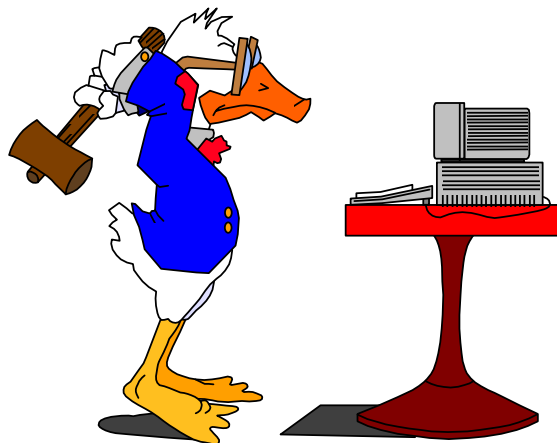


МЕТОДЫ ПРЕДСТАВЛЕНИЯ ЗНАНИЙ



◆ Издательство ТГТУ ◆

УДК [378:001.9] (075)
ББК з 813
К 68

Утверждено редакционно-издательским советом университета

Рецензент
Кандидат технических наук, доцент
М.Н. Краснянский

К 68 Методы представления знаний: Метод. указ. / Сост. И. Л. Коробова. Тамбов: Изд-во Тамб. гос. техн. ун-та, 2003. 24 с.

Рассматриваются общие сведения по структуре и составу экспертных систем. Даны рекомендации по различным способам представления знаний в экспертных системах.

Методические указания по изучению дисциплины "Интеллектуальные подсистемы САПР" предназначены для студентов 5 курса дневного отделения специальности 2203.

УДК [378:001.9] (075)
ББК з 813

© Тамбовский государственный
технический университет, (ТГТУ),
2003
Министерство образования Российской Федерации
Тамбовский государственный технический университет

**МЕТОДЫ
ПРЕДСТАВЛЕНИЯ
ЗНАНИЙ**

Методические указания по дисциплине
"Интеллектуальные подсистемы САПР" предназначены для студентов
5 курса дневного отделения специальности 2203

Тамбов
Издательство ТГТУ
2003

Учебное издание

**МЕТОДЫ ПРЕДСТАВЛЕНИЯ
ЗНАНИЙ**

Методические указания

Составитель КОРОБОВА Ирина Львовна

Редактор Т. М. Федченко

Компьютерное макетирование М. А. Филатовой

Подписано в печать 09.04.2003

Формат 60 × 84 / 16. Бумага газетная. Печать офсетная.

Гарнитура Times New Roman. Объем: 1,39 усл. печ. л.; 1,41 уч.-изд. л.

Тираж 75 экз. С. 143

Издательско-полиграфический центр

Тамбовского государственного технического университета,

392000, Тамбов, Советская, 106, к. 14

ВВЕДЕНИЕ

Система искусственного интеллекта (СИИ) – это программная система, имитирующая на компьютере мышление человека. Для создания такой системы необходимо изучить процесс мышления человека, решающего определенные задачи или принимающего решение в конкретной области; выделить основные шаги этого процесса и разработать программные средства, воспроизводящие их на компьютере.

Среди СИИ, широко внедряемых в область автоматизации проектирования, следует выделить, так называемые, экспертные системы (ЭС), в основе которых находится обширный запас знаний и экспертных оценок о конкретной предметной области.

Знания которыми обладает специалист в какой-либо области можно разделить на формализованные и неформализованные. Формализованные знания формулируются в книгах, руководствах, документах в виде общих и строгих суждений (законов, формул, моделей, алгоритмов и т.п.).

Неформализованные знания обычно не попадают в книги и руководства в связи с их конкретностью, субъективностью и приблизительностью. Знания этого рода являются результатом обобщения многолетнего опыта работы и интуиции специалиста. Они обычно представляют собой множество эмпирических приемов и правил. Как правило неформализованные задачи обладают неполнотой, ошибочностью, неоднозначностью и противоречивостью знаний.

Традиционное программирование в качестве основы для разработки программ использует алгоритм, т.е. формализованное знание.

Экспертные системы не отвергают и не заменяют традиционного подхода к программированию. Они отличаются от традиционных программ тем, что ориентированы на решение неформализованных задач.

Знания в экспертных системах могут быть представлены в различном виде. Предлагаемое пособие, в рамках учебной дисциплины "Искусственный интеллект в САПР" для студентов специальности 22.03, предназначено для изучения методов представления знаний в экспертных системах для дальнейшего их использования при автоматизированном проектировании.

1 ОБЩИЕ СВЕДЕНИЯ ОБ ЭКСПЕРТНЫХ СИСТЕМАХ

Любая система искусственного интеллекта опирается на знания о процессе человеческого мышления [1-3].

1.1 Основные составляющие процесса мышления

Цели. В основе человеческой деятельности лежит мышление. Когда утром звонит будильник, мозг человека дает команду руке выключить звонок. Это не автоматическая реакция – решение конкретной задачи требует определенного ответа мозга. *Целью* называется конечный результат, на который направлены мыслительные процессы человека. Как только цель (выключить звонок) достигнута, перед человеком сразу встают новые цели, например, почистить зубы, одеться, позавтракать, выйти на автобусную остановку. Осуществление всех этих целей приводит к достижению главной цели – вовремя попасть на работу. Мысли, ведущие к конечному результату, не случайны, а строго обоснованы. Каждый шаг на пути к главной цели имеет свою локальную цель. Мозг всегда сосредоточен на цели, независимо от того, выполняет ли человек простую физическую работу или решает сложную интеллектуальную задачу.

При проектировании экспертной системы всегда следует помнить о цели, для достижения которой она предназначена [2].

Факты и правила Человек хранит большое количество знаний. В общем случае интеллект можно представить как совокупность фактов и правил их использования. Отчасти цели достигаются с помощью правил использования всех известных фактов.

Пример

Факт 1: Температура кипения воды 100 °С.

Правило 1: Если температура процесса меньше 100 °С, то для нагрева можно использовать воду.

Правило 2: Если температура процесса больше 100 °С, то для нагрева используют электронагреватель.

Заметим, что в приведенном примере все правила выражены условным отношением вида: *ЕСЛИ...ТО...*, т.е. если выполняется некоторое условие, то следует некоторое действие [2].

Упрощение Когда человеческий мозг приступает к решению даже самой простой задачи для выбора нужных действий, в его распоряжении имеется огромный объем информации. Например, переходя улицу, человек анализирует скорость и объем движения, расстояние до противоположного тротуара, сигнал светофора. Одновременно мозг обрабатывает впечатления, не имеющие прямого отношения к переходу улицы (например, цвет проезжающих машин, вид деревьев и окружающих зданий, одежду проходящих мимо людей и пр.). Если бы человек прежде чем шагнуть на проезжую часть анализировал все факты, имеющие хоть какое-нибудь отношение к цели, он простоял на тротуаре несколько лет. Но мышление человека включает сложную систему, руководящую выбором правильной реакции на конкретную ситуацию. Такой выбор называется упрощением. Механизм упрощения блокирует факты и правила, не имеющие прямого отношения к решаемой в данный момент задаче [2]. Схематично работа механизма упрощения представлена на рис. 1.

Механизм вывода Достигая цели, человек не только приходит к решению поставленной перед ним задачи, но и одновременно приобретает новые знания. Часть интеллекта, которая помогает извлекать новые факты, называется механизмом вывода [2].

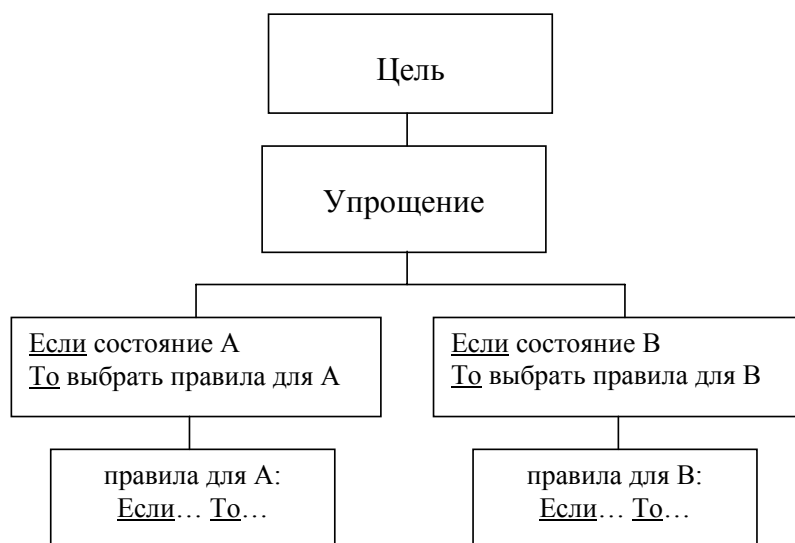


Рис. 1 Система механизма упрощения

Пример

Факт 1: Мария и Петр – родители Вани.

Факт 2: Мария и Петр – родители Тани.

Правило 1: Если у мальчика и девочки одни и те же родители, то дети – брат и сестра.

Цель: Определить степень родства Тани и Вани.

С помощью имеющихся фактов и правил, цель может быть достигнута сразу. Кроме того, в процессе достижения цели получен новый факт:

Новый факт: Ваня и Таня – брат и сестра.

1.2 Структура и состав экспертной системы

Любая система искусственного интеллекта должна содержать все элементы, составляющие процесс принятия решения человеком: цели, знания, механизмы вывода и упрощения [1 – 4].

Порядок работы таких систем (т.е. систем, основанных на правилах) представлен на рис. 2.

Итак, экспертная система – это система ИИ, созданная для решения задач в конкретной предметной области. Источником знаний для наполнения ЭС служат литература, отчеты по НИР и знания экспертов, которые являются наиболее ценными.

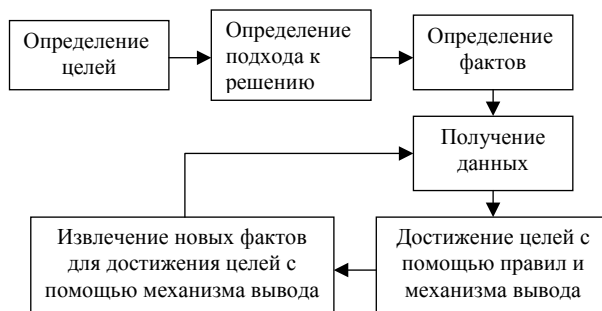


Рис. 2 Порядок работы систем, основанных на правилах

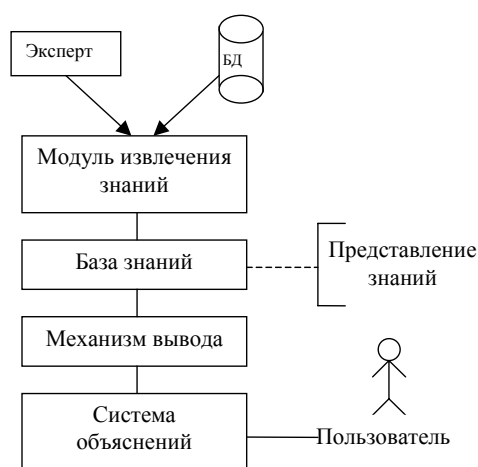


Рис. 3 Структура типовой экспертной системы
1.3 База знаний

Важнейшей составляющей ЭС является база знаний (БЗ), содержащая факты и правила, по которым в зависимости от входной информации принимается то или иное решение.

Факты представляют собой краткосрочную информацию, которая может изменяться в процессе решения задачи. Правила представляют более долговременную информацию о том, как порождать новые факты и гипотезы из имеющихся данных.

Основное отличие БЗ от обычной методики использования базы данных (БД) состоит в больших творческих возможностях. Факты в БД обычно пассивны: они либо там есть, либо их там нет. БЗ, со своей стороны, активно пытается пополнить недостающую информацию.

Правила в формате *ЕСЛИ ... ТО ...* являются распространенным, но не единственным способом представления знаний. Для этой цели в ЭС используются семантические сети, фреймы, нейронные сети и другие способы. Они будут рассмотрены далее. На некотором глубоком уровне все типы представления данных должны быть очевидно эквивалентны между собой. Выбор того или иного способа определяется видом задачи и спецификой предметной области.

Многие правила в ЭС являются эвристическими, основанными на опыте экспертов в данной предметной области. Если алгоритмический метод гарантирует корректное или оптимальное решение, то эвристический метод дает в большинстве случаев лишь приемлемое решение.

База знаний является входным потоком данных для механизма логического вывода.

1.4 Механизм логического вывода

Механизмом логического вывода называются общие знания о процессе нахождения решения. Он выполняет две основные функции:

- 1) дополнение, изменение БЗ на основе анализа БЗ и исходной информации;
- 2) управление порядком обработки правил в БЗ.

Если база знаний содержит высококачественные знания о предметной области, то механизм логического вывода содержит информацию о том как эти знания эффективно использовать.

Если в процессе создания ЭС удастся достаточно просто сформулировать базу знаний, то выбор стратегии логического вывода представляет собой достаточно сложную задачу. Это связано и с отсутствием простого и общего метода организации логического вывода, и зависит от специфики предметной области, и от того, как в БЗ структурированы и организованы знания о предметной области.

Механизм логического вывода функционирует циклически. В каждом цикле решаются следующие задачи:

Сопоставление – предполагает сравнение условных частей правил с исходными данными и имеющимися фактами в БЗ.

Выбор – в случае наличия множества правил с истинностью условных частей необходимо выбрать одно из них для срабатывания.

Действие – предполагает выполнение какого-либо действия, предусмотренного в случае срабатывания правила. Обычно это приводит к выполнению какого-либо физического действия и к модификации базы знаний.

Таким образом, каждый цикл начинается с последовательного просмотра всех правил и сопоставления их условных частей с исходными данными и фактами в БЗ. Если правил, у которых условные части и факты совпадают, несколько, то возникает конфликтное множество правил. На основе каких-либо критериев выбирается одно правило, которое считается сработавшим, и выполняется действие.

Существует две основные стратегии логического вывода [2, 4]:

1 Прямая цепочка рассуждений. Основана на сопоставлении исходных данных с правилами и фактами БЗ с получением результата.

2 Обратная цепочка рассуждений. Предполагается, что выдвигается некоторая гипотеза о предполагаемом решении задачи и путем анализа БЗ ищется подтверждение этой гипотезы путем сравнения результатов с исходными данными. Если гипотеза не подтверждается, то ищется новое решение.

Наиболее ценными являются ЭС, которые реализуют и прямую и обратную цепочку рассуждений.

1.5 Модуль извлечения знаний

Важной составной частью ЭС является модуль извлечения знаний. Его основное назначение – предоставление экспертных знаний, их структурирование в виде пригодном для использования в компьютерной системе. В задачу модуля входит приведение правила к виду, позволяющему применить это правило в процессе работы. В простейшем случае в качестве такого модуля может выступать обычный редактор, который просто заносит правила в файл.

В некоторых системах извлечение знаний осуществляется не одним, а несколькими способами, например, часть знаний извлекается с помощью программных средств, анализирующих грамматику описания знаний (эта грамматика задает форму представления знаний); другие знания могут быть представлены графически и потребуются специальные средства, которые позволят воспринимать графические изображения и проверять их на правильность (например, графически могут быть представлены электрические схемы); наконец возможны знания, которые самой системой не используются, а при необходимости могут вводиться в диалоговом режиме.

Модуль извлечения знаний является наиболее трудоемким и дорогостоящим.

1.6 Система объяснений

Система объяснений предназначена для показа пользователю всего процесса рассуждений, в результате которого было найдено или не найдено решение.

Большинство специалистов-пользователей ЭС не смогут с доверием относиться к выведенному системой заключению, пока не будут знать как оно было получено. Если врач установил у вас наличие некоторого заболевания, то вы, конечно, захотите знать, почему он пришел к такому выводу. Вы, вероятно, попросите показать вам рентгеновский снимок, результаты анализов или что-то другое, на основе чего врач сделал свое заключение. К экспертной системе предъявляются те же самые требования, т.е. необходимо получить не только само решение, но и всю цепочку вывода в форме понятной пользователю.

2 ПРЕДСТАВЛЕНИЕ ЗНАНИЙ В ЭКСПЕРТНЫХ СИСТЕМАХ

Наиболее общими методами представления знаний в ЭС являются:

- правила;
- семантические сети;
- фреймы.

Кроме того, в данном разделе рассматривается представление знаний в виде нечетких правил, а также в виде нейронных сетей.

2.1 Представление знаний в виде правил

Такой способ является наиболее понятным и популярным методом представления знаний [1 – 4]. Правила обеспечивают формальный способ представления рекомендаций, знаний или стратегий. Они чаще подходят в тех случаях, когда предметные знания возникают из эмпирических ассоциаций, накопленных за годы работы по решению задач в данной области.

В ЭС, основанных на правилах, предметные знания представляются набором правил, которые проверяются на группе фактов и знаний о текущей ситуации (входной информации). Когда часть правила *ЕСЛИ* удовлетворяет фактам, то действия, указанные в части *ТО*, выполняется. Когда это происходит, то говорят, что правило срабатывает. Интерпретатор правил сопоставляет части правил *ЕСЛИ* с фактами и выполняет то правило, часть *ЕСЛИ* которого сходится с фактами, т.е. интерпретатор правил работает в цикле "Сопоставить – выполнить", формируя последовательность действий (рис. 4).

Действия правил могут состоять:

- в модификации набора фактов в базе знаний, например добавление нового факта, который сам может быть использован для сопоставления с частями *ЕСЛИ*;
- во взаимодействии с внешней средой (например, "Вызвать пожарную команду").

Пример Рассмотрим базу знаний, которая включает 3 факта и 9 правил:

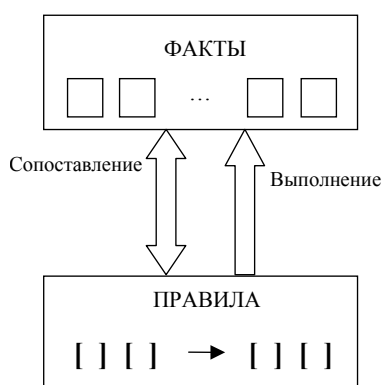


Рис. 4

Факты:

- 1 Кислота = агрессивная жидкость;
- 2 Азотная кислота = кислота;
- 3 Сернистая кислота = кислота

Правила:

- 1 *ЕСЛИ* среда = кислота *И* концентрация > 70 %
ТО среда = концентрированная кислота;
- 2 *ЕСЛИ* среда = кислота *И* концентрация < 70 %
ТО среда = разбавленная кислота;
- 3 *ЕСЛИ* среда = концентрированная кислота
ТО материал ванны = хромоникелевая сталь;
- 4 *ЕСЛИ* среда = разбавленная кислота
ТО материал ванны = углеродистая сталь;

- 5 *ЕСЛИ* среда = агрессивная жидкость *ТО* футеровка = есть;
- 6 *ЕСЛИ* футеровка = есть *И* среда = сернистая кислота
ТО материал футеровки = свинец;
- 7 *ЕСЛИ* футеровка = есть *И* среда = азотная кислота
ТО материал футеровки = винипласт;
- 8 *ЕСЛИ* температура = меньше 100 °С
ТО тип обогрева = пароводяная рубашка;
- 9 *ЕСЛИ* температура = больше 100 °С
ТО тип обогрева = электронагреватель

Процесс сопоставления с фактами частей *ЕСЛИ* порождает цепочку выводов. Эта цепочка выводов показывает как система, используя правила, выводит заключение. Цепочки выводов ЭС могут быть предъявлены пользователю, что помогает понять как система достигает свои заключения.

Правила, по сравнению с другими способами представления знания имеют следующие преимущества [2, 4]: 1) модульность; 2) единообразие структуры; 3) естественность (вывод заключения в такой системе аналогичен процессу рассуждения эксперта); 4) гибкость иерархии понятий, которая поддерживается только как связи между правилами (изменив правило, вы можете изменить иерархию).

Однако такие системы несвободны от недостатков: 1) процесс вывода менее эффективен, чем при других способах представления, так как большая часть времени затрачивается на непроизводительную проверку применимости правил; 2) этот процесс трудно поддается управлению; 3) сложно представить иерархию понятий.

Представление знаний в виде правил иногда называют плоским (по аналогии с реляционными базами данных), так как в них отсутствуют средства для установления иерархии правил. Объем базы знаний растет линейно по мере включения в нее новых фрагментов знаний. Большинство существующих коммерческих ЭС основаны на правилах. При этом правила могут быть представлены в одном из двух видов [5]:

1) Если в зависимости от возможных четких значений входных параметров делается вывод о значениях выходного параметра, то такая система называется системой $L^{(1)}$ -типа. Данная система представляется в виде:

$$L^{(1)} = \begin{cases} L_1^{(1)} : < \text{ЕСЛИ } A_1 \text{ ТО } B_1 >; \\ L_2^{(1)} : < \text{ЕСЛИ } A_2 \text{ ТО } B_2 >; \\ \dots \\ L_m^{(1)} : < \text{ЕСЛИ } A_m \text{ ТО } B_m >, \end{cases}$$

где m – число экспертных высказываний; A_j – четкое значение входного параметра; B_j – четкое значение выходного параметра или некоторое конкретное действие процесса проектирования.

2) В случаях, когда в зависимости от возможных значений выходной ситуации (B_j) экспертом делается предположение о возможной входной ситуации (A_j), система экспертных высказываний называется системой

$L^{(2)}$ – типа и представляется в виде:

$$L^{(2)} = \begin{cases} L_1^{(2)} : < \text{ЕСЛИ } B_1 \text{ ТО } A_1 >; \\ L_2^{(2)} : < \text{ЕСЛИ } B_2 \text{ ТО } A_2 >; \\ \dots \\ L_m^{(2)} : < \text{ЕСЛИ } B_m \text{ ТО } A_m >. \end{cases}$$

2.2 Представление знаний с использованием фреймов

Системы, базы знаний которых насчитывают сотни правил, отнюдь не считаются чем-то необычным [1]. Для инженера знаний при такой сложности системы, процесс обновления состава правил и контроль связей между ними становится весьма затруднительным, поскольку добавляемые правила могут дублировать имеющиеся знания или вступать с ними в противоречие. Для выявления подобных фактов можно использовать программные средства, но включение их в работу системы приводит к еще

более тяжелым последствиям – потере работоспособности, так как в этом случае инженер знаний теряет представление о том, как взаимодействуют правила. Так как возрастает количество связей между понятиями, инженеру знаний трудно их контролировать.

Представление знаний, основанных на фреймах [1 – 3], является альтернативным по отношению к системам, основанным на правилах: оно дает возможность хранить иерархию понятий в базе знаний в явной форме.

Фреймом называется структура для описания стереотипной ситуации, состоящая из характеристик этой ситуации и их значений.

Характеристики называются слотами, а значения – заполнителями слотов. Слот может содержать не только конкретное значение, но и имя процедуры, позволяющей вычислить его по заданному алгоритму, а также одно или несколько правил, с помощью которых это значение можно найти.

В слот может входить не одно, а несколько значений. Иногда слот включает компонент называемый фасетом, который задает диапазон или перечень его возможных значений.

Как уже отмечалось, помимо конкретного значения, в слоте могут храниться процедуры и правила, которые вызываются при необходимости вычисления этого значения. Если, например, фрейм, описывающий человека, включает слоты "*Дата рождения*" и "*Возраст*", и в первом из них находится некоторое значение, то во втором слоте может стоять процедура, вычисляющая возраст по дате рождения и текущей дате.

Процедуры, располагающиеся в слоте, называются связанными процедурами. В предыдущем примере связанная процедура будет активизироваться при каждом изменении текущей даты.

Чаще всего используются процедуры:

- "если – добавлено" – выполняется, когда новая информация помещается в слот;
- "если – удалено" – выполняется, когда информация удаляется из слота;
- "если – нужно" – выполняется, когда запрашивается информация из слота, а он пустой.

Эти процедуры могут проверять, что при изменении значения производятся соответствующие действия.

Совокупность фреймов, моделирующая какую-нибудь предметную область, представляет собой иерархическую структуру, в которую соединяются фреймы. На верхнем уровне иерархии находится фрейм, содержащий наиболее общую информацию, истинную для всех остальных фреймов. Фреймы обладают способностью наследовать значения характеристик своих родителей, находящихся на более высоком уровне иерархии. Значения характеристик фреймов могут передаваться по умолчанию фреймам, находящимся ниже них в иерархии, но, если последние содержат собственные значения данных характеристик, то в качестве истинных данных принимаются именно они. Это обстоятельство позволяет легко учитывать во фреймовых системах различного рода исключения.

Различают статические и динамические системы фреймов. В системах статических фреймы не могут быть изменены в процессе решения задачи, в динамических системах это допустимо.

Наиболее ярко достоинства фреймовых систем представления знаний проявляется в том случае, если связи между объектами изменяются нечасто и предметная область насчитывает немного исключений. Значения слотов представляются в системе в единственном экземпляре, поскольку включается только в один фрейм, описывающий наиболее общее понятие из всех тех, которые содержат слот с данным именем. Такое свойство систем фреймов дает возможность уменьшить объем памяти, необходимый для их размещения в компьютере. Однако основное достоинство состоит не в экономии памяти, а в представлении в БЗ связей, существующих между понятиями предметной области.

На рис. 5 приведен фрагмент базы знаний о свойствах горения нитей. Данный фрагмент основан на следующих знаниях:

- анидные и капроновые нити являются нитями из полиамидного волокна;
- нити из синтетических волокон включают полиамидные, лавсановые и акриловые нити;
- нити из синтетических волокон горят;
- продуктом сгорания большинства нитей из синтетических волокон является твердый шарик;
- нити из полиамидного волокна горят медленно;
- нити из лавсана и акрила горят быстро;

- при сгорании акриловой нити образуется рыхлый шарик;
- при горении анидной и акриловой нити запах отсутствует;
- при горении капроновой нити чувствуется запах сургуча;
- при горении лавсановой нити чувствуется сладковатый запах.

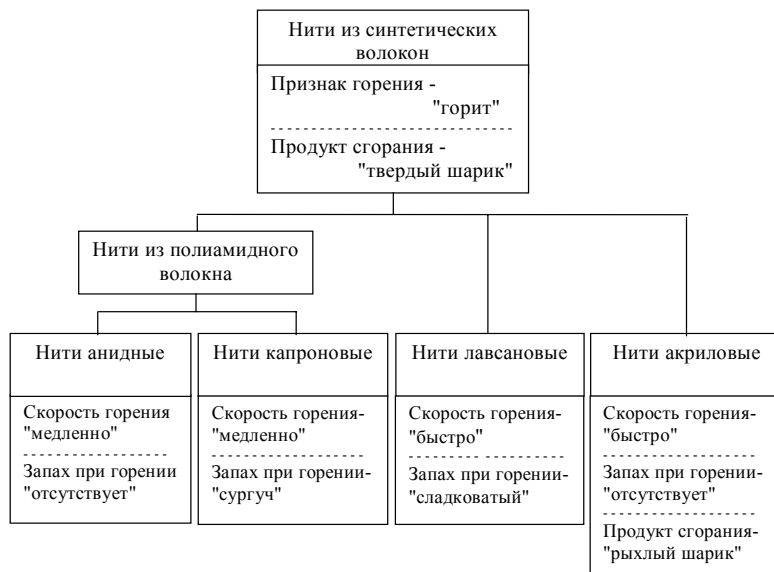


Рис. 5 Фрагменты базы знаний "Свойства горения нитей из синтетических волокон"

В результате с помощью базы знаний можно получить новые знания, например:

Капроновая нить горит медленно, при горении чувствуется запах сургуча, после сгорания образуется твердый шарик.

2.3 Представление знаний с использованием семантических сетей

Термин "семантическая сеть" используется для описания метода представления знания, основанного на сетевой структуре [1-3]. Этот метод является одним из наиболее эффективных методов хранения знаний. Семантические сети состоят из:

- **узел**, соответствующих объектам, понятиям и событиям;
- **дуг**, связывающих узлы и описывающих отношения между ними.

Иными словами, семантическая сеть отображает совокупность объектов предметной области и отношений между ними. При этом, объектам соответствуют вершины сети, а отношениям – соединяющие их дуги.

В семантическую сеть включаются только те объекты предметной области, которые необходимы для решения прикладных задач. В качестве объектов могут выступать события, действия, обобщенные понятия или свойства объектов.

Вершины сети соединяются дугой, если соответствующие объекты предметной области находятся в каком-либо отношении. Наиболее распространенными являются следующие типы отношений:

- "является" – означает, что объект входит в состав данного класса;
- "имеет" – позволяет задавать свойства объектов.

Возможны также отношения вида:

- "является следствием" – отражает причинно-следственные связи;
- "имеет значение" – задает значение свойств объектов.

Пример Требуется составить семантическую сеть для отображения следующих знаний:

1) оборудование для выполнения основных операций электрохимических покрытий представляет собой основное технологическое оборудование гальванических комплексов;

- 2) ванны цинкования и меднения – это оборудование для выполнения операций электрохимических покрытий;
- 3) ванны цинкования имеют защитную футеровку и вытяжную вентиляцию;
- 4) в состав вытяжной вентиляции входят бортовые отсосы;
- 5) оборудование для выполнения основных операций электрохимических покрытий имеет аппаратуру управления и регулирования p -тока и теплообменные аппараты.

Из построенной семантической сети (рис. 6) вытекают, например, следующие дополнительные факты:

- 1) ванны цинкования являются основным технологическим оборудованием гальванических комплексов;
- 2) бортовые отсосы входят в состав ванны цинкования;
- 3) ванны меднения имеют теплообменную аппаратуру.

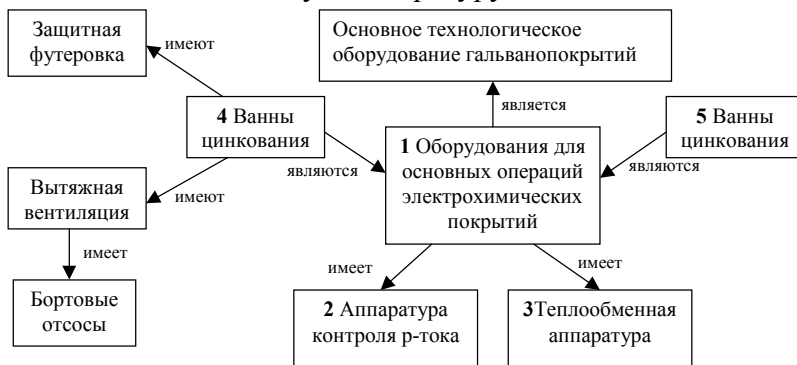


Рис. 7 Семантическая сеть знаний

Свойства семантических сетей наследовать узлами более высокого уровня свойств узлов более низкого уровня, принято называть иерархией наследования. Принцип иерархии наследования позволяет исключать дублирование информации в семантических сетях. Например, достаточно один раз связать узлы 1, 2 и 3 (рис. 6), чтобы не повторять информацию для узлов 4 и 5 и т.д.

Основной недостаток такого способа представления знаний – сложность обработки исключений.

2.4 Представление знаний в виде нечетких высказываний

Методы построения математических моделей часто основаны хотя и на неточной, но в целом объективной информации об объекте. Однако возможны ситуации, когда при построении моделей решающее значение имеют сведения, полученные от эксперта, обычно качественного характера. Они отражают содержательные особенности изучаемого объекта и формулируются на естественном языке. Описание объекта в таком случае носит нечеткий характер. При использовании для отображения знаний теории нечетких множеств булева алгебра распространена на действительные числа. В булевой алгебре 1 представляет истину, а 0 – ложь. То же имеет место и в нечеткой логике, но кроме того используются также все дроби между 0 и 1, чтобы указать на частичную истинность [2, 5 – 11]. Так запись " $\mu(\text{высокий}(X)) = 0,75$ " говорит о том, что предположение "X – высокий" в некотором смысле на три четверти истинно, а на одну четверть ложно.

Для комбинирования нецелочисленных значений истинности в нечеткой логике определяются эквиваленты логических операций:

$$\begin{aligned} \mu_1 \text{ И } \mu_2 &= \min(\mu_1, \mu_2); \\ \mu_1 \text{ ИЛИ } \mu_2 &= \max(\mu_1, \mu_2); \\ \text{НЕ } \mu_1 &= 1 - \mu_1. \end{aligned}$$

Таким образом, обрывочные сведения можно комбинировать на основе строгих и согласованных методов.

Слабым моментом в применении нечеткой логики является отображение (функция принадлежности). Предположим, возраст X – 40 лет. Насколько истинно предположение, что X – старый. Равна ли

эта величина 0,5, поскольку X прожил примерно полжизни, или величины 0,4 и 0,6 более реалистичны. Кто-то должен решить, какую функцию лучше использовать для отображения возраста в интервал от 0 до 1. Чем, например, кривая, изображенная на рис. 7 лучше, чем линейная зависимость. Для предпочтения одной формы функции другой нет объективных обоснований, поэтому в реальной задаче будут присутствовать десятки и сотни подобных функций, каждая из которых до некоторой степени является произвольной.

Значит в системах, основанных на нечеткой логике, необходимо предусмотреть средства, позволяющие модифицировать функции принадлежности.

Еще одной проблемой является проблема взвешивания отдельных сведений. Предположим, например, что мы располагаем некоторой совокупностью нечетких правил:

Правило 1: ЕСЛИ нить X горит медленно И при горении нити X образуется твердый шарик бурого цвета ТО нить X – капроновая;

Правило 2: ЕСЛИ нить X вне пламени гаснет И при горении нити X чувствуется запах сургуча ТО нить X – капроновая.

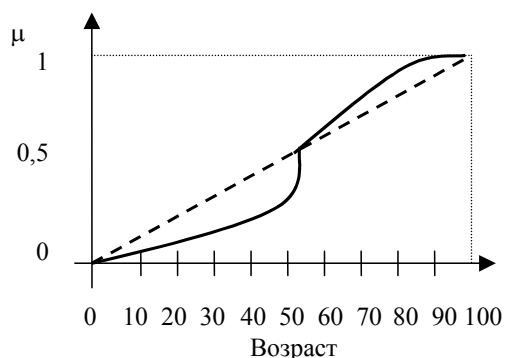


Рис. 7 Кривая отображения возраста в интервале от 0 до 1

Допустим, исследуя нить, мы обнаружили, что вне пламени она погасла (уверенность равна 1). При горении чувствовался слабый запах сургуча (уверенность равна 0,75). Тогда степень истинности правила 2 будет равна 0,75 (так как используется операция "И" и мы выбираем минимальное значение степеней принадлежности).

Теперь, предположим, что нить горела умеренно (уверенность равна 0,5) и в результате образовался твердый шарик скорее темно-янтарного, чем бурого цвета (уверенность – 0,25). Тогда степень истинности правила 1 будет равна 0,25.

Как следует относиться к этим противоречивым значениям степени истинности (0,75 и 0,25), полученным для одного и того же утверждения? Следует брать минимальное, максимальное или среднее из них, или использовать какую-то иную функцию двух чисел?

Эта трудность возникает и в том случае, если два свидетельства не вступают в противоречие. Два различных правила, указывающие в пользу одного решения, обычно будут подкреплять друг друга, давая более высокую степень истинности, чем даже максимальное значение.

Все указанные проблемы решаются в рамках теории нечетких множеств [5 – 11].

В общем случае система нечетких экспертных высказываний может быть представлена в виде нечеткой системы первого типа:

$$\tilde{L}^{(1)} = \begin{cases} \tilde{L}_1^{(1)} : < \text{ЕСЛИ } \tilde{A}_1 \text{ ТО } \tilde{B}_1 >; \\ \tilde{L}_2^{(1)} : < \text{ЕСЛИ } \tilde{A}_2 \text{ ТО } \tilde{B}_2 >; \\ \dots \\ \tilde{L}_m^{(1)} : < \text{ЕСЛИ } \tilde{A}_m \text{ ТО } \tilde{B}_m >, \end{cases}$$

нечеткой системой второго типа:

$$\tilde{L}^{(2)} = \begin{cases} \tilde{L}_1^{(2)} : < \text{ЕСЛИ } \tilde{B}_1 \text{ ТО } \tilde{A}_1 >; \\ \tilde{L}_2^{(2)} : < \text{ЕСЛИ } \tilde{B}_2 \text{ ТО } \tilde{A}_2 >; \\ \dots \\ \tilde{L}_m^{(2)} : < \text{ЕСЛИ } \tilde{B}_m \text{ ТО } \tilde{A}_m >. \end{cases}$$

В данных системах \tilde{A}_j , ($j = 1, 2, \dots, m$) – нечеткие высказывания о значениях входных параметров, а \tilde{B}_j , ($j = 1, 2, \dots, m$) – нечеткие высказывания о значениях выходных параметров.

Для решения задач поиска решения в условиях нечеткой экспертной информации используется нечеткое правило MODUS PONENS, нечеткая индуктивная схема вывода, а также модель, использующая нечеткую экспертную информацию второго рода.

2.5 Нейронные сети

Моделирование сложных систем требует большого числа знаний об объекте, в том числе экспериментальных и экспертных. Для их обработки в последнее время широко используются нейронные сети. В литературе встречаются несколько типов информационных моделей на основе нейронных сетей [6 – 17]:

- моделирование отклика системы на внешнее воздействие;
- классификация внутренних состояний системы;
- прогноз динамики изменения системы;
- оценка полноты описания системы и определение значимости параметров системы;
- оптимизация параметров системы по отношению к заданной целевой функции;
- управление системой.

В ряде случаев нейронные сети и физико-математические модели могут составлять единую модель, например, когда внешние условия описываются уравнениями кинетики, а отклик системы – нейронной сетью. Иногда используются гибридные нейронные модели, параметры которых являются нечеткими.

В основе теории нейронных сетей лежит желание воспроизвести функции мозга при решении конкретной задачи. Однако создающиеся системы не полностью воспроизводят функции мозга, а скорее представляют математическую модель, воспроизводящую отдельные возможности человеческого мозга, по аналогии с которым искусственные нейронные сети характеризуются следующими свойствами [6, 17]:

- обучение (т.е. изменение поведения в зависимости от окружающей среды);
- обобщение (реакция сети после обучения будет, до известной степени, нечувствительна к малым изменениям входящих сигналов);
- абстрагирование (способность выявления различий во входных сигналах).

Описание биологического нейрона

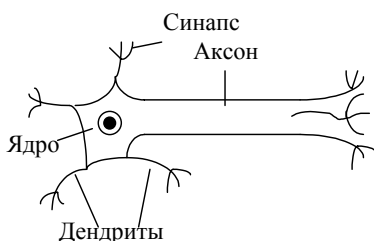


Рис. 8 Биологический нейрон

Из нейробиологии известно, что человеческий мозг состоит из 10^{10} - 10^{11} нейронов. На рис. 8 схематично представлен один биологический нейрон. Он содержит клеточное тело и отростки (аксон и дендриты).

Клеточное тело состоит из ядра и окружающей его цитоплазмы. На внешней поверхности содержится мембрана, включающая три слоя. Она отделяет клеточное тело от окружающих его крайних окончаний аксона.

Аксон (выход) – отросток нейрона, который служит для передачи нервных импульсов к другим нейронам или эффекторным органам (мышечным волокнам, клеткам желез).

Дендриты (входы) – отростки, которые связывают нейрон с другими нейронами. Связь осуществляется через специальные контакты, называемыми *синапсами*.

В упрощенном виде работу нейрона можно представить так. Клеточное тело принимает входной сигнал от других нейронов через синаптические связи дендритов, преобразует его и передает выходной сигнал через аксон другим нейронам. Скорость передачи зависит и от значений входных сигналов, и от силы синаптических связей. Несмотря на то, что функция нейрона – нелинейная, нейробиологи считают, что большинство нейронов производят линейную аппроксимацию, то есть выходной сигнал нейрона пропорционален, в некоторой степени, линейной комбинации значений входных сигналов.

Искусственный нейрон

Отдельный обрабатываемый элемент искусственной нейронной сети называется искусственным нейроном [6 – 18]. Каждый нейрон производит относительно простую работу. На его вход поступает набор сигналов $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$, каждый из которых может быть выходом от другого нейрона или другого источника. Каждый вход умножается на соответствующий угловой коэффициент $W = [w_1, w_2, \dots, w_n]$, который соответствует силе синапса биологического нейрона, и поступает на вход суммирующего блока, где все произведения $w_i x_i$ суммируются. По этой величине определяется общий вход нейрона

$$h = \sum_i (w_i x_i + \theta_i), \quad (1)$$

где θ_i – пороговая величина i -го нейрона.

Для определения выхода нейрона O (рис. 9) используется функция активации

$$O = F(h) = F\left[\sum_i (w_i x_i + \theta_i)\right]. \quad (2)$$

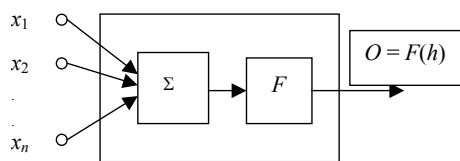


Рис. 9

Наиболее типичными функциями активации являются:

экспоненциальная

$$F(h) = \frac{2}{1 + \exp(-\lambda h)} - 1, \quad \lambda > 0; \quad (3)$$

функция знака

$$F(h) = \text{sgn}(h) = \begin{cases} +1, & h > 0; \\ -1, & h < 0. \end{cases} \quad (4)$$

Функции, записанные в таком виде, называются биполярными. Возможно использование униполярных функций

$$F(h) = \frac{1}{1 + \exp(-\lambda h)}, \quad \lambda > 0; \quad (5)$$

$$F(h) = \begin{cases} 1, & h > 0; \\ 0, & h < 0. \end{cases} \quad (6)$$

Следует отметить, что при $\lambda \rightarrow \infty$ экспоненциальная функция приближается к функции знака.

Многослойные нейронные сети

Для решения практических задач часто используются многослойные нейронные сети. Обычно в таких сетях все нейроны в слое связаны со всеми нейронами в предыдущем слое через однонаправленную

связь [18]. При решении задач аппроксимации чаще используется нейронная сеть с одним скрытым слоем (рис. 10).

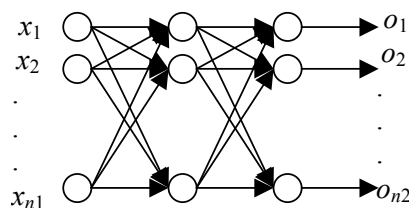


Рис. 10 Связь вход-выход

Многослойная нейронная сеть имеет разное количество нейронов в слоях и разные весовые коэффициенты нейронов. Каждый нейрон характеризуется множеством входов и одним выходом. Связь вход-выход для сети, представленной на рис. 10, можно представить в матричной форме

$$O = F(X) = f[W^2 f[W^1 X]], \quad (7)$$

где X – вектор входных параметров; O – вектор выходных параметров; W^1, W^2 – матрицы весовых коэффициентов для скрытого и выходного слоя, соответственно; f – функция активации. При решении задачи аппроксимации обычно используется экспоненциальная функция (3), (5).

Обучение нейронной сети

Очевидно, чтобы система хорошо работала и решала практические задачи, необходимо ее обучить. Если говорить в общем, то обучение это относительно постоянный процесс изменения поведения при поступлении жизненного опыта. Если говорить о человеке, то результат его обучения оценивается по действиям и поступкам. Обучение же нейронных сетей – более прямой процесс.

Обучение нейронных сетей рассматривается как процесс аппроксимации непрерывной функции $y(X)$ другой функцией $Y(W, X)$, где $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^t$ – входной вектор, а $W = [w_1, w_2, \dots, w_n]^t$ – вектор весовых коэффициентов.

Задача обучения состоит в выборе вектора W , такого что достигается лучшая аппроксимация, т.е.:

$$\rho(Y(W^*, X), y(X)) \leq \rho(Y(W, X), y(X)), \quad (8)$$

где $\rho(Y(W, X), y(X))$ – функция расстояния, которая определяет значение качества аппроксимации между $Y(W, X)$ и $y(X)$.

Все алгоритмы обучения делятся на две большие группы: с учителем и без учителя. Алгоритм обучения с учителем предполагает, что в каждый момент времени вместе с входами формируется желаемое значение выхода d , которое поступает от учителя. Это иллюстрируется на рис. 11.

По значениям формируются образцы, является направление сети. В ситуациях, когда минимизация осуществляется по случайному закону. И, как результат, большинство алгоритмов обучения с учителем используют стохастическую минимизацию ошибки в многомерном пространстве весов [6 – 18].

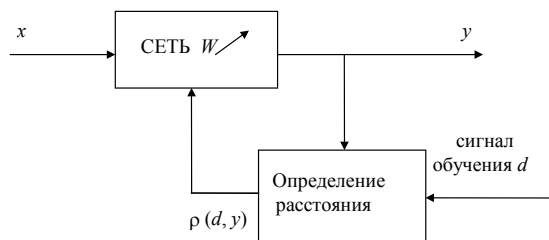


Рис. 11

реального выхода и желаемого выхода ошибка, которая используется для корректировки параметров нейронной сети. Множество входных и выходных называемых обучающим множеством, необходимым для такого способа "Учитель" оценивает негативное градиента ошибки и соответственно уменьшает ошибку. Во многих случаях, входы, выходы и вычисляемые являются детерминистическими.

При обучении без учителя значения вы-

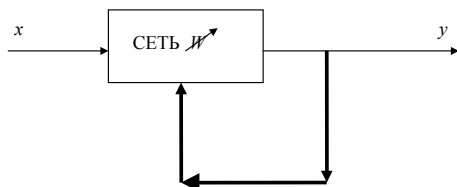


Рис. 12

учителя [6 – 17] предполагается, что выходы заранее не известны и поэтому

информация о точной ошибке не может быть использована для настройки сети. Тогда обучение должно каким-либо образом основываться на наблюдении за входными значениями, которые получаются при обратном возвращении результата (рис. 12). После обучения нейронная сеть обычно обладает свойствами объекта, для которого она обучалась. Теперь можно вводить любые входные значения и получать выходные данные без дополнительного обучения.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- 1 Искусственный интеллект. Кн. 2: Модели и методы: Справочник / Под ред. Э.В. Попова. М.: Радио и связь, 1990. 303 с.
- 2 Левин Р., Дранг Д., Эделсон Б. Практическое введение в технологию искусственного интеллекта и экспертных систем с иллюстрациями на Бейсике. М.: Финансы и статистика, 1990. 239 с.
- 3 Нильсон Н. Принципы искусственного интеллекта. М.: Радио и связь. 1990. 376 с.
- 4 Экспертные системы в САПР: Лаб. раб. / Сост.: А.А. Кузнецов, О.П. Федосов. Тамбов: Тамб. гос. техн. ун-т. 1995. 33 с.
- 5 Малышев Н.Г., Берштейн Л.С., Боженюк А.В. Нечеткие модели для экспертных систем в САПР. М.: Энергоатомиздат, 1991. 264 с.
- 6 Заде Л. Основы нового подхода к анализу сложных систем и процессов принятия решения // Математика сегодня: Сб. ст. М.: Знание, 1974. 48 с.
- 7 Zimmerman H. J. Fuzzy Set Theory and its Applications. Boston etc. 1992.
- 8 Кафаров Б.Б., Дорохов И.Н., Марков Е.П. Системный анализ процессов химической технологии. Применение метода нечетких множеств. М.: Наука, 1986.
- 9 Кофман Л. Введение в теорию нечетких множеств. М.: Радио и связь, 1982.
- 10 Нечеткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта / Под ред. Д.А. Поспелова. М.: Наука, 1986.
- 11 Вошинин А.П., Сотиров Г.Р. Оптимизация в условиях неопределенности. Изд-ва: МЭИ (Россия), Техника (НРБ), 1990.
- 12 Zurada J.M. Introduction to artificial neural systems, West Publishing Company, 1991, 680 p.
- 13 Wasserman P. Neurocomputing. Theoty and practice, Nostram Reinhold, 1990.
- 14 Горбань А.Н., Россиев Д.А. Нейронные сети на персональном компьютере. Новосибирск: Наука, 1996.
- 15 Cichocki A., Unbehauen R. Neural Networks for Optimization and Signal Processing, New York, 1993.
- 16 Blum A. Neural Networks in C++. New York, 1992
- 17 Горбань А.Н., Дунин-Барковский В.Л., Кирдин Н., Миркес Е.М., Новоходько А.Ю., Россиев Д.А., Терехов С.А., Сенашова М.Ю. Нейроинформатика. <<http://www.bmstu.ru//facult/iu/iu4/rus/stst/book2/ann.htm>>
- 18 Вопросы приближения функций: Метод. указ. / Авт.-сост.: Ю.В. Литовка, А.В. Романенко, И.Л. Коробова. Тамбов: Изд-во Тамб. гос. техн. ун-та, 2001. 20 с.