиения задачи на подзадачи уже давно используется природой. К примеру, мы далеко не полностью используем все возможности наших мышц в аспекте разнообразия движений. Мы не можем заставить наши глаза смотреть в разные стороны. При ходьбе мы часто используем далеко не оптимальный набор движений и далеко не все доступные сочетания вариантов напряжения мышц. Попытайтесь, к примеру, сделать «волну» мышцами брюшного пресса. В принципе здесь нет ничего сложного, поскольку каждый пучок мышц пресса иннервируется отдельно, но если человек этого не делал ранее, то получить необходимый результат будет не просто. Это объясняется тем, что в повседневной жизни такие движения не нужны, а значит, их нет и в "словаре движений" нашей памяти, и на обучение им и запоминание понадобится определенное время. По поводу оптимальности походки существуют расчеты, говорящие о том, что если бы человек всегда выбирал только оптимальную траекторию движения, в которой существует более 200 степеней свободы, то он бы не ходил, а только думал о том, как надо ходить.

Все вышесказанное свидетельствует о том, что **наша система управления построена по иерархическому принципу**, в соответствии с которым задача распределяется между несколькими уровнями. **Высший уровень** нервной системы (связанный с большими полушариями мозга) ставит лишь общую задачу, скажем, переложить книгу с полки на стол. Этот уровень вообще не контролирует действие отдельных двигательных единиц, направленных на решение поставленной задачи. Здесь уместна аналогия с командующий армией, который, ставя задачу войскам, не доводит ее лично до каждого солдата.

Детализация построения движений у человека происходит на уровнях более низких, чем командный уровень коры больших полушарий. Более того, в некоторых случаях (когда мы отдергиваем руку, прикоснувшись к горячему предмету, даже не успев осознать, что произошло) все управление формируется на нижних уровнях, связанных с различными отделами спинного мозга.

В общем, ситуация напоминает работу программиста, использующего библиотеку подпрограмм. При таком программировании не имеет значения, какой алгоритм используют подпрограмма, если она работает нормально. **Общий вывод** состоит в том, что в настоящее время существуют методы, алгоритмы и устройства, которые позволяют нам довольно неплохо моделировать нижние уровни человеческого интеллекта, причем совсем не обязательно на таком же физическом принципе.

Основным недостатком имитационного подхода является низкая информативность большинства моделей, построенных с его помощью. Особенно, если они основаны на концепции «черного ящика».

По мнению Г.С Поспелова (18) в работах, посвященных имитационному моделированию в области решения задач интеллектуального управления сложными системами и объектами, требуется охват всех фаз и аспектов управления, основными из которых являются:

- анализ цели управления и условий, в которых оно должно или может осуществляться;

- планирование возможности изменения цели управления с учетом результатов прогнозирования динамики факторов окружающей среды.

Эффективность имитационной модели (ИМ) определяется ее адекватностью реальному процессу управления. Сложность решения этой задачи - в стохастичности (случайном характере) параметров окружающей среды и трудности нахождения компромисса между понятием гибкость управления и понятием определенность или твердость управления. Во многом именно этими обстоятельствами определяется сложность математического и алгоритмического описания имитационных моделей. Наиболее правильным считается отображать объект управления, его функции и влияние внешней среды в виде системы алгоритмов. Приемлемым в этом отношении подходом считается

декомпозиция реальной системы на блоки, функции управления которыми описываются аналитическими зависимостями или логическими конструкциями, и статистическими имитаторами случайных параметров и факторов. Такие блоки должны функционировать под управлением специальной программы, синхронизирующей работу других функциональных блоков ИМ. Иными словами, ИМ должна представлять собой программно-аппаратный комплекс - систему алгоритмов и имитационных устройств, с достаточной точностью и полнотой отображающей функции имитируемой структуры.

Принципиальная и функциональная схема ИМ должна позволять проведение экспериментов и статистического моделирования, чередуемых по определенным правилам и законам внешних факторов с целью выработки оптимального управляющего воздействия на объект управления. Подтверждением актуальности ИМ является тематика теоретических и прикладных работ, посвященных этой проблематике. Одной из нетривиальных идей, высказываемых в некоторых из них, является утверждении о том, что, **усложняя ИМ с учетом динамичности и стохастичности различных факторов, невозможно получить эффективное решение точными математическими методами программирования**. Этим обстоятельством объясняется и тот факт, что многие работы в области ИМ недалеко ушли от просто постановочного аспекта и не пригодны для практического внедрения на конкретном предприятии или фирме. Авторы некоторых работ (28,29) после постановки задачи ИМ и ее исследования на устойчивость, приходят к выводу о том, что для получения приемлемых результатов надо использовать эвристические методы и алгоритмы. При этом никаких обоснований и анализа практической ценности эвристик, как правило, не дается.

Между тем авторы (17) и (22) справедливо считают, что для адекватного отражения стохастических свойств реальности ИМ необходимо активно внедрять методы качественной аппроксимации динамических процессов и временных рядов на основе искусственных нейронных сетей. Эффективно обученая на качественном дидактическом материале ИНС, позволит аппроксимировать динамический ряд с более высокой точностью и уж, конечно – быстрее, чем статистический алгоритм.

Актуальность ИМ на основе гибридных технологий объясняется следующими обстоятельствами.

1. Решать задачу ИМ только точными методами нельзя. Нужна эвристическая методология. Но методы, основанные на эвристиках, снижают точность и качество результатов и повышают сложность исходной постановки задачи моделирования.

2. Для управления сложной системой, нужны эксперты с уникальным интеллектом. Отсутствие таких специалистов делает неэффективным применение эмпирики и эвристик – их просто неоткуда взять.

3. Эффективность ИМ станет приемлемой только тогда, когда станет возможным общение человека с имитаторами исполнительных систем и устройств систем на естественном языке без искажения семантики вопросов и ответов.

4. По мере совершенствования методологии ИМ, пополнения ее алгоритмами и статистическими данными, технология ИМ должна сместиться в сторону «интеллектуального управления». Без ориентации на создание интеллектуальных систем управления и эффективных принципов учета скрытых прагматических, ситуационных и - главное – семантических аспектов управления, прогресс в технологии ИМ невозможен.

7.5.4 Интеллектуальные мультиагентные системы.

Примерно к концу 70-х годов прошлого столетия сформировалась идеология интеллектуальных мультиагентных систем (МАС). Она была основана на результатах работ по исследованию «распределенного искусственного интеллекта». Возникновение же самой идеи распределенного искусственного интеллекта было связано с исследованиями

коллективного поведения автоматических устройств (роботов), решающих задачи поведенческого характера.

Быстрое развитие и огромные, дотоле невиданные возможности, которые открывались в связи с созданием, распространением и совершенствованием средств и технологий мировой телекоммуникационной системы Internet, дали импульс лавинообразному развитию информационных технологий. Именно информационный аспект стал определяющим направлением в развитии ИИС.

Если говорить о перспективах, которые вносят в развитие ИИС сетевые телекоммуникационные технологии, то наиболее реальными следует считать те, что связаны с **виртуальной гибридизацией ИИС**. Под этим следует понимать более высокий уровень интеграции моделей интеллектуальных возможностей человека, чем простое объединение в одной системе, например, двух ИИС, одна из которых представляет собой экспертную систему, а другая – искусственную нейронную сеть. По сути дела, современные сетевые технологии открывают возможность создания сетей распределенных ИИС.

Мультиагентной системой можно считать сетевую совокупность в разной степени «самодостаточных» (автономных) объектов (или агентов), способных получать, хранить, обрабатывать и передавать информацию как в интересах решения собственных, так и корпоративных (общих для группы объектов) задач анализа и синтеза информации.

Агентом такой системы может быть аппаратная, программная, или аппаратно-программная сущность, способная действовать как в «собственных», так и в общесистемных интересах. Уровень «интеллекта» агента определяется как возможностями его программы, так и способностью его программы воспринимать (в широком смысле этого понятия) и совокупно целенаправленно использовать интеллектуальные возможности других агентов системы в режиме динамического виртуального общения. Одной из существенных и в настоящее время актуальных областей применения МАС-технологий является создание виртуальных моделей различного класса – эволюционных, имитационных, математических, экономических и т.п. В этой области сформировались два класса задач – задачи распределенного управления различного рода системами и объектами и задачи планирования целей развитии сложных систем, состоящих из подсистем, цели которых могут характеризоваться относительной независимостью и в тоже время быть взаимосвязанными общей целью. Понятно, что для решения задач обоих классов может потребоваться глобальная кооперация интеллектуальных и ресурсных возможностей всех агентов сети.

В рамках идеологии МАС «интеллектуальные» агенты должны обладать следующими основными свойствами:

- **автономность**, которая трактуется как способность действовать без вмешательства извне и осуществлять «объективный» самоконтроль своего состояния и результатов своих действий;

- **целенаправленность и осознанность** (за счет объективного самоконтроля) взаимодействия с другими агентами (иногда это свойство принято трактовать как социальное поведение);

- адекватная (в широком смысле) **реактивность** на воздействие внешних факторов;

- **активность**, трактуемая как способность корректировать (уточнять в соответствии реальными условиями) поставленную задачу или сформулировать альтернативную (новую), если поставленная задача уже выполнена или объективно невыполнима;

- **базовая информированность** (агент всегда должен иметь - или обладать возможностью получить – базовые знания о себе, о среде функционирования и о других агентах системы, необходимые и достаточные для соответствия своему предназначению в МАС);

- **ситуативная информированность** (знания, полученные агентом для выполнения конкретных задач и хранящиеся в его памяти, могут со временем потерять актуальность, но

агент может об этом не знать и, обладая ими, должен быть убежден в своей готовности решать на основе этих знаний новые задачи);

- **осознанность текущей цели** (полная ясность в отношении совокупности задач или функций, на выполнение которых направлено текущее поведение агента);

- **способность проявлять (иметь) желание** (осознаваемая постоянно или в течение некоторого времени совокупность мотиваций к достижению определенного состояния или совершению определенных действий);

- способность осознавать свою **обязанность по отношению к другим агентам** МАС (задачи, которые получены от других агентов и по разным причинам еще не выполнены, воспринимаются как обязательства, которые должны быть выполнены при первой возможности);

- **способность проявлять намерения** (наличие возможности и умения выстраивать систему приоритетов в отношении очередности выполнения обязательств перед другими агентами).

Иногда к этим свойствам добавляют и другие свойства, которые могут быть обеспечены повышенной сложностью алгоритмов операционного, аналитического и поведенческого толка, реализуемых программами конкретного типа агентов. При описании таких свойств хотелось бы иметь более ясную и недвусмысленную их трактовку в современной литературе по МАС.

Различают три базовых типа архитектуры МАС:

- архитектура, основанная на принципах и методах работы со знаниями;

- архитектура, основанная на поведенческих моделях;

- гибридные построения, сочетающие в различных соотношениях особенности двух первых архитектур.

Системы, построенные в соответствии с методами и принципами обработки знаний, используют традиционные для ИИС модели преставления знаний и методы их обработки (анализа и синтеза). Правда, если вдуматься в приведенную трактовку основных свойств интеллектуальных агентов, то станет ясно, что выразительные возможности логики предикатов первого порядка могут оказаться недостаточными для их описания. В связи с этим и другими обстоятельствами, в МАС данного типа архитектуры применяются более сложные, чем одноместные предикаты, логические выражения и структуры. Хотя это и не избавляет от недостатка, присущего продукционным моделям, – отсутствие возможности эффективного обучения. Агенты систем данного типа архитектуры работают с использованием устоявшейся модели окружающей среды, составленной в символьной форме, а решения принимают на основе формальных рассуждений и по аналогии с известными примерами и образами. В теории МАС такие агенты называются **делиберативными**.

В системах, построенных на поведенческих моделях, главным образующим понятием является «ситуация», в которой оказался агент, и «побудительный мотив» к выработке адекватного этой ситуации действия или поведения («реакция») агента. Поведенческие модели чаще всего строятся на правилах выработки адекватных реакций. Или, если разнообразие ситуаций не катастрофично – применяются алгоритмы, позволяющие создать конечный автомат с ограниченными возможностями. Агенты МАС данного типа называются **реактивными**, а их реакция на тот или иной побудительный мотив всегда рассматривается как результат соотнесения состояния внешней среды и внутреннего состояния агента.

Наиболее перспективны гибридные МАС (это весьма похоже на ситуацию с выбором типа ИИС), сочетающие «лучшие» качества поведенческих и продукционных моделей. Гибридные МАС часто используют принцип специализации своих агентов. Примечательно, что БЗ агентов таких систем имеет знания трех уровней – о предметной области, о возможных взаимодействиях с другими агентами (если своих недостаточно) и специальные знания, обеспечивающие оптимальное управление системой

На развитие МАС существенное влияние оказала теория и практика **открытых телекоммуникационных компьютерных систем** типа Internet, которым свойственны:

- возможность расширения состава функций и способов организации;
- простота переноса на другие программно-аппаратные платформы;
- способность обмениваться данными и форматами с другими системами;
- дружелюбность к пользователю, удобство общения и управления системой.

Одним из важных результатов внедрения концепции открытых систем в технологию создания МАС стало распространение **архитектуры «клиент – сервер»**, представленной двумя моделями сетевого взаимодействия:

- «мощный клиент» - «слабый сервер» (сервер организует только доступ к ресурсам, а все функции поиска и обработки данных реализует клиент);
- «слабый клиент» - «мощный сервер» (клиент обеспечивает только реализацию интерфейса, а сервер – поиск и все остальные функции сети).

Мобильными агентами в сетевых компьютерных и телекоммуникационных структурах называются программы, которые могут перемещаться по сети. Они покидают компьютер клиента и переходят на удаленный сервер для выполнения задачи, а выполнив, возвращаются обратно.

Мобильные агенты являются перспективными для МАС компонентами, но в настоящее время еще не выработаны стандарты дл разработки таких агентов и не решены проблемы, связанные с перемещением их по сети, поскольку легальные способы перемещения, идентификация агентов, вопросы разграничения доступа (конфиденциальности) и безопасности информации не гарантируют общей надежности сети. Немаловажной проблемой является также «перенаселенность» всемирной сети.

МАС в типовом составе представляет собой структуру, включающую:

- множество системных агентов, в котором выделены (организованы) подмножества активных агентов, манипулирующих подмножествами пассивных агентов;
- среду, представляющую собой пространство, в котором существуют агенты и объекты;
- множество задач (функций, ролей), решение которых поручается агентам;
- множество отношений, допустимых между агентами;
- множество структур, которые могут быть созданы в системе из множества агентов;
- множество действий, доступных агентам.

Современная теория и практика МАС предполагает три типа структурной организации систем:

- распределенный искусственный интеллект (РИИ);
- децентрализованный искусственный интеллект (ДИИ);
- искусственная жизнь (ИЖ).

Структура РИИ создается для решения конкретной интеллектуальной задачи и управляется централизованно, с четкой координацией действий всех агентов, исходя из интересов общей цели – решить задачу с максимальной эффективностью. Под этим обычно понимается одна из двух постановок задач - прямая или обратная (см. раздел 4.1 и 4.2). При централизованном управлении системой РИИ задача должна быть оптимально разбита на составляющие ее подзадачи с учетом интеллектуальных возможностей контингента агентов.

Структура ДИИ создается в виде системы управления деятельностью автономных агентов в динамической многоагентной среде, ориентированной на решение нескольких классов интеллектуальных задач.

Структура ИЖ создается с целью исследования и моделирования процессов децентрализованного управления, эволюции, адаптации и кооперации (взаимодействия) структуры, состоящей из большого числа реактивных агентов.

Основными структурами МАС являются РИИ и ИЖ. Главная проблема, с которой сталкиваются создатели РИИ, является разработка оптимального по возможностям состава

группы интеллектуальных агентов, способных решить задачу путем рассуждений и связанной с ними обработкой символьной информации. Групповое интеллектуальное поведение образуется на основе интеллектуального поведения и действий индивидуумов. В связи с этим необходимо качественное согласование целей, стратегий и интересов отдельных агентов, концентрация и синхронизация их действий и разрешение конфликтных ситуаций на основе консенсуса.

Структуры РИИ, создаваемые под конкретную задачу, решают три организационных проблемы:

- как наилучшим образом распределить задачу на подзадачи с учетом возможностей агентов и выбранного критерия оценки качества полученного решения;
- как оптимально распределить властные полномочия между агентами;
- как организовать коммуникации по обмену данными и ресурсами в процессе решения задачи.

Структура ИЖ решают проблему интеллектуального поведения в аспекте выживания популяций агентов, сходных по функциям или возможностям, способности адаптироваться к условиям среды обитания, способам самоорганизации и пр. Глобальное интеллектуальное поведение всей системы рассматривается как результат оптимального взаимодействия большого числа простых реактивных агентов.

Основная парадигма структуры ИЖ состоит из следующих посылок:

- «искусственная жизнь» - это популяция простых и взаимосвязанных единством цели агентов;
- каждый агент самостоятельно определяет свои реакции на воздействие факторов той или иной ситуации в среде обитания и способ взаимодействия с другими агентами;
- не существует заранее установленных точных правил, определяющих глобальное поведение популяции агентов;
- поведение, свойства и структуры коллективов агентов определяются только локальными взаимодействиями агентов.

Искусственная жизнь в узком смысле – это раздел теории и приложений МАС, изучающий вопросы возникновения интеллектуального поведения на основе локальных взаимодействий агентов. При этом сами агенты могут и не быть интеллектуальными (например, программы аппроксимации функций). В искусственной жизни могут образоваться искусственные сообщества (их называют роями, наподобие сообщества пчел). Искусственный рой – это множество интеллектуальных агентов, способных взаимодействовать друг с другом, формировать и перестраивать функциональные образования (целевые группы) и совместно решать различные задачи путем параллельных действий. Иначе говоря, искусственный рой представляет собой динамическую сетевую структуру взаимодействующих агентов, в которой происходит согласованное восприятие управляющих и оповещающих сигналов и согласованное воздействие (реагирование) на проявления факторов среды обитания с целью выживания или укрепления своего жизненного статуса, как сообщества. Основными принципами формирование интеллекта роя являются: совместное проживание (соседство), безошибочное определение параметров качества среды обитания, разнообразие ответных реакций, устойчивость организации роя, адаптация к факторам среды обитания.

Искусственная жизнь в широком смысле – это обширная междисциплинарная научно-техническая область, в которой исследуются проблемы создания и исследования искусственных организмов и систем, реализующих принципы и механизмы эволюции систем новых организмов.

Что касается структуры ДИИ, то в ней управление осуществляется только на уровне локальных взаимодействий агентов. Наряду с распределенными знаниями и ресурсами должны быть описаны и локальные задачи отдельных агентов, решаемые на базе локальных концептуальных моделей и локальных критериев.

Стоит особо выделить особенности мобильных агентов. Задачи мобильных интеллектуальных агентов в МАС любой структуры могут меняться и быть как локальными, так и глобальными по своему масштабу, а сами мобильные агенты могут иметь статус и «узких специалистов» или «универсалов», то есть быть полностью зависимыми или полностью свободными (автономными) в выборе задач. В этом аспекте можно определить следующие ситуации, характерные для взаимодействия только мобильных агентов МАС любой структуры:

- сосуществование (агенты автономны, задачи индивидуальны по постановкам);
- сотрудничество (агенты автономны, задача общая);
-совместное выполнение частей общей задачи (агенты специальные, задача общая);
- распределенная работа (агенты автономные, задачи индивидуальные).

Возникновение МАС, ее структура и динамика, как сообщества агентов, определяются ситуацией взаимодействия этих агентов, которая, в свою очередь, зависит от совместимости целей, уровня и характера взаимных обязательств, меры ответственности агентов за свои обязательства и от ограниченности ресурсов системы (как частных, так и общих).

Главным принципом организации МАС любой структуры и типа архитектуры является обеспечение эффективного взаимодействия между агентами – установление устойчивых двусторонних динамически настраиваемых отношений между агентами. Современная практика создания структур МАС предполагает рассматривать взаимодействие между агентами системы не как самоцель, а как средство взаимообразного превращения, преобразования как самих агентов, так и отношений между ними.

Между агентами МАС возможны следующие виды отношений:

- кооперация (сотрудничество на основе общности цели, общности намерений или общности желаний);
- конкуренция (на основе противоположности или несовпадения цели, намерений, обязательств, желаний, ресурсных потребностей и т.п.);
- компромисс (готовность пойти на взаимные уступки в ресурсах или очередности решения задач, совпадающих по времени готовности результатов);
- конформизм (отказ от собственных интересов);
- негативизм (отказ от общения и взаимодействия в любом вопросе, не предполагая никакой формы противодействия).

Моделирование взаимодействия агентов в МАС по мнению Д.А.Поспелова (16) характеризуется определенными признаками естественных систем. Эти признаки, по мнению ученого, следует учитывать при создании моделей различных виртуальных структур таких систем. Основными из этих признаков являются:

- продолжительность жизни агента с ее зависимостью от характера и объема выполненной работы и от количества доступных ему жизненных ресурсов;
- механизм биологического (естественного) отбора;
- принцип организации сообщества агентов, особенно в структурах, отличающихся выраженным социальным характером отношений членов сообщества.

От того, насколько полно, а главное – правильно, будут учтены в модели эти признаки, существенно зависит информативность моделирования.

Модели, создаваемые на основе технологии МАС, довольно быстро завоевали популярность у специалистов различных областей общественной, производственной, экономической и финансовой деятельности. Наиболее известными из них являются такие, в которых координация поведения агентов выглядит естественной для той или иной прикладной задачи. То есть, решение задачи происходит с учетом «естественной» системы ограничений и допущений. Вот краткая характеристика таких моделей.

Игровые модели. Эти модели, как уже было отмечено в теме 4, предполагают конфликтную ситуацию с противоположными интересами в условиях неопределенности и риска. На основе модификации некоторых положений классической теории стратегических

игр к постановкам задачи коллективного поведения в МАС, возникла идея, в соответствии с которой игровая модель может адекватно интерпретировать правила переговоров и соглашений между агентами, придерживаясь которых они могут ко взаимному (равновесному) минимаксному или максиминному удовлетворению разрешить любую (или почти любую) из ситуаций: кооперацию, компромисс или конфликт.

Модели планирования оптимального коллективного поведения. Эти модели применяются для случая децентрализованного планирования, когда агенты вправе выбирать наилучшие действия в процессе коллективной координации всех индивидуальных планов. Это как раз тот момент, когда фактически решается задача «оптимальной» централизации, ибо при возникновении конфликтов индивидуальных планов они могут быть изменены не условиях компромисса.

Модели аукционных торгов. Они позволяют разрешить конкурентные ситуации, возникающие между участниками разных типов аукционов (открытых, когда цена лота известна всем; закрытых, когда цена известна только распорядителю) или, кооперируясь в группу, перебить конкурента и (уже на внутреннем аукционе группы) приобрести лот по более низкой цене.

Модели на основе МАС архитектуры BDI (Belief-Desire-Intention). Эти модели сочетают игровые стратегии с логикой здравых рассуждений человека, использующего понятийные категории «желание», «намерение» и «убеждение». Поведение агентов координируется путем согласования связей, которые каждый агент сформировал в своей системе взаимных предпочтений между этими понятиями, с их выводами о текущем состоянии театра действий. Модели этого типа характеризуются большими вычислительными трудностями, хотя интересны с точки зрения учета психологии игрока.

Интересны и другие направления в моделировании координации поведения агентов, например с использованием положений теории рефлексивных игр и рефлексивного управления, в соответствии с которыми агент или группа агентов, обладающих более высоким рангом рефлексии (способностью просчитать большее число циклов «ход»-«ответ» вперед), имеет более надежные шансы на успех.

Перспективы применения МАС-технологий многие ученые связывают со структурами «искусственная жизнь». Для этого, по мнению Д.А.Поспелова (16), необходимо сосредоточить усилия на ряде многообещающих направлений, к которым относятся:

-развитие теории МАС на основе принципов поиска равновесного направления в разрешении конфликтных ситуаций;

- исследования путей, механизмов и методов повышения качества (актуальности, действенности и полезности) знаний, часто утрачиваемого в погоне за их количеством;

- использование генетических алгоритмов и алгоритмов групповой (массовой) селекции;

- использование возможностей методов рефлексивного управления;

- усиления акцентов этического плана в моделях поступков и поведения агентов.

7.5.5.Современные технологии компьютерной лингвистики.

Компьютерная лингвистика – это область знаний, связанная с решением задач автоматической обработки информации, представленной на естественном языке. Центральными научными проблемами компьютерной лингвистики (КЛ) являются:

- моделирование процесса понимания смысла текстов (переход от текста, представленного на естественном языке (ЕЯ), к формализованному представлению его смысла на внутримашинном яыке);

- синтез текстов или речи на естественном языке (на основе анализа формализованного представления их на внутримашинном языке).

Как можно видеть из описания обобщенной типовой структуры ИИС (раздел 1.8) и обобщенной типовой структуры ЭС (раздел 2.7), в рамках этих двух научных проблем решаются многие частные задачи, связанные со стремлением обеспечить одно из актуальнейших свойств интеллектуальных информационных систем – естественно-язычное (ЕЯ) общения человека с системой. В этом множестве частных задач Г.Г.Белоногов (2) выделяет:

- задачу автоматического анализа и синтеза устной речи;
- задачу автоматического перевода текстов с одних языков на другие;
- задачу автоматической классификации и индексирования ЕЯ-текстов;
- задачу автоматического поиска в полнотекстовых базах знаний;
- задачу автоматического обнаружения и исправления ошибок при вводе ЕЯ-запросов и текстов в машину.

Средства, создаваемые и применяемые в КЛ для решения перечисленных задач, можно разделить на две части – декларативную и процедурную. К декларативной части относятся словари единиц языка и речи, тексты и различные грамматические таблицы, а к процедурной – средства манипулирования этими декларативными лингвистическими знаниями.

Эффективность решения задач КЛ зависит от полноты и точности представления в памяти машины декларативных и процедурных лингвистических знаний. Общий уровень эффективности решения перечисленных задач сегодня объективно не может считаться высоким. Однако, серьезные успехи в создании экспериментальных и «промышленных» систем автоматического машинного перевода ЕЯ-текстов с одних языков на другие имеются в России, США и Японии.

Первые эксперименты по машинному переводу, подтвердившие принципиальную возможность его реализации, были поведены в 1954 г. В Джорджтаунском университе (г. Вашингтон, США). В России пионерами машинного перевода выступили Панов Д.Ю., Ляпунов А.А., Кулагина О.С., Моторин Ю.А., Марчук Ю.Н., Пиотровский Р.Г. Их работы внесли большой вклад в решение ряда проблем КЛ, но некоторые принципиальные вопросы оставались долгое время нерешенными. Среди них до сих пор не имеет удовлетворительного решения проблема точного выбора переводных эквивалентов для слов и словосочетаний исходного текста. В первых попытках ее решения ставка делалась на пословный перевод, а полисемия разрешалась на основе учета синтаксических и семантических признаков переводимых слов. Анализ богатого опыта межнационального общения и опыта переводческой деятельности, накопленного человечеством, позволил профессору Г.Г.Белоногову и его ученикам придти к **выводу о бесперспективности семантико–синтаксического преимущественно пословного подхода к проблеме машинного перевода**. На основе результатов более, чем тридцатилетней научной и специальной практической работы в области прикладной лингвистики, Г.Г.Белоногов с учениками создали и в 1993 г. завершили разработку двуязычной системы машинного перевода RETRANS, основанной на концепции фразеологического подхода (ФП) к решению этой проблемы. Эту концепцию профессор Г.Г.Белоногов опубликовал в 1974 году в сборнике «Проблемы кибернетики» № 28. Главным тезисом концепции фразеологического перевода (ФП) является утверждение о том, что наименования понятий в ЕЯ-текстах чаще обозначаются не отдельными словами, а словосочетаниями. При переводе текста не другой язык в качестве основных единиц смысла следует использовать главным образом фразеологические конструкции, выражающие понятия, отношения между понятиями и типовые ситуации. Отдельные слова используются только в тех случаях, когда перевод не удается сделать с помощью фразеологических словосочетаний.

В 1984 г. руководитель разработки японской программы машинного перевода (МП) профессор М.Нагао (30) предложил другую концепцию, согласно которой тексты переводятся **на основе аналогий** с известными примерами перевода других текстов схожей тематики. М.Нагао назвал свою концепцию «example based translation» (перевод, основанный

не примерах), считая, что традиционно переводчики-люди используют подход, основанный на правилах («rule based translation»). Концепция М.Нагао имеет много общего с другой, появившейся чуть позднее, концепцией, получившей название «память переводчика» (translation memory). В соответствии с этим подходом перевод массива текстов определенной тематики вначале делается опытным переводчиком – человеком, а затем оригиналы текстов и их переводы расчленяются на предложения или фрагменты предложений. Из этих элементов создается база переводных эквивалентов, которая загружается в память машины. С помощью специальной поисковой программы любой новый фрагментированный текст такой же тематики может быть переведен автоматически на основе сопоставления с переводными эквивалентами, имеющимися в базе данных. По мере перевода новых документов происходит обогащение такой базы данных.

Как уже было отмечено, система RETRANS существенно превосходит представленные на российском рынке продукты аналогичного назначения. Столь высокие характеристики ее работы обусловлены не только положительными сторонами концепции ФП. Дело в том, что для эффективного функционирования системы ФП необходимы машинные словари большого объема. Они должны создаваться на основе машинной обработки двуязычных текстов, являющихся взаимными переводами в процессе функционирования системы.

Наряду с основным политематическим фразеологическим словарем (ОПФС) большого объема (не менее 2–х миллионов словосочетаний «длиной» от 17 до 1 единиц речи) в системе используются дополнительные тематические словари (ДТС) меньшего объема. Дополнительные словари должны содержать только ту специальную фразеологию соответствующей тематики, которой не может быть в ОФПС.

Помимо ОФПС и ДТС в системе RETRANS могут желанию пользователя создаваться пользовательские фразеологические словари (ПФС). Эти словари играют особую роль. Дело в том, что помимо автоматического режима, система может работать и в интерактивном режиме, когда пользователь имеет возможность управлять процессом, наделяя память системы, во-первых, своими знаниями или образцами своего научного творчества, а во-вторых, - и примерами своей интеллектуальной способности как переводчика-специалиста.

Основным средством разрешения полисемии (многозначности) слов в системе RETRANS является использование семантически идентифицированных фразеологических словосочетаний. Дополнительным средством аналогичного назначения служат ДТС, в которых для каждого многозначного слова или словосочетания указывается его приоритетный переводной эквивалент, принятый в данной тематической области.

Большую роль в системе RETRANS играют разработанные школой Г.Г.Белоногова алгоритмы процедур автоматического морфологического и синтаксического анализа и синтеза русских и английских текстов, построенные на основе принципа аналогии. Эти процедуры позволяют отказаться от хранения в массивах словарей больших объемов грамматической информации, а порождать ее, по мере необходимости, автоматически, непосредственно в ходе рабочего процесса. Такая технология делает систему открытой, то есть способной обрабатывать тексты с незнакомой лексикой.

Как уже отмечалось, система RETRANS была выпущена в виде промышленной версии в 1993 г. И с этого времени стала использоваться не только в России, но и в ряде государственных учреждений Франции, Англии и США. До 1998 г. Все версии системы были настроены на работу в среде MS DOS, а к 2000 г. Система была адаптирована также к Windows 9x/NT и ко всем версиям UNIX. Последняя версия системы (выпущена в 2001 г.) может работать с любыми форматами текстового процессора MS Word (любых версий), в среде Web-браузера MS Internet Explorer и с любыми Windows-приложениями, способными копировать тексты в буфер обмена (Clipboard). В настоящее время последняя версия системы реализована в трех модификациях.

Первая модификация позволяет человеку, имеющему опыт работы с процессором типа Word, практически сразу приступить к работе с системой. При этом ему доступны все возможности редактирования текстов, имеющиеся в этом текстовом процессоре.

Вторая модификация может служить эффективным средством общения с Internet для лиц, не знающих английского языка. Она позволяет переводить любые документы Web-страниц, сохраняя их фактуру и внешний вид.

Третья модификация системы может оказаться полезной при работе с простыми программами типа MS Notepad, MS Wordpad, MS Paint и им подобными.

Англо-русский и русско-английский словари системы включают терминологию по естественным и техническим наукам, экономике, бизнесу, политике, юриспруденции и военному делу (всего по тридцати отраслям знаний, начиная с автоматики и радиоэлектроники и заканчивая электротехникой и энергетикой). В процессе перевода текста поиск переводных эквивалентов лексических единиц, входящих в этот текст, ведется как в ОФПС, так и в выбранном пользователем ДТС. При синтезе перевода входного текста эквиваленты ДТС обладают более высоким приоритетом, чем эквиваленты ОФПС.

Объем ОФПС последней версии системы составляет около 4-х миллионов словарных статей, из которых около 80% составляют словосочетания от двух до 17 слов. Суммарный объем двенадцати ДТС составляет около 400 тысяч словарных статей.

Одним из достоинств системы RETRANS является ее оснащенность **процедурой автоматического составления словарей.** Эта процедура основана на том факте, что во множестве двуязычных пар предложений, являющихся переводами друг друга и содержащих одно и то же слово или словосочетание одного из языков, максимальную частоту встречаемости имеет слово или словосочетание другого языка, являющееся переводом этого слова или словосочетания. Процедура применялась для обработки двуязычных (русских и английских) заголовков документов, извлеченных из базы данных ВИНИТИ. При этом были обработаны более миллиона пар заголовков документов.

Создатель и разработчики системы RETRANS рассматривают свое детище как первый шаг в развитии систем фразеологического перевода. По их мнению, существуют значительные перспективы совершенствования разнообразных процедурных возможностей систем такого типа. Наиболее трудной считается задача создания достаточно мощных фразеологических словарей. Такие словари большого объема (сотни миллионов словарных статей) потребуют для своего создания больших затрат человеческого труда и времени. Но такие затраты окупаются высоким качеством перевода. Научно-технические тексты с устойчиво высоким качеством будут переводиться уже при объемах ОФПС в несколько десятков миллионов словарных единиц. Перевод художественных текстов – более сложная задача. Но и ее решение может быть выполнено с достаточно высоким качеством, если провести широкомасштабные работы по выявлению и переносу в память машины фразеологического богатства произведений английской и русской художественной литературы.

7.5.6. Роль информационных технологий в реализации Плана ООН по построению Информационного Общества.

В декабре 2003 года состоялся Всемирный Саммит, посвященный проблеме построения Информационного Общества. Девиз саммита – «Построение Информационного Общества – глобальный вызов нового тысячелетия». По итогам саммита было принято два документа (11,12):

-Декларация о принципах построения Информационного Общества;

- План работ по построению Информационного Общества.

В первом параграфе Декларации записано: «Мы, представители народов мира, собравшиеся в г. Женева 10-12 декабря 2003 года в рамках Всемирного Саммита по

проблеме Информационного Общества, провозглашаем наше общее стремление и обязанность построить открытое, ориентированное на человека и на его развитие Информационное Общество, в котором каждый может порождать информацию и знания, иметь к ним доступ и использовать их так, чтобы отдельные лица, человеческие сообщества и народы могли полностью реализовать свой потенциал по устойчивому развитию и улучшению качества жизни в полном соответствии с целями и принципами Устава ООН и Всеобщей Декларацией Прав Человека».

В Декларации саммита сформулирован принцип построения Информационного Общества (ИО), прежде всего учитывающий социально-политические, правовые и гуманитарные аспекты. При этом особо подчеркивалась центральная роль науки в развитии ИО и в развитии **информационных и телекоммуникационных технологий**. Одновременно указывается, что эти технологии не являются самоцелью. Они рассматриваются как средство достижения общечеловеческих гуманитарных целей.

В Плане работ конкретизируются пути построения открытого ИО. При этом указывается, что потенциал человеческих знаний и потенциал информационных и телекоммуникационных технологий (ИТ и ТТ) следует направлять на достижение задач развития, одобренных международным сообществом. Особое значение придается необходимости сохранения культурного многообразия и языковой самобытности народов, населяющих Землю. В связи с этим подчеркивается важность исследований и разработок в области машинного перевода текстов с одних естественных языков на другие и создания на этой основе эффективных средств поиска информации в совокупностях разноязычных баз данных и знаний.

Таким образом, и в Декларации Саммита, и в Плане работ современные ИТ и ТТ рассматриваются как важнейшие факторы общественного развития. Следовательно, работы в области компьютерной лингвистики (и сами по себе, и в составе ИИС) приобретают особое значение.

За последние полвека решения проблемы использования естественных языков в различных информационных системах (в том числе и в ИИС) характеризуются результатами разной степени значимости и успешности. Естественный язык – сложное явление, непосредственно связанное с процессами мышления. Поэтому в лингвистике вообще и в компьютерной лингвистике в частности вместе со значительными результатами есть много нерешенных задач и проблем. Одной из причин некоторых неудачных и ошибочных решений Г.Г.Белоногов считает бытующее в среде лингвистов заблуждение в том, что в естественных языках большинство словосочетаний являются «свободными» от контекста конструкциями. И хотя многие крупные лингвисты (прежде всего – Ф. де Соссюр) высказывали иную точку зрения, это заблуждение господствует в современном массовом сознании поныне. Большинство лингвистов и (что особенно опасно для перспектив развития ИИС) не лингвистов считают, что в естественном языке есть только ограниченное число устойчивых фразеологических словосочетаний (идиоматических выражений), а остальные словосочетания – «свободные». Это заблуждение положено в основу почти всех известных формализованных семантико – синтаксических моделей языка.

Другим заблуждением является представление лексики любой отраслевой системы автоматической обработки текстовой информации сочетанием только двух компонент – лексического ядра (основной словарный фонд естественного языка) и словаря отраслевых терминов. Такое представление верно лишь отчасти. Истина здесь в том, что различные тематические области различаются не столько составом отраслевых терминов, сколько распределением вероятностей появления этих терминов в текстах.

Существуют и другие довольно распространенные заблуждения, но, по мнению Г.Г.Белоногова (2), объективно правильными следует признать следующие положения, с которыми будут связаны успехи компьютерной лингвистики.

Первое. В естественных языках и в речи основными единицами смысла являются морфемы, слова, словосочетания, фразы и различного рода сверхфразовые единства. Эти

единицы в совокупности представляют собой иерархическую систему, в которой **смысловое содержание единиц более высокого уровня не сводимо или не полностью сводимо к смысловому содержанию составляющих их единиц более низкого уровня**. Это означает, что смысл единиц более высокого уровня не может быть «вычислен» на основе информации о смысле единиц более низкого уровня и на основе информации о связях между этими единицами.

Второе. Минимальной единицей смысла, обозначающей понятие, является слово, но большинство понятий обозначаются (именуются) словосочетаниями. При этом количество многословных наименований понятий (фразеологических единиц) в сотни раз больше, чем количество однословных наименований понятий.

Третье. На основании общепризнанной бесспорности двух первых положений можно утверждать, что при автоматической «смысловой» обработке текстов важную (если не главную) роль играет их концептуальный анализ. Задачей такого анализа должно быть определение границ наименований понятий в текстах и установление синтагматических и парадигматических отношений между ними.

Четвертое. Важнейшей задачей компьютерной лингвистики на современном этапе ее развития (и с учетом ее роли в развитии ИИС) является составление достаточно представительных словарей наименований понятий, что означает выявление понятийного фонда естественных языков. Этот фонд предположительно будет содержать сотни миллионов слов и фразеологических словосочетаний. Выполнение этой задачи благотворно повлияет на развитие информационных технологий, связанных с автоматической обработкой естественно языковых текстов и информации.

Пятое. Опыт полувекового развития компьютерной лингвистики показал широкие возможности конструктивного алгоритмического подхода к решению задач автоматической обработки текстов и информации, представленных на естественном языке. Вместе с тем стала очевидной и ограниченность алгоритмического подхода: в некоторых случаях эффективнее оказывался метод аналогий. В связи с этим у специалистов по компьютерной лингвистике и перспективным информационным технологиям образовалась точка зрения, согласно которой одна часть задач может решаться «по правилам» (rule based approach), а другая – «по аналогии с прецедентами» (example based approach). Возможны и гибридные подходы и технологии, в которых сочетаются оба эти подхода.

ВОПРОСЫ ДЛЯ ПРОВЕРКИ УСВОЕНИЯ ТЕМЫ

1. Какова роль компьютеров фон-неймановской архитектуры в истории развития интеллектуальных информационных систем (ИНС)? Чем современная наука объясняет невозможность создания адекватных моделей интеллекта человека с помощью таких компьютеров?
2. Каким свойством должен обладать компьютер будущего, чтобы стать основой информационной системы, адекватно моделирующей возможности интеллекта человека?
3. Чем объясняется первенство нейросетевых (НС) технологий в моделировании интеллектуальных возможностей человека?
4. Назовите области деятельности, в которых наиболее успешно применяются НС-технологии?
5. В чем причина популярности экспертных систем, как развивающейся категории ИИС? Назовите области деятельности, в которых наиболее успешно применяются ЭС?
6. Чем характеризуется современное состояние робототехники? Какая принципиальная особенность этих устройств не позволяет пока отнести их к категории «полноправных» ИИС?
7. Какова главная задача, стоящая компьютерной лингвистики (КЛ) в аспекте создания и развития ИИС? Чем характеризуются современные достижения КЛ в этом аспекте?
8. Развитие какой области знаний наиболее значимо для развития интеллектуальных информационных систем?
9. Каковы основные атрибуты информационных технологий (ИТ)?
10. В чем сущность методической основы любой ИТ и ее объектной среды?
11. В чем заключается сущность современной концепции инженерии знаний (когнитологии)? Каковы основные процедуры алгоритма построения семантического пространства?
12. Назовите известные вам методы оценки сходства разнообразных знаний?
13. Каково назначение и основные возможности метода многомерного шкалирования?
14. В чем назначение и особенность метода метафор?
15. С какой целью применяется метод репертуарных решеток? В чем его сущность, содержание и особенность?

16. Перечислите виды ИТ, применяемых при создании баз знаний (БЗ) ИИС? Какие концепции должны быть положены в основу разработки таких технологий?
17. Раскройте суть концепции разработки концепции хранилища данных.
18. В чем особенность концепции разработки и создания системы управления знаниями (СУЗ)? Перечислите и раскройте содержание основных этапов разработки СУЗ?
19. Какие инструментальные среды применяются для разработки программных средств СУЗ?
20. Приведите примеры реализации технологии СУЗ.
21. В чем сущность метода онтологий? Какие новые возможности вносит этот метод в процесс создания СУЗ и в процесс ее эксплуатации?
22. На каких языках и моделях представления знаний может быть реализован метод онтологий?
23. В чем особенности формализации онтологических знаний с применением языков HTML и XML в системе Internet?
24. Какие инструментальные средства применяются для разработки программных компонент СУЗ? В чем особенности пакета Case-Tool Kits и технологических линий Case Book Benches?
25. Какие ИТ составляют группу средств, расширяющих возможности процедурной компоненты БЗ ИИС?
26. Каковы назначение и возможности технологий обработки нечетких знаний и нечеткого вывода?
27. Раскройте сущность, назначение и возможности эволюционного моделирования.
28. Дайте общую характеристику методов группового учета аргументов целевой функции. Раскройте особенности возможных схем массовой селекции и содержание обобщенного алгоритма массовой селекции.
29. В чем сущность эволюционного моделирования на основе генетических алгоритмов? Как представляется целевая функция простого генетического алгоритма? Какие виды операций над родительскими хромосомами исходной популяции используются в генетических алгоритмах?
30. Опишите «работу» простого генетического алгоритма. Что является критерием успешного завершения генетического алгоритма?
31. Раскройте смысл операций «кроссовер», «инверсия» и «мутация» на примере восьмибитовой хромосомы.
32. В чем преимущество применения генетического алгоритма по сравнению со случайным поиском?
33. Какие свойства человеческого интеллекта являются предметом имитационного моделирования (ИМ)?
34. В чем проявляются достоинства и недостатки методов ИМ, основанных на концепции «черного ящика»?
35. Чем определяется эффективность ИМ? Каким требованиям должна удовлетворять имитационная модель по составу функциональных компонент и по способам учета динамики моделируемого объекта?
36. Расскажите об истоках зарождения технологии мультиагентных систем. Какова роль работ по распределенному интеллекту и достижений в развитии средств телекоммуникации в развитии интеллектуальных мультиагентных систем (МАС)?
37. Дайте определение интеллектуальной МАС. Раскройте содержание понятия «агент МАС» и перечислите типы агентов и особенность и свойства агентов каждого типа.
38. Какова основная область применения МАС-технологий? Какие классы задач решаются в этой области с применением МАС-технологий?
39. Какие типы базовой архитектуры МАС вам известны? Раскройте особенность каждого типа архитектуры МАС.

40. Какая архитектура МАС получила развитие, благодаря теории открытых телекоммуникационных систем типа Internet? Какие две модели составляют основу этой архитектуры и каковы особенности этих моделей?
41. Назовите состав типовой структуры МАС. Какие три типа структур МАС сложились на современном развития этих систем?
42. Назовите область применения структур распределенного искусственного интеллекта (РИИ). Какова основная особенность этих структур?
43. В чем основная особенность и область применения структур децентрализованного искусственного интеллекта (ДИИ)?
44. Опишите особенность структуры «искусственная жизнь». Какова область применения этого типа структур МАС? Раскройте сущность парадигмы существования этой структуры. Каковы основные компоненты этой структуры? Дайте общую (широкую) и частную (узкую) формулировку понятия «искусственная жизнь» (ИЖ).
45. Какие виды отношений возможны между агентами МАС?
46. Какие типы моделей взаимодействия агентов могут создаваться в МАС?
47. Каковы основные направления развития МАС?
48. Какие научные проблемы составляют содержание исследований современной компьютерной лингвистики (КЛ)?
49. Какие задачи решаются с помощью технологий КЛ для обеспечения возможности общения пользователя с ИИС на естественном языке? От каких условий зависит успешное решение этих задач?
50. Какие современные концепции машинного перевода вам известны? В чем суть каждой из концепций?
51. Опишите особенность построения, общую организацию, режимы функционирования и состав словарей системы RETRANS. Каковы основные функциональные возможности этой системы?
52. В чем суть идеи построения Открытого Информационного Общества на планете Земля? Какова роль информационных технологий в содействии Плану ООН построения такого общества?
53. Какие положения теории и практики КЛ должны учитываться при разработке программных средств и систем, внедряемых в ИИС?

Основная литература:

1. Андрейчиков А.В., Андрейчикова О.Н. Интеллектуальные информационные системы. Учебник. - М.: Финансы и статистика, 2004.-424с.
2. Арсеньев С.Н., Шелобов С.И., Давыдова Т.Ю. Принятие решений. Интегрированные информационные системы. Учебное пособие для вузов. –М.: ЮНИТИ-ДАНА, 2003. - 270 с.
3. Джексон П. Введение в экспертные системы / Учебное пособие. – М.: «Вильямс», 2001 – 624 с.
4. Леденева Т.М., Подвальный С.Л. Системы искусственного интеллекта и принятие решений; Учебное пособие; Уфа: УГАТУ, 2005.- 246с.

Дополнительная литература:

1. Бэкон Френсис. «Френсис Бэкон. Сочинения в двух томах». Второе исправленное издание. Том 2. М.: «Мысль», 1978.
2. Белоногов Г.Г., Калинин Ю.П., Хорошилов А.А. Компьютерная лингвистика и перспективные компьютерные технологии. М.: «Русский мир», 2004. - 248с.
3. Соссюр Фердинанд де. Курс общей лингвистики (в кн. «Труды по информатике»), М.: «Прогресс», 1977.-с. 31-269.

4. Белоногов Г.Г., Кузнецов Б.А. Языковые средства АИС. «Наука».М.: 1984.
5. Минский М. Фреймы для представления знаний. – М.: «Энергия», 1979.
6. Тихоплав В.Ю., Тихоплав Т.С. Физика веры. С.-Петербург, ИД «ВЕСЬ», 2003.
7. Поспелов Д.А. Моделирование рассуждений: опыт анализа мыслительных актов. М.: Радио и связь, 1989.
8. Эволюционная эпистемология и логика социальных наук. Карл Поппер и его критики. Изд-во «Эндотриэл УРСС», М., 2000.
9. Семенов Ю.С. Интеллектуальные информационные системы. Учебное пособие; Тверь: ТГТУ, 2004.- 168с.
11. Всемирный Саммит о принципах построения Информационного Общества. Декларация № WSIS-03/GENEVA/DOC/4-E., 12 декабря 2002г.
12. Всемирный Саммит о принципах построения Информационного Общества. План работ № WSIS-03/GENEVA/DOC/5-E., 12 декабря 2002г.
13. Фундаментальные исследования в области представления знаний. Рабочая группа 18 КНВВТ.(Под ред. Д.А.Поспелова). М.: ВИНИТИ, 1984.- 261с.
14. Солнышков Ю.С. Обоснование решений (Методологические вопросы). М.: Экономика, 1980. – 168с.
15. Поляков А.О., Юсупов Р.М., С.-Петербург, СПИИ РАН.
Ерофеев Д.А., С.-Петербург, ИИСТ. Интеллектуальные системы и информационные технологии управления. Статья на сайте www.shiiran.ru.
16. Поспелов Д.А. Многоагентные системы – настоящее и будущее.//Информационные технологии и вычислительные системы.- 1998.- №1.
17. Гринченко С.Н. Системная память живого (как основа его эволюции и периодической структуры).- М.: ИПИ РАН, Мир, 2004. – 512с.
18. Поспелов Г.С. Искусственный интеллект. Новая информационная технология. – М.:, «Наука», 1986.
19. Таунсенд К., Фохт Д. Проектирование и программная реализация экспертных систем на персональных ЭВМ. Пер. с англ. / Предисловие Г.С.Осипова. – М.: Финансы и статистика, 1990.- 330с.
20. Статические и динамические экспертные системы. Учебное пособие / Э.В.Попов и др. – М.: Финансы и статистика, 1996. -194с.
21. Одинцов Б.Е. Проектирование экономических экспертных систем / Учебное пособие для вузов. – М.: Компьютер, ЮНИТИ, - М.: 1996. – 166с.
22. Нейроинформатика. / А.Н.Горбань, В.Л.Дунин-Барковский, А.Н.Кирдин и др. – Новосибирск: Наука, Сибирская издательская фирма РАН, 1998. – 234с.
23. Гаврилов Т.Л. Хорошевская В.Ф. Базы знаний интеллектуальных систем. – СПб.: Питер, 2001. – 384с.
24. Якушкина Н.Г. Основы теории нечетких и гибридных систем. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 320с.
25. Максимей И.В. Имитационное моделирование на ЭВМ. -М.: Радио и связь, 1988.- 232с.
26. Имитационное моделирование производственных процессов / Под общ. ред. А.А.Вавилова, -М.: Машиностроение, 1983. -416с.
27. Nagao M. A framework of a mechanical translation between Japanese and English by analogy principle, in Artificial and Human Intelligence, ed. A.Elithorn and R.Banerji. p. 173-180, North Holland, 1984.

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРЕ

Дубровин Александр Дмитриевич родился в 1934 г. В 1952 г. после окончания средней школы, сдав конкурсные вступительные экзамены, был зачислен слушателем факультета вооружения Военной ордена Ленина и ордена Суворова Артиллерийской инженерной академии им. Ф.Э.Дзержинского. Полный курс академии окончил в звании лейтенанта в декабре 1957 г. С 1958 по 1982 годы – служба в Советской Армии. До 1966 г. его служба была связана с полигонными и войсковыми испытаниями различных образцов вооружения, а с 1966 по 1982 год - с научно-исследовательской деятельностью сначала в области военно-экономического системного анализа, а затем – в области разработки программных и аппаратных комплексов автоматизированных систем управления войсками (АСУВ). В 1974 г. защитил кандидатскую диссертацию по одной из актуальных проблем военно-экономического анализа и вскоре (1975 г.) был утвержден в ученом звании «старший научный сотрудник».

В 1982 г. вышел в отставку по болезни и с 1983 г. по 2006 г. – работал в Московском государственном университете культуры и искусств (МГУКИ) в должностях старшего преподавателя, доцента, профессора кафедры и заведующего кафедрой информационных процессов и систем. В период с 1990 г. по 1998 г. совмещал научно-педагогическую работу с издательской деятельностью сначала в должности главного редактора, а с 1992 г. – в должности директора коммерческого издательства «Космос».

За время научно-исследовательской и научно-педагогической деятельности опубликовал более пятидесяти научных работ, в числе которых: пять монографий, в которых участвовал как соавтор (Методы оценки эффективности вооружения, изд. ВИА им. Дзержинского, М.:1967; Монография на спецтему, изд. в/ч 01168, инв. 18108, М.: 1971; Монография на спецтему, изд. в/ч 01168, инв. 18793, М.: 1972; Система программного обеспечения СПО-397, под общ. редакцией О.Н.Филиппова, Воениздат, М.: 1982; Языковые и программные средства АСУВ, Воениздат, М.: 1988), и учебное пособие (Математические методы в библиотечной работе, изд. МГУКИ, М.:1988), которое является полностью авторской работой.

В открытых изданиях (сборники «Военная техника и экономика», «Вестник Высшей школы», «Теоретические основы ЭВМ», «Автоматизация и механизация библиотечных процессов») опубликовано 18 научных статей.

При научном руководстве автора соискателями и аспирантами защищено четыре кандидатских диссертации.