

**МИНИСТЕРСТВО ВЫСШЕГО И СРЕДНЕГО СПЕЦИАЛЬНОГО  
ОБРАЗОВАНИЯ РЕСПУБЛИКИ УЗБЕКИСТАН**

**ТАШКЕНТСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ТЕХНИЧЕСКИЙ  
УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ АБУ РАЙХАНА БЕРУНИ**

На правах рукописи

**МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ**

на получение степени магистра

Туляганова Алишера Анваровича

**МЕДИЦИНСКАЯ КОМПЬЮТЕРНАЯ СИСТЕМА ДЛЯ ДИАГНОСТИКИ  
ОТОЛАРИНГИЧЕСКИХ ЗАБОЛЕВАНИЙ**

по специальности 5А310802 – « Приборы и методы измерительных  
систем и контроля (по отраслям – Медицинские приборы)»

**Руководитель д.т.н., проф.**

**Магруппов Талат Мадиевич**

Ташкент - 2014

## СОДЕРЖАНИЕ

Введение. ....	4
<b>ГЛАВА 1. МЕТОДЫ И СТРАТЕГИИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ПРИ РЕШЕНИИ ПРОБЛЕМ ДИАГНОСТИКИ СЛОЖНЫХ СИСТЕМ. ....</b>	<b>8</b>
1) Сложные системы как предмет исследования искусственного интеллекта. ....	8
2) Проблемы медицинской диагностики. ....	12
3) Экспертные системы и их возможности. Особенности построения экспертной системы. ....	15
4) Проблемы представления и приобретения знаний. ....	20
5) Концептуальный подход к описанию состояний и представлению знаний. Аналитическое решение задачи формирования понятий. ....	40
6) Постановка диагноза по концепту. Обновление базы знаний. ....	50
Выводы по главе 1. ....	52
<b>ГЛАВА 2. КЛИНИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ ДИАГНОСТИКИ ОТОРИНОЛАРИНГОЛОГИЧЕСКИХ ЗАБОЛЕВАНИЙ. ....</b>	<b>53</b>
1) Социальная значимость оториноларингологии. ....	53
2) Этиология и анамнез заболеваний уха. ....	53
3) Структурирование данных анамнеза. ....	73
4) Выводы по главе 2. ....	76
<b>ГЛАВА 3. ИНЖЕНЕРНЫЕ АСПЕКТЫ РЕАЛИЗАЦИИ ЭКСПЕРТНОЙ СИСТЕМЫ ОТОРИНОЛАРИНГОЛОГИЧЕСКИХ ЗАБОЛЕВАНИЙ. ....</b>	<b>77</b>
1) Структура и сценарии работы системы. ....	77
2) Алгоритм унификации факторов. ....	83
3) Алгоритм формирования диагностических правил. ....	88
4) Описание интерфейса экспертной системы. ....	95

Выводы по главе 3. . . . .	107
Заключение. . . . .	108
Список использованной литературы. . . . .	112
Приложение. . . . .	113

## ВВЕДЕНИЕ

Под руководством Президента нашей страны осуществляются широкомасштабные реформы в сфере здравоохранения. Создание необходимых условий для обеспечения достойной жизни людей, охраны материнства и детства, воспитание физически крепкого и духовно зрелого подрастающего поколения, расширение производства конкурентоспособной отечественной медицинской техники, оснащение лечебных учреждений высокотехнологичным медицинским оборудованием и другие аспекты находятся под постоянным вниманием государства. Одним из основополагающих документов, определивших интенсивное развитие системы здравоохранения, стал Указ Президента Ислама Каримова «Об основных направлениях дальнейшего углубления реформ и реализации Государственной программы развития здравоохранения» от 19 сентября 2007 года.

В результате проводимых реформ, по данным Республиканского Института Здоровья и медицинской статистики МЗ РУз, отмечается снижение роста заболеваемости оториноларингологическими заболеваниями, однако, заболеваемость остается на высоком уровне, что свидетельствует о необходимости повышения качества медицинской помощи, в своевременном и точном диагностировании оториноларингологических заболеваний.

Основной проблемой в сфере медицинской диагностики является нечеткость, неточность и, зачастую, неполнота и субъективность данных о состоянии пациента, а также некатегоричность собственно медицинских знаний, что, однако, не мешает высококвалифицированному врачу ставить точный диагноз. Кроме знаний, в этом ему помогают интуиция и опыт, наработанные за годы практики. Сложность задачи диагностики, с которой может справиться лишь ограниченное количество высококвалифицированных врачей-экспертов, а также невозможность быстрой передачи другим

специалистам экспертных знаний, особенно той неформализованной части, которая является результатом опыта и интуиции эксперта, сделала актуальным разработку моделей и методов извлечения и представления знаний с целью создания экспертных систем, способных заменить эксперта в процессе диагностики состояния пациента.

**Актуальность** выпускной квалификационной работы диктуется не только требованиями, вытекающими из Постановления Президента Республики Узбекистан, но и необходимостью преобразований и реформ, которые требует сегодня сама жизнь от системы медицинского обслуживания. Диагностика оториноларингологических заболеваний характеризуются сложной симптоматикой проявления заболеваний и, порой, под силу только опытному специалисту. Именно извлечение этого знания, заключенного в интуиции и опыте врача и мало поддающегося вербализации и формализации, является основной проблемой инженерии знаний при извлечении экспертных знаний и является актуальной проблемой современных медицинских технологий.

**Целью диссертационной работы** является разработка метода приобретения знаний, предназначенного для автоматизации процесса извлечения и последующей формализации интуитивных знаний эксперта. Для достижения этой цели были решены следующие задачи:

- разработка метода описания состояний и представления данных на основе концептуального подхода;
- разработка метода унификации данных, позволяющего свести все разнообразие признаков к одному виду без потери информации;
- разработка метода извлечения знаний, позволяющего выявить трудноформализуемые интуитивные знания и предпочтения врача-эксперта во множестве симптомов и диагностических принципов.

**Объектом и предметом исследования** выступают знания и опыт специалистов в области оториноларингологии, обработка и структурирование

предоставленных данных.

**Научная новизна исследования** заключается в разработке программной реализации концептуально-вероятностного метода обработки данных для предоставления возможности автоматизации процесса извлечения интуитивных и трудноформализуемых знаний эксперта.

**Практическое значение результатов исследования.** На основе проделанной работы была построена экспертная система оториноларингологических заболеваний по поддержке решений врача, которая осуществляет дифференциальную диагностику заболеваний уха. Окончательное решение остается за врачом.

**Публикации.** По материалам диссертации опубликована одна статья.

**Структура магистерской работы** обусловлена целью работы и особенностями поставленных задач. Работа состоит из введения, 3 глав, заключения и списка использованной литературы. Диссертация изложена на 113 листах.

**В первой главе** рассмотрены сложные системы как предмет исследования искусственного интеллекта и приведены основные интеллектуальные задачи, возникающие при анализе сложных систем, одной из которых является задача диагностики состояния сложной системы. Обоснована актуальность разработки и рассмотрены особенности построения экспертных систем для диагностики состояния сложной многофакторной системы. Дан обзор основных методов представления данных и знаний и приобретения знаний. В качестве решения проблемы выявления и формализации знаний эксперта обосновано применение концептуального подхода к описанию состояний и представлению знаний как процедуры, имитирующей процесс формирования понятий естественным интеллектом. В этой главе также рассмотрены процессы постановки диагноза по "концепту", получаемому в результате концептуальной обработки данных, а также процессы обновления базы знаний и базы данных.

**Вторая глава** посвящена клиническим основам диагностики оториноларингологических заболеваний, раскрыта этиология и анамнез заболеваний уха с указанием примеров приведения симптоматики к табличной форме. Важно создание стандартной формы для сбора анамнеза, который должен включать в себя как факторы, имеющие первостепенное значение с точки зрения диагностики, характеризующиеся более высокой мерой объективности и являющиеся специфичными для того или иного типа заболеваний уха, так и факторы, имеющие вспомогательное значение и служащие для уточнения диагноза заболеваний. Приведено структурирование анамнеза заболеваний уха для создания базы знаний на которой базируется разработка экспертной системы.

**В третьей главе** приведено описание интерфейса экспертной диагностической системы и принципов ее работы, а также основные алгоритмы унификации данных и формирования диагностических правил, проведен анализ функционирования системы на основе результатов обработки клинического материала.

# **ГЛАВА 1. МЕТОДЫ И СТРАТЕГИИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ПРИ РЕШЕНИИ ПРОБЛЕМ ДИАГНОСТИКИ СЛОЖНЫХ СИСТЕМ**

## **1.1. Сложные системы как предмет исследования искусственного интеллекта**

Общее определение системы можно дать следующим образом. Система есть совокупность взаимосвязанных элементов, обособленная от среды и взаимодействующая с ней как единое целое для достижения определенной объективной и субъективной цели [1].

Согласно этому определению, под системой можно понимать не только тот или иной технический агрегат, но и любую совокупность взаимодействующих объектов (или субъектов) в любой сфере человеческой деятельности: в экономике, медицине, экологии, политике и т.д. Любой достаточно сложный процесс, обусловленный функционированием совокупности взаимосвязанных и взаимодействующих объектов и субъектов, можно рассматривать как функционирование некоторой системы. И тогда анализ, прогнозирование и управление таким процессом сводится к исследованию поведения соответствующей системы.

Исходя из все возрастающей сложности и непредсказуемости процессов, протекающих во всех сферах человеческой деятельности, проблема исследования, прогнозирования и управления поведением систем в течение многих десятилетий не теряет актуальности для представителей различных направлений науки. Одним из таких направлений является искусственный интеллект [1, 2, 3, 4].

На сегодняшний день не существует единого определения, которое описывало бы эту научную область. Среди многих точек зрения на нее доминируют три [1, 2, 3].

Согласно первой, исследования в области искусственного интеллекта являются фундаментальными исследованиями, в рамках которых разрабатываются модели и методы решения задач, считавшихся интеллектуальными и не поддававшихся ранее формализации и автоматизации.

Согласно второй точке зрения это направление связано с разработкой принципиально новой технологии программирования с переходом к компьютерам не фон-неймановской архитектуры.

Согласно третьей точке зрения, искусственный интеллект представляет собой экспериментальную научную дисциплину, при этом основная роль эксперимента заключается в проверке и уточнении систем искусственного интеллекта, представляющих собой аппаратно-программные информационные комплексы.

Так или иначе, основной задачей искусственного интеллекта является имитация разумных рассуждений и действий человека посредством искусственных устройств.

Вскоре после признания искусственного интеллекта самостоятельной отраслью науки произошло разделение на два основных направления: нейрокибернетику и кибернетику "черного ящика". В настоящее время заметны тенденции к объединению этих частей в единое целое.

Основную идею нейрокибернетики можно сформулировать следующим образом. Единственный объект, способный мыслить, - это человеческий мозг, являющийся системой большого количества взаимосвязанных нейронов. Поэтому усилия нейрокибернетики были сосредоточены на создании элементов, аналогичных нейронам, и их объединении в нейросети. Первые нейросети были созданы в конце 50-х гг. американскими учеными Розенблаттом и МакКаллоком. Это были попытки создать системы, моделирующие человеческий глаз и его взаимодействие с мозгом [1, 4, 5].

В основу нейрокибернетики "черного ящика" лег принцип,

противоположный нейрокибернетике. Не имеет значения, как устроено "мыслящее" устройство. Главное, чтобы на заданные входные воздействия оно реагировало так же, как человеческий мозг. Это направление искусственного интеллекта было ориентировано на поиски алгоритмов решения интеллектуальных задач. Оказалось, что ни одна из существующих наук - философия, психология, лингвистика - не может предложить такого алгоритма. Тогда кибернетики предложили создать собственные модели. Были созданы и опробованы различные подходы.

В конце 50-х гг. родилась модель лабиринтного поиска. Этот подход представляет задачу как некоторый граф, отражающий пространство состояний, и в этом графе производится поиск оптимального пути от исходных состояний к результирующим [2-6].

Начало 60-х гг. - эпоха эвристического программирования. Эвристика - правило, теоретически не обоснованное, но позволяющее сократить количество переборов в пространстве поиска [2-6].

В 1963-1970 гг. к решению задач стали подключать методы математической логики. На основе метода резолюций, позволяющего автоматически доказывать теоремы при наличии набора исходных аксиом, создается язык ПРОЛОГ [1, 3, 4-7].

Существенный прорыв в практических приложениях искусственного интеллекта произошел в середине 70-х гг., когда на смену поискам универсального алгоритма мышления пришла идея моделировать конкретные знания специалистов-экспертов. В США появились первые коммерческие системы, основанные на знаниях, или экспертные системы. Пришел новый подход к решению задач искусственного интеллекта - представление знаний [2, 3, 5, 7, 8]. Разработка моделей представления знаний, создание баз знаний, образующих ядро экспертных систем, является одним из основных направлений искусственного интеллекта. В последнее время оно включает в себя модели и

методы извлечения и структурирования знаний и сливается с инженерией знаний.

Но, вернемся к понятию системы. Системы можно классифицировать с разных точек зрения. Например, системы делятся на естественные и искусственные - с точки зрения происхождения; на механистические и гуманистические - с точки зрения законов, управляющих поведением системы (механистические системы - это системы, поведение которых определяется законами механики, физики, химии и т.д., гуманистические системы - это системы, на поведение которых существенное влияние оказывают суждения, восприятие или эмоции человека). Кроме этого, выделяют т.н. большие и сложные системы [1].

Большой (многофакторной) системой называется система, поведение которой определяется всей совокупностью ее элементов, взаимодействующих между собой, причем ни один из них не является определяющим. При моделировании больших систем возникает проблема высокой размерности описания - многие реальные задачи требуют учета многих сотен и даже тысяч различных факторов.

Сложной называется система, адекватное моделирование которой требует учета неточной, неопределенной или недоступной информации. Очень часто большие системы одновременно являются и сложными.

Именно сложные системы представляют наибольший интерес для искусственного интеллекта. Еще в начале 60-х гг. академик В.В. Чавчанидзе во многих своих работах подчеркивал, что при анализе сложных систем строгие математические методы малоэффективны и необходимо использовать качественные, неформальные методы. Результатом этого явились такие направления искусственного интеллекта как искусственный концептуальный интеллект [9-11], концептуальный системный анализ [12, 13] и общая теория концептуальных систем [14-16].

Отказ от количественных методов анализа систем и идея неформального подхода была поддержана многими учеными. Так, Л. Заде предлагает так называемый лингвистический подход [17], в соответствии с которым в качестве значений переменных допускаются не только числа, но и слова или предложения естественного или искусственного языка. Такие переменные составляют основу нечеткой логики и приближенных способов рассуждений, которые более соответствуют сложности и неточности сложных (особенно гуманистических) систем, чем обычные численные методы анализа.

Интеллектуальные задачи, возникающие при анализе сложных систем, можно разбить на следующие основные категории [1, 8]:

интерпретация - описание ситуации/состояния по информации, поступающей от датчиков;

прогнозирование – определение вероятных последствий заданных ситуаций/состояний;

диагностика - выявление причин неправильного функционирования системы по результатам наблюдений;

планирование - определение последовательности действий, направленной на достижение некоторой цели;

и, наконец, управление - управление поведением системы как целого.

Очевидно, что эти основные категории задач взаимосвязаны, т. к. выполнение задачи какой-то одной категории часто невозможно без предварительного выполнения задачи другой категории. К примеру, невозможно осуществить успешное планирование без адекватного прогнозирования, которое, в свою очередь, в большой мере зависит от диагностики и т. д. И все же наиболее общей задачей анализа систем представляется задача управления поведением системы, включающая в себя все вышеперечисленные основные категории задач, которые осуществляются на разных этапах процесса управления.

На первом этапе мы сталкиваемся с задачей диагностики. Диагностика состояния сложной многофакторной системы - это одна из наиболее актуальных задач в интеллектуальной деятельности человека. Это относится ко всем сферам человеческой деятельности, будь то экономика, медицина, экология и т. д.

## **1.2. Проблемы медицинской диагностики**

Состояние пациента, как и любой многофакторной системы, описывается большим числом факторов (симптомов, признаков). Признаковая система характеризуется не только обилием факторов, но и их большим разнообразием как с точки зрения их происхождения, так и с точки зрения их описания. Рассмотрим процесс постановки диагноза поэтапно.

I этап - сбор анамнеза.

Пациент приходит к врачу с определенными жалобами. Очень часто у пациента уже сформировано представление о собственном заболевании. Это накладывает определенный отпечаток на выдаваемую им информацию. Пациент, может и неосознанно, делит свои жалобы на "существенные" и "несущественные". К "существенным" симптомам он относит те, которые подтверждают его собственный "диагноз". Возможно, он даже преувеличивает интенсивность проявления этих симптомов. К "несущественным" пациент относит симптомы, либо слабо проявленные в его конкретном случае, либо не сидящие в картину его собственного "диагноза". Соответственно, он может занижить интенсивность "несущественных" симптомов и даже вообще не упомянуть о них. Кроме того, пациент при описании своего состояния пользуется не специальными терминами и точными количественными характеристиками, а общепринятыми определениями и понятиями и качественными характеристиками, которые по своей природе являются нечеткими понятиями. Таким образом, данные, получаемые от пациента,

характеризуются субъективностью, неполнотой и нечеткостью [18, 19].

Свою долю субъективности вносит и врач. У врача на основе первичных жалоб пациента формируются варианты возможных заболеваний, и дальнейший опрос он производит, исходя из этих версий. Число возможных вариантов заболеваний на основе неполных данных ограничено, каждое из заболеваний имеет специфические и неспецифические проявления, и все это уводит сбор информации в определенном направлении, вне которого может оказаться правильное решение [18-20].

Т.о. от знаний врача и его способности ориентироваться в пространстве альтернативных решений зависит объективность и полнота данных анамнеза.

Но, кроме знаний, врач руководствуется интуицией и опытом, которые он наработал за годы практики. Несущественная на первый взгляд деталь, благодаря интуиции и опыту, может вывести врача на редкую картину заболевания, не поддающуюся типичным, общепринятым критериям диагностики. С другой стороны, интуиция и опыт позволяют врачу восстановить картину заболевания по неполным или неточным данным [19, 20].

II этап - лабораторные обследования и анализы.

На основе первичного опроса у врача сформированы варианты возможных диагнозов, и он, в соответствии с этими версиями, назначает обследование и анализы, которые должны подтвердить один из возможных диагнозов и опровергнуть остальные.

На этом этапе возникает проблема неточности информации. Отчасти неточность данных проистекает из ошибок измерения чисто технического характера. Но большая часть неточности обусловлена тем, что считывание и обработка информации происходят посредством человека, и это уже несет определенную долю субъективности, нечеткости и иногда, просто ошибки [18, 21].

III этап - постановка диагноза.

На основе неполных, неточных, нечетких и субъективных данных врач ставит диагноз. И тут возникает еще одна проблема - некатегоричность медицинских знаний [18, 19].

Формально некатегоричность медицинских знаний можно выразить так. Если обычное (категоричное) знание может быть записано в виде правила продукции: "если  $A$ , то  $B$ ",

то в случае медицинских знаний правило продукции принимает вид:

$$\text{если } A_1 \vee \dots \vee A_n, \text{ то } \begin{cases} B_1 \text{ с вероятностью } P_1 \\ \dots \\ B_m \text{ с вероятностью } P_m \end{cases}$$

Сходство картин различных заболеваний и, вместе с тем, широкий спектр возможных состояний в пределах одного и того же заболевания наряду с огромным количеством факторов, подлежащих учету, вынуждает врача разбить их на классы: "специфические", "неспецифические", "существенные", "несущественные", "типичные", "редкие" и т. д., и, очевидно, разные классы симптомов имеют различный вес при постановке диагноза. Несмотря на общепринятые критерии диагностики, предпочтения врача на множестве симптомов в той или иной мере индивидуальны, субъективны, т. е. отражают не только теоретические знания врача, но и его опыт и интуицию [18, 20].

Сложность задачи медицинской диагностики, с которой может справиться лишь ограниченное количество высококвалифицированных специалистов-экспертов, а также невозможность быстрой передачи другим специалистам экспертных знаний, особенно той неформализованной части, которая является результатом опыта и интуиции эксперта, сделала актуальным разработку моделей и методов извлечения и представления знаний с целью создания экспертных систем, способных заменить эксперта в процессе диагностики состояния сложной многофакторной системы.

### **1.3. Экспертные системы и их возможности. Особенности построения экспертной системы**

Экспертная система - это система, в которую включены знания экспертов о некоторой конкретной проблемной области и которая в пределах этой области способна принимать экспертные решения [5]. Т.к. основой и необходимым условием успешной работы экспертной системы являются знания, то иначе их еще называют системами, основанными на знаниях.

Неформальное определение экспертной системы можно было бы дать следующим образом:

экспертная система - это система, имитирующая поведение эксперта-человека при принятии решения.

Из этого определения вытекают основные требования, предъявляемые к экспертным системам [5, 8, 22-24]:

- 1. Глубина.** Экспертная система должна иметь глубокие знания, чтобы быть пригодной для решения сложных практических задач в какой-то конкретной проблемной области.
- 2. Компетентность.** Экспертная система должна быть компетентной, т.е. ее решения по качеству и эффективности не должны уступать решениям эксперта-человека; она должна быть способна быстро и эффективно получать решения, используя приемы, которые применяет эксперт-человек, с тем, чтобы избежать громоздких или ненужных вычислений; она должна быть способна рассуждать в случае некорректных данных или неполных наборов правил, исходя из фундаментальных принципов нахождения решений.
- 3. Символьные рассуждения.** Знания в экспертной системе должны быть представлены в символьном виде, и экспертная система должна быть способна манипулировать этими символами - по аналогии с экспертом-человеком, который при решении задачи не тратит время на трудоемкие математические вычисления, а представляет понятия предметной области при помощи символов

и применяет различные стратегии и эвристики при манипулировании этими понятиями. Вот почему **представление знаний** (выбор, форма и интерпретация выбранных символов) является одним из самых важных факторов, обуславливающих успешное функционирование экспертной системы.

4. **Самосознание.** Экспертная система должна быть способна наращивать свои знания и объяснять, почему и как она приняла то или иное решение. Для этого необходимо, чтобы экспертная система имела знания, позволяющие ей рассуждать о собственных знаниях. Это знание системы о том, как она рассуждает, называется метазнанием.

Подытоживая все вышесказанное, можно сказать, что основной областью применения экспертных систем является решение так называемых неформализованных задач, которые характеризуются следующими особенностями:

- символьный способ представления данных и знаний;
- неполнота, неточность, нечеткость и ошибочность данных;
- неполнота и некатегоричность знаний;
- большая размерность пространства решений;
- отсутствие точного и однозначного алгоритма принятия решения;
- динамически изменяющиеся данные и знания.

Любая законченная экспертная система (рис.1) должна состоять из следующих компонент [5, 22-25]:

1. База данных.
2. База знаний.
3. Машина логического вывода.
4. Модуль извлечения знаний.
5. Система объяснения - интерфейс с пользователем.

**База данных** предназначена для хранения исходных данных (текущего

условия) решаемой задачи и промежуточных фактов, порожденных самой системой, на основе которых экспертная система должна принять решение.

**База знаний** предназначена для хранения знаний - "данных" другого типа. Это - долгосрочные данные, описывающие рассматриваемую область, а также правила, описывающие отношения и явления предметной области, и правила для порождения новых фактов или гипотез. Факты и правила чаще всего некатегоричны, т.е. существует некоторая степень неуверенности в достоверности факта или истинности правила.

Часто это обусловлено тем, что многие правила являются эмпирическими и нацелены на нахождение приемлемого, а не строго обоснованного решения. Для работы с неопределенностью используются разные инструменты: нечеткая логика, коэффициенты уверенности, байесовская логика и т.д. [2, 5, 7, 17, 25]. Кроме знаний, описывающих непосредственно предметную область, экспертная система содержит так называемые управляющие знания (метазнания) - это общие знания о способах нахождения решения задачи.

Фактически, это различные стратегии выбора последовательности правил, которые, будучи примененными к исходным данным, приводят к решению поставленной задачи.

Основными стратегиями логического вывода являются "прямая цепочка рассуждений" и "обратная цепочка рассуждений". При "прямой цепочке рассуждений" система исходит из данных и задает последовательность вопросов до тех пор, пока все гипотезы не будут окончательно подтверждены или опровергнуты. При "обратной цепочке рассуждений" система исходит из гипотезы базы знаний и задает вопросы до тех пор, пока не будет подтверждена или опровергнута эта гипотеза. Затем система переходит к следующей гипотезе. Но наиболее удачными являются комбинации этих цепочек [1,5].

Для хранения и применения управляющих знаний предназначена **машина логического вывода**. Машина логического вывода, манипулируя знаниями из

базы знаний и базы данных, находит решение поставленной задачи.

Все вышеперечисленные знания собираются заранее. Источником знаний обычно является эксперт-человек, но могут быть и эмпирические данные, и тексты. Затем, в процессе построения и отладки экспертной системы, эти знания многократно проверяются и модифицируются инженером знаний совместно с экспертом. Этот процесс передачи знаний от эксперта экспертной системе называется **приобретением знаний**.

Кроме извлечения знаний из эксперта приобретение знаний включает в себя представление этих знаний в компьютерно-представимом виде, а также модификацию этих знаний, пока в процессе отладки система не достигнет принятия высококачественных решений.

Процесс приобретения знаний - одно из самых узких мест в разработке экспертных систем, т.к. с трудом поддается автоматизации. Сложность данного процесса обусловлена не только большим объемом знаний, которыми обладает эксперт. Часто эксперт-человек не в состоянии объяснить, каким образом он пришел к тому или иному решению. Если же объяснение имеется, то оно часто оказывается далеким от реального процесса принятия решения. Дело в том, что в процессе принятия решения эксперт использует как теоретические знания, которые так или иначе позволяют обосновать принятое решение, так и опыт и интуицию, которые слабо, а то и вовсе не поддаются формализации и объяснению. Если же принятие решения произошло как "озарение", эксперт не успевает проследить цепочку своих рассуждений.



Рис. 1. Структура экспертной системы.

Представление таких неформализованных знаний - это уже другая проблема, причем способ представления знаний должен обеспечивать легкость дальнейшей модификации этих знаний. Для автоматизации процесса приобретения знаний предназначен **модуль извлечения знаний**.

И последняя компонента экспертной системы - **система объяснения** - должна осуществить одну из важных способностей системы, подтверждающей ее "интеллектуальность", - способность объяснить, как и почему было принято то или иное решение.

#### **1.4. Проблемы представления и приобретения знаний**

Так как экспертная система - это система, имитирующая поведение эксперта-человека при принятии решения, то основной задачей является автоматизация подобных процессов мышления человека. Основной областью применения экспертных систем являются т. наз. гуманистические системы. Гуманистическими называются такие системы, в которых существенная роль принадлежит суждениям и знаниям человека. Примерами гуманистических систем могут быть экономические системы, политические системы, правовые системы и т. д. Сам человек и его мыслительные процессы также могут рассматриваться как гуманистические системы.

В отличие от механистических систем, которые поддаются точному количественному описанию и анализу и, следовательно, компьютерному анализу, количественный анализ и компьютерное моделирование гуманистических систем сталкивается с определенными сложностями. Большинство из этих проблем было описано в разделе 1.1 при характеристике неформализованных задач. В ряде работ [17] был выдвинут т. наз. принцип несовместимости, утверждающий, что высокая точность несовместима с большой сложностью системы. Так что методы анализа систем и моделирования на ЭВМ, основанные на точной обработке числовых данных, не способны охватить огромную сложность процессов человеческого мышления и

принятия решений. Поэтому было предложено пожертвовать высокой точностью данных и строгостью рассуждений и перейти к приближенным рассуждениям и нечетким методам описания.

Основой этого являются понятия нечеткого множества и лингвистической переменной [1, 3, 17, 26]. Приведем основные термины и положения теории нечетких множеств, которые понадобятся нам в дальнейшем. Пусть  $U = \{u\}$  - универсальное множество.

Нечетким множеством  $A$  на множестве  $U$  называется совокупность пар вида  $A = \{(\mu_A(u)/u)\}$ , где  $\mu_A : U \rightarrow [0, 1]$  - отображение множества  $U$  в единичный отрезок  $[0, 1]$  - называется функцией принадлежности нечеткого множества  $A$ . Значение функции принадлежности  $\mu_A(u)$  для конкретного элемента  $u \in U$  называется степенью принадлежности. Степень принадлежности  $\mu_A(u)$  является субъективной мерой того, насколько элемент  $u \in U$  соответствует понятию, смысл которого формируется нечетким множеством  $A$  [1, 17, 26, 27].

Нечеткое множество  $A = \{(\mu_A(u)/u)\}$  является подмножеством нечеткого множества  $B = \{(\mu_B(u)/u)\}$  тогда и только тогда [1, 17, 26, 27], когда

$$\mu_A(u) \leq \mu_B(u) \text{ для } \forall u \in U$$

Степенью включения нечеткого множества  $A = \{(\mu_A(u)/u)\}$  в нечеткое множество  $B = \{(\mu_B(u)/u)\}$  называется величина [1, 17, 26, 27]

$$\nu(A, B) = \&_{u \in U} (\mu_A(u) \rightarrow \mu_B(u)), \text{ где}$$

$$\mu_A(u) \rightarrow \mu_B(u) = (1 - \mu_A(u)) \vee \mu_B(u).$$

Дополнением нечеткого множества  $A = \{(\mu_A(u)/u)\}$  называется множество  $\bar{A} = \{(\mu_{\bar{A}}(u)/u)\}$  [1, 17, 26, 27], где

$$\mu_{\bar{A}}(u) = 1 - \mu_A(u) \text{ для } \forall u \in U.$$

Операция дополнения соответствует логическому отрицанию: если  $A$  - название нечеткого множества, то "не  $A$ " понимается как  $\bar{A}$ .

Объединением нечетких

$$\text{множеств } A = \{(\mu_A(u)/u)\} \text{ и } B = \{(\mu_B(u)/u)\}$$

называется множество  $A \cup B = \{(\mu_{A \cup B}(u)/u)\}$  [1,17,22,23], где

$$\mu_{A \cup B}(u) = \mu_A(u) \vee \mu_B(u) = \max\{\mu_A(u); \mu_B(u)\} \text{ для } \forall u \in U.$$

Объединение соответствует логической связке "или": если  $A$  и  $B$  - названия нечетких множеств, то запись "А или В" понимается как  $A \cup B$ .

Пересечением нечетких

$$\text{множеств } A = \{(\mu_A(u)/u)\} \text{ и } B = \{(\mu_B(u)/u)\} \text{ называется}$$

множество  $A \cap B = \{(\mu_{A \cap B}(u)/u)\}$  [1, 17, 26, 27], где

$$\mu_{A \cap B}(u) = \mu_A(u) \wedge \mu_B(u) = \min\{\mu_A(u); \mu_B(u)\} \text{ для } \forall u \in U.$$

Пересечение соответствует логической связке "и".

Для определения лингвистической переменной будет удобно пользоваться следующей формализацией понятия обычной переменной [17]:

**Обычная** (не нечеткая) переменная характеризуется тройкой  $(X, U, R_X)$ , где  $X$  - название переменной,

$U$  - универсальное множество,  $u \in U$  - элемент этого множества,

$R_X$  - подмножество множества  $U$ , представляющее собой ограничение на значения  $u$ , обусловленное названием  $X$ . В общепринятой терминологии  $R_X$  - область значений переменной  $X$ . Неограниченная, не нечеткая переменная  $u$  является базовой переменной. Кроме того, переменной соответствует уравнение назначения:  $X = u : R_X$

Это уравнение отражает тот факт, что переменной  $X$  назначено значение  $u$  с

учетом ограничения  $R_X$ . Т.о. уравнение назначения удовлетворяется тогда и только тогда, когда  $u \in R_X$ .

**Нечеткая** переменная также характеризуется тройкой  $(X, U, R_X)$  [17, 27], где  $X$  - название переменной,

$U$  - универсальное множество,  $u \in U$  - элемент этого множества,

$R_X = \{(\mu_{R_X}(u)/u)\}$ ,  $u \in U$  - нечеткое подмножество множества  $U$ ,

представляющее собой нечеткое ограничение на значения  $u$ , обусловленное названием  $X$ . Уравнение назначения для  $X$  имеет вид:

$$X = u : R_X$$

$c(u) = \mu_{R_X}(u)$ ,  $u \in U$ . Это уравнение отражает тот факт, что переменной  $X$  назначается значение  $u$  с учетом ограничения  $R_X$ . Если в случае обычной переменной это равенство однозначно либо выполняется при  $u \in R_X$ , либо не выполняется при  $u \notin R_X$  в случае нечеткой переменной, оно выполняется с **определенной степенью**, которая называется совместимостью значения  $u$  с  $R_X$  и обозначается через  $c(u)$  [17],

Если  $X$  - название нечеткой переменной, то ограничение  $R_X$ , обусловленное этим названием, можно интерпретировать как смысл переменной  $X$ .

Лингвистическая переменная является переменной более высокого порядка, чем нечеткая переменная, в том смысле, что значениями лингвистической переменной являются нечеткие переменные.

Формально лингвистическую переменную можно определить следующим образом [17, 27]:

**Лингвистическая** переменная характеризуется набором  $(X, T(X), U, G, M)$ , где  $X$  - название переменной;

$T(X)$  - терм-множество переменной  $X$ , т.е. множество названий лингвистических

значений переменной  $X$ , каждое из которых является нечеткой переменной со значениями из универсального множества  $U$  с базовой переменной  $u$ ;

$G$  - синтаксическое правило, порождающее название  $X$  значений переменной  $X$ ;

$M$  - семантическое правило, которое каждой нечеткой переменной  $X$  ставит в соответствие ее смысл, т.е. нечеткое подмножество  $M(X)$  универсального множества  $U$ . Смысл  $M(X)$  термина  $X$  определяется как ограничение на значения  $u$ , обусловленное нечеткой переменной  $X$ , т.е.  $M(X) = R_X$ . Конкретное название  $X$ , порожденное синтаксическим правилом  $G$ , называется термом. Терм, составленный из одного слова или нескольких слов, всегда фигурирующих вместе друг с другом, называется атомарным термом. Терм, состоящий из более чем одного атомарного термина, называется составным термом.

Уравнение назначения для лингвистической переменной имеет вид:

$$X = \text{терм в } T(X).$$

Фактически, лингвистической называется переменная, значениями которой являются слова или предложения естественного или искусственного языка. С помощью лингвистических переменных можно приближенно описывать явления, которые настолько сложны или плохо определены, что не поддаются описанию в количественных терминах.

Что касается приближенных рассуждений, то это - результат интерпретации понятия **Истинность** как лингвистической переменной, принимающей значения:

$T(\text{Истинность}) = \{\text{истинный; не истинный; более или менее истинный; ложный; очень ложный; ни истинный, ни ложный ...}\}.$

Соответствующая базовая переменная является числом из интервала  $[0, 1]$ . Такая трактовка истинности как лингвистической переменной приводит к нечеткой логике, которая более близка к логике, используемой человеком при принятии решения, чем обычная двузначная логика.

Аналогично вероятность в теории вероятностей можно рассматривать как

лингвистическую переменную со значениями:

**T(Вероятность)** = {правдоподобно; вероятно; более или менее вероятно; неправдоподобно; весьма неправдоподобно ...}, что предоставляет возможность для приближенного прогнозирования сложных, нечетких событий. Теперь рассмотрим проблему представления знаний.

Что такое знания и чем они отличаются от обычных данных? На этот вопрос можно было бы ответить следующим образом.

**Данные** - это отдельные факты, характеризующие объекты и процессы в предметной области, а также их свойства.

**Знания** связаны с данными, основываются на них, но представляют собой результат мыслительной деятельности человека. Это - принципы, связи, закономерности предметной области, выявленные человеком в процессе обобщения своего опыта в ходе выполнения какой-либо практической деятельности или исследований в данной предметной области.

Рассмотрим, на какие категории можно разбить знания с точки зрения человека, обрабатывающего информацию. Знания обычно представляются в виде фактов (т.е. классов объектов и взаимосвязей между ними), в виде процедур и правил манипулирования фактами, а также в виде информации о том, когда и как следует применять правила и процедуры - т.е. в виде управляющих знаний [7, 23, 24].

В полной аналогии с этим любая экспертная система содержит все эти категории знаний: факты и правила - в базе знаний, управляющие знания - в машине логического вывода.

Объекты группируют по классам - в этом случае достаточно помнить характеристики класса, а не каждого объекта. Между классами объектов или отдельными объектами определяются отношения.

Правила позволяют определить, как вывести новые особенности класса или отношения для объектов, прежде не подразделенных на классы.

Управляющие знания позволяют решить, какое из правил должно применяться следующим.

По способу представления знания можно разделить на **декларативные** и **процедурные** [1, 2, 18, 22, 23, 24].

При **декларативном** представлении большая часть знаний представлена в виде статической совокупности фактов, сопровождаемой небольшим набором универсальных процедур для манипулирования этими фактами.

При **процедурном** представлении знания воплощены в виде выполнимых процедур (программ), которые в процессе работы выявляют смысл этого знания.

Так, классы и отношения относятся к декларативным знаниям, а правила и управляющие знания - к процедурным. В большинстве областей возникает необходимость в обоих типах представления. Граница между ними очень подвижна: чем меньше знаний декларируется, тем больше процедурных знаний необходимо, и наоборот.

Существует множество моделей представления знаний для различных предметных областей. Большинство из них может быть сведено к следующим классам [1, 2, 3, 4, 18, 22, 24, 26]:

- 1) продукционные;
- 2) семантические сети;
- 3) фреймы;
- 4) формальные логические модели.

**Продукционная модель** состоит из трех вышеуказанных элементов: классов и отношений (фактов), правил продукций (процедур), управляющей структуры (управляющих знаний). Классы и отношения трактуются как база данных, содержащая декларативные знания. Правила продукций представляют знания в виде предложений типа:

*ЕСЛИ условие ТО действие*

Обычно, **условие** - это логическая комбинация утверждений - фактов базы

данных, а **действием** является некоторая операция, видоизменяющая содержимое базы данных [3, 22].

Функционирование системы, основанной на продукционной модели знаний, в общем виде можно описать следующим образом:

Текущее состояние отражается посредством фактов, фиксируемых в базе данных. В ходе решения задачи происходит сопоставление одной из частей правила с содержимым базы данных. Если возникает ситуация, когда могут быть применены одновременно несколько правил, то решение об очередности применения правил принимает управляющая структура [1, 2].

Продукционная модель представления знаний чаще всего применяется в промышленных экспертных системах, т.к. обладает следующими преимуществами [4, 6, 25]:

- легкость модификации знаний:

каждое правило описывает небольшой и сравнительно независимый фрагмент знаний, что обуславливает легкость изменения базы знаний - старые правила можно изменять или заменять на новые независимо от других правил;

- возможность наращивания базы знаний: добавление новых правил в базу знаний происходит сравнительно независимо от других правил;

- "прозрачность" принятия решения:

за счет наглядности и простоты механизма логического вывода применение правил продукций облегчает объяснение принятых решений - как было принято то или иное решение и почему системе требуется та или иная информация;

- отделение управляющих знаний от предметных знаний, что позволяет применять различные управляющие стратегии.

**Семантические сети** - это способ представления знаний на основе сетевой структуры. Семантические сети первоначально были разработаны для использования их в качестве психологических моделей человеческой памяти [1-

4, 22, 24, 26].

Семантическая сеть - это ориентированный граф, вершины которого - понятия, а дуги - отношения между ними. Понятиями выступают объекты или события, а отношения - это связи типа "является", "имеет", "принадлежит" и т.д. Каждая дуга имеет метку, характеризующую тип (точнее, смысл) связи между соответствующими вершинами-понятиями [7, 8, 25]. Каждая пара вершин, соединенная дугой, представляет простой факт. Например, следующий фрагмент сети (Рис.2) представляет факт, что "Форд" - это марка автомобиля, а не фамилия какого-то человека. Любая из вершин может быть соединена с любым числом других вершин. В результате этого формируется сеть фактов.

Наиболее часто в семантических сетях используются следующие отношения [1, 4, 22]:

- связи типа "часть - целое" ("класс - подкласс", "элемент - множество" и т.д.);
- функциональные связи, определяемые обычно глаголами (например: "производит", "влияет" и т.д.);
- количественные (больше, меньше, равно и т. д.);
- пространственные (далеко от, близко от, над, под и т. д.);
- временные (раньше, позже, в течение и т.д.);
- атрибутивные связи (имеет свойство, имеет значение и т. д.);
- логические связи (и, или, не).

Семантические сети, содержащие единственный тип отношений, называются однородными. Обычно дуги, используемые для иерархии, включают дуги типа "является" и "имеет". Эти отношения устанавливают т. наз. свойство иерархии наследования в сети [1, 7, 8, 25]. Это означает, что элементы более низкого уровня в сети могут наследовать свойства элементов более высокого уровня в сети.

Это экономит память, т. к. информацию общего характера для сходных вершин можно запомнить не для каждой конкретной вершины, а для одной

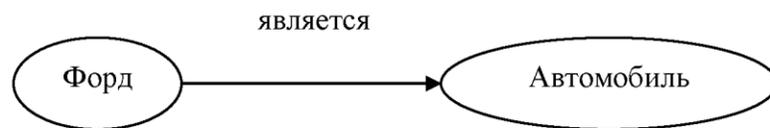


Рис. 2. Фрагмент семантической сети.

- общей для них вершины. Эта информация будет извлечена с помощью "наследования" признаков через связь "является".

Проблема поиска решения в базе знаний типа семантической сети сводится к задаче поиска фрагмента сети, соответствующего поставленному вопросу. Именно сложность поиска вывода на семантической сети является основным недостатком этой модели представления знаний.

**Фрейм** был предложен в 70-е гг. как структура знаний для восприятия пространственных сцен. Фрейм, как и семантическая сеть, рассматривался как одна из психологических моделей человеческой памяти, позволяющая отражать понятийную основу организации памяти человека.

Фреймом называется формализованная модель для отображения образа или ситуации [1,2,3,4,22,24,26]. Каждый фрейм имеет имя для идентификации описываемого им понятия. Понятие определяется набором атрибутов, называемых слотами, и значениями атрибутов. Структуру фрейма можно представить следующим образом (Рис.3).

Значениями слотов могут быть константы или имена других фреймов - так образуются сети фреймов. Слот может быть и пустым, т.е. для понятия, описываемого на данном уровне абстракции, значение соответствующего атрибута является несущественным.

С каждым слотом можно связывать любое число процедур [4, 7, 8]. Наиболее часто используемые процедуры [1, 4, 8]:  
если\_добавлено - выполняется, когда в слот помещается новая информация;  
если\_удалено - выполняется, когда информация удаляется из слота; если\_нужно - выполняется, когда запрашивается информация из слота, а он пустой.

Различают **фреймы-образцы**, или прототипы, хранящиеся в базе знаний, и **фреймы-экземпляры**, которые создаются для отображения конкретных ситуаций на основе поступивших данных. Фрейм-экземпляр создается на основе соответствующего фрейма-образца, в котором фиксируются значения

слотов, относящиеся к определенному индивидууму. Кроме этого фрейму-экземпляру присваивается уникальное имя для идентификации этого индивидуума [1, 4, 7, 25].

Фреймы объединяются в иерархические сети, состоящие из узлов и отношений, причем верхние узлы представляют общие понятия, а нижние - более частные случаи этих понятий. Важнейшим свойством фреймов, заимствованным из теории семантических сетей, является наследование свойств [1,4,22]. Наследование происходит по слоту АКО (A-kind-of = это), который указывает на фрейм более высокого уровня иерархии, из которого переносятся значения аналогичных слотов. Наследование свойств может быть частичным - если значение слота явно указано в фрейме более низкого уровня, то соответствующее свойство из фрейма более высокого уровня не наследуется.

**Формальные логические модели** представления знаний обычно основаны на исчислении предикатов I порядка [1-4, 22, 24, 26], когда предметная область или задача описываются в виде набора аксиом. В исчислении предикатов именам отношений соответствует термин "предикаты", а объектам - "аргументы". Объект может быть представлен как константа, т. е. как конкретный индивидуум или класс индивидуумов, или как переменная - в этом случае конкретный индивидуум или класс индивидуумов остаются заданными. Порядок аргументов каждого предиката фиксируется в рамках определенной предметной области. Предикат и связанные с ним аргументы называются элементарными высказываниями. Элементарные высказывания объединяются в сложные с помощью логических связок **И(&)**, **ИЛИ(∨)**, **НЕ(-)** и импликации ( $\rightarrow$ ) [3, 7, 26]. Все высказывания в классическом исчислении предикатов должны иметь значения либо **ИСТИНА**, либо **ЛОЖЬ**. Так как в высказываниях в качестве аргументов могут быть использованы переменные, то для манипулирования переменными введены кванторы - квантор общности  $\forall$  и квантор существования  $\exists$ . В случае квантора общности

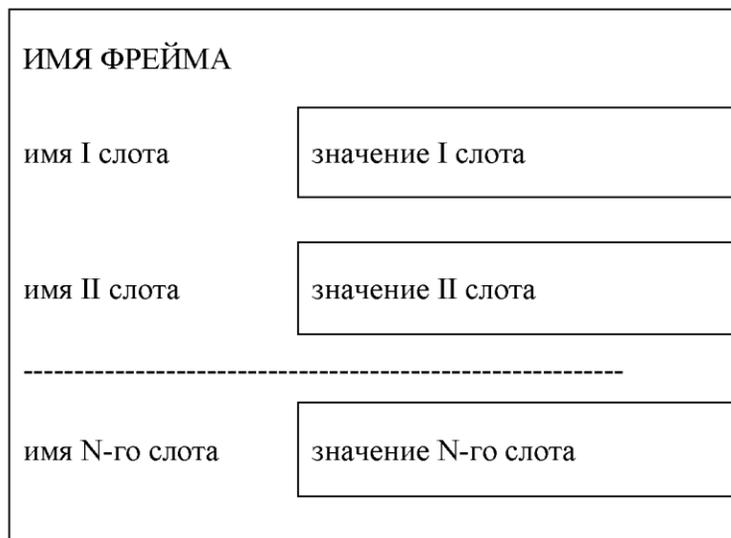


Рис. 3. Структура фрейма.

высказывание должно быть истинно для всех значений переменной, относящихся к данной предметной области.

В случае квантора существования соответствующее высказывание должно быть истинным хотя бы для одного из значений переменной из данной предметной области [1, 2, 7, 22].

Посредством высказываний можно недвусмысленно выразить многие сложные предложения разговорного языка. Кроме того, что исчисление предикатов предоставляет нам возможность стандартизированного и недвусмысленного представления знаний, выраженных в предложениях естественного языка. Оно также позволяет логически выводить новые факты и правила из некоторого заданного набора высказываний. Это осуществляется посредством так называемых правил вывода - это утверждения о взаимосвязях между допущениями и заключениями, которые всегда справедливы с точки зрения исчисления предикатов независимо от смысла высказываний и, тем более, предметной области. В исчислении предикатов существует многих различных правил вывода. Например, одним из ключевых и часть используемых правил вывода является правило "**modus ponens**":

**Если  $A \rightarrow B$  и  $A$ , то  $B$ .**

Как уже было отмечено, правила вывода могут применяться либо для установления истинности утверждения, либо для порождения заключения, что позволяет автоматизировать процесс обработки знаний. Однако исчисление предикатов относится к числу так называемых монотонных формальных систем [1,4,7]. Т.е. в исчислении предикатов никогда не приходится отказываться от заключения, если становится известным дополнительный факт. В отличие от этого, эксперт-человек часто меняет или отказывается от ранее полученных заключений при появлении новых фактов (т.е. мы имеем дело с немонотонной системой рассуждений).

Вторая сложность, которая может возникнуть при использовании исчисления предикатов, заключается в том, что слепое применение вывода с целью получения нужного доказательства в лучшем случае займет слишком много времени, даже если мы достигнем нужной цели, этот факт вряд ли будет положительно характеризовать нашу систему как эксперта. В худшем случае это может привести к так называемому "комбинаторному взрыву" - к порождению огромного количества сложных и зачастую лишних и абсолютно бессмысленных с точки зрения человека правил [1,4,7].

Т.о. автоматизация вывода доказательства в исчислении предикатов требует определения процедур для выбора правил, чтобы предотвратить появление лишних и бессмысленных (с точки зрения человека) правил и при этом обеспечить немонотонность рассуждений. Для достижения этого, как уже было сказано в разделе 1.1, в начале все усилия были направлены на поиск универсальных процедур вывода доказательств, позволяющих обойти проблему комбинаторного взрыва. Но большинство из разработанных методов были слишком малоэффективны для решения реальных сложных задач. Реальный успех был достигнут лишь тогда, когда был отброшен принцип универсальности мышления и принят тезис о том, что основным залогом высокой эффективности экспертной деятельности являются обширные знания о конкретной предметной области [5,7,18,22-24].

В заключение отметим, что в промышленных экспертных системах используется различные модификации исчисления предикатов I порядка, т.к. классическое исчисление предикатов I порядка предъявляет очень высокие требования и ограничения к предметной области.

Теперь рассмотрим, какие проблемы возникают на этапе приобретения знаний.

Процесс приобретения знаний состоит из нескольких фаз. Одни авторы [28] выделяют три фазы: определение предметной области; формирование

начальных знаний; формирование основного состава знаний. Другие [25] процесс приобретения знаний разбивают на фазы, отражающие изменение функций эксперта и инженера по знаниям; предварительная фаза (инженер по знаниям и эксперт), начальная фаза (инженер по знаниям); фаза накопления (эксперт и инженер по знаниям). Но наиболее широко распространенная точка зрения [29, 30] состоит в том, что процесс приобретения знаний содержит столько же фаз, на сколько фаз разбивается процесс разработки экспертной системы:

1) фаза идентификации - на этой фазе определяются основные аспекты проблемы, участники процесса проектирования и их роли, ресурсы и цели. К основным аспектам проблемы относятся общая характеристика проблем; подпроблемы, выделяемые внутри данной проблемы; ключевые понятия и отношения; предположительный вид решения; источники знаний;

2) фаза концептуализации - на этой фазе вырабатывается модель проблемной области, а именно: ключевые понятия и отношения в проблемной области; подпроблемы общей проблемы: виды взаимосвязей между объектами области; используемые стратегии и гипотезы, вводимые и выводимые данные; словарь терминов. Эта фаза обычно состоит из продолжительной серии интервью, во время которых инженер по знаниям предлагает эксперту для решения задачи, близкие к реальным, и составляет детальный протокол действий и рассуждений эксперта в процессе решения.

3) фаза формализации - на этой фазе инженер по знаниям должен представить все ключевые понятия и отношения на некотором формальном языке и подобрать подходящие инструментальные средства;

4) фаза выполнения - на этой фазе происходит накопление базы знаний для прототипа экспертной системы;

5) фаза тестирования - по результатам тестирования определяется полнота и непротиворечивость знаний системы, правомерность

используемых стратегий поиска решений.

Приобретение знаний является одним из наиболее важных и, вместе с тем, проблематичных аспектов в разработке экспертных систем, т. к. с трудом поддается автоматизации. Особенно это касается фазы концептуализации.

Различают четыре подхода к извлечению знаний на фазе концептуализации [1, 24, 25, 31]:

1) моделирование сценария - эксперт выбирает элементарный сценарий и описывает рассуждения, необходимые для достижения цели;

2) декомпозиция цели - разбиение задачи на подзадачи, что больше ориентировано на описание структуры целевых состояний, чем на получение правил;

3) процедурное моделирование - эксперту предлагаются для решения задачи, близкие к реальным, и составляется детальный протокол действий и рассуждений эксперта;

4) реклассификация - конструируются правила, позволяющие отличить друг от друга объекты предметной области.

Одним из основных подходов к приобретению знаний все же остается интервьюирование эксперта. Имелись многие попытки автоматизировать этот процесс, но, тем не менее, проблема окончательно не решена. Одной из причин является то, что эксперты склонны описывать процесс принятия решения в общих выражениях, которые слишком расплывчаты для эффективного анализа на ЭВМ. Кроме того, при описании процесса рассуждений эксперт, в лучшем случае, приводит только основные шаги, часто опуская мелкие шаги, которые кажутся ему очевидными. В худшем случае эксперт принимает решение " мгновенно" и далее не имеет представления об отдельных шагах на пути поиска решения. При этом, объясняя свое решение, эксперт выстраивает логически обоснованную цепочку рассуждений, которая, однако, далека от действительной последовательности рассуждений [1, 5, 20, 21, 24, 29, 30, 32].

Другой причиной является то, что успешность приобретения знаний зависит и от искусности и опытности инженера по знаниям. Формальной теории по инженерии знаний пока не существует, а различные способы и уловки, которыми пользуются инженеры по знаниям при извлечении знаний, трудно стандартизировать.

Большинство автоматизированных средств по приобретению знаний [25, 30] являются предметно-зависимыми, т.е. зависят от специфики предметной области и средств и способов представления знаний в соответствующей конкретной экспертной системе, и являются лишь посредниками между экспертной системой и экспертом. В этом случае приобретение знаний осуществляется в интерактивном режиме в процессе общения эксперта с экспертной системой. Обычно знания приобретаются в "контексте ошибки": эксперт задает системе задачу, следит за ее выполнением и в случае ошибки пытается определить компоненту знаний, приведшую к неудаче. Такие средства приобретения знаний полезны не столько на фазе концептуализации, сколько на последующих фазах приобретения знаний.

Теперь приведем краткий обзор медицинских экспертных систем и рассмотрим особенности организации тех или иных их компонент.

Система MYCIN предназначена для диагностики бактериальных инфекций и определения методов их лечения. Знания в этой системе разделены на факты и правила, достоверность которых характеризуется коэффициентами определенности. Факты представлены в виде триплета "объект - атрибут - значение". Правила представлены в виде правил продукции. Система MYCIN может приобретать новые правила и модифицировать старые.

На основе системы MYCIN разработаны другие экспертные и инструментальные системы: инструментальной системы EMYCIN, PUFF (обеспечение медицинской помощи при респираторных заболеваниях), GRAVIDA (консультации для беременных), CLOT (изменение состава крови),

VM (лечение послеоперационных больных), инструментальная система TEIRESIAS, GUIDON (обучающая система для противомикробной терапии), NEOMYCIN (диагностики менингита), BLUEBOX (лечение депрессии), HEADMED (психических заболеваний). Слабые стороны этого подхода на основе системы MYCIN заключаются в следующем:

- 1) процедура вывода далека от реального процесса рассуждений, свойственного эксперту-человеку;
- 2) этот подход менее эффективен в случае сложной диагностики, когда одни и те же симптомы могут относиться к большому числу заболеваний.

Эти слабые стороны были учтены при создании экспертной системы INTERNIST/CADUSEUS. Система INTERNIST предназначена для диагностики внутренних заболеваний человека. В отличие от системы MYCIN, в этой системе предполагается, что пациент может быть болен одновременно несколькими заболеваниями. Система INTERNIST содержит информацию о 500 заболеваниях. Система может быть использована и в качестве обучающей. Знания представляются в виде семантических сетей с использованием коэффициента определенности. Система может приобретать новые данные, причем модификация связей осуществляется автоматически.

Компьютерные диагностирующие и обучающие системы были созданы и продолжают разрабатываться во многих областях медицины: сердечно-сосудистые заболевания - ANGY (знания в виде правил), ANNA, DIAGNOSER (знания в виде фреймов), DIGITALIS ADVISER (семантические сети), EEG ANALYSIS SYSTEM (правила), GALEN (правила, фреймы), MECS-AI (правила), MI (правила), МОДИС (семантические сети, фреймы, правила), HEART IMAGE INTERPRETER (семантические сети, фреймы, правила), HI-ATTENDING (фреймы); заболевания легких - CENTAUR (правила, фреймы), WHEEZE (правила); заболевания почек - AI/MM (правила); заболевания печени - MDX (фреймы), RADEX (фреймы); ревматология -

ARAMIS, RX, AI/RHEUM (правила); офтальмология - MEDICO (правила), OCULAR HERPES MODEL (правила), PEC (правила), CASNET/GLAUCOMA (семантические сети); неврология - NEUREX (правила), NEUROLOGIST-I (аналого-геометрическая модель ЦНС); онкология - ONCOCIN (правила).

Во всех этих системах в равной степени использованы основные модели представления знаний. Что касается методов извлечения знаний, то их всех объединяет одно: конечный результат представляет собой описание процесса принятия решения, которое может оказаться достаточно далеким от реального процесса принятия решения. Дело в том, что в процессе принятия решения эксперт использует не только теоретические знания, которые так или иначе позволяют обосновать принятое решение, но и опыт и интуицию, которые слабо, а то и вовсе не поддаются формализации и объяснению. При описании процесса рассуждений эксперт, в лучшем случае, приводит только основные шаги, часто опуская мелкие шаги, которые кажутся ему очевидными. В худшем случае эксперт принимает решение " мгновенно" и далее не имеет представления об отдельных шагах на пути поиска решения. При этом, объясняя свое решение, эксперт выстраивает логически обоснованную цепочку рассуждений, которая, однако, далека от действительной последовательности рассуждений. Или же эксперт приписывает успешное решение интуиции или предчувствию. И тогда результатом применения интуитивных знаний является не цепь логических рассуждений, которую так или иначе можно восстановить и формализовать, а акт сопоставления конкретного объекта, состояния, ситуации с некими " образцами", возникшими в результате наслоения теоретических знаний и многолетнего опыта. Именно выявление и последующая формализация интуитивных знаний эксперта является непреодолимой проблемой и практически не решается приведенными выше методами [20, 32].

Основной предпосылкой мастерства эксперта является значительный набор фактов и правил. Но эти знания - не просто упорядоченный набор фактов

и правил. Эти знания являются сжатыми и приведенными к наиболее емкой форме - к форме "концептов". Новые ситуации эксперт распознает как примеры имеющихся у него "концептов", что позволяет ему почти мгновенно оценить ситуацию или принять решение. Возможно, именно эти "концепты" и являются основой интуиции и предчувствия эксперта [9, 10, 14].

Рассматриваемый в следующем разделе концептуальный подход к описанию состояний и представлению знаний, ставший основой для теории ИКИ, позволяет понять природу этого явления и, более того, выявить и формализовать интуитивные знания эксперта.

### **1.5. Концептуальный подход к описанию состояний и представлению знаний. Аналитическое решение задачи формирования понятий.**

Основное положение теории ИКИ, выдвинутое и развитое в работах [9,10,12,13,14,16,33], заключается в том, что процессы познания и мышления понятийны. Это обосновывается тем, что мозг - сложная иерархия нейронных сетей, так называемых концептуальных ансамблей нейронов ("кан"-ов). Эти "кан"-ы являются материальными носителями понятий, образуемых человеком в процессе познания. Именно в процессе познания, при переходе от наблюдаемых объектов, фактов, ситуаций к соответствующему понятию, происходит самоорганизация и структуризация "кан"-ов. Именно наличие "кан"-ов соответствующих понятий, образов или ситуаций позволяет субъекту распознавать объекты и ситуации, описывать и классифицировать их. Именно наличие "кан"-ов соответствующих систем позволяет субъекту воспринимать реально существующие системы как примеры имеющегося у него понятия или образа, описывать их и оперировать ими на абстрактном уровне [9, 16].

Естественно, "кан"-ы не являются точным отображением реально существующих систем, объектов. "Кан"-ы несут в себе сжатую информацию с

отпечатком особенностей восприятия, познания, опыта субъекта, т.е. содержат в себе и объективные, и субъективные факторы. Кроме того, в процессе умственной деятельности, наблюдений, практики "кан"-ы подвергаются модификации, трансформации и синтезу, собирая в себе весь опыт и знания, приобретаемые субъектом в процессе познания окружающего мира [9, 16].

Исходя из вышесказанного, создатели ИКИ пришли к следующему важному выводу: процесс формирования понятий и процесс формирования образов или ситуационных образов идентичны [9,12,14]. Это позволило им в качестве единого и универсального языка для описания сложных систем и процессов выбрать понятийное описание [9,10,14,16], а в качестве универсального метода формирования понятий взять концептуальный метод, имитирующий процесс формирования понятий естественным интеллектом [9,11,14,16,34,35]. В результате применения этого метода каждому понятию сопоставляется "концепт" - вычислимое понятие, которое в сжатой форме содержит всю информацию о нем.

Задача формирования понятия стоит следующим образом [9,11,14,34].

Пусть задан класс объектов  $C$ , состоящий из конечного числа  $\{C_1, C_2, \dots, C_n\}$  нетождественных друг другу объектов. Каждый из объектов  $C_i, i=1, \dots, n$  характеризуется конечным набором признаков  $A = \{A_1, A_2, \dots, A_m\}$  и оценкой, указывающей, к какому из подклассов  $C^+ \subset C$  или  $C^- \subset C$  был отнесен этот объект. Каждый

признак  $A_j, j=1, \dots, m$  может принимать значения

$b_{jk} \in B, k=1, 2, \dots, n_j$ . Упорядоченное множество значений, принимаемых признаками  $A_1, A_2, \dots, A_m$  в случае объекта  $C_i$ , назовем "траекторией". Объект

$C$  можно записать в виде "траектории"

$$C_i = \{b_1(i), b_2(i), \dots, b_m(i)\}, b_j(i) \in B, j = 1, 2, \dots, m$$

На основе наблюдений над объектами из подклассов  $C^+$  и  $C^-$  субъект должен сформировать понятия, соответствующие подклассам  $C^+$  и  $C^-$ . Концептуальный метод [9,11,14,34] позволяет на основе оцененных объектов построить концепты, соответствующие понятиям  $C^+$  и  $C^-$ .

Построение концепта состоит из следующих этапов:

**I. Бинаризация признаков посредством бинаризации их "пространства значений".** Наиболее общим способом бинаризации можно взять разбиение множества значений на взаимодополняющие подмножества или же разбиение по "присутствию" и "отсутствию" соответствующего свойства. Т.о. объект  $C_i$  может иметь свойство  $A_k$  или  $\bar{A}_k$ ,  $k = 1, 2, \dots, m$ .

**II. Перекодировка признаков и значений.**

Вводятся следующие числовые множества и ал-множества:

вместо множества

признаков  $A = \{A_1, A_2, \dots, A_m\} - N_A = \{1, 2, \dots, m\}$ ,

вместо множества значений  $B = \{b_{11}, b_{12}, \dots, b_{m n_m}\} - \underline{N}_B = \left\{ \overset{\vee}{1}, \overset{\vee}{2}, \dots, \overset{\vee}{n} \right\}$ ,

где  $\overset{\vee}{k} = \begin{cases} k \\ \bar{k} \end{cases}$ ,  $k = 1, 2, \dots, n$ ;

$\underline{N}_{C_i} = \left\{ \overset{\vee}{\alpha}_1(i), \overset{\vee}{\alpha}_2(i), \dots, \overset{\vee}{\alpha}_m(i) \right\}$ , где  $\overset{\vee}{\alpha}_j(i) \in \underline{N}_B$ ,  $j = 1, 2, \dots, m$ .

вместо "траектории"  $C_i = \{b_1(i), b_2(i), \dots, b_m(i)\}$

**III. Построение ортонормированных бинаризованных векторов состояния.**

Вводится матрица  $V$  размерности  $n \times m$  ( $2n = 2^m$ ). Столбцы этой матрицы представляют собой ортонормированные векторы состояния (или фильтры)

$\psi_i, i = 1, 2, \dots, m$ , образованные из элементов  $\underline{N}_B$  (Табл.1).

**IV. Операция фильтрации** - проведение всех траекторий  $C_i$  через систему ортонормированных фильтров.

Каждой траектории  $C_i = \left\{ \overset{\vee}{\alpha}_1(i), \overset{\vee}{\alpha}_2(i), \dots, \overset{\vee}{\alpha}_m(i) \right\}$  сопоставляется конъюнктивное произведение ортонормированных векторов состояния

$$\varphi(C_i) = \left( \overset{\vee}{\psi}_1, \overset{\vee}{\psi}_2, \dots, \overset{\vee}{\psi}_m \right)_i, i = 1, 2, \dots, n$$

где  $\overset{\vee}{\psi}_j = \psi_j$ , если  $j$ -ый элемент траектории входит в вектор  $\psi_j$  в форме "присутствия", т.е.  $e_j, j = 1, 2, \dots, m$  и  $\overset{\vee}{\psi}_j = \bar{\psi}_j$ , если  $j$ -ый элемент траектории входит в вектор  $\psi_j$  в форме

"отсутствия", т.е.  $\bar{e}_j, j = 1, 2, \dots, m$ .

$$\varphi_+ = \bigcup_{C_i \in C^+} \varphi(C_i) - \text{концепт понятия } C^+$$

$$\varphi_- = \bigcup_{C_i \in C^-} \varphi(C_i) - \text{концепт понятия } C^-$$

**V. Операция дизъюнктивной суперпозиции.**

(1,2)

Если число объектов, отнесенных к подклассам  $C^+$  и  $C^-$ , достаточно велико, а сами объекты нетождественны и достаточно широко представляют соответствующие подклассы; если правильно выделено достаточное количество признаков, точно определены их множества значений и произведена "удачная" бинаризация этих множеств, то концепты  $\varphi_+$  и  $\varphi_-$  содержат в себе всю информацию о понятиях  $C^+$  и  $C^-$  (как о типичных, так и о редких представителях соответствующих подклассов) и не противоречат друг другу.

При достаточно больших  $n$  и  $m$  невозможно выразить полученные

концепты четкими логическими формулировками. Поэтому для упрощения концепта осуществляется следующий этап.

### VI. Операция условного перехода к булевым переменным.

Если в выражениях (1) и (2) каждый вектор  $\psi_i$  заменить на  $x_i$ , а  $\bar{\psi}_i$  – на  $\bar{x}_i$ , то функционалы  $\varphi_+$  и  $\varphi_-$  примут вид совершенных дизъюнктивных нормальных

$$\varphi_+ = \bigvee_{I_+(\sigma_1 \sigma_2 \dots \sigma_m)} x_1^{\sigma_1} x_2^{\sigma_2} \dots x_m^{\sigma_m}$$

$$\varphi_- = \bigvee_{I_-(\sigma_1 \sigma_2 \dots \sigma_m)} x_1^{\sigma_1} x_2^{\sigma_2} \dots x_m^{\sigma_m} \text{ форм [10, 36]:}$$

$$\text{где } \sigma_i = \begin{cases} 1 & \text{при } x_i \\ 0 & \text{при } \bar{x}_i \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, m,$$

$I_+(\sigma_1 \sigma_2 \dots \sigma_m)$  – множество наборов, соответствующих траекториям подкласса  $C^+$ ;

$I_-(\sigma_1 \sigma_2 \dots \sigma_m)$  – множество наборов, соответствующих траекториям подкласса  $C^-$ .

После минимизации этих совершенных днф будет получена бинарная форма концепта [10, 36]:

$$K_+ = f^+(\xi_1^{\sigma_1}, \xi_2^{\sigma_2} \dots \xi_l^{\sigma_l}) = \bigvee \xi_1^{\sigma_1} \xi_2^{\sigma_2} \dots \xi_l^{\sigma_l},$$

где  $l < m$  и через  $\xi_1^{\sigma_1}, \xi_2^{\sigma_2}, \dots, \xi_l^{\sigma_l}$  обозначены те переменные

N	$\psi_0$	$\psi_1$	$\psi_2$	$\psi_3$	...	$\psi_m$
1	1	1	1	1		$\frac{1}{2}$
2	2	2	2	2		$\frac{1}{2}$
	.	.	.	$\vdots$		
				$2^{m-3}$		
				$\frac{2^{m-3}}{2^{m-3}+1}$		.
				$\frac{2^{m-3}}{2^{m-3}+2}$		
				$\vdots$		
	.	.	$2^{m-2}$	$\frac{2^{m-2}}{2^{m-2}}$		
			$\frac{2^{m-2}}{2^{m-2}+1}$	$2^{m-2}+1$		.
			$\frac{2^{m-2}}{2^{m-2}+2}$	$2^{m-2}+2$		
			.	$\vdots$		
	.	.	.	$2^{m-2}+2^{m-3}$		
			.	$\frac{2^{m-2}+2^{m-3}}{2^{m-2}+2^{m-3}+1}$		.
			.	$\frac{2^{m-2}+2^{m-3}}{2^{m-2}+2^{m-3}+2}$		
			.	$\vdots$		
n	n	$2^{m-1}$	$\frac{2^{m-1}}{2^{m-1}}$	$\frac{2^{m-1}}{2^{m-1}}$		
n+1	$\bar{1}$	$\frac{2^{m-1}}{2^{m-1}+1}$	$2^{m-1}+1$	$2^{m-1}+1$		.
n+2	$\bar{2}$	$\frac{2^{m-1}}{2^{m-1}+2}$	$2^{m-1}+2$	$2^{m-1}+2$		
			.	$\vdots$		
	.	.	.	$2^{m-1}+2^{m-3}$		.
			.	$\frac{2^{m-1}+2^{m-3}}{2^{m-1}+2^{m-3}+1}$		
			.	$\frac{2^{m-1}+2^{m-3}}{2^{m-1}+2^{m-3}+2}$		
			.	$\vdots$		
			$2^{m-1}+2^{m-2}$	$\frac{2^{m-1}+2^{m-2}}{2^{m-1}+2^{m-2}}$		.
	.	.	$\frac{2^{m-1}+2^{m-2}}{2^{m-1}+2^{m-2}+1}$	$2^{m-1}+2^{m-2}+1$		
			$\frac{2^{m-1}+2^{m-2}}{2^{m-1}+2^{m-2}+2}$	$2^{m-1}+2^{m-2}+2$		
			.	$\vdots$		
	.	.	.	$2^{m-1}+2^{m-2}+2^{m-3}$		.
			.	$\frac{2^{m-1}+2^{m-2}+2^{m-3}}{2^{m-1}+2^{m-2}+2^{m-3}+1}$		
			.	$\frac{2^{m-1}+2^{m-2}+2^{m-3}}{2^{m-1}+2^{m-2}+2^{m-3}+2}$		
			.	$\vdots$		
2n	$\bar{n}$	$\frac{2^m}{2^m}$	$\frac{2^m}{2^m}$	$\frac{2^m}{2^m}$		$\frac{2^m}{2^m}$

Табл. 1. Матрица V ортонормированных векторов состояния.

$x_i^{\sigma_i}, x_j^{\sigma_j}, \dots, x_k^{\sigma_k}$ , которые остались после минимизации совершенной днф  $\varphi_+$ . (Аналогичная бинарная форма будет получена и для концепта  $\varphi_-$ ). Остальные переменные  $\xi_{l+1}, \dots, \xi_m$  несущественны в том смысле, что их значения не влияют на результат оценивания объекта.

Бинарная форма концепта  $K_+$  содержит существенные значения существенных признаков и отображает особенности, характерные для конечного набора объектов подкласса  $C^+$ . При достаточно больших  $n$  и  $m$  концепт  $K_+$  будет в сжатой форме содержать то правило (в общем случае, знания), которым руководствовался оценщик при разбиении множества объектов на подклассы  $C^+$  и  $C^-$ . Следовательно, посредством бинарного концепта  $K_+$  могут быть оценены новые объекты, не участвовавшие в формировании концепта: для отнесения нового объекта к классу  $C^+$  достаточно, чтобы переменные  $\xi_1, \dots, \xi_l$  новой траектории принимали в точности те значения, которые зафиксированы хотя бы в одной из импликант концепта  $K_+$ , значения переменных  $\xi_{l+1}, \dots, \xi_m$  произвольны. Заметим, что бинарный концепт легко может быть представлен в виде продукционного правила.

Более того, путем розыгрыша методом Монте-Карло "искусственных траекторий", удовлетворяющих концепту  $K_+$  (значения переменных  $\xi_1, \dots, \xi_l$  фиксированы согласно  $K_+$ , значения переменных  $\xi_{l+1}, \dots, \xi_m$  произвольны) возможны моделирование новых, ранее не наблюдавшихся объектов, образов, состояний и имитация поведения системы.

Кроме этого, розыгрыш "траекторий" предоставляет возможность проверки соответствия концептуальной модели (т.е. концепта) изучаемому объекту. Если "искусственные траектории" противоречат реальности или иначе оцениваются экспертом, то процедура построения концепта может быть

проведена заново, с учетом переоцененных "траекторий".

Может оказаться так, что новая "траектория" при оценивании ее посредством концепта, не может быть однозначно отнесена ни к подклассу  $C^+$ , ни к подклассу  $C^-$ . В этом случае некоторые импликанты, входящие в состав концептов сравниваемых понятий, т. е. в  $K_+$  и  $K_-$ , непротиворечивы. Причиной этого может быть недостаточное количество признаков и объектов из подклассов  $C^+$  и  $C^-$ , несущественность выделенных признаков, недостаточно широкий спектр представителей каждого подкласса. Но даже в случае устранения этих причин проведение различных "траекторий" через фильтры может давать тождественные импликанты [11, 35]. Во избежание этого этап фильтрации может быть модифицирован следующим образом [35].

В приведенной выше процедуре построения концепта, после кодировки были получены векторы состояний  $\psi_i, i = 1, 2, \dots, m$ , структурно различные для разных признаков (см. табл. 1). Теперь же различным признакам сопоставляются векторы состояний одинаковой структуры, т. е. состояние признака  $A_i$  будет характеризоваться вектором  $\psi_i^{(i)} = (b_{i1}, \dots, b_{in})^T$  или вектором  $\bar{\psi}_i^{(i)} = (b_{i,n+1}, \dots, b_{iN})^T$ ,  $N = 2n$ , в зависимости от наблюдаемого значения признака  $A_i, i = 1, 2, \dots, m$ .

Дизъюнктивное объединение описаний, относящихся к подклассу  $C^+$ , позволяет получить совершенную днф понятия  $C^+$  (аналогично и для понятия  $C^-$ ). Минимизация совершенной днф понятий  $C^+$  и  $C^-$  дает логическую форму этих понятий, соответствующую первому, наименее точному уровню.

Сопоставление импликант, входящих в состав концептов понятий  $C^+$  и  $C^-$ , выявит необходимость уточнения понятий.

Если импликанты различны и противоречивы хотя бы по одному признаку, то все объекты могут быть однозначно отнесены к определенному

понятию - к  $C^+$  или  $C^-$ . Так что необходимости в уточнении нет.

Если некоторые импликанты, соответствующие различным понятиям, непротиворечивы, то должно быть произведено уточнение. Векторы состояний из первоначального набора  $\psi_1^{(I)}, \bar{\psi}_1^{(I)}, \dots, \psi_m^{(I)}, \bar{\psi}_m^{(I)}$ , входящие в эти импликанты, следует подвергнуть дальнейшему разбиению на основе принципа фильтрации.

В результате подгруппа объектов, соответствующая рассматриваемой импликанте первого уровня, будет описываться новыми векторами состояний вида:  $\psi_{i,1}^{(II)} = (b_{i,1}, \dots, b_{i,n_1})^T$  и  $\bar{\psi}_{i,1}^{(II)} = (b_{i,n_1+1}, \dots, b_{i,n})^T$ ,  $n_1 = 2^{m-2}$  - если разбиению

подвергся вектор состояния  $\psi_i^{(I)}$  и

$$\psi_{i,2}^{(II)} = (b_{i,n_1+1}, \dots, b_{i,n_2})^T \text{ и } \bar{\psi}_{i,2}^{(II)} = (b_{i,n_2+1}, \dots, b_{i,N})^T, \quad n_2 = 2^{m-1} + 2^{m-2} - \text{если}$$

разбиению подвергся вектор состояния  $\bar{\psi}_i^{(I)}$ .

Построение концептов II уровня может позволить распознать объекты, вызвавшие необходимость уточнения. Возможно, часть объектов окажется по-прежнему не отнесенной к определенному понятию. В таком случае, возникает необходимость построения концепта третьего уровня для некоторых из первоначальных импликант и т. д. Процесс уточнения концепта понятия на основе фильтрации признаков завершится, когда исчезнет неоднозначность в отношении всех объектов из первоначальных наборов объектов  $C^+$  и  $C^-$ .

Очевидно, что в случае  $2^m$  значений будет не более  $m$  уровней концептов. На  $m$ -ом уровне объекты будут описываться одной из пар векторов состояния вида:

$$\psi_{i,1}^{(m)} = (b_{i1})^T, \quad \bar{\psi}_{i,1}^{(m)} = (b_{i2})^T$$

$$\psi_{i,2}^{(m)} = (b_{i3})^T, \quad \bar{\psi}_{i,2}^{(m)} = (b_{i4})^T$$

- - - - -

$$\psi_{i,n}^{(m)} = (b_{i,N+1})^T, \quad \bar{\psi}_{i,n}^{(m)} = (b_{iN})^T \quad N = 2n = 2^m$$

Если же концепт  $m$ -го уровня опять-таки не в состоянии однозначно отнести "траекторию" ни к одному из понятий  $C^+$  и  $C^-$ , это означает, что для описания понятий  $C^+$  и  $C^-$  недостаточно выделенных признаков, либо выделенные признаки несущественны. Следовательно, необходимо найти  $m + 1, m + 2, \dots, m+k$  признаки, пополнить соответствующими значениями F-матрицу, т.е. совершить открытие в отношении объема понятия, описываемого концептом [34].

Итак, концептуальный метод формирования понятия, получая на входе оцененные "траектории", т.е. описания объектов в системе "признак  $x$  значение", посредством проведения этих "траекторий" через систему фильтров, на выходе выдает концепт соответствующего понятия в виде минимизированной днф из ортонормированных векторов состояния, элементами которых могут быть множества значений признаков. Процедура построения концепта имитирует процесс образования понятия естественным интеллектом, а сам концепт содержит полное, однозначное и компактное описание соответствующего понятия посредством существенных значений существенных признаков.

Если в качестве "траекторий" будут выступать пациенты, состояние которых будет описано совокупностью симптомов, а в качестве оценщика - врач-эксперт, ставящий тот или иной диагноз на основе знаний (как теоретических, так и практических; как формальных, так и неформальных; как объективных, так и субъективных), то в виде концепта мы получим диагностическое правило, содержащее объективно-субъективные знания врача-эксперта о соответствующем заболевании.

Каковы плюсы данного метода в случае медицинских знаний?

Во-первых, естественное для медицины описание в системе "признак  $x$  значение": каждому заболеванию будет поставлен в соответствие симптомокомплекс - совокупность существенных значений существенных

признаков. Причем, в концепте будут учтены предпочтения врача-эксперта на множестве признаков: какие признаки он считает более существенными, на какие обращает большее внимание.

Во-вторых, концепт заболевания содержит как типичные картины заболевания, так и редкие.

В-третьих, концепт заболевания, посредством розыгрыша "траекторий", позволяет исследовать заболевание, давая доступ к редким "траекториям", еще не имевшим место в практике и не описанным в теории.

И, самое главное, концептуальный метод посредством четкой процедуры, поддающейся автоматизации, позволяет выявить и формализовать то самое интуитивное знание эксперта, с чем не могли справиться рассмотренные ранее другие методы приобретения и представления знаний.

Кроме извлечения и формализации интуитивных знаний врача-эксперта, в процессе медицинской диагностики возникают проблемы с неполнотой, нечеткостью, неточностью и ошибочностью знаний. Рассмотрим вкратце, как справляется концептуальный метод с этими проблемами.

Т.к. частная "траектория" удовлетворяет концепту лишь в том случае, когда существенные признаки принимают значения, зафиксированные хотя бы в одной из импликант концепта, то отсутствие информации о несущественных с точки зрения концепта признаках никак не влияет на результат оценивания. В случае существенных признаков концепт в определенной мере может работать с неполными, нечеткими и неточными данными, т. к. элементами векторов состояния, которыми описывается состояние пациента, в общем случае являются не конкретные значения, а множества значений. До тех пор, пока неполнота, нечеткость и неточность данных не препятствует однозначному выбору одного из векторов состояния  $\psi_i$  или  $\bar{\psi}_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, m$ , для описания состояния пациента, сложности с оценкой состояния пациента не возникает. В противном случае оценить состояние пациента невозможно, т.к.

концептуальные знания выражены в категорической форме. Действительно, т.к.

концепт имеет вид  $K_+ = K_1 \vee K_2 \vee \dots \vee K_r$ ,

где  $K_i = \xi_1^{\sigma_{i1}} \xi_2^{\sigma_{i2}} \dots \xi_l^{\sigma_{il}}$ ,  $\sigma_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{при } \xi_i \\ 0 & \text{при } \bar{\xi}_i \end{cases} \quad j = 1, 2, \dots, l, \quad i = 1, 2, \dots, r$ ,

то как только значения первых  $l$  переменных

"траектории"  $\xi_1^{\sigma'_1} \xi_2^{\sigma'_2} \dots \xi_l^{\sigma'_l} \xi_{l+1}^{\sigma'_{l+1}} \dots \xi_m^{\sigma'_m}$  совпадут с набором значений этих

переменных хотя бы в одной из импликант  $K_i, i = 1, 2, \dots, r$ , "траектория"

однозначно (со 100% уверенностью) относится к понятию  $C^+$  [9,10,14,33,36].

По концепту невозможно определить, как повлияет на принятие решения

отсутствие информации о значении хотя бы одного существенного признака:

всего лишь снизит степень уверенности в диагнозе или почти наверняка

исключит этот диагноз. Кроме того, входящие в концепт импликанты

абсолютно равнозначны с точки зрения диагностической способности. Диагноз

может быть поставлен по любой из импликант  $K_i, i = 1, 2, \dots, r$  и степень

уверенности в диагнозе для всех импликант - максимальная (100%). Это не

совсем соответствует истине хотя бы потому, что, как уже было сказано,

концепт содержит как типичные, так и редкие "траектории". Реально было бы

предположить, что импликанты, порождающие "типичные траектории", должны

характеризоваться большей степенью уверенности в диагнозе по сравнению с

импликантами, порождающими "редкие, атипичные траектории".

Более того, нельзя исключить появления ошибочно оцененной

"траектории" среди "траекторий", на основе которых строится концепт. Тогда то

преимущество, что концепт учитывает все "траектории", на основе которых он

был построен, независимо от частоты их появления, в случае ошибки

оценивания превращается в минус: в концепте обязательно найдется хотя бы

одна импликанта, отражающая это ошибочное оценивание, и диагноз,

поставленный по ней, так же приведет к диагностической ошибке.

И все же все эти затруднения не представляются столь непреодолимыми в рамках этого метода, чтобы следовало отказаться от основной идеи - концептуального подхода к описанию состояний, формированию понятий и представлению знаний.

### 1.6. Постановка диагноза по концепту. Обновление базы знаний

Итак, результатом применения концептуально-вероятностного метода обработки данных являются концепты:

$K_I$  - концепт I уровня для типичных картин заболевания;

$K_{II}$  - концепт II уровня для редких картин заболевания.

Каждый концепт представляет собой дизъюнкцию диагностических правил, которые упорядочим в порядке убывания степеней уверенности в диагнозе:

$$K_I = K_1 \vee K_2 \vee \dots \vee K_r$$

$$K_{II} = K_{r+1} \vee K_{r+2} \vee \dots \vee K_t$$

Каждое диагностическое правило является конъюнкцией определенных параметров  $\psi_i^{\sigma_i}$  из базиса концепта соответствующего уровня (базисы концептов I и II уровня, вообще говоря, различны, хотя и содержат общие параметры):

$$K_j = \psi_{i_1}^{\sigma_{i_1}} \psi_{i_2}^{\sigma_{i_2}} \dots \psi_{i_j}^{\sigma_{i_j}}, \quad j = 1, \dots, r$$

где  $\psi_{i_k}^{\sigma_{i_k}} = \begin{cases} \psi_{i_k} & \text{соответствует присутствию значения } L_{i_k} \\ \bar{\psi}_{i_k} & \text{соответствует отсутствию значения } L_{i_k} \end{cases}$

вектора состояния триплетных признаков  $T_{i_k}$ , полученных в результате унификации исходных признаков  $A_1, \dots, A_m$  и сопоставленных значениям  $L_{i_k}$ ,  $k = 1, \dots, k_j$ .

При оценке состояния пациента последовательно проверяются диагностические правила  $K_1, K_2, \dots, K_r$ , входящие в концепт I уровня. Состояние

концепта удовлетворяет диагностическому правилу  $K_j$ , если у него присутствуют все симптомы (значения  $L_{i_k}$ ), соответствующие параметрам  $\psi_{i_k}$  из правила  $K_j$ , и отсутствуют все симптомы (значения  $L_{i_k}$ ), соответствующие параметрам  $\bar{\psi}_{i_k}$  из правила  $K_j$ ,  $k = 1, \dots, k_j$ . Как только пациент удовлетворит какому-то диагностическому правилу  $K_j$ , ему ставится диагноз наличия данного заболевания со степенью уверенности  $D(K_j)$ , и проверка остальных диагностических правил концепта прекращается.

Если состояние пациента не удовлетворяет концепту I уровня, проверяется концепт II уровня для нетипичных случаев. Если окажется, что состояние пациента не удовлетворяет концептам ни одного уровня, то его можно отложить в "банк неопознанных состояний". При накоплении множества подобных состояний заново проводится процедура построения концепта на основе переоцененных экспертом данных, и новых, и старых, что приводит к обновлению базы знаний - концепта заболевания.

## Выводы по главе 1

1. Обоснована правомерность использования методов и стратегий ИИ для решения проблем медицинской диагностики.
2. Понятийное описание является универсальным языком для описания сложных систем и процессов, поэтому наличие процедуры, имитирующей процесс формирования понятий естественным интеллектом, позволит решить проблему выявления и формализации знаний эксперта, в том числе и интуитивных знаний.
3. Обосновано использование концептуального метода в качестве универсальной процедуры выявления и формализации знаний эксперта.