

**Частное образовательное учреждение высшего образования
ЮЖНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
(ИУБиП)**

Г.И. АКПЕРОВ, И.Д. АЛЕКПЕРОВ, В.В. ХРАМОВ

**ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ ИНФОРМАЦИОННЫЕ СИСТЕМЫ В ЭПОХУ
ЦИФРОВОЙ ЭКОНОМИКИ**

Учебное пособие

Утверждено

учебно-методическим советом университета

РОСТОВ-НА-ДОНУ

2020

УДК 681.5(07)+06

Рецензенты: доктор физико-математических наук, профессор Л.В. Сахарова (РГЭУ);
кандидат технических наук, доцент Т.М. Линденбаум (РГУПС)

Акперов Г.И.

Интеллектуальные информационные системы в эпоху цифровой экономики: учеб. пособие / Г.И. Акперов, И.Д. Алекперов, В.В. Храмов; ЮУ (ИУБиП). – Ростов-на Дону, 2020. – 113 с.

Приведены необходимые сведения об организации и построении систем распознавания образов, а также о нейросетевом моделировании процессов интеллектуальной обработки данных. Пособие содержит указания по самостоятельному изучению курса «Интеллектуальные информационные системы», лабораторные работы, поддерживающие изучение данного курса.

Учебное пособие составлено согласно разделам Государственного образовательного стандарта для студентов направлений подготовки 09.04.03 Прикладная информатика магистерская программа «Информационные системы управления (в образовании)».

Учебное пособие предназначено для специалистов в области автоматизирования систем в цифровой экономике, аспирантов и студентов старших курсов академии «Цифрового развития». Одобрено к изданию кафедрой «Информационные технологии и прикладная математика».

© Г.И. Акперов, И.Д. Алекперов, В.В. Храмов, 2020

© ЮУ (ИУБиП), 2020

ВВЕДЕНИЕ

Целью изучения разделов «Распознавание образов» и «Искусственные нейронные сети» дисциплины «Интеллектуальные информационные системы» является подготовка специалистов в области автоматизации решения сложно формализуемых задач, и прежде всего задач интеллектуальной обработки данных в управлении производством, транспортом и экономикой.

Необходимо дать студентам знания:

- о состоянии и тенденциях развития интеллектуальных информационных систем;
- об информационных технологиях решения задач управления, связанных с использованием средств и методов искусственного интеллекта;
- о способах разработки и использования интеллектуальных информационных систем в различных прикладных областях (производство, транспорт, финансы и экономика);
- об инструментарии интеллектуального анализа данных (business intelligence).

Задачей изучения дисциплины является освоение математических и алгоритмических основ построения и использования интеллектуальных информационных систем, обеспечивающих поддержку процедур принятия управленческих решений, существующих и перспективных средств анализа экономических, технических и экспериментальных данных, приобретение навыков их практического применения.

В процессе изучения дисциплины студенты должны:

Иметь представление: о современных программных, методических и технических обеспечениях интеллектуальных систем, об интеллектуальных технологиях и перспективных прикладных сферах их применения.

Знать: основные теоретические и прикладные методы и модели анализа и разработки информационных процессов в управленческой деятельности

Уметь: работать с различными моделями представления знаний и обосновывать их выбор в практических условиях, адекватно формализовать прикладные проблемы из профессиональной квалификационной сферы

деятельности, формулировать задачи и ограничения в терминах интеллектуальных информационных систем, грамотно применять существующие программные пакеты, программировать отдельные приложения поддержки управленческой деятельности, работать с основными инструментальными средствами анализа и проектирования интеллектуальных систем.

Учебное пособие ориентировано на обучение студентов по специальностям, связанным с управлением в социально-экономических системах. В нем использованы материалы, хорошо зарекомендовавшие себя в дидактическом плане за последние семь лет проведения авторами соответствующих занятий в ЧОУ ВО «Южный университет (ИУБИП)» и ФГБОУ ВО Ростовский Государственный университет путей сообщения (РГУПС). Используемые в пособии материалы не претендуют на абсолютную оригинальность и полноту изложения. Более полное их изложение можно найти в открытой печати, в частности, в библиотеке E-Library.

1 ОСНОВНЫЕ ПОНЯТИЯ ТЕОРИИ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМ И ТЕХНОЛОГИЙ

Сегодня в области автоматизации управления анализ информации доминирует на предварительной стадии подготовки решений – обработки первичной информации, декомпозиции проблемной ситуации. Все это позволяет познать лишь фрагменты и детали процессов, а не ситуацию в целом. Для преодоления этого недостатка надо научиться строить базы знаний, используя опыт лучших специалистов, а также генерировать недостающие знания. Использование информационных технологий (ИТ) в различных сферах человеческой деятельности, экспоненциальный рост объемов информации и необходимость оперативно реагировать в любых ситуациях потребовали поиска адекватных путей решения возникающих проблем. Эффективнейшим из них является путь интеллектуализации информационных технологий.

Под интеллектуальными информационными технологиями обычно понимают такие информационные технологии, в которых предусмотрены следующие возможности:

- наличие баз знаний, отражающих опыт конкретных людей, групп, обществ, человечества в целом, в решении творческих задач в выделенных сферах деятельности, традиционно считавшихся прерогативой интеллекта человека (например, такие плохо формализуемые задачи, как принятие решений, проектирование, извлечение смысла, объяснение, обучение и т.п.);

- наличие моделей мышления на основе баз знаний: правил и логических выводов; аргументации и рассуждения; распознавания и классификации ситуаций; обобщения и понимания и т.п.;

- способность формировать вполне четкие решения на основе нечетких, нестрогих, неполных, недоопределенных данных;

- способность объяснять выводы и решения, то есть наличие механизма объяснений; способность к обучению, переобучению и, следовательно, к развитию.

ИИТ находят широкое применение для распределенного решения сложных задач, совместного проектирования изделий, построения виртуальных предприятий, моделирования больших производственных систем и электронной торговли, электронной разработки сложных компьютерных систем, управления системами знаний и информации и т.п. Еще одно эффективное применение – поиск информации в Internet и других глобальных сетях, ее структуризация и доставка заказчику.

Общая структура ИСТ обычно содержит следующие функциональные части: базу знаний, подсистему восприятия, подсистему планирования поведения, эффекторную подсистему, подсистему общения на естественном языке. Наличие этих компонентов обусловлено необходимостью целенаправленного поведения ИСТ во внешней среде.

Целенаправленное поведение реализуется в результате преобразования информации о внешней среде, полученной с помощью подсистемы восприятия подсистемы общения на естественном языке, в последовательность действий, сформированных подсистемой планирования поведения и эффекторной подсистемой согласно знаниям о мире и целях функционирования.

Признаки ИСТ :

- развитые коммуникативные способности: возможность обработки произвольных запросов в диалоге на языке максимально приближенном к естественному (система естественно-языкового интерфейса – СЕЯИ);
- направленность на решение слабоструктурированных, плохо формализуемых задач (реализация мягких моделей);
- способность работать с неопределенными и динамичными данными;
- способность к развитию системы и извлечению знаний из накопленного опыта конкретных ситуаций;
- возможность получения и использования информации, которая явно не хранится, а выводится из имеющихся в базе данных;
- система имеет не только модель предметной области, но и модель самой себя, что позволяет ей определять границы своей компетентности;

- способность к аддуктивным выводам, т.е. к выводам по аналогии;
- способность объяснять свои действия, неудачи пользователя, предупреждать пользователя о некоторых ситуациях, приводящих к нарушению целостности данных.

ИСТ можно классифицировать по разным основаниям:

- по степени интеграции ИСТ могут быть: автономные в виде самостоятельных программных продуктов с собственной базой данных; сопрягаемые с корпоративной системой с помощью средств ODBC или OLEDB; полностью интегрированные.

- по оперативности принято различать динамические и статические ИСТ. Однако фактор времени всегда является существенным в ИСТ и полностью статических систем не может быть по определению. Предлагается различать ИСТ реального времени с собственными сенсорами и эффекторами и советующие, в контур которых вовлечен пользователь.

- по адаптивности различаются обучаемые ИСТ типа нейронных сетей, т.е. системы, параметры, а возможно и структура которых могут изменяться в процессе обучения или самообучения, и ИСТ, параметры которых изменяются администратором базы знаний.

Информация, с которой имеют дело ЭВМ, состоит из процедурной и декларативной. Процедурная информация заложена в программах, которые выполняются в процессе решения задач, декларативная информация – в данных, с которыми эти программы работают. Стандартной формой представления информации в компьютере является машинное слово, состоящее из определенного числа двоичных разрядов – битов. Машинное слово для представления данных машинное слово для представления команд, образующих программу, могут иметь одинаковое или разное число разрядов. В последнее время для представления данных и команд используются одинаковые по числу разрядов машинные слова. Однако в ряде случаев машинные слова разбиваются на группы по восемь двоичных разрядов, которые называются байтами.

Одинаковое число разрядов в машинных словах для команд и данных позволяет рассматривать их в качестве одинаковых (равноправных) информационных единиц и выполнять операции над командами, как над данными. Содержимое памяти образует информационную базу.

В большинстве существующих компьютеров возможно, с одной стороны, извлекать информацию из любого подмножества разрядов машинного слова вплоть до одного бита, с другой стороны, соединять два или более машинного слова в слово большей длины. Машинное слово является основной характеристикой информационной базы, т.к. его длина такова, что каждое машинное слово хранится в одной стандартной ячейке памяти, снабженной индивидуальным именем – адресом ячейки. По этому имени происходит извлечение информационных единиц из памяти ЭВМ и записи их в нее.

Параллельно с развитием структуры ЭВМ происходило развитие информационных структур для представления данных. Появились способы описания данных в виде векторов и матриц, возникли списочные структуры, иерархические структуры. В настоящее время в языках программирования высокого уровня используются абстрактные типы данных, структура которых задается программистом. Появление баз данных (БД) знаменовало собой еще один шаг на пути организации работы с декларативной информацией. В базах данных могут одновременно храниться большие объемы информации, а специальные средства, образующие систему управления базами данных (СУБД), позволяют эффективно манипулировать с данными, при необходимости извлекать их из базы данных и записывать их в нужном порядке в базу.

По мере развития исследований в области ИСТ возникла концепция знаний, которые объединили в себе многие черты процедурной и декларативной информации.

В памяти компьютера знания так же, как и данные, отображаются в знаковой форме – в виде формул, текста, файлов, информационных массивов и т.п. Поэтому можно сказать, что знания – это особым образом организованные данные. В ИСТ знания являются основным объектом формирования, обработки и

исследования. База знаний, наравне с базой данных, – необходимый компонент программного комплекса ИСТ. Машины, реализующие алгоритмы искусственного интеллекта (ИИ), называются машинами, основанными на знаниях, а подраздел теории ИИ, связанный с построением экспертных систем, – инженерией знаний.

Внутренняя интерпретируемость знаний. Каждая информационная единица должна иметь уникальное имя, по которому ИС находит ее, а также отвечает на запросы, в которых это имя упомянуто. Когда данные, хранящиеся в памяти, были лишены имен, то отсутствовала возможность их идентификации системой. Данные могла идентифицировать лишь программа, извлекающая их из памяти по указанию программиста, написавшего программу. Что скрывается за тем или иным двоичным кодом машинного слова, системе было неизвестно.

Если, например, в память ЭВМ нужно было записать сведения о сотрудниках учреждения, представленные в таблице 1.1, то без внутренней интерпретации в память ЭВМ была бы занесена совокупность из четырех машинных слов, соответствующих строкам этой таблицы. При этом информация о том, ка-кими группами двоичных разрядов в этих машинных словах закодированы сведения о специалистах, у системы отсутствуют. Они известны лишь программисту, который использует данные таблицы 1.1 для решения возникающих у него задач. Система не в состоянии ответить на вопросы типа «Что тебе известно о Петрове?» или «Есть ли среди специалистов сантехник?».

Таблица 1.1 – Пример декларативной информации

Фамилия	Год рождения	Специальность	Стаж, число лет
Попов	1965	Слесарь	5
Сидоров	1946	Токарь	20
Иванов	1925	Токарь	30
Петров	1937	Сантехник	25

При переходе к знаниям в память ЭВМ вводится информация о некоторой протоструктуре информационных единиц. В рассматриваемом примере она представляет собой специальное машинное слово, в котором указано, в ка-ких разрядах хранятся сведения о фамилиях, годах рождения, специальностях и

стажах. При этом должны быть заданы специальные словари, в которых перечислены имеющиеся в памяти системы фамилии, года рождения, специальности и продолжительности стажа. Все эти атрибуты могут играть роль имен для тех машинных слов, которые соответствуют строкам таблицы. По ним можно осуществлять поиск нужной информации. Каждая строка таблицы будет экземпляром протоструктуры. В настоящее время СУБД обеспечивают реализацию внутренней интерпретируемости всех информационных единиц, хранящихся в базе данных.

Структурированность. Информационные единицы должны обладать гибкой структурой. Для них должен выполняться «принцип матрешки», т.е. рекурсивная вложенность одних информационных единиц в другие. Каждая информационная единица может быть включена в состав любой другой, и из каждой информационной единицы можно выделить некоторые составляющие ее информационные единицы. Другими словами, должна существовать возможность произвольного установления между отдельными информационными единицами отношений типа «часть – целое», «род – вид» или «элемент – класс».

Связность. В информационной базе между информационными единицами должна быть предусмотрена возможность установления связей различного типа. Прежде всего, эти связи могут характеризовать отношения между информационными единицами. Семантика отношений может носить декларативный или процедурный характер. Например, две или более информационных единицы могут быть связаны отношением «одновременно», две информационных единицы – отношением «причина – следствие» или отношением «быть рядом».

Приведенные отношения характеризуют *декларативные знания*. Если между двумя информационными единицами установлено отношение «аргумент – функция», то оно характеризует процедурное знание, связанное с вычислением определенных функций.

Будем различать отношения структуризации, функциональные отношения, каузальные отношения и семантические отношения. С помощью первых задаются

иерархии информационных единиц, вторые несут процедурную информацию, позволяющую находить (вычислять) одни информационные единицы через другие, третьи задают причинно-следственные связи, четвертые соответствуют всем остальным отношениям.

Между информационными единицами могут устанавливаться и иные связи, например, определяющие порядок выбора информационных единиц из памяти или указывающие на то, что две информационные единицы несовместимы друг с другом в одном описании.

Перечисленные особенности знаний позволяют ввести общую модель представления знаний, которую можно назвать семантической сетью, представляющей собой иерархическую сеть, в вершинах которой находятся информационные единицы. Эти единицы снабжены индивидуальными именами. Дуги семантической сети соответствуют различным связям между информационными единицами. При этом иерархические связи определяются отношениями структуризации, а неиерархические связи – отношениями иных типов.

Семантическая метрика. На множестве информационных единиц в некоторых случаях полезно задавать отношение, характеризующее ситуационную близость информационных единиц, т.е. силу ассоциативной связи между информационными единицами. Его можно было бы назвать отношением релевантности для информационных единиц. Такое отношение дает возможность выделять в информационной базе некоторые типовые ситуации (например, «покупка», «регулирование движения на перекрестке»). Отношение релевантности при работе с информационными единицами позволяет находить знания, близкие к уже найденным.

Активность. С момента появления ЭВМ и разделения, используемых в ней информационных единиц на данные и команды создалась ситуация, при которой данные пассивны, а команды активны. Все процессы, протекающие в ЭВМ, инициируются командами, а данные используются этими командами лишь в случае необходимости. Для ИСТ эта ситуация не приемлема. Как и у человека, в

ИСТ актуализации тех или иных действий способствуют знания, имеющиеся в системе. Таким образом, выполнение программ в ИС должно инициироваться текущим состоянием информационной базы. Появление в базе фактов или описаний событий, установление связей может стать источником активности системы.

Перечисленные пять особенностей информационных единиц определяют ту грань, за которой данные превращаются в знания, а базы данных перерастают в базы знаний (БЗ). Совокупность средств, обеспечивающих работу со знаниями, образует систему управления базой знаний (СУБЗ). В настоящее время пока не существует баз знаний, в которых в полной мере были бы реализованы внутренняя интерпретируемость, структуризация, связность, введена семантическая мера и обеспечена активность знаний.

1.1 Модели представления знаний. Неформальные (семантические) модели

Существуют два типа методов и, соответственно, моделей представления знаний (ПЗ):

- 1 Формальные модели ПЗ.
- 2 Неформальные (семантические, реляционные) модели ПЗ.

Очевидно, все методы представления знаний, которые рассмотрены выше, включая продукции (это система правил, на которых основана продукционная модель представления знаний), относятся к неформальным моделям. В отличие от формальных моделей, в основе которых лежит строгая математическая теория, неформальные модели такой теории не придерживаются. Каждая неформальная модель годится только для конкретной предметной области и поэтому не обладает универсальностью, которая присуща моделям формальным. Логический вывод – основная операция в ИСТ – в формальных системах строг и корректен, поскольку подчинен жестким аксиоматическим правилам. Вывод в неформальных системах во многом определяется самим исследователем, который и отвечает за его корректность.

Каждому из методов представления знаний (ПЗ) соответствует свой способ описания этих знаний.

1 *Логические модели.* В основе моделей такого типа лежит *формальная система*, задаваемая четверкой вида: $M = \langle T, P, A, B \rangle$. Множество T есть *множество базовых элементов* различной природы, например слов из некоторого ограниченного словаря, деталей детского конструктора, входящих в состав некоторого набора и т.п. Важно, что для множества T существует некоторый способ определения принадлежности или непринадлежности произвольного элемента к этому множеству (а для ориентированного на человека подхода – степень этой принадлежности). Процедура такой проверки может быть любой, но за конечное число шагов она должна давать положительный или отрицательный ответ на вопрос, является ли x элементом множества T . Обозначим эту процедуру $\Pi(T)$.

Множество P есть множество синтаксических правил. С их помощью из элементов T образуют синтаксически правильные совокупности. Например, из слов ограниченного словаря строятся синтаксически правильные фразы, из деталей детского конструктора с помощью гаек и болтов собираются новые конструкции. Декларируется существование процедуры $\Pi(P)$, с помощью которой за конечное число шагов можно получить ответ на вопрос, является ли совокупность X синтаксически правильной.

Во множестве синтаксически правильных совокупностей выделяется некоторое подмножество A . Элементы A называются *аксиомами*. Как и для других составляющих формальной системы, должна существовать процедура $\Pi(A)$, с помощью которой для любой синтаксически правильной совокупности можно получить ответ на вопрос о принадлежности ее к множеству A .

Множество B есть *множество правил вывода*. Применяя их к элементам A , можно получать новые синтаксически правильные совокупности, к которым снова можно применять правила из B . Так формируется множество выводимых данной формальной системе совокупностей. Если имеется процедура $\Pi(B)$, с помощью которой можно определить для любой синтаксически правильной совокупности, является ли она выводимой, то соответствующая формальная

система называется разрешимой. Это показывает, что именно правило вывода является наиболее сложной составляющей формальной системы.

Для знаний, входящих в базу знаний, можно считать, что множество A образуют все информационные единицы, которые введены в базу знаний извне, а с помощью правил вывода из них выводятся новые производные знания. Другими словами формальная система представляет собой генератор порождения новых знаний, образующих множество выводимых в данной системе знаний. Это свойство логических моделей делает их притягательными для использования в базах знаний. Оно позволяет хранить в базе лишь те знания, которые образуют множество A , а все остальные знания получать из них по правилам вывода.

2 Сетевые модели. В основе моделей этого типа лежит конструкция, названная ранее семантической сетью. Сетевые модели формально можно задать в виде $H = \langle I, C_1, C_2, \dots, C_n, \Gamma \rangle$. Здесь I есть множество информационных единиц; C_1, C_2, \dots, C_n – множество типов связей между информационными единицами. Отображение Γ задает между информационными единицами, входящими в I , связи из заданного набора типов связей.

В зависимости от типов связей, используемых в модели, различают классифицирующие сети, функциональные сети и сценарии. В классифицирующих сетях используются отношения структуризации. Такие сети позволяют в базах знаний вводить разные иерархические отношения между информационными единицами. Функциональные сети характеризуются наличием функциональных отношений. Их часто называют вычислительными моделями, т.к. они позволяют описывать процедуры «вычислений» одних информационных единиц через другие. В сценариях используются каузальные отношения, а также отношения типов «средство – результат», «орудие – действие» и т.п. Если в сетевой модели допускаются связи различного типа, то ее обычно называют семантической сетью.

3 Продукционные модели. В моделях этого типа используются некоторые элементы логических и сетевых моделей. Из логических моделей заимствована идея правил вывода, которые здесь называются продукциями, а из сетевых

моделей – описание знаний в виде семантической сети. В результате применения правил вывода к фрагментам сетевого описания происходит трансформация семантической сети за счет смены ее фрагментов, наращивания сети и исключения из нее ненужных фрагментов. Таким образом, в продукционных моделях процедурная информация явно выделена и описывается иными средствами, чем декларативная информация. Вместо логического вывода, характерного для логических моделей, в продукционных моделях появляется вывод на знаниях.

4 *Фреймовые модели.* В отличие от моделей других типов во фреймовых моделях фиксируется жесткая структура информационных единиц, которая называется протофреймом. В общем виде она выглядит следующим образом:

(Имя фрейма:

Имя слота 1(значение слота 1)

Имя слота 2(значение слота 2)

.....

Имя слота *K* (значение слота *K*)).

Значением слота может быть практически что угодно (числа или математические соотношения, тексты на естественном языке или программы, правила вывода или ссылки на другие слоты данного фрейма или других фреймов).

При конкретизации фрейма ему и слотам присваиваются конкретные имена и происходит заполнение слотов. Таким образом, из протофреймов получаются фреймы-экземпляры. Переход от исходного протофрейма к фрейму-экземпляру может быть многошаговым, за счет постепенного уточнения значений слотов.

Например, структура таблицы 1.1, записанная в виде протофрейма, имеет вид:

(Список работников: Фамилия (значение слота 1); Год рождения (значение слота 2); Специальность (значение слота 3); Стаж (значение слота 4)).

Если в качестве значений слотов использовать данные табл. 1.1, то получится фрейм-экземпляр:

(Список работников: Фамилия (Попов – Сидоров – Иванов – Петров); Год рождения (1965 – 1946 – 1925 – 1937); Специальность (слесарь – токарь – токарь – сантехник); Стаж (5 – 20 – 30 – 25)).

Связи между фреймами задаются значениями специального слота с именем «Связь». Часть специалистов по ИСТ считает, что нет необходимости специально выделять фреймовые модели в представлении знаний, т.к. в них объединены все основные особенности моделей остальных типов.

ИСТ в определенном смысле моделирует интеллектуальную деятельность человека и, в частности, – логику его рассуждений. В грубо упрощенной форме наши логические построения при этом сводятся к следующей схеме: из одной или нескольких посылок (которые считаются истинными) следует сделать «логически верное» заключение (вывод, следствие). Очевидно, для этого необходимо, чтобы и посылки, и заключение были представлены на понятном языке, адекватно отражающем предметную область, в которой проводится вывод. В обычной жизни это наш естественный язык общения, в математике, например, это язык определенных формул и т.п. Наличие же языка предполагает, во-первых, наличие алфавита (словаря), отображающего в символической форме весь набор базовых понятий (элементов), с которыми придется иметь дело и, во-вторых, набор синтаксических правил, на основе которых, пользуясь алфавитом, можно построить определенные выражения.

Логические выражения, построенные в данном языке, могут быть истинными или ложными. Некоторые из этих выражений, являющиеся всегда истинными. Объявляются аксиомами (или постулатами). Они составляют ту базовую систему посылок, исходя из которой и пользуясь определенными правилами вывода, можно получить заключения в виде новых выражений, также являющихся истинными.

Если перечисленные условия выполняются, то говорят, что система удовлетворяет требованиям формальной теории. Ее так и называют формальной системой (ФС). Система, построенная на основе формальной теории, называется также аксиоматической системой.

Формальная теория должна, таким образом, удовлетворять следующему определению: всякая формальная теория $F = (A, V, W, R)$, определяющая некоторую аксиоматическую систему, характеризуется:

- наличием алфавита (словаря), A ,
- множеством синтаксических правил, V ,
- множеством аксиом, лежащих в основе теории, W ,
- множеством правил вывода, R .

Исчисление высказываний (ИВ) и исчисление предикатов (ИП) являются классическими примерами аксиоматических систем. Эти ФС хорошо исследованы и имеют прекрасно разработанные модели логического вывода – главной метапроцедуры в интеллектуальных системах. Поэтому все, что может и гарантирует каждая из этих систем, гарантируется и для прикладных ФС как моделей конкретных предметных областей. В частности, это гарантии непротиворечивости вывода, алгоритмической разрешимости (для исчисления высказываний) и полурешимости (для исчислений предикатов первого порядка).

ФС имеют и недостатки, которые заставляют искать иные формы представления. Главный недостаток – это «закрытость» ФС, их негибкость. Модификация и расширение здесь всегда связаны с перестройкой всей ФС, что для практических систем сложно и трудоемко. В них очень сложно учитывать происходящие изменения. Поэтому ФС как модели представления знаний используются в тех предметных областях, которые хорошо локализируются и мало зависят от внешних факторов.

Продукции наряду с фреймами являются наиболее популярными средствами представления знаний в ИИ. Продукции, с одной стороны, близки к логическим моделям, что позволяет организовывать на них эффективные процедуры вывода, а с другой стороны, более наглядно отражают знания, чем классические логические модели. В них отсутствуют жесткие ограничения, характерные для логических исчислений, что дает возможность изменять интерпретацию элементов продукции.

Если в памяти системы хранится некоторый набор продукций, то они образуют систему продукций. В системе продукций должны быть заданы специальные процедуры управления продукциями, с помощью которых происходит актуализация продукций и выбор для выполнения той или иной продукции из числа актуализированных. В ряде систем ИИ используют комбинации сетевых продукционных моделей представления знаний. В таких моделях декларативные знания описываются в сетевом компоненте модели, а процедурные знания – в продукционном. В этом случае говорят о работе продукционной системы над семантической сетью.

Ядра продукции можно классифицировать по различным основаниям. Прежде всего, все ядра делятся на две большие группы: детерминированные и недетерминированные. В детерминированных ядрах при актуализации ядра и при выполнении *A* правая часть ядра выполняется обязательно; в недетерминированных ядрах *B* может выполняться и не выполняться. Таким образом, секвенция в детерминированных ядрах реализуется с необходимостью, а в недетерминированных – с возможностью. Интерпретация ядра в этом случае может, например, выглядеть так: ЕСЛИ *A*, ТО ВОЗМОЖНО *B*.

Возможность может определяться некоторыми оценками реализации ядра. Например, если задана вероятность выполнения *B* при актуализации *A*, то продукция может быть такой: ЕСЛИ *A*, ТО С ВЕРОЯТНОСТЬЮ *P* РЕАЛИЗОВАТЬ *B*. Оценка реализации ядра может быть лингвистической, связанной с понятием термножества лингвистической переменной, например: ЕСЛИ *A*, ТО С БОЛЬШЕЙ ДОЛЕЙ УВЕРЕННОСТИ *B*. Возможны иные способы реализации ядра.

Детерминированные продукции могут быть однозначными и альтернативными. Во втором случае в правой части ядра указываются альтернативные возможности выбора, которые оцениваются специальными весами выбора. В качестве таких весов могут использоваться вероятностные оценки, лингвистические оценки, экспертные оценки и т.п.

Тест 1

1.1. ВВОД. Эмпирическое правило, упрощающее или ограничивающее поиск решений в предметной области — ...

1.2. ВВОД. Внутреннее активное стремление овладеть своими собственными представлениями, понятиями, побуждениями чувств и воли, воспоминаниями, ожиданиями — ...

1.3. ВВОД. Проверенный практикой результат познания действительности, верное ее отражение в мышлении человека — ...

1.4. ВВОД. Информационная база, отражающая опыт конкретных людей, человечества в целом, в решении творческих задач в выделенных сферах деятельности— база ...

1.5. ВВОД. Последовательность значений одного из анализируемых параметров многомерной базы данных— ...

1.6. ВВОД. Множественность измерений предполагает представление данных в виде модели.

1.7. ВВОД. Каждое измерение многомерной базы данных может быть представлено в виде ... структуры.

1.8. ВВОД. Ячейки многомерной модели данных представленной в виде гиперкуба являются ...

1.9. ВВОД. Если за время между получением агентом восприятия и выработкой им решения она не изменилась, то среда называется ...

1.10. ВВОД. Среды, порождающие бесконечное число восприятий, реакций или того и другого называют

1.11. ВВОД. Среда, в которой агент формирует строго одну реакцию.

1.12. ВВОД. Если за время между получением агентом восприятия и выработкой им решения среда изменилась, то она называется ...

1.13. ВВОД. Набор символов, принадлежащих определенному множеству.

1.14. ВВОД. Раздел языка, определяющий смысл этих предложений, сопоставляя символы языка с объектами реального мира, а предложения — отношения между объектами.

1.15. ВВОД. Агент состоит из знаний и ..., работающего с этими знаниями.

1.16. ВВОД. Таблицы в логике высказываний, позволяющие доказать общезначимость формулы, называют таблицами ...

1.17. ВВОД. Раздел языка, описывающий допустимые в языке предложения, состоящие из цепочек символов, принадлежащих алфавиту.

1.18. ВВОД. Формулы, истинные на всех наборах значений своих аргументов, называют ...

1.19. ВВОД. Формула, в которой существуют наборы значений ее аргументов, на которых она принимает истинное значение, и наборы значений, на которых она принимает ложное значение – ...

1.20. ВВОД. Совокупность сведений, включающих информацию о свойствах объектов, закономерностях процессов и явлений, правилах использования информации для принятия решений – ...

1.21. ВВОД. Минимальные структуры информации, необходимые для представления класса объектов, явлений или процессов – ...

1.22. ВВОД. Подструктуры фрейма, заполнение которых приводит фрейм в соответствие некоторой ситуации, явлению или объекту – ...

1.23. ВВОД. Если формула принимает только значение FALSE на всех наборах значений ее аргументов, то она называется – ...

1.24. ВВОД. Алфавит; синтаксические правила построения формул; аксиомы; правила вывода по аксиомам производных формул или теорем вместе образуют ...

1.25. ВВОД. Элементарная конъюнкция, в которую входит по одному разу каждая переменная, определяющая состояние среды, с отрицанием или без отрицания.

1.26. ВВОД. Среда, в которой ничего не изменяется за время между восприятием сигнала и выработкой реакции на него называется ...

1.27. ВВОД. Ожидаемое и желаемое состояние системы, в которое она должна перейти под действием управляющих воздействий и внутренних законов движения объекта.

1.28. ВВОД. Из списка истинных формул следует истинность их ...

1.29. ВВОД. Истинность любого конъюнкта следует из истинности ...

1.30. ВВОД. Систематически упорядоченная совокупность работ, заданий во времени и в пространстве с указанием начала и конца и определением входов и выходов.

1.31. ВВОД. Из истинности формулы следует истинность ее ... с любыми другими формулами.

1.32. ВВОД. Из истинности двойного отрицания формулы следует ... ее самой.

1.33. ВВОД. Форма совокупного выражения знаний и условий решаемой задачи в ИСТ называется ... знаний.

1.34. ВВОД. Мера того, насколько отдельный компонент образует логически законченную осмысленную единицу.

1.35. ВВОД. Представление, которое можно использовать для выражения фактов относительно какого-то аспекта мира, называется ... адекватным представлением.

1.36. ВВОД. Представление, которое допускает лингвистическое (словесное) выражение последовательности рассуждений, приводящей к решению задачи, называется ... адекватным представлением.

1.37. ВВОД. Стратегия, направленная на оптимизацию необходимых для решения задачи ресурсов, называется ... эффективной стратегией.

1.38. ВВОД. Совокупность предметных констант, переменных и функций в логике предикатов.

1.39. ВВОД. Вид умозаключения, логический метод исследований, основанный на построении логической цепочки от единичного утверждения к более общему.

1.40. ВВОД. Метод познания, движение мысли от общего к частному.

1.41. ВВОД. Предложение, содержащее два и более определенных друг через друга литерала.

1.42. ВВОД. Истинные высказывания об объектах или явлениях предметной области.

1.43. ВВОД. Формула, истинная при всех интерпретациях в некоторой среде.

1.44. ВВОД. Сети, состоящие из общих вершин и описывающие общие знания о мире.

1.45. ВВОД. Сети, состоящие из фактуальных вершин и описывающие знания о конкретных объектах предметной области.

1.46. ВВОД. Аксиомы логики, не являющиеся фактами.

1.47. ВВОД. Атомы с отрицаниями или без них называют ...

1.48. ВВОД. Высказывательная функция, определенная на множестве значений объектных переменных и принимающая значения «Истина» и «Ложь».

1.49. ВВОД. Выражение предикатный символ (терм, терм, ..., терм), представляющее предикат.

1.50. ВВОД. Термы, не содержащие аргументов, – ...

1.51. ВВОД. Логический оператор, переводящий одну высказывательную форму в другую.

1.52. ВВОД. Сведение сознания к целенаправленному поведению, связанному с парой «стимул–реакция».

1.53. ВВОД. Оценка программного продукта с точки зрения соответствия всем предъявленным к нему требованиям.

1.54. ВВОД. Вывод, при котором поиск доказательства начинается с целевого утверждения.

1.55. ВВОД. Раздел семантики, изучающий способы выявления содержания текста, в явной форме в нем не выраженного.

1.56. ВВОД. Совокупность правил формирования правильных предложений в рамках рассматриваемого языка.

1.57. ВВОД. Наука о правильных способах рассуждений, состоящая из учения о понятиях, учения о суждениях и учения об умозаключениях.

1.58. ВВОД. Логика, в которой истинностные значения представлены вероятностями, – ... логика.

1.59. ВВОД. Формальная система, описывающая правила формирования общих утверждений на основе конечного множества частных утверждений, – это ... логика.

1.60. ВВОД. Правило вывода в логике, которое утверждает: «Если выведены A и $A \supset B$, то B выводимо» – модус ...

1.61. ВВОД. Правило вывода в логике, которое утверждает: «Если верно A и $B \supset A$, то верно B » – модус ...

1.62. ВВОД. Отношения, описывающие различные виды причинно-следственных связей между объектами.

1.63. ВВОД. Связь двух или более информационных единиц, устанавливаемая на основе их семантической близости, называется отношение ...

1.64. ВВОД. Структура на знаниях, в которой введено понятие «семантическое расстояние» – это семантическое ...

1.65. ВВОД. Выражение, связывающее между собой субъект и предикат с помощью связки «есть» – это ...

1.66. ВВОД. Процесс формирования обобщенных образов классов по обучающей выборке, содержащей характеристики конкретных объектов в описательных шкалах и градациях.

1.67. ВВОД. Утверждение, которое априорно считается истинным – это ...

1.68. ВВОД. Герменевтика – изучает способы выявления содержания текста, в явной форме в разделе ... не выраженного.

1.69. ВВОД. Частично обоснованная закономерность знаний для связи между различными эмпирическими фактами или для объяснения группы фактов – это ...

1.70. ВВОД. Совокупность правил формирования правильных предложений в рамках рассматриваемого языка – это ...

1.71. ВВОД. Выражение $(A \vee \neg A)$ является тождественно истинным, утверждает закон ... третьего.

1.72. ВВОД. Логическая операция для двух выражений, при чем результат ложен тогда, когда первое выражение истинно, а второе ложно – это ...

1.73. ВВОД. Метод перехода от частных наблюдений к общей закономерности, которой удовлетворяют все частные наблюдения – это ...

1.74. ВВОД. Операция приписывания одних элементов к другим так, что получается новый произвольный элемент – это ...

1.75. ВВОД. Формальная система, описывающая правила формирования общих утверждений на основе конечного множества частных утверждений – это индуктивная ...

1.76. ВВОД. Логика отношений, характеризующая типы связей, совпадающие с причинно-следственными или близкими к ним по содержанию, является ...

1.77. ВВОД. Формальная система, в которой используются операторы типа «знает», «хочет», «верит» и т.п. – это ... логика.

1.78. ВВОД. Оценка истинности события или факта, значение которой получается дополнением до единицы значения функции доверия – это мера ...

1.79. ВВОД. Объект, отличный от исходного, но способный заменить его в рамках решаемых задач – это ...

1.80. ВВОД. Описывает объект в терминах лингвистических переменных и рассуждений о них – лингвистическая ...

1.81. ВВОД. Память, ориентированная на поиск хранящейся информации по содержанию, – ...

1.82. ВВОД. Переменная в логике, стоящая в зоне действий квантора общности или квантора существования, называется ...

1.83. ВВОД. Условное графическое изображение информационных объектов или операций – это ...

1.84. ВВОД. Определяет способ формирования синтаксически правильных выражений – ... правило.

1.85. ВВОД. Высказывание, истинность которого является предпосылкой истинности или ложности другого высказывания, – это ...

1.86. ВВОД. Целевое пространство – это совокупность ... с указанием возможных траекторий их достижения.

1.87. ВВОД. Устройства, ориентированные на реализацию общения пользователей с системой на ограниченном естественном языке, – это ... процессор.

1.88. ВВОД. Специализированный процессор, ориентированный на обработку символьной информации, – это ... процессор.

1.89. ВВОД. Ячейки многомерной модели данных, представленной в виде ..., являются мерами.

1.90. ВВОД. Среда называется статической, если за время между получением агентом восприятия и выработкой им решения она ...

1.91. ВВОД. Количество реакций, формируемой агентом – ...

1.92. ВВОД. Среда называется динамической, если за время между получением агентом восприятия и выработкой им решения она ...

1.93. ВВОД. Агент состоит из ... и решателя, работающего с этими знаниями.

1.94. ВВОД. Таблицы в логике высказываний, позволяющие доказать ... формулы, называют таблицами истинности.

1.95. ВВОД. Фреймы – минимальные структуры ..., необходимые для представления класса объектов, явлений или процессов.

1.96. ВВОД. Подструктуры, заполнение которых приводит фрейм в соответствие некоторой ситуации, явлению или объекту – ...

1.97. ВВОД. Эвристически адекватным представлением называется представление, которое допускает лингвистическое (словесное) выражение последовательности ..., приводящей к решению задачи.

1.98. ВВОД. Представление, которое можно использовать для выражения фактов относительно какого-то аспекта мира называется эпистемологически ... адекватным.

1.99. ВВОД. Эвристически эффективной стратегией называется стратегия, направленная на ... необходимых для решения задачи ресурсов.

1.100. ВВОД. Интенциональные сети состоят из общих ... и описывают общие знания о мире.

1.2 Представление образов объектов в векторной форме

Существует большое число различных форм представления образов в распознающих устройствах или программах. Одной из наиболее простых и понятных является форма, использующая представление изображений в виде точек в некотором n -мерном пространстве. Каждая ось такого пространства естественным образом соотносится с одним из n входов или с одним из n рецепторов распознающей системы. Каждый из рецепторов может находиться в одном из m состояний, если они дискретны, или иметь бесконечно большое число состояний, если рецепторы непрерывны. В зависимости от вида используемых рецепторов может порождаться непрерывное, дискретное или непрерывно-дискретное n -мерное пространство.

Как правило, в пространстве изображений вводится метрика - функция, которая каждой упорядоченной паре точек x и y пространства ставит в соответствие действительное число $d(x,y)$. При этом функция $d(x,y)$ обладает следующими свойствами:

1. $d(x, y) \geq 0$, $d(x, y) = 0$ тогда и только тогда, когда $x = y$;
2. $d(x, y) = d(y, x)$;
3. $d(x, y) \leq d(x, z) + d(z, y)$.

Введение метрики $d(x,y)$ в пространстве изображений позволяет говорить о близости или удаленности точек в этом пространстве, или о мере сходства или различия анализируемых образов. Понятие меры сходства изображений широко используется в теории распознавания образов. Однако формализация этого понятия при решении конкретных задач распознавания, как правило, не является тривиальной задачей. Более того, эта задача является одной из основных задач теории распознавания образов. Рассмотрим общие требования к мере сходства изображений.

Пусть задано некоторое конечное множество $S = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ входных изображений, каждое из которых является точкой в n -мерном пространстве

изображений. Мера сходства изображений можно ввести как функцию двух аргументов $L(S_k, S_i)$, где $S_k, S_i \in S$. Общие требования к этой функции можно свести к следующему:

1) функция $L(S_k, S_i)$ должна обладать свойством симметрии, т.е. мера сходства изображения с самим собой должна принимать экстремальное значение по сравнению с любым другим изображением, т.е. взаимозависимости от способа введения меры сходства должно выполняться одно из двух соотношений:

$$L(S_k, S_k) = \max_i L(S_k, S_i),$$

$$L(S_k, S_k) = \min_i L(S_k, S_i)$$

2) в случае непрерывного n -мерного пространства и компактных образов функция $L(S_k, S_i)$ должна быть монотонной функцией удаления точек S_k и S_i друг от друга в этом пространстве.

Анализ свойств метрики и меры сходства изображений показывает, что требования к функции $L(S_k, S_i)$ нетрудно выполнить в метрических пространствах. В частности, если в метрическом пространстве введено расстояние, то оно может быть использовано в виде меры сходства изображений.

1.3 Средства кластеризации исходных данных

Кластеризация (или кластерный анализ) — это задача разбиения множества объектов на группы, называемые кластерами. Внутри каждой группы должны оказаться «похожие» объекты, а объекты разных группы должны быть как можно более различны. Главное отличие кластеризации от классификации состоит в том, что перечень групп четко не задан и определяется в процессе работы алгоритма.

Применение кластерного анализа в общем виде сводится к следующим этапам:

1. Отбор выборки объектов для кластеризации.
2. Определение множества переменных, по которым будут оцениваться объекты в выборке. При необходимости – нормализация значений переменных.
3. Вычисление значений меры сходства между объектами.

4. Применение метода кластерного анализа для создания групп сходных объектов (кластеров).

5. Представление результатов анализа.

После получения и анализа результатов возможна корректировка выбранной метрики и метода кластеризации до получения оптимального результата.

После того, как определен вектор характеристик, можно провести нормализацию, чтобы все компоненты давали одинаковый вклад при расчете «расстояния». В процессе нормализации все значения приводятся к некоторому диапазону, например, $[-1, -1]$ или $[0, 1]$.

Наконец, для каждой пары объектов измеряется «расстояние» между ними - степень похожести. Выше были рассмотрены метрики, характеризующие эту «похожесть» количественно.

Хорошо известно, что новые знания о предметной области (ПО) лежат в основе принятия эффективных революционных решений во всех сферах организационного и технического управления. Возможность получения новых знаний, путем извлечения полезной информации из совокупности данных, описывающих ПО управления, представляет собой существенное достижение современных информационных технологий, а кластерный анализ – один из важнейших методов обнаружения этих знаний.

В последнее время одним из самых мощных инструментариев, помогающим извлечь из различных, в том числе и больших, баз данных ранее неизвестные знания о ПО управления, являются средства интеллектуального анализа данных (ИАД) DataMining (дословно - добыча данных). Средства DataMining, называемые также KnowledgeDiscoveryInData (обнаружение знаний данных), позволяют существенно расширить круг практически значимых задач управления, решаемых с использованием компьютеров. Применение ИАД стало в настоящее время частью экономической стратегии многих компаний.

Обнаружение новых знаний с помощью ИАД осуществляется с помощью широкого набора инструментальных средств, среди которых важное место занимает кластерный анализ.

Задача кластерного анализа заключается в выявлении естественного локального сгущения объектов, каждый из которых описан набором переменных или признаков. В процессе кластерного анализа осуществляется разбиение исследуемого множества объектов, представленных многомерными данными, на группы похожих в определённом смысле объектов, называемых кластерами.

Слово кластер английского происхождения (cluster) и переводится как сгусток, пучок, группа объектов, характеризующих общими свойствами. Родственными понятиями, используемыми в литературе вместо понятия кластер, являются - класс, таксон, страта, сегмент. Поэтому для задачи кластерного анализа могут также употребляться и следующие термины: автоматическая классификация, обучение без учителя, самообучение, таксономия, стратификация, сегментация.

Кластерный анализ лежит в основе любой интеллектуальной деятельности и является фундаментальным процессом в науке. Любые факты и явления должны быть упорядочены или сгруппированы по их схожести, т.е. классифицированы, прежде чем разрабатываются общие принципы, объясняющие их поведение и взаимную связь. Необходимость классификации признавалась ещё Аристотелем. Ярким примером удачно выполненного кластерного анализа является открытая Д.И. Менделеевым периодическая система элементов.

Кластерный анализ может быть применён к любой предметной области, где необходимо исследовать объекты, заданные экспериментальными или статистическими данными. Применение кластерного анализа не требует предварительных знаний об анализируемых данных, что позволяет его использовать для данных практически произвольной природы. Поэтому задача кластерного анализа обычно решается на начальных этапах исследования, когда о данных мало чего известно. Её решение помогает лучше понять природу анализируемых объектов.

Большая практическая ценность кластерного анализа заключается в том, что он может производить группировку объектов не только по одному параметру, но и по целому набору признаков. Это открывает широкие возможности для проведения кластерного анализа записей в хранилищах и базах данных на основе количественных и качественных значений атрибутов данных (полей записей). Применение кластерного анализа к объектам, представленным записями данных, позволяет автоматически разнести хранящиеся в массивах записи по различным однородным сегментам - кластерам. Однородность любого выделенного сегмента обусловлена тем, что он состоит из записей, обладающих общими свойствами, т.е. подобных записей. Группировка однородных записей в кластеры позволяет во многих случаях перейти от обработки всего массива записей к анализу небольшого числа кластеров. Таким образом, применение кластерного анализа дает возможность резко сократить, сжать большие объёмы информации в хранилищах и базах данных и сделать эти массивы компактными и наглядными для дальнейшего использования.

Кластерный анализ применяют при решении большого числа задач в различных областях деятельности:

- на транспорте – при диагностике технического состояния автоматизированных систем;
- в сфере маркетинга – для сегментирования рынка (выявление закономерностей в покупках, совершаемых клиентами; выделение групп потребителей со схожими стереотипами поведения и т.п.);
- в банковском деле – для определения типичных групп (профилей) добросовестных и неблагонадёжных заёмщиков;
- в страховом бизнесе – для получения профилей клиентов (с целью определения услуг страхования, обеспечивающих наименьшие риски);
- в медицине - для выявления типичных клинических случаев и классификации медико-биологических объектов;

- в телекоммуникационном бизнесе - для поиска родственных групп клиентов с похожими типами пользования услугами (с целью разработки привлекательных наборов цен и услуг);

- в социологии - для обработки результатов опросов общественного мнения.

С точки зрения априорной информации о числе кластеров, на которое требуется разбить исследуемую совокупность объектов, задачи кластерного анализа можно подразделить на следующие основные типы:

- число кластеров априори задано;

- число кластеров неизвестно и подлежит определению;

- число кластеров неизвестно, но его определение не является условием решения задачи, а необходимо построить иерархическое дерево (дендрограмму) разбиения анализируемой совокупности объектов на кластеры. В данном случае требуется осуществить иерархическую кластеризацию, т.е. построить дендрограмму анализируемой совокупности объектов на кластеры.

Дендрограммой называется такая последовательность разбиений, в которой каждое разбиение вложено в последующее разбиение в последовательности.

Результатом кластерного анализа является как выделение самих кластеров, так и определение принадлежности каждого объекта к одному из них. Часто результаты выполненного кластерного анализа являются отправной точкой для дальнейшего проведения интеллектуального анализа данных. С помощью этого дальнейшего анализа пытаются установить: что означает выявленное разбиение на кластеры и чем оно вызвано; кто является типичным «представителем» каждого кластера; с помощью каких «представителей» кластеров следует решать различные проблемные задачи.

Алгоритмы кластеризации

Существует достаточно много алгоритмов кластеризации [5,7]. Остановимся на самых простых, но обладающих приемлемой эффективностью.

Пусть результаты измерений n объектов представлены в виде матрицы данных размером $p \times n$, в которой множество строк представляет объекты, а множество столбцов - признаки.

$$\begin{matrix} X_1 \\ X_2 \\ \dots \\ X_n \end{matrix} \rightarrow \begin{pmatrix} x_1^1 & x_1^2 & \dots & x_1^p \\ x_2^1 & x_2^2 & \dots & x_2^p \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_n^1 & x_n^2 & \dots & x_n^p \end{pmatrix}.$$

Тогда близость между парами объектов можно представить в виде симметричной матрицы расстояний:

$$R = \begin{pmatrix} 0 & \rho_{12} & \dots & \rho_{1n} \\ \rho_{21} & 0 & \dots & \rho_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \rho_{n1} & \rho_{n2} & \dots & 0 \end{pmatrix}.$$

В матрице R $\rho_{ii} = 0$, где $i = \overline{1, n}$

Алгоритм кластеризации будет основан на понятии минимального остовного дерева, построенного с использованием матрицы расстояний R . Ниже представлены алгоритмы Крускала и Прима построения такого дерева.

Общий алгоритм кластерного анализа, использующий подалгоритм построения минимального остовного дерева, содержит следующие шаги:

Шаг 0. [Инициализация] Построение матрицы расстояний (близости) R по результатам измерений n объектов, в виде матрицы данных размером $p \times n$.

Шаг 1. [Построение минимального остовного дерева] С использованием матрицы R осуществляется построение минимального остовного дерева Γ . Для построения минимального остовного дерева предлагается воспользоваться алгоритмами Крускала и Прима

Пусть $\{d_1, d_2, \dots, d_{n-1}\}$ - множество весов (длин) рёбер минимального остовного дерева. На рисунок 1.1 представлен пример минимального остовного дерева, построенного для 5 объектов.

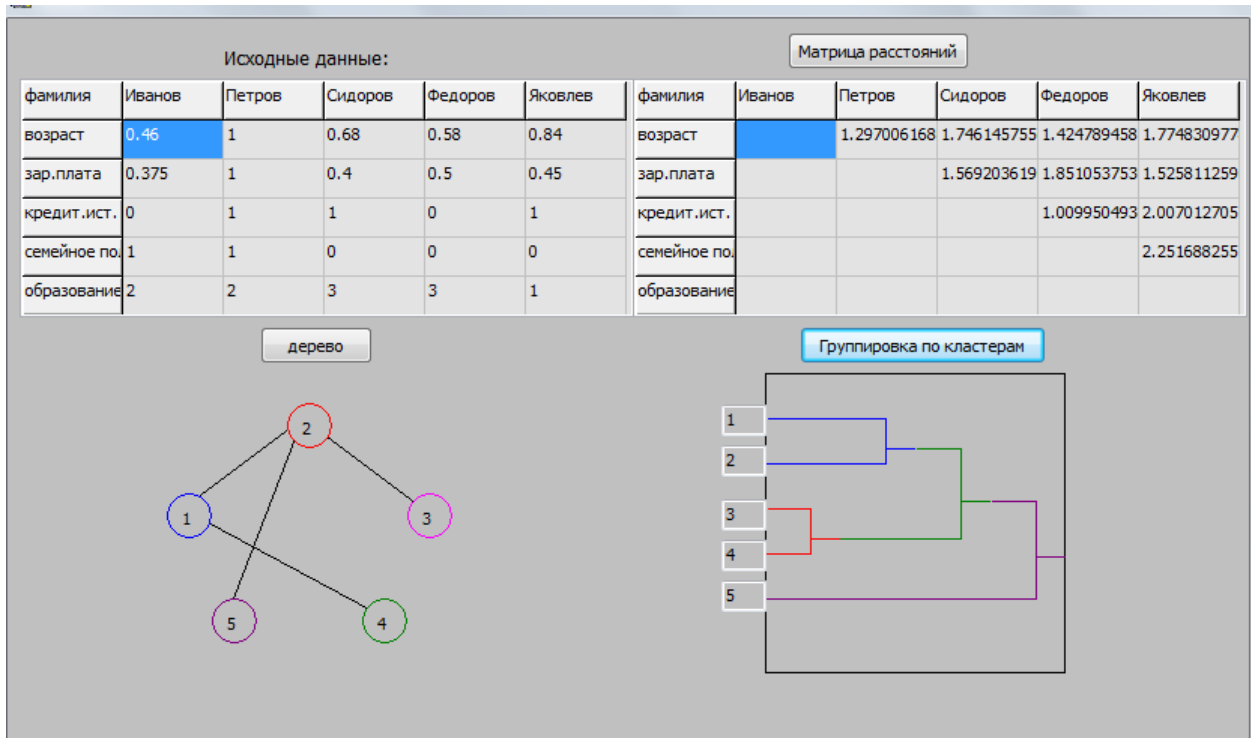


Рисунок 1.1 – Пример минимального остовного дерева

Шаг 2. [Группировка объектов в кластеры] Вершины - объекты минимального остовного дерева группируются в кластеры.

Выбираются два объекта, которым соответствует минимальное ребро $\min_j d_j$, где $j = \overline{1, n-1}$. Далее эти объекты стягиваются в один кластер (класс, таксон, страту) и процедура шага 2 повторяется до тех пор, пока на $n-1$ этапе группирования не будет сформирован один кластер, объединяющий все объекты.

Порядок объединения объектов в кластеры может быть задан с помощью скобочного описания. Для рассматриваемого примера такая скобочная запись имеет следующий вид:

$$(((X_1, X_2), (X_3, X_4)), X_5).$$

Дендрограмма имеет специальную структуру дерева, состоящего из слоев вершин, любая из которых представляет один кластер. Каждый слой вершин характеризуется своим уровнем близости. Расположение произвольной вершины - кластера относительно слоев дендрограммы определяется её уровнем близости, который измеряется весом последнего стягиваемого ребра при образовании данного кластера.

Формирование дендрограммы начинается со слоя нулевого уровня близости, в котором каждый из исходных объектов помещается в отдельный кластер. Линии, соединяющие вершины, формируют кластеры, которые вложены один в другой. В целом, дендрограмма отражает порядок вложенности кластеров, в котором число кластеров последовательно уменьшается, пока не будет сформирован один кластер, объединяющий все исходные объекты.

Срез дендрограммы, определяемый её порогом близости D используется для проведения кластерного анализа на заданное число кластеров. С этой целью порог близости последовательно уменьшается от максимально возможного значения до нуля. При таком уменьшении дендрограмма последовательно распадается сначала на два кластера, затем на три и т.д., пока не будут выполнены требования к необходимому числу кластеров.

Исходные сети для работы алгоритмов Крускала и Прима не обязательно ограничивать только классом полных сетей. Отсутствующим рёбрам следует приписать бесконечный вес.

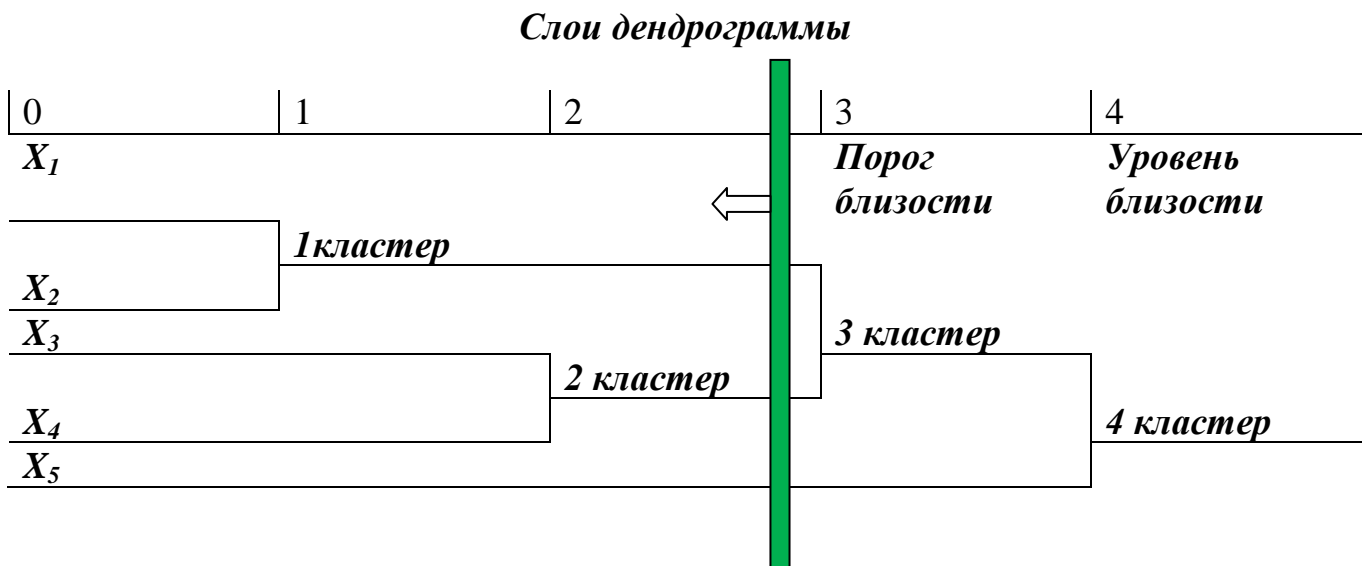


Рисунок 1.2 – Дендрограмма результатов иерархической кластеризации

Формирование дендрограммы начинается со слоя нулевого уровня близости, в котором каждый из исходных объектов помещается в отдельный кластер. Линии, соединяющие вершины, формируют кластеры, которые вложены один в другой. В целом, дендрограмма отражает порядок вложенности кластеров, в котором число кластеров последовательно уменьшается, пока не будет сформирован один кластер, объединяющий все исходные объекты.

Срез дендрограммы, определяемый её порогом близости используется для проведения кластерного анализа на заданное число кластеров. С этой целью порог близости D последовательно уменьшается от максимально возможного значения до нуля. При таком уменьшении D дендрограмма последовательно распадается сначала на два кластера, затем на три и т.д., пока не будут выполнены требования к необходимому числу кластеров.

2 ЭКСПЕРТНЫЕ СИСТЕМЫ

Экспертные системы – это направление исследований в области искусственного интеллекта по созданию вычислительных систем, умеющих принимать решения, схожие с решениями экспертов в заданной предметной области.

Как правило, экспертные системы создаются для решения практических задач в некоторых узкоспециализированных областях, где большую роль играют знания специалистов. Экспертные системы были первыми разработками, которые смогли привлечь большое внимание к результатам исследований в области искусственного интеллекта.

Экспертные системы имеют одно большое отличие от других систем искусственного интеллекта: они не предназначены для решения каких-то универсальных задач, экспертные системы предназначены для качественного решения задач в определенной разработчиками области, в редких случаях – областях.

Экспертное знание – это сочетание теоретического понимания проблемы и практических навыков ее решения, эффективность которых доказана в результате практической деятельности экспертов в данной области. Фундаментом экспертной системы любого типа является база знаний, которая составляется на основе экспертных знаний специалистов. Правильно выбранный эксперт и удачная формализация его знаний позволяет наделить экспертную систему уникальными и ценными знаниями. Поэтому ценность всей экспертной системы как законченного продукта на 90 % определяется качеством созданной базы знаний.

Экспертная система – является плодом совместной работы экспертов в данной предметной области, инженеров по знаниям и программистов.

Но стоит отметить, что встречаются случаи, когда программы пишутся самими экспертами в данной области.

Эксперт предоставляет необходимые знания о тщательно отобранных примерах проблем и путей их решения. Например, при создании экспертной

системы диагностики заболеваний врач рассказывает инженеру по знаниям об известных ему заболеваниях. Далее эксперт раскрывает список симптомов, которые сопровождают каждое заболевание и в заключение рассказывает об известных ему методах лечения. Инженер по знаниям, формализует всю полученную информацию в виде базы знаний и помогает программисту в написании экспертной системы.

Особенности экспертных систем, отличающие их от обычных программ, заключаются в том, что они должны обладать следующими качествами.

1 *Компетентностью*, а именно:

- достигать экспертного уровня решений, т.е. в конкретной предметной области иметь тот же уровень профессионализма, что и эксперты – люди;
- быть умелой, т.е. применять знания эффективно и быстро, избегая, как и люди, ненужных вычислений;
- иметь адекватную робастность, т.е. способность лишь постепенно снижать качество работы по мере приближения к границам диапазона компетентности или допустимой надёжности данных.

2 *Возможностью к символьным* рассуждениям, а именно:

- представлять знания в символьном виде;
- переформулировать символьные знания. На языке искусственного интеллекта символ – это строка знаков, соответствующая содержанию некоторого понятия. Символы объединяют, чтобы выразить отношения между ними. Когда отношения представлены в экспертной системе они называются символьными структурами.

3 *Глубиной*, а именно:

- работать в предметной области, содержащей трудные задачи;
- использовать сложные правила, т.е. использовать либо сложные конструкции правил, либо большое их количество.

4 *Самосознанием*, а именно:

- исследовать свои рассуждения, т.е. проверять их правильность;
- объяснять свои действия.

Существует ещё одна важная особенность экспертных систем. Если обычные программы разрабатываются так, чтобы каждый раз породить правильный результат, то экспертные системы разработаны с тем, чтобы вести себя как эксперты. Они, как правило, дают правильные ответы, но иногда, как и люди, способны ошибаться.

Первую экспертную систему, которую назвали Dendral, разработали в Стэнфорде в конце 1960-х гг. Эта была экспертная система, определяющая строение органических молекул по химическим формулам и спектрографическим данным о химических связях в молекулах. Ценность Dendral заключалась в следующем. Органические молекулы, как правило, очень велики и поэтому число возможных структур этих молекул также велико. Благодаря эвристическим знаниям экспертов-химиков, заложенных в экспертную систему, правильное решение из миллиона возможных находилось всего за несколько попыток. Принципы и идеи, заложенные в Dendral, оказались настолько эффективными, что они до сих пор применяются в химических и фармацевтических лабораториях по всему миру.

Экспертная система Dendral одной из первых использовала эвристические знания специалистов для достижения уровня эксперта в решении задач, однако методика современных экспертных систем связана с другой разработкой – Mycin. В ней использовались знания экспертов медицины для диагностики и лечения специального менингита и бактериальных инфекций крови.

Экспертная система Mycin, разработанная в том же Стэнфорде в середине 1970-х гг., одной из первых обратилась к проблеме принятия решений на основе ненадежной или недостаточной информации. Все рассуждения экспертной системы Mycin были основаны на принципах управляющей логики, соответствующих специфике предметной области. Многие методики разработки экспертных систем, используемые сегодня, были впервые разработаны в рамках проекта Mycin.

На сегодняшний день создано уже большое количество экспертных систем. С помощью них решается широкий круг задач, но исключительно в

узкоспециализированных предметных областях. Как правило, эти области хорошо изучены и располагают более менее четкими стратегиями принятия решений.

Структура традиционной *статической* ЭС включает следующие основные компоненты [1] (рис. 2.1):

- решатель (интерпретатор),
- рабочую память,
- базу знаний,
- компонент приобретения знаний,
- объяснительный компонент,
- диалоговый компонент.

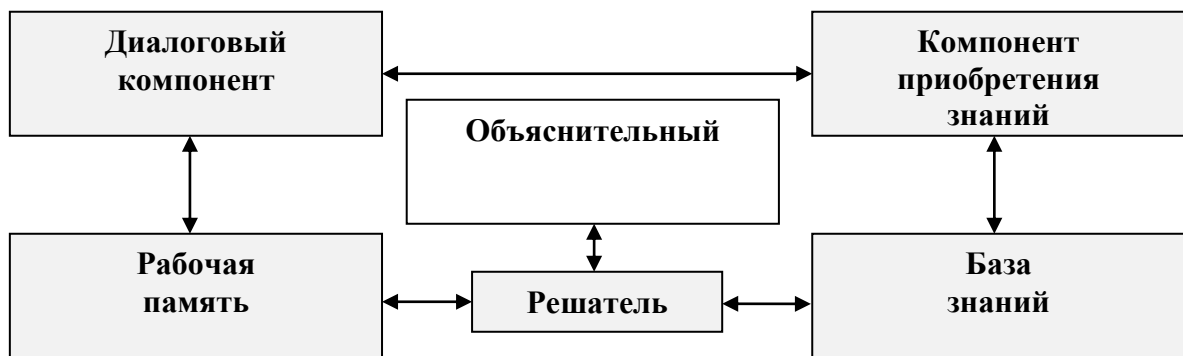


Рисунок 2.1 – Структура ЭС

В *базе знаний* содержатся факты, на основе которых производится выработка решения. *Решатель* – алгоритм, программа, набор правил, по которым осуществляется решение задачи. Процесс рассуждений реализуется на основе базы знаний и рабочей памяти. Решатель выполняет две функции: во-первых, просмотр существующих фактов из рабочей памяти и правил из базы знаний и добавление (по мере возможности) в рабочую память новых фактов и, во-вторых, определение порядка просмотра и применения правил. Одним из распространенных алгоритмов решателя является *байесовский алгоритм*. На *диалоговый компонент* возложена задача ведения диалога о решаемой задаче на языке пользователя (эксперта). *Компонент приобретения знаний* как программный модуль может в ЭС отсутствовать. Его задача – приобретать в ходе диалога новые знания. Наличие *объяснительного компонента* дает ЭС способность при решении задачи следовать линии рассуждений, понятной пользователю (эксперту), и объяснять ход рассуждений.

Система функционирует в следующем циклическом режиме:

1. Диалоговый компонент запрашивает данные или результаты анализов, наблюдений (этот этап может быть реализован в виде системы вопросов к пользователю) и помещает их в рабочую память.

2. Решатель интерпретирует результаты с помощью правил, извлеченных из базы знаний.

3. В случае нехватки информации для окончательного решения процесс продолжается до тех пор, пока не поступит достаточное количество информации.

В любой момент времени в системе существуют три типа знаний:

- статические знания о предметной области, после того как эти знания выявлены, они уже не изменяются;
- динамические знания о предметной области, они обновляются по мере выявления новой информации;
- рабочие знания – знания, применяемые для решения конкретной задачи или проведения консультации.

Все перечисленные выше знания хранятся в базе знаний. Для ее построения требуется провести опрос специалистов, являющихся экспертами в конкретной предметной области, а затем систематизировать, организовать и снабдить эти знания указателями, чтобы впоследствии их можно было легко из-влечь из базы знаний.

Динамическая ЭС отличается от статической наличием двух дополнительных компонентов [1]:

- подсистемы моделирования внешнего мира;
- подсистемы связи с внешним окружением, осуществляющей связь с внешним миром посредством датчиков и контроллеров.

Разработка ЭС оправдана, если:

- решение задачи принесет значительный эффект;
- использовать человека-эксперта невозможно из-за ограниченного количества экспертов или из-за необходимости выполнения экспертизы одновременно во многих местах;

- при передаче информации эксперту происходит значительная потеря времени или информации;

- необходимо решать задачу в окружении, враждебном человеку.

Методы инженерии знаний соответствуют задаче, если задача обладает следующими характеристиками:

- может быть естественным образом решена посредством манипуляции с символами, а не с числами;

- имеет эвристическую природу, т.е. не годится задача, которая может быть решена гарантированно с помощью некоторых формальных процедур;

- должна быть достаточно сложной, чтобы оправдать затраты, но не чрезмерно сложной;

- должна быть достаточно узкой, но практически значимой.

2.1 Этапы создания экспертных систем

1. Идентификация
2. Концептуализация
3. Формализация
4. Реализация прототипа
5. Тестирование

2.2 Прототипы и жизненный цикл экспертной системы

По степени готовности к использованию и распространению различают четыре прототипа экспертных систем:

1) *демонстрационный*; предназначен для демонстрации возможностей будущей экспертной системы, основных архитектурных решений, пользовательского интерфейса, для уточнения требований к пользовательскому интерфейсу и функциям, выполняемым экспертной системой, содержит демонстрационную далеко неполную базу знаний;

2) *исследовательский*; предназначен для исследования направлений дальнейшего совершенствования экспертной системы и для пополнения базы

знаний, может использоваться для решения реальных задач в ограниченных пределах;

3) *промышленный*; предназначен для использования, как правило, в организации, где был разработан, в нем возможны ограничения, условности, специализация, свойственные для данной организации;

4) *коммерческий*; предназначен для широкого распространения, обладает гибкостью, удобством в эксплуатации, адаптируемостью к конкретным задачам и требованиям пользователя.

Жизненный цикл экспертной системы состоит из этапов разработки и сопровождения. На этапе разработки создается программное обеспечение и база знаний экспертной системы, на этапе сопровождения происходит исправление выявленных ошибок и пополнение базы знаний без участия разработчиков (если последнее допускается архитектурой экспертной системы).

Применение экспертной системы с базой знаний, неизменяемой в процессе эксплуатации, возможно при достаточно стабильной в течение длительного времени предметной области, в которой решаются задачи.

Тест 2

2.1. ВВОД. Человек, который за годы обучения и практики научился чрезвычайно эффективно решать задачи, относящиеся к конкретной предметной области - ...

2.2. ВВОД. Специфическое знание, необходимое для решения задачи, извлеченное из обучения, чтения и опыта называют ...

2.3. ВВОД. Подмножество базового множества, на всех элементах которого функция принадлежности имеет значение большее 0, называется ... нечеткого множества.

2.4. ВВОД. Если в нечетком множестве существует хотя бы один элемент, функция принадлежности которого равна 1 – оно ...

2.5. ВВОД. Если в нечетком множестве не существует ни одного элемента, функция принадлежности которого равна 1 – оно ...

2.6. ВВОД. Совокупность элементов нечеткого множества, функции принадлежности которых равны 1 образуют ...

2.7. ВВОД. Матрица, которая заполняется либо самим испытуемым, либо экспериментатором в процессе беседы – ... решетка.

2.8. ВВОД. Анализ полученной информации зафиксированных «мыслей вслух» эксперта во время решения проблемы.

2.9. ВВОД. Процедура установления интересующих исследователя свойств в изучаемом явлении или объекте.

2.10. ВВОД. Получение информации о предметной области от специалистов и выражение ее на языке представления знаний – это ... знаний.

2.11. ВВОД. Система правил и методов исследования логических выражений, содержащие переменные, принимающие больше двух значений задается ... логикой.

2.12. ВВОД. Система рассуждений, в явной форме учитывающая динамику объектов, к которым прилагаются эти рассуждения, – это ... логика.

2.13. ВВОД. Свойство интерпретации выражений, когда им приписываются оценки правдоподобия, отличные от абсолютной истины и лжи, – это ...

2.14. ВВОД. В качестве своих значений использует слова и словосочетания, являющиеся характеристиками какого-либо явления, – ... переменная .

2.15. ВВОД. Устройство или совокупность программ, реализующие общение пользователей с системой на ограниченном естественном языке, – это ... процессор.

2.16. ВВОД. Система предназначена для оказания консультационной помощи специалистам, работающим в некоторой предметной области, – ...

2.17. ВВОД. Характеристическая функция для нечеткого множества, изменяющаяся в интервале $(0,1)$, – это функция ...

2.18. ВВОД. Уникальное имя, приписываемое домену значений некоторой информационной единицы, – это ...

2.19. ВВОД. Использует нечеткие кванторы или значения функций принадлежности – нечеткий ...

2.20. ВВОД. Реальный объект, процесс, явление, ситуация и т.п. в физическом мире, для которого есть специальное именуемое выражение в некотором языке, – это ...

2.21. ВВОД. Именуемое выражение для денотатов, существующих во внешнем по отношению к данной системе мире, – это ...

2.22. ВВОД. В каком дереве одна или несколько вершин соответствуют целям, а остальные вершины подцелями этих целей? – В дереве ...

2.23. ВВОД. Какой диссонанс, возникает у субъекта, когда он располагает одновременно двумя противоречивыми знаниями об одном и том же объекте, ситуации или явлении? – ...

2.24. ВВОД. Процедура установления интересующих исследователя свойств в изучаемом явлении или объекте – это ...

2.25. ВВОД. Определение характеристик знаний, необходимых для решения задачи – это ... знаний.

2.26. ВВОД. Получение информации о предметной области от специалистов и выражение ее на языке представления знаний – это ... знаний.

2.27. ВВОД. Раздел искусственного интеллекта, связанный с извлечением, приобретением, представлением и манипулированием знаниями – это инженерия ...

2.28. ВВОД. Свойство интерпретации выражений, когда им приписываются оценки правдоподобия, отличные от абсолютной истины и лжи – это ...

2.29. ВВОД. Какая неопределенность возникает из-за расплывчатости и неоднозначности словесных выражений? – ...

2.30. ВВОД. Изображение типичного или обобщенного представителя некоторого класса объектов – это ...

2.31. ВВОД. Какая переменная в качестве своих значений использует слова и словосочетания, являющиеся характеристиками какого-либо явления? – ...

2.32. ВВОД. Матрица , которая заполняется либо самим испытуемым, либо экспериментатором в процессе беседы – это репертуарная ...

2.33. ВВОД. Лингвистический процессор – это устройство или совокупность ... , реализующие общение пользователей с системой на ограниченном естественном языке.

2.34. ВВОД. Экспертная система предназначена для оказания консультационной помощи специалистам, работающим в некоторой ... области.

2.35. ВВОД. В качестве своих значений использует слова и словосочетания, являющиеся характеристиками какого–либо явления – лингвистическая ...

2.36. ВЫБОР. Системы, использующие аппарат нечеткой математики, разрабатывающие модели правдоподобного вывода и правдоподобных рассуждений – ...

- 1) математические;
- 2) экспертные;
- 3) логические;
- 4) булевы.

2.37. ВЫБОР. Процесс структурирования предметных знаний с целью облегчить поиск решения задачи – ... знаний:

- 1) представление;
- 2) градация;
- 3) модификация;
- 4) упорядочение.

2.38. ВЫБОР. Методология ситуационного анализа интеллектуальной информационной системы нужна для – ...

- 1) кодирования экономических объектов; классификации проблем по категориям;
- 2) идентификации переменных или факторов, составляющих сущность
- 3) проблемы;
- 4) оценки зависимостей между переменными.

2.39. ВЫБОР. Если в интеллектуальной системе при поиске решений в пространстве состояний, прежде всего раскрывается та вершина, которая имеет наибольшую глубину, то это соответствует методу – ...

- 1) поиска в глубину;
- 2) поиска с возвратом;
- 3) поиска в ширину;
- 4) поиска на основе стоимости дуг.

2.40. ВЫБОР. Разделы математики, связанный с нечеткими объектами, данными, алгоритмами — это...

- 1) нечеткая логика;
- 2) нечеткая математика;
- 3) булево множество;
- 4) недоопределенные данные.

2.41. ВЫБОР. Знания экспертной системы о том, как эта система работает или рассуждает — ...

- 1) метазнания;
- 2) метаинтеллект;
- 3) синтознания;
- 4) синтоинтеллект.

2.42. ВЫБОР. Часть экспертной системы, которая объясняет, каким образом были получены решения, и обосновывает действия, предпринятые для их получения — ...

- 1) аргументация порождения решений;
- 2) механизм объяснения;
- 3) модели аргументации и рассуждения;
- 4) порождение объяснений.

2.43. ВЫБОР. Базы данных и знаний включают ряд механизмов и технологий, повышающих их интеллектуальные возможности, в том числе ...

- 1) многомерной организации данных в хранилищах данных;
- 2) организации естественно-языкового интерфейса на ограниченном фрагменте языка;
- 3) реализации сценариев «что если»;
- 4) технологии работы с трансляторами языков программирования БД.

2.44. ВЫБОР. Процесс выбора решения включает в себя следующие фазы:

- 1) представление решения;
- 2) прогнозирование решения;
- 3) отыскание решения;
- 4) оценка решения.

2.45. ВЫБОР. На фазе реализации компонентов интеллектуальной информационной системы осуществляется быстрая разработка приложения, проводятся следующие работы:

- 1) определяется необходимость распределения данных;
- 2) осуществляется разработка функциональных моделей системы и подсистем;
- 3) производится физическое проектирование данных;
- 4) определяются способы увеличения производительности; определяются требования к аппаратным ресурсам.

2.46. ВЫБОР. Жизненный цикл ИСТ должен обеспечивать решение следующих задач:

- 1) обследование и получение формализованных знаний о предметной области;
- 2) декомпозиция проекта на составные части и интеграция составных частей;
- 3) прототипирование и разработка приложений;
- 4) проектирование организационной структуры;
- 5) проектирование моделей приложений.

2.47. ВЫБОР. При проектировании ИСТ правильными утверждениями будут:

- 1) предусловие – это отдельное логическое утверждение, которое должно
- 2) быть истинным после выполнения соответствующей операции;
- 3) условие инвариантности – это отдельное логическое утверждение, которое, быть постоянным при выполнении операции;
- 4) гарантия – это одно логическое утверждение о любом подмножестве

- 5) возможностей объекта, которое должно быть истинным всегда;
- б) выражение уверенности устанавливает предварительное условие, которое должно оставаться истинным в течение выполнения операции, к которой это относится.

2.48. ВЫБОР. Интеллектуальная информационная система поддержки принятия решений включает следующие компоненты:

- 1) языковую подсистему;
- 2) информационную подсистему;
- 3) подсистему управления знаниями;
- 4) подсистему управления финансами;
- 5) подсистему обработки и решения задач.

2.49. ВЫБОР. Интеллектуальная информационная система поддержки принятия решений не включает следующие компоненты:

- 1) языковую подсистему;
- 2) подсистему управления финансами;
- 3) подсистему управления знаниями;
- 4) подсистему обработки оперативных транс;
- 5) подсистему моделей.

2.50. ВЫБОР. Основными понятиями экспертных систем являются:

- 1) экспертиза;
- 2) эксперты;
- 3) вывод и объяснительные способности; проведение экспертизы; база данных.

2.51. ВЫБОР. Правильные утверждения из области экспертных систем: технологию построения экспертных систем часто называют реинжинирингом бизнес-процессов;

- 1) экспертные системы – это сложные программы, которые манипулируют знаниями в целях получения эффективного решения в узкой предметной области;

- 2) экспертиза – это специфическое знание необходимое для решения задачи, извлеченное из обучения, чтения и опыта;
- 3) экспертная система – это система, которая использует человеческие знания, для решения задач, которые обычно не требуют экспертизы.

2.52. ВЫБОР. Экспертиза включает многогранное интеллектуальное поведение, которое вовлекает в процесс следующие виды деятельности:

- 1) выявление и формулировка проблемы и задачи;
- 2) решение задачи быстро и надлежащим образом;
- 3) применение устоявшихся правил и шаблонов;
- 4) реструктуризация знаний;
- 5) объяснение решения и обучение из опыта.

2.53. ВЫБОР. В процессе эксплуатации экспертной системы используются следующие виды деятельности:

- 1) объяснение решения и обучение из опыта;
- 2) передача знаний пользователю;
- 3) представление знаний;
- 4) вывод знаний;
- 5) извлечение знаний.

2.54. ВЫБОР. Основными характеристиками экспертной системы являются:

- 1) накопление и организация знаний;
- 2) применение для решения проблем высококачественного опыта квалифицированных экспертов;
- 3) неспособность объяснить, каким образом получено решение; наличие прогностических способностей.

2.55. ВЫБОР. Экспертные системы может содержать следующие компоненты:

- 1) базу знаний;
- 2) рабочая область;
- 3) подсистему верификации знаний;
- 4) подсистему децентрализации данных.

2.56. ВЫБОР. Правильные утверждения из области экспертных систем:

- 1) база знаний содержит знания, необходимые для понимания, формулирования и решения задач;
- 2) извлечение знаний из экспертов является достаточно простой задачей;
- 3) механизм вывода является управляющей структурой или интерпретатором правил;
- 4) экспертные системы наиболее часто используются как советчики, в качестве;
- 5) консультантов или помощников лица принимающего решение.

2.57. ВЫБОР. Экспертные системы реального времени, решают следующие классы задач:

- 1) мониторинг в реальном масштабе времени;
- 2) прогнозирование;
- 3) обнаружение неисправностей;
- 4) диагностика;
- 5) оперативное планирование.

2.58. ВЫБОР. К экспертным системы реального времени предъявляются следующие требования:

- 1) обеспечивать хранение и анализ изменяющихся данных;
- 2) запускать механизм логического вывода решений по устранению критических ситуаций;
- 3) обеспечивать объектно-ориентированный анализ;
- 4) обеспечивать настройку системы на решение задачи.

2.59. ВЫБОР. Основными принципами построения ЭС реального времени являются следующие:

- 1) доступ к данным;
- 2) концепция рассуждений;
- 3) вычислительная эффективность;
- 4) дружественный интерфейс.

2.60. ВЫБОР. Знания, которыми располагает специалист в некоторой предметной области:

- 1) о предметной области;
- 2) экспертные;
- 3) эвристические;
- 4) декларативные.

2.61. ВЫБОР. Знания, накапливаемые интеллектуальной системой в процессе ее функционирования, а также априорные субъективные знания, не имеющие статуса абсолютной истинности:

- 1) о предметной области;
- 2) экспертные;
- 3) эвристические;
- 4) декларативные.

2.62. ВЫБОР. Знания о фактах, которые записаны в памяти интеллектуальной системы так, что они непосредственно доступны для использования – это знания...

- 1) о предметной области;
- 2) экспертные;
- 3) эвристические;
- 4) декларативные.

2.63. ВЫБОР. Раздел искусственного интеллекта, в рамках которого решаются проблемы, связанные с извлечением, приобретением, представлением и манипулированием знаниями:

- 1) распознавание образов;
- 2) инженерия знаний;
- 3) классификация ИСТ ;
- 4) экспертные системы.

2.64. СООТВ. Верные соответствия сущности и названия поведения ИСТ:

- S1 при котором сигналы от цели не изменяют деятельности объекта;
- S2 которое может быть предсказывающим или неэкстраполирующим;

S3 при котором система ищет план решения поставленной задачи и выполняет действия, адекватные плану;

O1 целенаправленное;

O2 с обратной связью;

O3 без обратной связи.

2.3 Распознавание и идентификация

Предварительная обработка изображений. Сегментация

Анализ высокого уровня: отделение находящихся на изображении объектов от фона (и друг от друга).

Анализ низкого уровня: разбиение на области «похожих» между собой пикселей.

Сегментация может быть:

– *Автоматическая*:

- без взаимодействия с пользователем;
- картинка на входе, регионы на выходе;

– *Интерактивная*:

- управляемая пользователем, допускающая и/или требующая ввода дополнительной информации. Пример – «волшебная палочка» в Photoshop;

– *«Жесткая»*

- разбиение изображения на неперекрывающиеся области, покрывающие все изображение и однородные по некоторому признаку.

Семейства методов сегментации:

- 1) основанные на поиске краев;
- 2) основанные на формировании однородных областей;
- 3) метод водораздела / toboogganing;
- 4) методы из теории графов.

Автоматическая сегментация

Отталкиваясь от неоднородности на границах:

- пример – ищем резкие переходы яркости, берем их как границы областей.

Отгалкиваясь от однородности внутри областей:

- пример – объединяем в одну область пиксели, близкие по яркости.

Варианты однородности:

- по яркости;
- по цвету;
- по близости на изображении;
- по текстуре;
- по глубине (если есть 3D информация).

Наиболее простой и чаще всего используемый вариант: Поиск неоднородностей яркости через выделение краев

Алгоритм

1. Найдём все контуры на изображении, например, алгоритмом Canny;
2. Выберем из них все замкнутые контуры;
3. «Внутренности» замкнутых контуров являются искомыми однородными областями:

Сегментация через поиск однородных областей :

- Сегментация без учета пространственных связей
 - Пороговая фильтрация
 - Кластеризация по цвету
- Сегментация с учетом пространственных связей
 - Разрастание областей (region growing)
 - Слияние/разделение областей (regionmerging/splitting)

Пороговая фильтрация

Разделение пикселей на n классов по их яркости (Рис.2.1а,б). Чаще всего используется 2 класса (бинаризация).

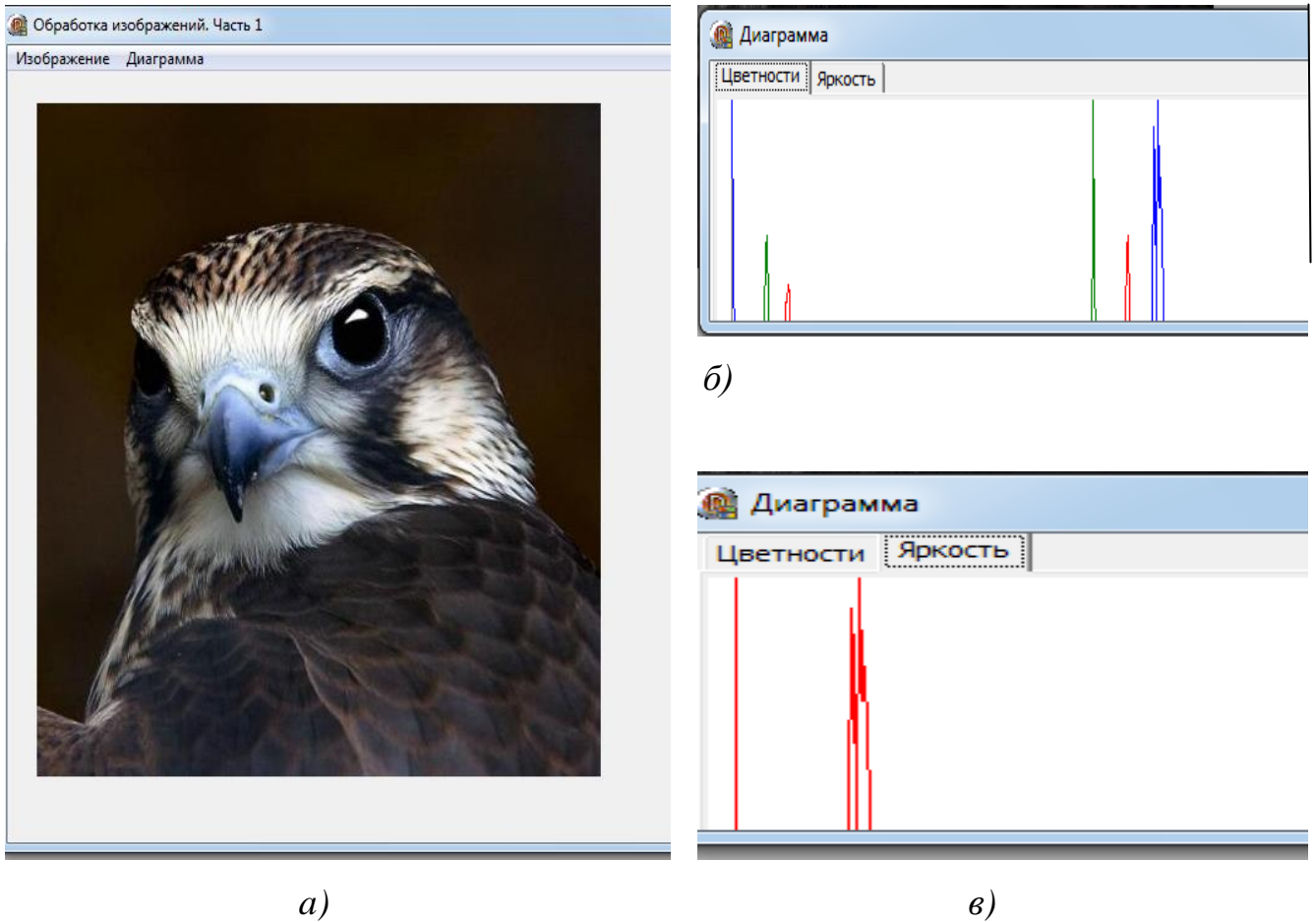


Рисунок 2.1 – Гистограммы в пороговой сегментации

Гистограммы

Гистограмма (одноканального изображения) – график распределения яркостей пикселей (Рис.1в) (уровней «серости», рис.2.2):

- 3 На горизонтальной оси - шкала яркостей от черного до белого
- 4 На вертикальной оси - число пикселей заданной яркости

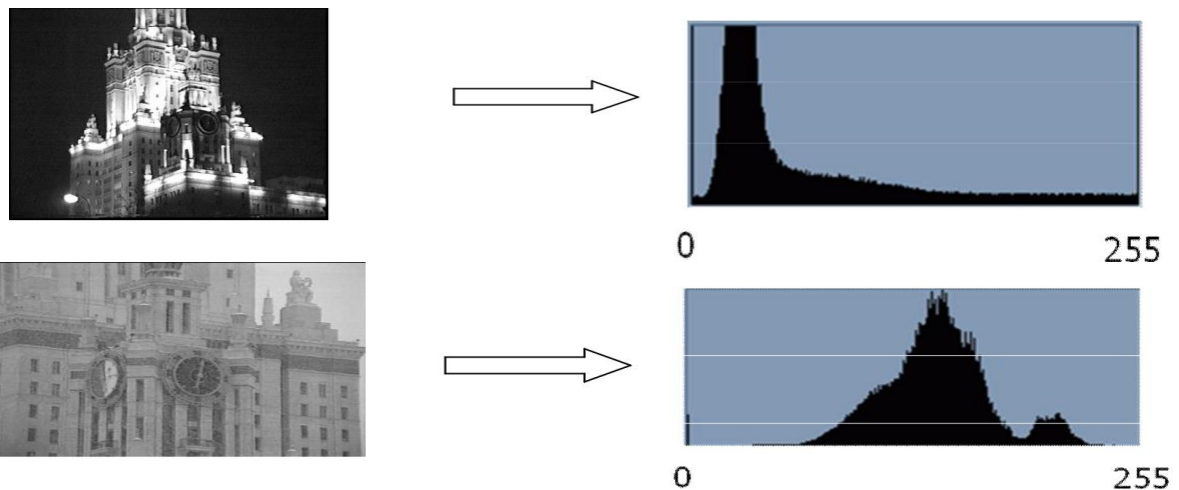


Рисунок 2.2 – Примеры гистограмм различных изображений

Свойства гистограмм:

- рассчитываются глобально для всего изображения;
- пространственная информация (расположение пикселей различной яркости) полностью игнорируется.

Это можно использовать для сравнения изображений, но

- при анализе сложных сцен это может мешать,
- очень разные «с виду» сцены могут иметь очень похожие гистограммы

Пороговая фильтрация – яркий объект на темном фоне:

- выбрать величину Δ разделяющую яркость объекта и фона;
- каждый пиксель (x,y) яркость которого $I(x,y) > \Delta$ принадлежит объекту;
- в каждом конкретном случае хотим уметь рассчитать правильный порог;
- вариант решения – анализ гистограммы изображения

Автоопределение порога (вариант)

- 1 Предположение о яркости объектов.
- 2 Размеры объектов.
- 3 Площадь изображения занятого объектом.
- 4 Количество различных типов объектов.

Метод P-tile:

Если знаем (предполагаем) что объект занимает $P\%$ площади, то Δ устанавливаем так, чтобы отсечь $P\%$ пикселей на гистограмме. Расчет Δ проводится путем последовательных приближений.

Частный случай алгоритма k-средних

- 1 Выбрать порог T равным середине диапазона яркостей.
- 2 Вычислить среднюю яркость всех пикселей с яркостью $< \Delta_{m1}$, аналогично m_2 для пикселей с яркостью $> \Delta$.
- 3 Пересчитать порог $\Delta = (m_1 + m_2) / 2$.

Повторять шаги 2, 3, пока порог не перестанет изменяться.

Поиск пиков на гистограмме

1. Найти соседние локальные максимумы в гистограмме g_i
2. Рассчитать меру «пиковости» для g_i

3. Отфильтровать пики с слишком маленькой «пиковостью».
4. Для оставшихся найти самые «низкие» точки между пиками – это и будут пороги.

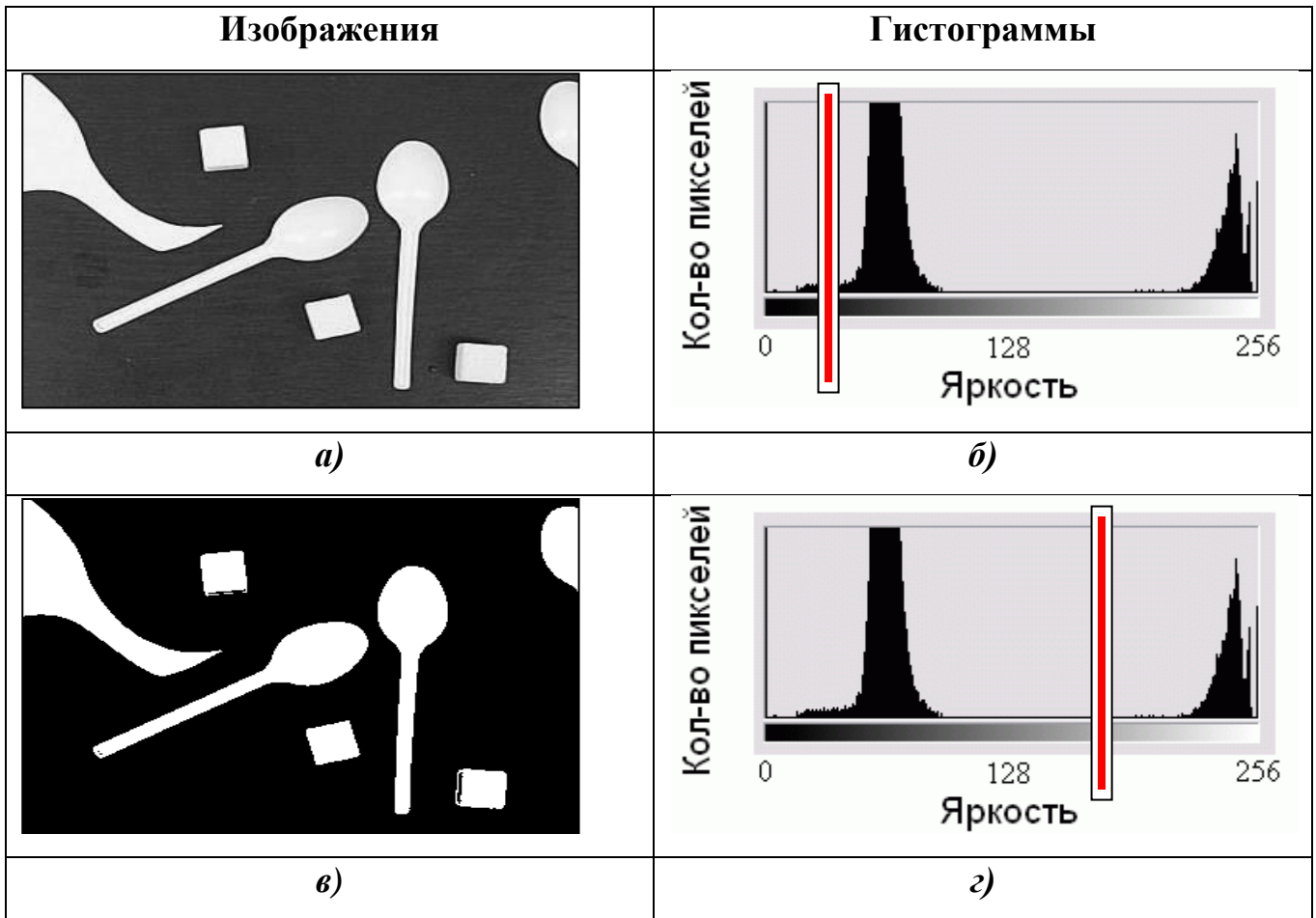
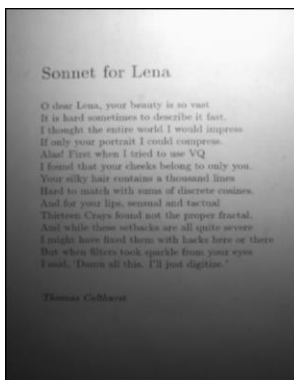


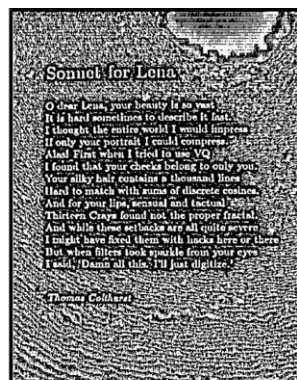
Рисунок 2.3 – Автоопределение порога Δ

Метод P-tile:

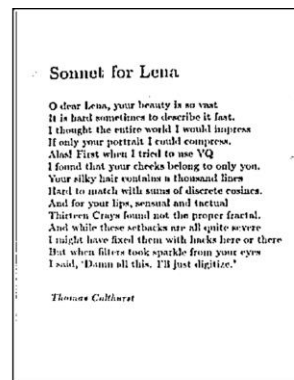
- Если знаем (предполагаем) что объект занимает $P\%$ площади
- $T=\Delta$ устанавливаем так, чтобы отсечь $P\%$ пикселей на гистограмме



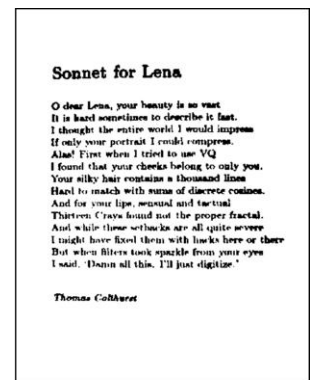
Исходное



$r=7, T=0$



$r=7, T=7$



$r=75, T=10$

3 РАСПОЗНАВАНИЕ ОБРАЗОВ

3.1 Распознавание по расстояниям в n-мерном пространстве признаков

Эталонные изображения X_1, X_2, \dots, X_m некоторого числа m различных классов изображений или образов в n -мерном пространстве задаются в виде точек $(x_{11}, x_{12}, x_{1n}), (x_{21}, x_{22}, x_{2n}), (x_{m1}, x_{m2}, x_{mn})$. Любое входное изображение S_i также представляется в виде точки $(x_{si1}, x_{si2}, x_{sin})$ в этом пространстве. Принадлежность входного изображения S_k к одному из m классов определяется с помощью расстояний между точкой S_i и всеми точками X_1, X_2, \dots, X_m соответствующими эталонным образам. Расстояние и является мерой сходства входного изображения с эталонами классов или образов. Входное изображение относится к тому образу, расстояние, до эталонного изображения которого минимально, т.е. решающим правилом является следующее соотношение

$$S_i \in X_j, \text{ если } L(S_i, X_j) = \min_j L(S_i, X_j) \quad (3.1)$$

В теории распознавания образов часто используются расстояния по Евклиду (2) и по Минковскому (3), для которых:

$$1) L(S_k, S_i) = L(S_i, S_k); \quad (3.2)$$

$$2) \text{ область значений функции } L(S_k, S_i) - \text{ множество неотрицательных чисел} \\ \text{т.е. } L(S_k, S_i) \geq 0, k, i = 1, n \quad (3.3)$$

Пример решения такой задачи показан на рис. 3.1

ИССЛЕДОВАНИЕ МЕР БЛИЗОСТИ ОБРАЗОВ

0,78	0,34	0,98	0,35	0,15	5	
0,48	0,26	0,4	0,19	0,52	1	
0,76	0,32	0,32	0,72	0,39	1	
0,08	0,75	0,99	0,2	0,04	4	
0,8	0,75	0,48	0,14	0,17	5	
0,02	0,39	0,57	0,55	0,62	5	
0,03	0,06	0,89	0,44	0,45	1	
0,79	0,47	0,96	0,65	0,69	1	
0,83	0,68	0,54	0,59	0,99	4	
0,38	0,36	0,49	0,88	0,03	5	
0,48	0,27	0,35	0,16	0,42	5	
0,85	0,78	0,49	0,43	0,53	1	
0,29	0,35	0,34	0,41	0,28	1	
0,81	0,26	0,62	0,16	0,54	4	
0	0,56	0,66	0,39	0,73	5	

Эталон:

0,9	0,5	0,73	0,14	0,08
0,83	0,66	0,5	0,97	0,74
0,45	0,02	0,95	0,77	0,28
0,73	0,8	0,48	0,17	0,23
0,23	0,11	0,59	0,52	0,26

Рисунок 3.1 – Расчет мер близости образов

3.2 Распознавание в пространстве качественных признаков

В большинстве случаев образы и отдельные изображения характеризуются с помощью количественных характеристик: геометрических размеров, веса, площади, объема и т. д. В этих случаях количественные изменения характеристик конкретного изображения обычно не сразу ведут к изменению образа, к которому относится распознаваемое изображение. Только достигнув определенных для каждого образа границ, количественные изменения вызывают качественный скачок - переход к другому образу. Образы конкретные изображения могут характеризоваться не только количественными, но и качественными характеристиками (свойствами, признаками, атрибутами). Эти признаки не могут быть описаны (или обычно не описываются) количественно, например, цвет, вкус, ощущение, запах. Образы либо обладают какими-то качественными характеристиками, либо не обладают.

Между качественными и количественными характеристиками образов есть существенное различие, однако это различие во многих случаях нельзя абсолютизировать, поскольку каждому качественному атрибуту присущи и определенные интервалы изменения количественных характеристик, за пределами которых меняется и качественный атрибут. Например, определенному цвету изображения соответствует конкретный диапазон длин электромагнитных волн, за пределами которого цвет изменится.

Существуют различные подходы к распознаванию изображений с качественными характеристиками. Рассмотрим один из них, основанный на двоичном кодировании наличия или отсутствия какого-либо качественного признака. В рассматриваемом подходе конкретное изображение X_k некоторого образа с качественными характеристиками представляется в виде двоичного вектора

$$X_k = (X_{k1}, \dots, X_{kn}), \quad (3.4)$$

где n - размерность пространства признаков.

Если изображение X_k обладает j -м признаком, то $X_{kj} = 1$, а если нет, то $X_{kj} = 0$, т. е. здесь отождествляется объект и двоичный вектор, его описывающий.

Рассмотрим в качестве примера четыре объекта (вишня, апельсин, яблоко, дыня), каждый из которых имеет три признака: цвет, наличие косточки или семечек. В таблице 3.1 приведены числовые значения признаков для рассматриваемого примера после их двоичного кодирования.

Наиболее простой метод решения задач распознавания объектов с качественными характеристиками после двоичного кодирования атрибутов - свести решение исходной задачи к решению задачи распознавания объектов с количественными характеристиками в n -мерном векторном пространстве. Для этого необходимо для каждого качественного признака ввести в n -мерном векторном пространстве ось.

Таблица 3.1 – Словесное описание качественных признаков

	Вектор признаков	Желтый цвет	Оранжевый цвет	Красный цвет	Есть косточка	Есть семечки
Вишня	X_1	нет	нет	да	да	Нет
Апельсин	X_2	нет	да	нет	нет	Да
Яблоко	X_3	да	нет	да	нет	Да
Дыня	X_4	да	нет	нет	нет	Да

Если для рассматриваемого объекта признак существует, то на оси откладывается единица, если нет - то ноль. В результате получается многомерное двоичное пространство признаков, где можно использовать различные расстояния, применяемые для распознавания объектов с количественными характеристиками.

Таблица 3.2 – Количественное описание качественных признаков

	Вектор признаков	Желтый цвет	Оранжевый цвет	Красный цвет	Есть косточка	Есть семечки
Вишня	X_1	$x_{11}=0$	$x_{12}=0$	$x_{13}=1$	$x_{14}=1$	$x_{15}=0$
Апельсин	X_2	$x_{21}=0$	$x_{22}=1$	$x_{23}=0$	$x_{24}=0$	$x_{25}=1$
Яблоко	X_3	$x_{31}=1$	$x_{33}=0$	$x_{33}=1$	$x_{34}=0$	$x_{35}=1$
Дыня	X_4	$x_{41}=1$	$x_{44}=0$	$x_{43}=0$	$x_{44}=0$	$x_{45}=1$

В рассматриваемом примере в результате введения количественных характеристик вместо качественных признаков (таблица 3.2) получается пятимерное двоичное пространство, где можно применять расстояния по

Евклиду, по Минковскому, расстояние, использующее сумму модулей разностей между соответствующими компонентами n -мерных векторов.

Для качественных признаков могут быть использованы те же меры близости, что и для количественных. Однако более тонкая классификация объектов с качественными признаками получается при введении для каждой пары объектов X_j, X_i , для которых введено двоичное кодирование качественных признаков, переменных, характеризующих их общность или различие с помощью таблицы 3.3.

Таблица 3.3 – Параметры качества

X_j	X_i	
	1	0
1	a	h
0	g	b

Переменная a в таблице 3.3 предназначена для подсчета числа общих признаков объектов X_j и X_i . Она может быть вычислена с помощью соотношения

$$a = \sum_{k=1}^n x_{jk}x_{ik}, \quad (3.5)$$

где x_{jk}, x_{ik} - двоичные компоненты векторов, описывающих объекты X_j и X_i .

С помощью переменной b подсчитывается число случаев, когда объекты X_j и X_i не обладают одним и тем же признаком,

$$b = \sum_{k=1}^n (1 - x_{jk})(1 - x_{ik}) \quad (3.6)$$

Переменные g и h предназначены соответственно для подсчета числа признаков, присутствующих у объекта X_i и отсутствующих у объекта X_j ,

$$g = \sum_{k=1}^n (1 - x_{jk})x_{ik}; \quad (3.7)$$

$$h = \sum_{k=1}^n (1 - x_{ik})x_{jk}; \quad (3.8)$$

Из анализа переменных a, b, g, h следует, что, чем больше сходство между объектами X_j и X_i , тем больше должна быть переменная a , т.е. мера близости объектов или функция сходства должна быть возрастающей функцией от a , функция сходства должна быть симметричной относительно переменных g и h . Относительно переменной b однозначный вывод сделать не удастся, поскольку, с одной стороны, отсутствие одинаковых признаков у объектов может

свидетельствовать об их сходстве, однако, с другой стороны, если у объектов общим является только отсутствие одинаковых признаков, то они не могут относиться к одному классу.

Наиболее часто применяются следующие функции сходства:

$$- \text{ функция сходства Рассела и Рао: } S_1(X_i, X_j) = \frac{a}{a+b+g+h}; \quad (3.9)$$

$$- \text{ функция сходства Жокара и Нидмена: } S_2(X_i, X_j) = \frac{a}{n-b}; \quad (3.10)$$

$$- \text{ функция сходства Дайса: } S_3(X_i, X_j) = \frac{a}{2a+g+h}; \quad (3.11)$$

$$- \text{ функция сходства Сокаля и Снифа: } S_4(X_i, X_j) = \frac{a}{a+2(g+h)}; \quad (3.12)$$

$$- \text{ функция сходства Сокаля и Мишнера: } S_5(X_i, X_j) = \frac{a+b}{n}; \quad (3.13)$$

$$- \text{ функция сходства Кульжинского: } S_6(X_i, X_j) = \frac{a}{g+h}; \quad (3.14)$$

$$- \text{ функция сходства Юла: } S_7(X_i, X_j) = \frac{ab-gh}{ab+gh}. \quad (3.15)$$

3.3 Распознавание по расстояниям в n-мерном пространстве

Эталонные изображения X_1, X_2, \dots, X_m некоторого числа m различных классов изображений или образов в n-мерном пространстве задаются в виде точек $(x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1n}), (x_{21}, x_{22}, x_{2n}), \dots, (x_{m1}, x_{m2}, \dots, x_{mn})$. Любое входное изображение S_i также представляется в виде точки $(X_{Si1}, X_{Si2}, X_{Sin})$ в этом пространстве. Принадлежность входного изображения S_k к одному из m классов определяется с помощью расстояний между точкой S_i и всеми точками X_1, X_2, \dots, X_m соответствующими эталонным образам. Расстояние и является мерой сходства входного изображения с эталонами классов или образов. Входное изображение относится к тому образу, расстояние до эталонного изображения которого минимально, т.е. решающим правилом является следующее соотношение

$$S_i \in X_j, \text{ если } L(S_i, X_j) = \min_j (L(S_i, X_j)). \quad (3.16)$$

В теории распознавания образов часто используются расстояния по Евклиду (3.18) и по Минковскому (3.19):

$$L(S_k, S_i) = L(S_i, S_k) \quad (3.17)$$

Область значений функции $L(S_k, S_i)$ - множество неотрицательных чисел, т.е. $L(S_k, S_i) \geq 0, k, i = \overline{1, n}$.

$$L(S_i X_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^n (s_{ij} - x_{ij})^2} \quad (3.18)$$

$$L(S_i X_j) = \sqrt[L]{\sum_{k=1}^n (s_{ij} - x_{ij})^L} \quad (3.19)$$

где L - целое положительное число, большее двух.

Операции возведения в степень и извлечения корня не всегда удобно использовать при определении расстояний, поскольку они являются нелинейными операциями. Поэтому для определения расстояний в пространстве изображений часто используется и сумма модулей разностей между соответствующими компонентами n -мерных векторов:

$$L(S_i X_j) = \sum_{k=1}^n |s_{ij} - x_{ij}| \quad (3.20)$$

В выражения (3.18) - (3.20) разности всех компонентов векторов входят с одинаковыми единичными весами. В тех случаях, когда компоненты векторов, соответствующих распознаваемым изображениям, отличаются на порядки, например, одни компоненты векторов измеряются метрами, а другие - сантиметрами или миллиметрами, то при использовании расстояний (3.18) - (3.20) компоненты, имеющие небольшие численные значения, могут практически не влиять на величину расстояний. В то же время точки зрения решения реальных задач распознавания именно эти компоненты могут играть определяющую роль. Поэтому для более адекватного учета подобных компонент в выражения (3.18) - (3.20) могут вводиться весовые коэффициенты, учитывающие практическую ценность различных компонент вектора.

Информация и измерения не всегда может быть получены оптимальным образом. Поэтому особый интерес представляют расстояния, в которых заложена идея выравнивания весов слагаемых от различных компонент, если они существенно отличаются по своим абсолютным значениям. В этом случае могут быть использованы и другие меры, в частности, Камберра или Кендала (См., например, [22]).

Для оценки близости двух функций F и G , заданных векторами своих значений в n точках часто применяется и расстояние по Чебышеву:

$$L(F(x_i), G(x_i)) = \max_i |F(x_i) - G(x_i)| \quad (3.21)$$

Рассмотрим пример автоматической идентификации протяженных объектов на земной поверхности по их снимкам в ходе дистанционного зондирования Земли космическими средствами.

Пусть стоит задача – определить, какая сельскохозяйственная культура произрастает на определенном поле (типовая задача при формировании налогов на сельхозпроизводителей). При этом известны отражательные способности возможных классов культур: А – пшеница; В – кукуруза; С – подсолнечник; D – рожь. Результаты исследований по приведенным в этом разделе методам, показаны на рис. 3.1.

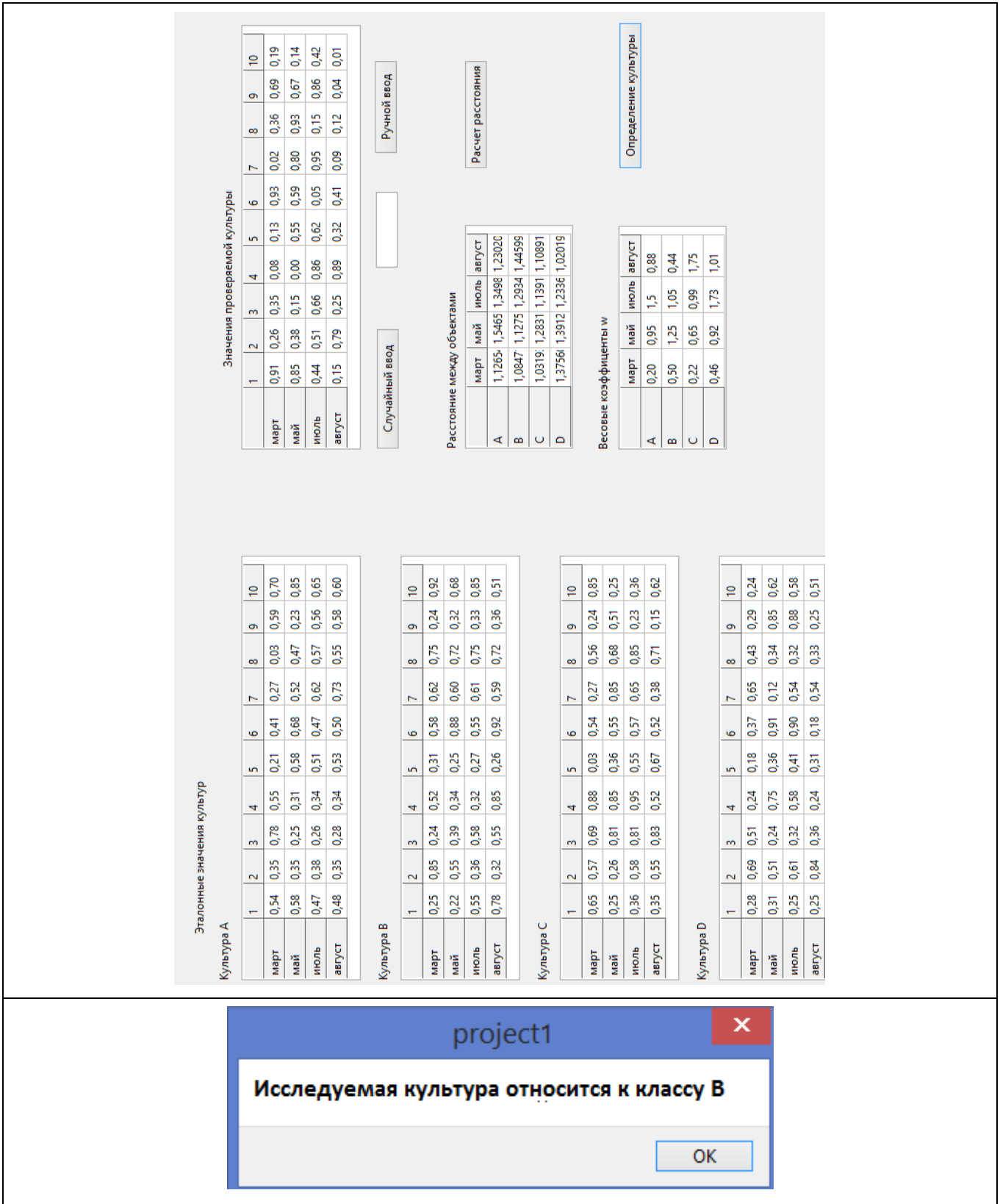


Рисунок 3.1 – Пример использования метода распознавания по расстояниям

4 ИСКУССТВЕННЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ

4.1 Общие характеристики нейросетей

Традиционно нейрон описывался в терминах, заимствованных из нейрофизиологии. Согласно этим представлениям нейрон имеет один выход s_j и несколько входов (синапсов), на которые поступают внешние воздействия x_i (от рецепторов и от других нейронов) (рисунок 4.1).

Количество нейронов в мозге оценивается величиной 10^{10} - 10^{11} . Типичные нейроны имеют тело клетки (сому), множество ветвящихся коротких отростков дендритов и единственный длинный и тонкий отросток - аксон. На конце аксон также разветвляется и образует контакты с дендритами других нейронов - синапсы.

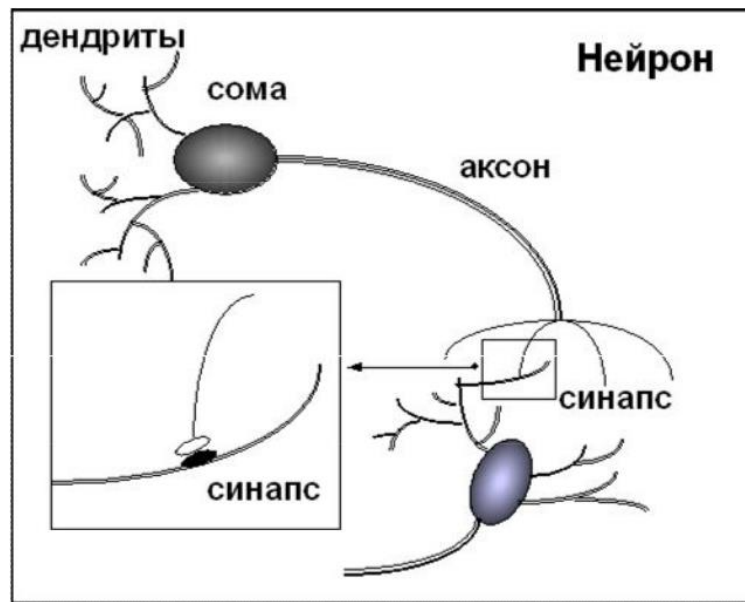


Рисунок 4.1 – Схема межнейронного взаимодействия

С конструктивной точки зрения нейрон, являющийся основным элементом нейросети, представляет собой устройство для получения нелинейной функции y от переменных x_i [1] или формально: $y = f(x_1, x_2, \dots, x_m, w_1, w_2, \dots, w_n)$,

где f - нелинейная функция,

$x_i, i = \overline{1, m}$ – входные переменные,

$w_j, j = \overline{1, n}$ – параметры сети (весовые коэффициенты).

Он умножает входное воздействие на весовой коэффициент w_{ij}

(проводимость синапса) и суммирует взвешенные входы:

$$s_j = w_{ij}x_i + w_{0j}. \quad (4.1)$$

Выходная величина y_j является некоторой функцией от этой суммы:

$$y_j = f(s_j).$$

Ее называют функцией активации или передаточной функцией. Вид этой функции является важнейшей характеристикой нейрона. В простейшем случае – это линейная зависимость (рисунок 4.2а): $y_j = ks_j = k(w_{ij}x_i + w_{0j})$.

Такая зависимость использовалась в первых моделях персептрона Ф. Розенблатта [2]. Несмотря на ряд первоначальных успехов, теоретический анализ возможностей персептрона, проведенный М. Минским и С. Пейпертом [3], показал, что персептрон не является универсальным устройством даже для распознавания и, в частности, принципиально не способен решить целый ряд весьма простых задач. И причиной этого является именно линейный характер активационной функции.

Еще в работе У. Мак-Каллока и У. Питтса [4] использовалась ступенчатая функция активации, формально выражаемая с помощью следующей зависимости (рисунок 4.2):

$$y_j = \text{sgn}(s_j) = \text{sgn}(w_{ij}x_i + w_{0j})$$

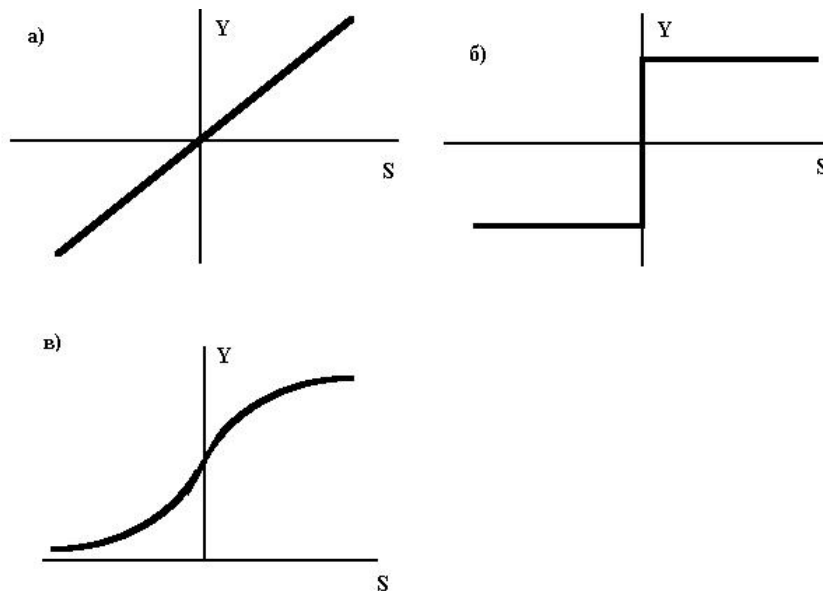


Рисунок 4.2 – Функции активации

В настоящее время в качестве активационной функции чаще используют нелинейную, близкую к ступенчатой, но гладкую (непрерывно дифференцируемую) зависимость, которую называют сигмоидальной или логистической функцией (рисунок 4.2в).

Обычно она описывается следующим выражением:

$$y_j = 1/(1 + e^{-ks}),$$

где $k > 0$.

Встречаются и другие выражения, например,

$$y = s/(1 + k |s|),$$

где $|s|$ - абсолютная величина s , $k > 0$.

Параметр k задает крутизну зависимости y от s : чем больше k , тем ближе сигмоида к пороговой функции, чем меньше k - тем ближе она к линейной.

Таким образом, сигмоида является некоторым компромиссом между линейной и ступенчатой функцией, сохраняющим достоинства обеих. Подобно ступенчатой функции она нелинейная - и это важно, поскольку только нелинейные функции позволяют вычленять в пространстве признаков множества сложной формы, в том числе невыпуклые и несвязные. Но в то же время сигмоида в отличие от ступенчатой функции является гладкой, непрерывно дифференцируемой функцией, т.е. переходит от одного значения к другому без разрыва. Это обстоятельство оказывается чрезвычайно важным при поиске экстремума целевой функции в пространстве нейронных параметров: в этом случае зависимость целевой функции от параметров также оказывается гладкой и в каждой точке пространства может быть вычислен градиент целевой функции, указывающий направление поиска экстремума.

Производная от сигмоидальной функции, характеризующая «силу связи» между s и y также имеет простой вид:

$$dy/ds = ky(1 - y).$$

Эта величина обращается в нуль на границах диапазона изменения y при $y=0$ и $y=1$ и достигает максимума в середине диапазона, т.е. связь между переменными наиболее сильна в середине диапазона и ослабевает к его краям.

Нейроны организуются в сеть за счет того, что выход i -го нейрона (y_i) соединяется с одним из входов (x_i) другого j -го нейрона. При этом выходная переменная y_i отождествляется с входной переменной x_i . Поэтому в дальнейшем будем использовать оба обозначения, в зависимости от того, рассматривается ли данная i -ая переменная как входная или как выходная. Весовой коэффициент w_{ij} («синаптический вес») характеризует знак и силу связи между переменными x_i и x_j . Возможна и обратная связь, при которой выход j -го нейрона соединяется с i -ым входом i -го нейрона. В общем случае коэффициент этой связи w_{ji} не обязательно равен w_{ij} .

Еще в 1949 г. Д. Хеббом [5] было предложено естественное правило модификации весовых коэффициентов: если два нейрона возбуждаются вместе, то сила связи между ними возрастает; если они возбуждаются отдельно, то сила связи между ними уменьшается. Правило оказалось настолько удачным, что до сих пор используется в различных моделях нейронных систем. Формально это правило может быть описано следующим образом. Пусть время обучения разбито на такты и в k -ом такте две переменные нейросети (состояния двух нейронов) имели значения x_i^k и x_j^k . Тогда вес связи между переменными возрастает на величину $w_{ij}^k = x_i^k x_j^k$

В случае двоичных переменных приращение равно либо $+1$ (при совпадении знаков x_i^k и x_j^k), либо -1 (когда знаки различны). Если начальный вес связи был равен нулю, то вес связи к p -ому такту равен:

$$w_{ij}^p = \sum_{k=1}^p x_i^k x_j^k$$

где x_i^k, x_j^k - состояния двух нейронов в k -ом такте;

p - число тактов обучения.

В последние годы все чаще появляются нейросети, использующие именно такого рода функции (радиальные базисные функции, δ -функции и т.п.). Так сферическая радиальная базисная функция i -го нейрона может задаваться выражением, аналогичным выражению для нормального распределения.

В целом архитектура нейросети может быть задана матрицей весовых коэффициентов w_{ij} , характеризующих силу связей между элементами сети. В общем случае все элементы связаны со всеми, но матрица связей несимметрична, $w_{ij} \neq w_{ji}$. Некоторые коэффициенты связей могут оставаться свободными, не заданными и тогда возможно их изменение - обучение сети.

Таким образом, налагая условия на значения w_{ij} , предопределяется конфигурация сети. При этом из множества возможных конфигураций получили распространение и достаточно хорошо исследованы лишь некоторые. В данном пособии будут рассмотрены три конфигурации:

- многослойный персептрон (нейросеть с промежуточными слоями «скрытых» нейронов);
- самообучающиеся нейросети, в том числе карты (сети) Кохонена;
- рекуррентные сети Хопфилда.

Согласно общепринятым представлениям наиболее общими принципами, характерными для современных нейросетей являются: коннекционизм, нелинейность активационной функции, локальность и параллелизм вычислений, обучение вместо программирования, оптимальность обучающих алгоритмов.

4.2 Принцип коннекционизма

Принцип коннекционизма означает, что каждый нейрон нейросети, как правило, связан со всеми нейронами предыдущего слоя обработки данных.

Заметим, что наиболее последовательно этот принцип реализован в архитектуре многослойного персептрона.

4.3 Нелинейность активационной функции

Нелинейность функции активации принципиальна. Если бы нейроны были линейными элементами, то любая последовательность нейронов также производила бы линейное преобразование, и вся нейросеть была бы эквивалентна одному нейрону (или одному слою нейронов - в случае нескольких выходов). Нелинейность разрушает линейную суперпозицию и приводит к значительному

расширению возможностей нейросетей (см. например, задачу воспроизведения логической операции исключающее ИЛИ).

4.4 Локальность и параллелизм вычислений

Локальность обработки информации и параллелизм вычислений в нейросетях означает, что каждый нейрон реагирует лишь на локальную информацию, поступающую к нему в данный момент от связанных с ним таких же нейронов, без апелляции к общему плану вычислений, обычной для универсальных ЭВМ.

Программирование в нейросетях, по существу, имеет характер обучения: каждый нейрон изменяет свои параметры - синаптические веса - в соответствии поступающей к нему локальной информацией об эффективности работы всей сети как целого. Режим распространения такой информации по сети и соответствующей ей адаптации нейронов носит характер обучения. Такой способ программирования позволяет эффективно учесть специфику требуемого от сети способа обработки данных, ибо алгоритм не задается заранее, а порождается самими данными - примерами, на которых сеть обучается. Из способности к обучению следует способность к обобщению, позволяющая обучать сеть на незначительной доле всех возможных ситуаций, с которыми ей придется столкнуться в процессе функционирования.

Еще одной чертой процесса обучения нейросетей является его оптимальность - целевая функция, оценивающая данную конфигурацию сети, имеет экстремальный характер (обычно это минимизация функции ошибки). Сеть постепенно модифицирует свою конфигурацию - состояние всех своих синаптических весов - таким образом, чтобы минимизировать эту ошибку. В итоге, в процессе обучения сеть все лучше справляется с возложенной на нее задачей.

Базовой идеей всех алгоритмов обучения является учет локального градиента в пространстве конфигураций для выбора траектории быстрого спуска по функции ошибки. Функция ошибки, однако, может иметь множество локальных минимумов, представляющих субоптимальные решения. Поэтому

градиентные методы обычно дополняются элементами стохастической оптимизации, чтобы предотвратить застревание конфигурации сети в таких локальных минимумах. Идеальный метод обучения должен находить глобальный оптимум конфигурации сети.

Основными типами обучения нейросети являются: обучение с учителем, подкреплением (reinforcement learning), без учителя.

Под целевой функцией будем понимать минимум ошибки сети. В общем случае функция ошибки имеет следующий вид:

$$E(\mathbf{w}) = \sum (\mathbf{x}, \mathbf{y}, y(\mathbf{x}, \mathbf{w})),$$

где (\mathbf{x}, \mathbf{y}) – набор пар входов-выходов (примеров обучающей выборки),

$y(\mathbf{x}, \mathbf{w})$ – реальные значения выходов нейросети, зависящие от конкретных значений ее синаптических весов \mathbf{w} .

Обучение с учителем – это такой вид обучения, когда действительный выход нейросети сравнивается с эталонным.

Обучение с подкреплением отличается от него тем, что в этом случае выходная информация известна не полностью и производится оценка выходов сети: например, вместо эталонных ответов известно лишь хуже или лучше данная конфигурация сети справляется с задачей (вспомним детскую игру «холодно-горячо»).

Если желаемые значения выходов вообще неизвестны и сеть обучается только на наборе входных данных (\mathbf{x}) , то такой режим обучения сети называется *обучением без учителя*. В этом случае сети, например, предлагается самой найти скрытые закономерности в массиве данных.

Как отмечают специалисты [6] с практической точки зрения, пары входов-выходов задавать сложнее, чем просто наборы входов, например, в случае, когда «учителем» является человек - эксперт. В силу этого обстоятельства на таких данных можно обучить лишь относительно простые и компактные нейросети, а нейросети, обучаемые без учителя, часто используют для переработки больших массивов необработанных данных - в качестве предварительных фильтров. Указанное различие, однако, исчезает, когда данные естественным образом

распадаются на входы-выходы. Например при предсказании временных рядов, где следующее значение ряда является выходом, а предыдущие несколько значений - соответствующими входами обучаемой нейросети.

На способ обработки информации решающим образом сказывается наличие или отсутствие в сети петель обратных связей. Если обратные связи между нейронами отсутствуют (т.е. сеть имеет структуру последовательных слоев, где каждый нейрон получает информацию только с предыдущих слоев), обработка информации в сети однонаправлена. Входной сигнал обрабатывается последовательностью слоев и ответ гарантированно получается через число тактов равное числу слоев. Однако требуется большее число нейронов для алгоритмов одного и того же уровня сложности и как следствие - большая сложность обучения.

Наличие обратных связей может сделать динамику нейросети (называемой в этом случае *рекуррентной*) непредсказуемой: сеть может заикнуться и вообще не выдавать ответа. Причем, согласно Тьюрингу, не существует алгоритма, позволяющего для произвольной сети, определить придут ли когда-либо ее элементы в состояние равновесия (т.н. проблема останова). Благодаря тому, что нейроны в рекуррентных сетях обрабатывают информацию неоднократно, рекуррентные сети производят более разнообразную и глубокую обработку информации. Но в этом случае следует принимать специальные меры, гарантирующие сходимость вычислений.

Резервуарные вычисления

Классические нейронные сети, состоят из входного вектора, нескольких слоев нейронов, соединенных между собой определенным образом, и выходного вектора. Каждый нейрон -- это некоторая функция от линейной комбинации входов (рис.4.3).

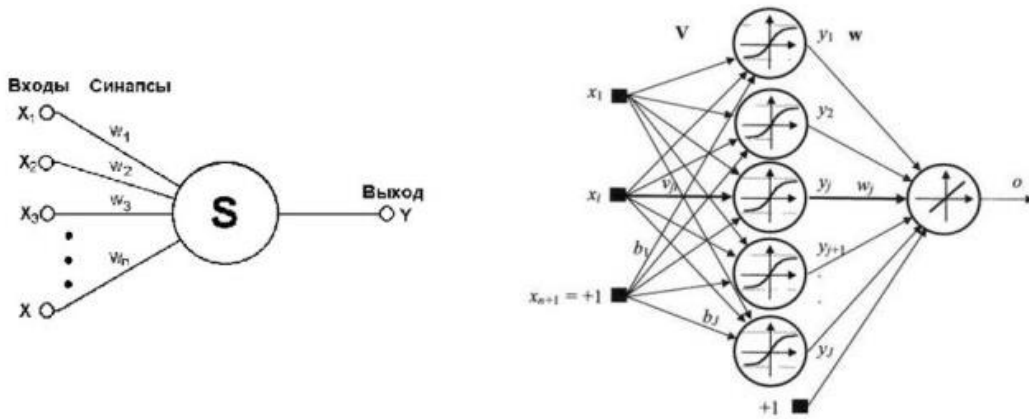


Рисунок 4.3 – Нейронная сеть как векторный оператор

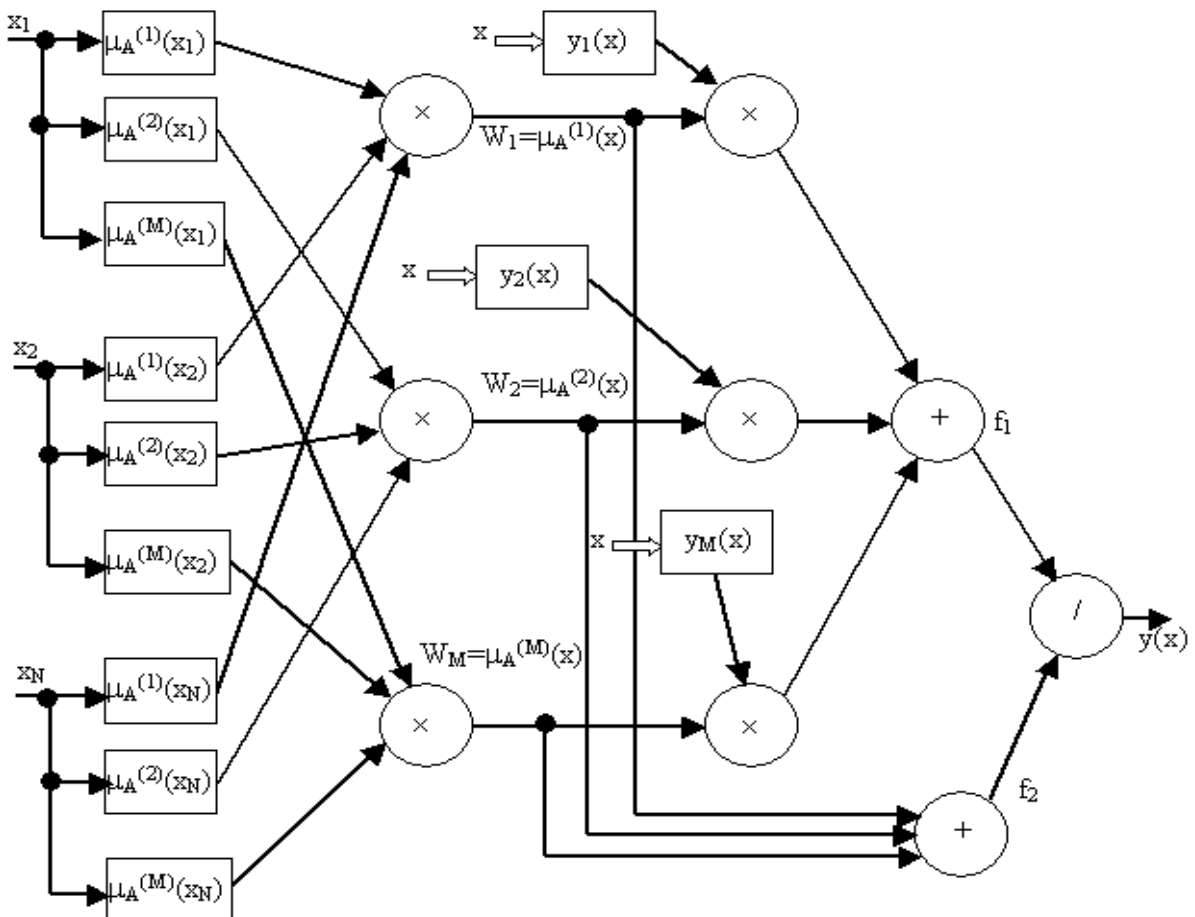


Рисунок 4.4 – Классическая нейро-нечеткая (NF) модель исследования социально-экономических процессов [Ошибка! Источник ссылки не найден.]

Процесс обучения сети – это уменьшение ошибки выхода сети по отношению к ожидаемому выходу обучающей выборки. Задача уменьшения погрешности обучения или оптимизации решается путем подстройки

коэффициентов линейной комбинации на каждом их нейронах, с использованием обучающей выборки, при помощи одной из модификаций метода градиентного спуска. Чем больше слоев, тем настройка дольше.

Резервуарные вычисления основаны на использовании преимущественно выходных, конечных слоев в многослойной нейросети. То есть можно не настраивать внутренние слои.

Появился т.н. «динамический резервуар» нелинейных нейронов, соединенных между собой, в общем случае, случайным образом. У резервуара есть вход и выход. На выходе простой слой линейных нейронов. А резервуар, фактически, представляет собой обширный набор разных нелинейных функций, из которого можно «собрать» любую, нужную в данный момент, функцию.

Этот подход имеет много интересных свойств. Например, «можно к одному и тому же резервуару присоединять разные выходные слои и таким образом решать разные задачи. То есть сам резервуар гомогенен, не настроен под конкретную задачу, и может быть использован для чего угодно. Предполагают, [15], что наш **МОЗГ** работает похожим образом.

Тест 3

3.1. ВВОД. Мера, оценивающая перспективность вершины при эвристическом поиске называется ... функцией.

3.2. ВВОД. Набор примеров и контрпримеров для формирования решающих правил системы распознавания – это ... выборка.

3.3. ВВОД. Способ разбиения объектов или явлений на классы на основании некоторого отношения близости в пространстве признаков.

3.4. Ввод. Нечеткие квантификаторы лингвистической переменной предназначены для ... логики.

3.5. ВВОД. Изображение типичного или обобщенного представителя некоторого класса объектов.

3.6. ВВОД. Состоит из поля рецепторов, поля ассоциативных формальных нейронов и решателей – простейший трехслойный

- 3.7. ВВОД. Наименование объекта исследования, внутреннее устройство которого неизвестно или не принимается во внимание – это черный
- 3.8. ВВОД. Какая шкала позволяет оценивать расстояния между элементами, отображенными на нее?
- 3.9. ВВОД. Комплекс моделей и методов, позволяющий в интеллектуальных системах отображать в памяти системы трехмерные зрительные сцены – это анализ
- 3.10. ВВОД. Отражение окружающей ситуации и ее элементов при взаимодействии органов чувств человека или рецепторов искусственной системы с внешней средой – это
- 3.13. ВВОД. Набор примеров и контрпримеров для формирования решающих правил – это обучающая
- 3.12. ВВОД. Оценка «семантической» близости информационных единиц, хранящихся в памяти интеллектуальной системы – это семантическое
- 3.13. ВВОД. Наименование объекта исследования, внутреннее устройство которого неизвестно или не принимается во внимание – это ... ящик.
- 3.14. ВВОД. Позволяет оценивать расстояния между элементами, отображенными на ней – метрическая
- 3.15. ВВОД. Одна или несколько вершин соответствуют целям, а остальные вершины подцелями этих целей, в ... целей.
- 3.16. ВВОД. Когда субъект располагает одновременно двумя противоречивыми знаниями об одном и том же объекте, ситуации или явлении, возникает когнитивный
- 3.17. ВВОД. Раздел искусственного интеллекта, связанный с извлечением, приобретением, представлением и манипулированием знаниями – это ... знаний.
- 3.18. ВВОД. Семантическое расстояние это оценка «семантической» близости ... единиц, хранящихся в памяти интеллектуальной системы.
- 3.19. ВЫБОР. Если в интеллектуальной системе при поиске решений в пространстве состояний вершины раскрываются в последовательности их порождения, то это соответствует методу – ...

- 1) поиска в глубину;
- 2) поиска на основе стоимости дуг;
- 3) поиска в ширину;
- 4) поиска с возвратом.

3.20. ВЫБОР. Если при поиске целевой вершины стремятся найти путь минимальной стоимости, то это соответствует методу – ...

- 1) поиска в глубину;
- 2) редукции;
- 3) поиска в ширину;
- 4) поиска на основе стоимости дуг.

3.23. ВЫБОР. Способ обхода дерева поиска, при котором сначала анализируются все вершины одного уровня, затем следующего и т.д.

- 1) поиск в глубину;
- 2) редукция;
- 3) поиск в ширину;
- 4) поиск с возвратом.

3.22. ВЫБОР. Способ обхода дерева поиска, при котором сначала анализируются поддереву, начинающееся в данной вершине, а затем непроанализированные вершины этого уровня и т.д.

- 1) поиск в глубину;
- 2) редукция;
- 3) поиск в ширину;
- 4) поиск с возвратом.

3.23. ВЫБОР. Задача определения частных зависимостей или ассоциаций между объектами или событиями относится к классу задач ...

- 1) классификации;
- 2) регрессии;
- 3) поиска ассоциативных правил;
- 4) кластеризации.

3.24. ВЫБОР. Задача поиска независимых групп и их характеристик во всем множестве анализируемых данных, относится к классу задач . . .

- 1) классификации;
- 2) регрессии;
- 3) поиска ассоциативных правил;
- 4) кластеризации.

3.25. ВЫБОР. Интеллектуальные искусственные сущности называют . . .

- 1) чипами;
- 2) агентами;
- 3) микроэлементами.

3.26. ВЫБОР. Проблемы, заданные главным образом в виде качественных зависимостей между ее элементами, информация о части которых может отсутствовать.

- 1) неструктурированные;
- 2) слабоструктурированные;
- 3) структурированных.

3.27. ВЫБОР. Проблема, для которой могут быть определены зависимости лишь между классами объектов и отношений, к которым они принадлежат –...

- 1) неструктурированные;
- 2) слабоструктурированные;
- 3) структурированных.

3.28. ВЫБОР. Класс может иметь атрибут типа...

- 1) ассоциации;
- 2) генерации;
- 3) рекламации.

3.29. ВЫБОР. Направленный граф с помеченными вершинами и дугами: вершины соответствуют конкретным объектам, а дуги, их соединяющие, отражают имеющиеся между ними отношения – <... > сеть.

- 1) семантическая;
- 2) локальная;

3) виртуальная.

3.30. ВЫБОР. Набор правил вида «условия — действие», где условиями являются утверждения о содержимом БД, а действия процедурами над данными— это ... модели:

- 1) индукционные;
- 2) информационные;
- 3) продукционные.

3.33. ВЫБОР. Постоянным при выполнении операции должно быть условие

- 1) рефлексивности;
- 2) инвариантности;
- 3) когерентности.

3.32. ВЫБОР. Предварительное условие, которое должно оставаться истинным в течение выполнения операции, к которой это относится, устанавливает выражение

- 1) защищенности;
- 2) надежности;
- 3) уверенности.

3.33. ВЫБОР. Характеристика объекта моделируется...

- 1) свойствами;
- 2) атрибутами;
- 3) методами.

3.34. ВЫБОР. Неформальная модель предметной области, которая используется также на этапе инфологического проектирования базы данных— модель типа

- 1) сущность—аналог;
- 2) сущность—связь;
- 3) аналог—связь.

3.35. ВЫБОР. К типу задач «обучение без учителя» относят задачи

- 1) классификации;
- 2) регрессии;
- 3) кластеризации.

3.36. ВЫБОР. Укажите правильные утверждения . . .

- 1) задача классификации является частным случаем задачи поиска ассоциативных правил;
- 2) задача сиквенциального анализа является разновидностью задачи поиска ассоциативных правил;
- 3) задача поиска ассоциативных правил является разновидностью задачи сиквенциального анализа.

3.37. ВЫБОР. Укажите правильное утверждение:

- 1) в задачах кластеризации для проведения анализа требуется иметь выделенную зависимую переменную;
- 2) в задачах классификации для проведения анализа не требуется иметь выделенную зависимую переменную;
- 3) в задачах классификации для проведения анализа требуется иметь выделенную зависимую переменную.

3.38. ВЫБОР. Укажите правильное утверждение . . .

- 1) концепция хранилища данных это концепция анализа данных;
- 2) концепция хранилища данных это концепция подготовки данных для анализа;
- 3) концепция хранилища данных предопределяет архитектуру аналитической системы.

3.39. ВЫБОР. Рассмотрение проблемы в контексте вызвавших ее факторов –

- 1) решение проблемной ситуации;
- 2) анализ проблемной ситуации;
- 3) обзор проблемной ситуации.

3.40. ВЫБОР. Граф, состоящий из действующих лиц, множества пользовательских наборов, интерфейсов и взаимосвязей между этими элементами – диаграмма ...

- 1) действующих лиц;
- 2) пользовательских наборов;
- 3) интерфейсов.

3.43. ВЫБОР. Знание вероятности появления события из некоторого класса и вероятности того, что объекты класса имеют определенные описания, предполагает ... классификация.

- 1) байесовская;
- 2) беевая;
- 3) логарифмическая.

3.42. ВЫБОР. Отросток, по которому нейрон получает возбуждение, называется...

- 1) дендрон;
- 2) дендрит;
- 3) позитрон.

3.43. ВЫБОР. Обучаемая система, моделирующая восприятие и распознавание образов — это ...

- 1) нейронная сеть;
- 2) файрвол;
- 3) персептрон;
- 4) компаратор.

3.44. ВЫБОР. В литературе по распознаванию вместо понятия «кластер» может быть использовано понятие:

- 1) класс;
- 2) таксон;
- 3) кварк;
- 4) сегмент.

3.45. ВЫБОР. Задача кластерного анализа может именоваться:

- 1) автоматическая классификация;
- 2) квалиметрия;
- 3) самообучение;
- 4) таксономия.

3.46. ВЫБОР. Состояние объекта в задаче кластеризации может быть описано:

- 1) таблицей истинности;
- 2) вектором дескрипторов;
- 3) набором признаков;
- 4) набором решений.

3.47. СООТВ. Верные соответствия сущности методов и их названий:

С1 дает возможность классифицировать рукописные знаки, написанные с некоторыми различиями;

С2 в нем буквы алфавита можно рассматривать как плоские графы, а их различное написание – как гомеоморфные преобразования этих графов;

С3 основывается на теореме, которая гласит, что если дана некоторая выборка из языка, порожденного контекстно–свободной грамматикой, то любая достаточно длинная цепочка состоит из ядра, окруженного двумя повторяющимися цепочками, из которых только одна может быть пустой, а также головной и хвостовой цепочками, которые обе могут быть пустыми;

О1 Соломонова;

О2 Квазитопологический;

О3 Зондов.

3.48. СООТВ. Верные соответствия сущности и названия видов анализа

С1 Обработка текста, дающая информацию о морфологических характеристиках каждого слова текста;

С2 Проверка выражения на вхождение его в совокупность построенных выражений;

С3 Ведение протокола с экспертом при приобретении знаний, в котором фиксируется весь диалог;

О1 протокольный;

О2 синтаксический;

О3 морфологический.

3.49. ПОСЛЕД. Найти правильную последовательность этапов анализа предложения на естественном языке.

П1 Синтаксический анализ предложения;

П2 Семантическая интерпретация;

П3 Морфологический анализ;

П4 Анализ текста и дедуктивный вывод.

3.50. ПОСЛЕД. Найти правильную последовательность этапов проектирования экспертных систем:

П1 Этап идентификации;

П2 Этап тестирования;

П3 Этап выполнения;

П4 Этап формализации;

П5 Этап концептуализации;

П6 Этап опытной эксплуатации.

3.53. ПОСЛЕД. Найти правильную последовательность основных этапов работы аналитика по формированию поля знаний экспертной системы:

П1 Четкое определение задач проектируемой ЭС, определение входа/выхода; режима работ и др.;

П2 Выбор и подготовка экспертов;

П3 «Накачка» поля знаний;

П4 «Подкачка» поля знания. Обсуждение с экспертом прототипа поля знаний;

П5 Формализация концептуальной модели;

П6 Попытка аналитика создать прототип поля знаний;

П7 Построение поля знаний второго приближения.

3.52. ПОСЛЕД. Найти правильную последовательность этапов проектирования производственных ИСТ :

П1 Описание проблемной области;

П2 Определение группы проектировщиков и соответствующих заданий;

П3 Интеграция системы: обеспечение совместимости и взаимодействия системы с уже действующими;

П4 Поддержка системы: обеспечение непрерывной поддержки системы;

П5 Документация: подготовка полной документации системы;

П6 Разработка прототипа системы: развитие системного прототипа тестирование;

П7 Развитие полной системы: расширение базы знаний прототипа;

П8 Верификация системы: вовлечение в процесс проверки экспертов и потенциальных пользователей: обеспечение функционирования системы.

ПРИЛОЖЕНИЕ А

Методические указания к лабораторным работам

Содержание каждого отчета включает

Тема лабораторных занятий.

Индивидуальное задание.

Результаты выполнения пунктов индивидуального задания.

ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА №1

Представление изображений в n -мерном векторном пространстве

Цель: Приобретение и закрепление знаний, получение практических навыков работы с простейшими алгоритмами распознавания на основе представления изображений в виде точек в n -мерном векторном пространстве.

Краткие сведения из теории

См. пп. 1.2, 1.3

Индивидуальные задания

1.1 Разработайте алгоритм и программу, моделирующую распознавание различных объектов в n -мерном векторном пространстве с помощью расстояний.

1.2 Задайтесь размерностью n -мерного векторного пространства и числом P эталонных объектов образов (n и P должны быть не менее 5). Задайтесь несколькими объектами и определите их принадлежность к тому или иному образу.

1.3 Предложите не менее трех своих примеров распознавания с помощью расстояния по Кендалу. По крайней мере в одном из примеров расстояние по Кендалу должно принимать минимальное значение, а в другом - максимальное.

1.4 Предложите несколько примеров распознавания с помощью расстояния по Чебышеву. В одном из примеров расстояние по Чебышеву должно принимать значение, равное Вашему номеру по списку в журнале группы.

1.5 Предложите пример распознавания, в котором величины расстояний по Чебышеву и Кендалу будут равны.

Пример работы программы:

1й класс						2й класс					
ЭТАЛОНЫ						ЭТАЛОНЫ					
№ признака	1	2	3	4	5	№ признака	1	2	3	4	5
1	0.95	0.80	0.90	0.70	1.00	1	0.21	0.25	0.17	0.23	0.30
2	0.54	0.68	0.47	0.75	0.80	2	0.24	0.28	0.20	0.26	0.30
3	0.80	0.40	0.90	0.30	0.50	3	0.80	0.70	0.74	0.76	0.78
4	0.65	0.90	0.80	0.60	0.70	4	0.40	0.30	0.10	0.20	0.25
5	0.81	0.51	0.91	0.71	1.00	5	0.42	0.39	0.50	0.36	0.30
6	0.42	0.56	0.14	0.70	1.00	6	0.16	0.15	0.16	0.17	0.16
7	1.00	0.56	0.78	0.67	0.34	7	0.35	0.29	0.33	0.31	0.25
8	0.60	0.81	1.00	0.74	0.88	8	0.26	0.38	0.50	0.34	0.42
9	0.64	0.51	0.77	0.25	1.00	9	0.19	0.17	0.21	0.13	0.25
10	0.50	0.63	1.00	0.24	0.76	10	0.40	0.48	0.70	0.24	0.56
11	0.51	1.00	0.25	0.77	0.64	11	0.02	0.04	0.01	0.03	0.03

Результаты вычислений $L(S_i, X_j)$

(2) 3.46904886099922
 (4) 22.75
 (5) 1.20343
 (7) 2.275
 (8) 23.8357419410071
 (10) 0.96

$$L(S_i, X_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^n (s_{ik} - x_{jk})^2}; \quad 2 \quad L(S_i, X_j) = \sum_{k=1}^n \eta_k |s_{ik} - x_{jk}| \quad 7$$

$$L(S_i, X_j) = \sum_{k=1}^n |s_{ik} - x_{jk}| \quad 4 \quad L(S_i, X_j) = \sum_{k=1}^n \frac{|s_{ik} - x_{jk}|}{|s_{ik} + x_{jk}|} \quad 8$$

$$L(S_i, X_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^n \eta_k (s_{ik} - x_{jk})^2}, \quad 5 \quad L(F(x_i), G(x_j)) = \max_i |F(x_i) - G(x_j)|. \quad 10$$

ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА №2

Исследование геометрических мер близости распознаваемых объектов

Цель: практическое освоение методов компьютерной реализации геометрических мер близости, применяемых для принятия решений в детерминированных системах распознавания.

Задачи

1. Разработка алгоритма принятия решения в детерминированной системе распознавания на основе использования известных геометрических мер близости.
2. Программная реализация разработанного алгоритма.
3. Ввод заданных описаний 3-х классов на языке 11-и предложенных признаков распознавания (таблицы 1-3 - варианты заданий).
4. Отладка программы.
5. Выполнение контрольных распознаваний неизвестных объектов по векторам их признаков (таблица 4).
6. Сравнение принятых решений об отнесении неизвестных объектов к заданным классам по различным мерам близости.

Требования к выполнению задач.

1. Число классов распознавания - 5-10.
2. Размерность вектора признаков - до 20.
3. Число эталонов описания классов - 5-10.
5. Программно должно быть предусмотрено использование для принятия решения всех введенных эталонов описания классов и их усредненных описаний.
6. Лабораторная работа должна быть оформлена в соответствии с установленным порядком.

Методические указания

1. В качестве геометрических мер близости при детерминированном описании распознаваемых объектов и классов использовать
 - а) Евклидово расстояние между объектами, описанными на языке признаков

2. Решение о принадлежности объекта, представленного вектором X_w , к одному из классов принимается согласно правилам принятия решений в детерминированных системах.

Примечание: Описание классов к эталонами может быть преобразовано к описанию одним эталоном.

Таблицы. Исходные данные

ТАБЛИЦА 1 - 1й класс

ЭТАЛОНЫ					
№ признака	1	2	3	4	5
1	0.95	0.80	0.90	0.70	1.00
2	0.54	0.68	0.47	0.75	0.80
3	0.80	0.40	0.90	0.30	0.50
4	0.65	0.90	0.80	0.60	0.70
5	0.81	0.51	0.91	0.71	1.00
6	0.42	0.56	0.14	0.70	1.00
7	1.00	0.56	0.78	0.67	0.34
8	0.60	0.81	1.00	0.74	0.88
9	0.64	0.51	0.77	0.25	1.00
10	0.50	0.63	1.00	0.24	0.76
11	0.51	1.00	0.25	0.77	0.64

ТАБЛИЦА 2 - 2й класс

ЭТАЛОНЫ					
№ признака	1	2	3	4	5
1	0.21	0.25	0.17	0.23	0.30
2	0.24	0.28	0.20	0.26	0.30
3	0.80	0.70	0.74	0.76	0.78
4	0.40	0.30	0.10	0.20	0.25
5	0.42	0.39	0.50	0.36	0.30
6	0.16	0.15	0.16	0.17	0.16
7	0.35	0.29	0.33	0.31	0.25
8	0.26	0.38	0.50	0.34	0.42
9	0.19	0.17	0.21	0.13	0.25
10	0.40	0.48	0.70	0.24	0.56
11	0.02	0.04	0.01	0.03	0.03

ТАБЛИЦА 3 - 3й класс

ЭТАЛОНЫ					
№ признака	1	2	3	4	5
1	0.21	0.25	0.17	0.23	0.30
2	0.60	0.80	0.40	0.70	1.00
3	1.00	0.80	0.84	0.86	0.88
4	1.00	0.90	0.70	0.80	0.85
5	0.15	0.12	0.21	0.09	0.03
6	0.08	0.06	0.10	0.14	0.09
7	0.25	0.20	0.22	0.21	0.18
8	0.25	0.34	0.44	0.31	0.37
9	0.19	0.17	0.21	0.13	0.25
10	0.49	0.57	0.83	0.33	0.65
11	0.04	0.06	0.03	0.05	0.05

ТАБЛИЦА 4 - Объекты для классификации

Признаки по объектам						
№ признака	1	2	3	4	5	6
1	0.85	0.75	0.19	0.27	0.19	0.27
2	0.40	0.61	0.22	0.30	0.50	0.90
3	0.60	0.70	0.72	0.80	0.82	1.00
4	0.85	0.75	0.15	0.35	0.75	0.95
5	0.61	0.41	0.33	0.45	0.06	0.18
6	0.28	0.84	0.15	0.17	0.07	0.11
7	0.45	0.89	0.27	0.35	0.19	0.23
8	0.67	0.95	0.30	0.46	0.28	0.40
9	0.38	0.90	0.15	0.23	0.15	0.23
10	0.37	0.89	0.32	0.64	0.41	0.73
11	0.38	0.90	0.02	0.04	0.04	0.06

ИССЛЕДОВАНИЕ МЕР БЛИЗОСТИ ОБРАЗОВ

0,53	0,76	0,34	0,41	0,2
0,23	0,67	0,2	0,87	0,79
0,89	0,15	0,98	0,66	0,08
0,19	0,92	0,37	0,46	0,15
0,76	0,85	0	0,29	0,03

1
5
2
4
3

0,36	0,68	0,89	0,01	0,5
0,72	0,49	0,58	0,48	0,69
0,92	0,48	0,64	0,18	0,33
0,52	0,94	0,32	0,28	0,68
0,11	0,39	0,74	0,54	0,6

1
5
2
4
3

0,04	0,79	0,99	0,95	0,01
0,89	0,1	0,41	0,04	0,85
0,74	0,57	0,06	0,8	0,87
0,25	0,61	0,94	0,42	0,62
0,28	0,19	0,01	0,47	0,8

1
5
2
4
3

Эталон:

0,81	0,14	0,69	0,79	0,28
0,99	0,25	0,97	0,54	0,66
0,65	0,56	0,15	0,63	0,35
0,94	0,73	0,21	0,52	0,73
0,89	0,95	0,52	0,67	0,17

заполнить

вычислить

ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА №3

Распознавание объекта с качественными характеристиками

Цель: приобретение и закрепление знаний, и получение практических навыков работы с простейшими алгоритмами распознавания объектов с качественными характеристиками.

Краткие теоретические сведения

Смотри п/п.3.2

Индивидуальные задания

1. Разработать алгоритм и программу, моделирующую распознавание различных объектов с качественными характеристиками с помощью функций сходства $S_1 - S_7$.

2. Задайтесь числом n качественных характеристик объектов и числом m эталонных изображений образов (n и m должны быть не менее 4). Задайтесь несколькими объектами и с помощью функций сходства $S_1 - S_7$ определите их принадлежность к тому или иному образу.

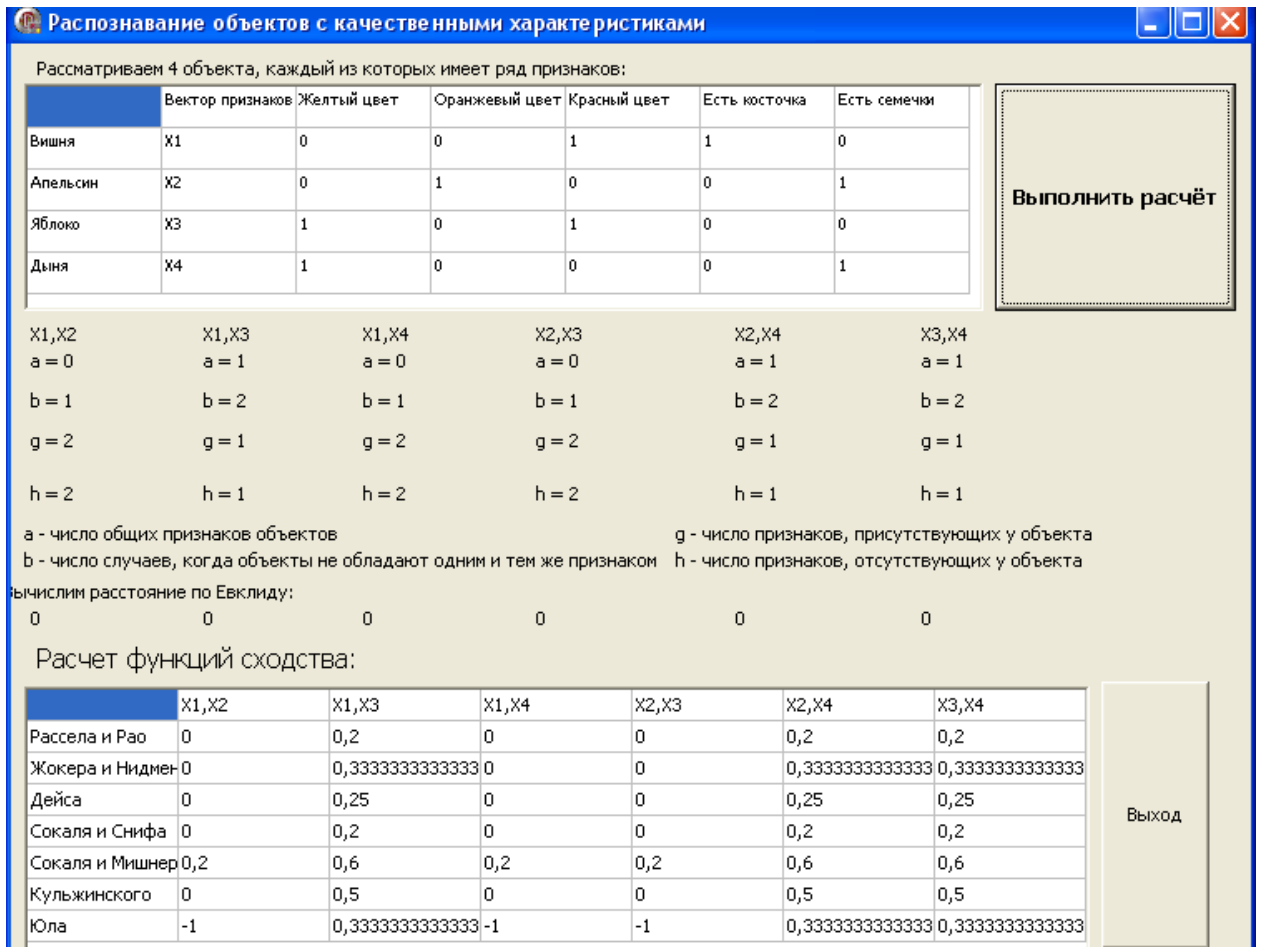
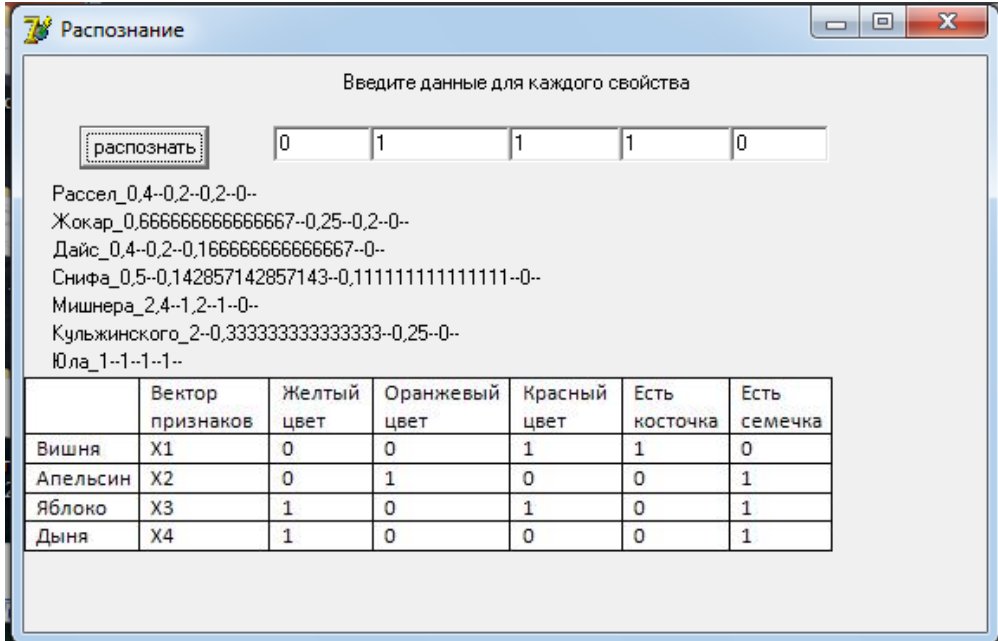
3. Предложите свою уникальную функцию сходства для объектов с качественными характеристиками и покажите ее работоспособность на примерах.

4. Предложите для одной из функций сходства $S_1 - S_7$ примеры распознавания, в одном из которых функция сходства должна принимать минимальное значение, а в другом - максимальное.

5. Предложите несколько примеров распознавания с помощью расстояния Хемминга. В одном из примеров расстояние по Хеммингу должно принимать значение, равное Вашему номеру по списку в журнале группы.

6. Предложите пример распознавания, в котором величина расстояния по Хеммингу будет равна величине одной из функций сходства $S_1 - S_7$.

Пример результата исследований



ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА №4

Исследование методов кластерного анализа при интеллектуальной обработке данных в информационных системах

Цель: ознакомление с проблемой кластерного анализа при интеллектуальной обработке данных в информационных системах; изучение алгоритмов кластеризации, использующих построение минимального остовного дерева; приобретение навыков в программной реализации изученных алгоритмов в компьютерном проведении кластерного анализа.

Краткие теоретические сведения

Задание

В данной лабораторной работе предлагается программно реализовать один из алгоритмов кластерного анализа при помощи среды разработки Borland Delphi, а также, в соответствии с заданными вариантами предметной области, осуществить компьютерное проведение самого кластерного анализа.

В ходе работы необходимо выполнить следующее рабочее задание:

1. Изучить различные виды алгоритмов кластерного анализа, отличающиеся по алгоритмам построения минимального основного дерева.
2. Изучить заданный вариант предметной области кластеризации, представленный в таблице данных
3. Выполнить следующие этапы программной реализации алгоритма кластерного анализа:
 - составить алгоритм работы программы;
 - создать интерфейс программы, позволяющий реализовать кластерный анализ;
 - в соответствии с заданным вариантом предметной области программно реализовать один из алгоритмов кластерного анализа;
 - ввести исходные данные предметной области в программу;

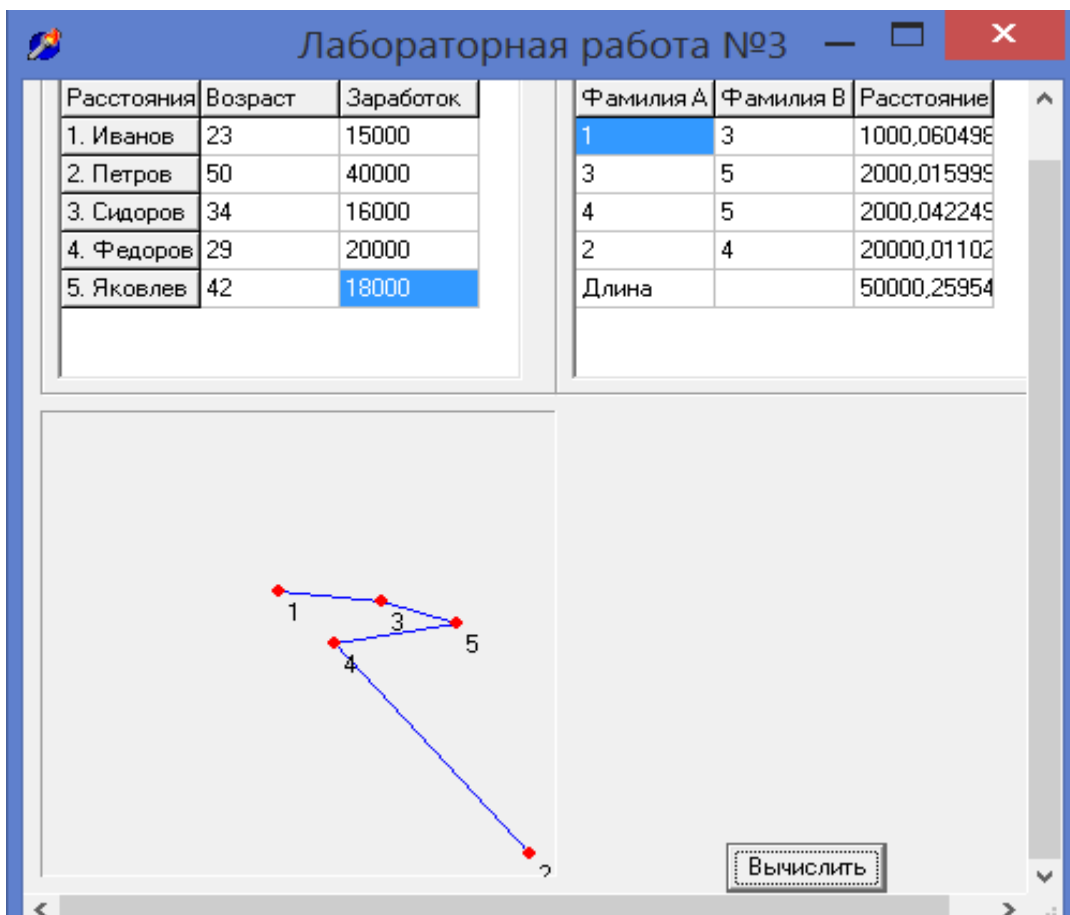
- получить результаты компьютерного проведения кластерного анализа при разных значениях исходных данных.

Варианты

Вариант 1. Кредитная информация

Признаки к варианту 5:

1. Возраст (лет);
2. Зарпботок (руб);
3. Кредитная история;
4. Семейное положение;
5. Образование (среднее, высшее, ученая степень).



ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА № 5

Разработка экспертной системы

Цель: Целью работы является изучение основных принципов построения и программирования базы фактов простейших экспертных систем

Краткие теоретические сведения

См. дополнительно п.2.

Задания, порядок выполнения работы и содержание отчета

При выполнении лабораторной работы используется программа **Mini Expert System** («Малая экспертная система» вер. 1.0), описание работы с которой приведено ниже.

Общее задание на лабораторную работу:

1) В соответствии с вариантом составить список вопросов, необходимых для получения определенного решения и список вариантов ответов. Списки оформить в виде текстового файла с расширением .DAT (см. примеры из программы Mini Expert System).

2) Отладить экспертную систему, проверить ее работоспособность на примерах.

Варианты индивидуальных заданий:

Вариант 1. Идентификация типа транспортного средства (велосипед, мотоцикл, мотороллер, телега, карета, автобус, грузовик, легковые: пикап, седан, хэтчбек, кабриолет...).

Вариант 2. Проведение летнего отдыха (дома, в саду, в пешем походе, в местном санатории, на Черном море, на Средиземном море, в круизе на теплоходе, на горном курорте, в африканских странах и т.д.).

Вариант 3. Выбор принтера (или к.-л. другой техники по выбору) для покупки (матричного, струйного, лазерного).

Вариант 4. Где поужинать вечером? (дома, у друзей, в столовой, в кафе, в ресторане, в клубе).

Вариант 5. Выбор телевизора для дома (диагональ, тип, цена, марка и т.д.).

Вариант 6. Покупка квартиры в г. Уфе (цена, площадь, престижность района, экологическая ситуация в районе, транспорт, тип дома и т.д.).

Вариант 7. Идентификация заглавных букв греческого алфавита.

Вариант 8. Идентификация садовых растений (огурцы, томаты, лук, яблоня, вишня, смородина, крыжовник и т.д.).

Подготовка базы знаний

Программа Mini Expert System представляет собой простую экспертную систему, использующую байесовскую систему логического вывода. Она предназначена для проведения консультации с пользователем в какой-либо прикладной области (на которую настроена загруженная база знаний) с целью определения вероятностей возможных исходов и использует для этого оценку правдоподобности некоторых предпосылок, получаемую от пользователя.

На первом этапе создания базы знаний необходимо сформулировать знания о рассматриваемой области в виде двух наборов: $Q = \{q_j\}$ – набор вопросов (симптомов, свидетельств) и $V = \{v_j\}$ – набор вариантов исхода (вариантов решения), а также двух матриц вероятностей: $P_y = \{p_{yij}\}$ и $P_n = \{p_{nij}\}$ размером $m \times n$, где p_{yij} – вероятность получения положительного ответа на j -й вопрос, если i -й исход верен, p_{nij} – вероятность получения отрицательного ответа на j -й вопрос, если i -й исход верен, n и m – количества вопросов и исходов соответственно. Кроме того, каждому исходу ставится в соответствие априорная вероятность данного исхода P , т.е. вероятность исхода в случае отсутствия дополнительной информации.

В процессе работы ЭС решатель, пользуясь данными наборами и матрицами и теоремой Байеса, определяет апостериорную вероятность каждого исхода, то

есть вероятность, скорректированную в соответствии с ответом пользователя на каждый вопрос:

$$P_{\text{апостер.}} = \frac{P_{y_{ij}} \cdot P_i}{P_{y_{ij}} \cdot P_i + P_{n_{ij}} \cdot (1 - P_i)}$$

То есть, вероятность осуществления некой гипотезы при наличии определенных подтверждающих свидетельств вычисляется на основе априорной вероятности этой гипотезы без подтверждающих свидетельств и вероятностей осуществления свидетельств при условиях, что гипотеза верна или неверна.

Исходная информация оформляется в виде текстового файла с расширением .DAT со следующей структурой:

Описание базы знаний, имя автора, комментарий и т.д.

(можно в несколько строк; эта информация выводится после загрузки базы знаний; данная секция заканчивается после первой пустой строки)

Вопрос № 0 (любой текст, заканчивающийся переносом строки)

Вопрос № 1

Вопрос № 2

...

Вопрос № N (после последнего вопроса следует одна пустая строка, и вторая секция заканчивается)

Исход № 0, P [, i, P_y, P_n]

Исход № 1, P [, i, P_y, P_n]

Исход № 2, P [, i, P_y, P_n]

...

Исход № M, P [, i, P_y, P_n]

В последней секции перечисляются исходы и соответствующие им элементы матриц вероятностей. Каждый исход задаётся в отдельной строке, перечисление заканчивается с концом файла.

В начале описания правила вывода задаётся исход, вероятность которого меняется в соответствии с данным правилом. Это текст, включающий любые символы, кроме запятых. После запятой указывается априорная вероятность данного исхода P . После этого через запятую идёт ряд повторяющихся полей из трёх элементов. Первый элемент i – номер соответствующего вопроса. Следующие два элемента $P_{y_{ij}}$ и $P_{n_{ij}}$ – соответственно вероятности получения ответа «Да» на этот вопрос, если возможный исход верен и неверен. Эти данные указываются для каждого вопроса, связанного с данным исходом.

Примечание: $P \leq 0.00001$ считается равной нулю, а $P \geq 0.99999$ – единице, поэтому не следует указывать такие значения – исход с подобной априорной вероятностью обрабатываться не будет.

Например:

Грипп, 0.01, 1,0.9,0.01, 2,1,0.01, 3,0,0.01

Здесь сказано: существует априорная вероятность $P = 0,01$ того, что любой наугад взятый человек болеет гриппом.

Первому вопросу ($i = 1$) соответствует запись «1,0.9,0.01». Отсюда следуют значения $P_{y_{i1}} = 0,9$ и $P_{n_{i1}} = 0,01$, которые означают, что если у пациента грипп, то он в девяти случаях из десяти ответит «Да» на этот вопрос, а если у него нет гриппа, он ответит «Да» лишь в одном случае из ста (т.е. данный симптом встречается довольно редко при других болезнях). Ответ «Да» подтверждает гипотезу о том, что у него грипп. Ответ «Нет» позволяет предположить, что человек гриппом не болеет.

Для второго вопроса имеем запись «2,1,0.01». То есть, если у человека грипп, то этот симптом обязательно должен присутствовать ($P_{y_{i2}} = 1$) и он обязательно ответит «Да». Соответствующий симптом может иметь место и при отсутствии гриппа ($P_{n_{i2}} = 0,01$), но это маловероятно.

Примечание: При большом количестве вопросов нет необходимости в каждой строке последней секции перечислять их все, тем более, если ответ на какой-либо вопрос не влияет на вероятность данного исхода.

Работа с программой Mini Expert System

Запускающим файлом программы является MiniES.exe. После запуска появляется диалоговое окно (см. рисунок 2), кнопки на котором выполняют функции: «Загрузить базу знаний» - загрузка заранее подготовленного .DAT-файла; «Начать консультацию» - запуск решателя, ответы на задаваемые вопросы вводятся в нижнее поле по шкале от -5 (однозначно нет) до 5 (однозначно да).

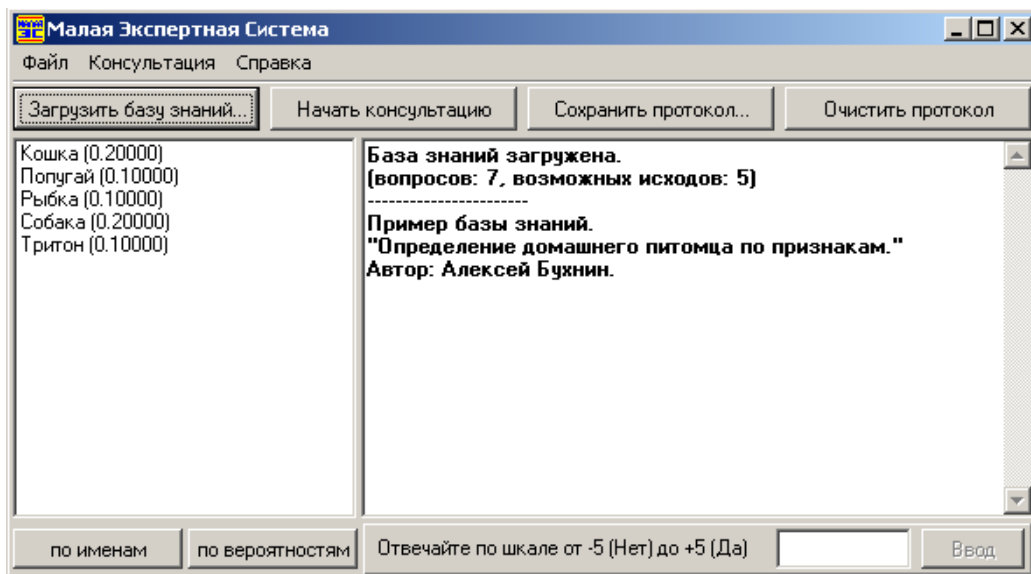


Рисунок 5.1 – Диалоговое окно программы Mini Expert System

Пример оформления базы фактов

Внимание! Все разделители: точки, запятые, пробелы и т.д. должны соблюдаться в вашей работе, т.к. они служат для управления программой.

Спортивная база фактов

Позволяет по популярности игроков оценить их вклад в результат матча.

Игроки СКА Ростов достойны играть в команде :

Вячеслав Ковнеристов?

Евгений Малов?

Артём Борисенко?

Павел Свириденко?

Михаил Сляднев?
 Максим Чернокозов?
 Павел Ивашенцев?
 Георгий Асланиди?
 Анатолий Бакланов?
 Иван Дранников?
 Станислав Лебединцев?
 Роман Порофиев?
 Георгий Смуров?
 Владимир Чечулин?
 Аль-Таравна Низар Абдель-Халик?
 Ян Ищенко?
 Михаил Маркосов?
 Денис Бобраков?

Персональные действия,0.02, 1,0.9,0.05, 2,0.8,0.02, 3,0.8,0.02, 5,0.6,0.01, 6,1,0.01, 7,0.2,0.01, 8,0.5,0.01, 15,0.8,0.01

Командные действия,0.01, 1,1,0.01, 2,1,0.01, 6,0.9,0.01, 10,0.7,0.1, 11,0.7,0.01, 12,0.6,0.01

Владение мячом,0.01, 14,0.08,0.01, 13,0.9,0.01, 15,0.8,0.01, 7,0.6,0.01

Удары по воротам,0.02, 3,1,0.01, 16,0.9,0.01, 8,0.5,0.01, 11,0.9,0.01

Нарушения правил,0.01, 3,0.9,0.01, 1,0.9,0.01, 6,0.5,0.01, 7,0.7,0.01, 8,1,0.01, 15,1,0.01, 17,0.8,0.01

Технические ошибки,0.01, 4,1,0.01, 8,0.6,0.01, 15,0.05,0.01, 16,0.17,0.01

Наступающие действия,0.00004, 4,1,0.01

Передачи мяча,0.006, 5,1,0.01, 8,1,0.01, 12,1,0.01, 15,1,0.01, 18,0.5,0.01

Агрессивность,0.005, 5,1,0.01, 12,0.9,0.01, 14,0.5,0.01

Результативность игры вратаря,0.02, 12,0.8,0.01

Диапазон игровых функций,0.01, 2,1,0.01, 5,0.001,0.01

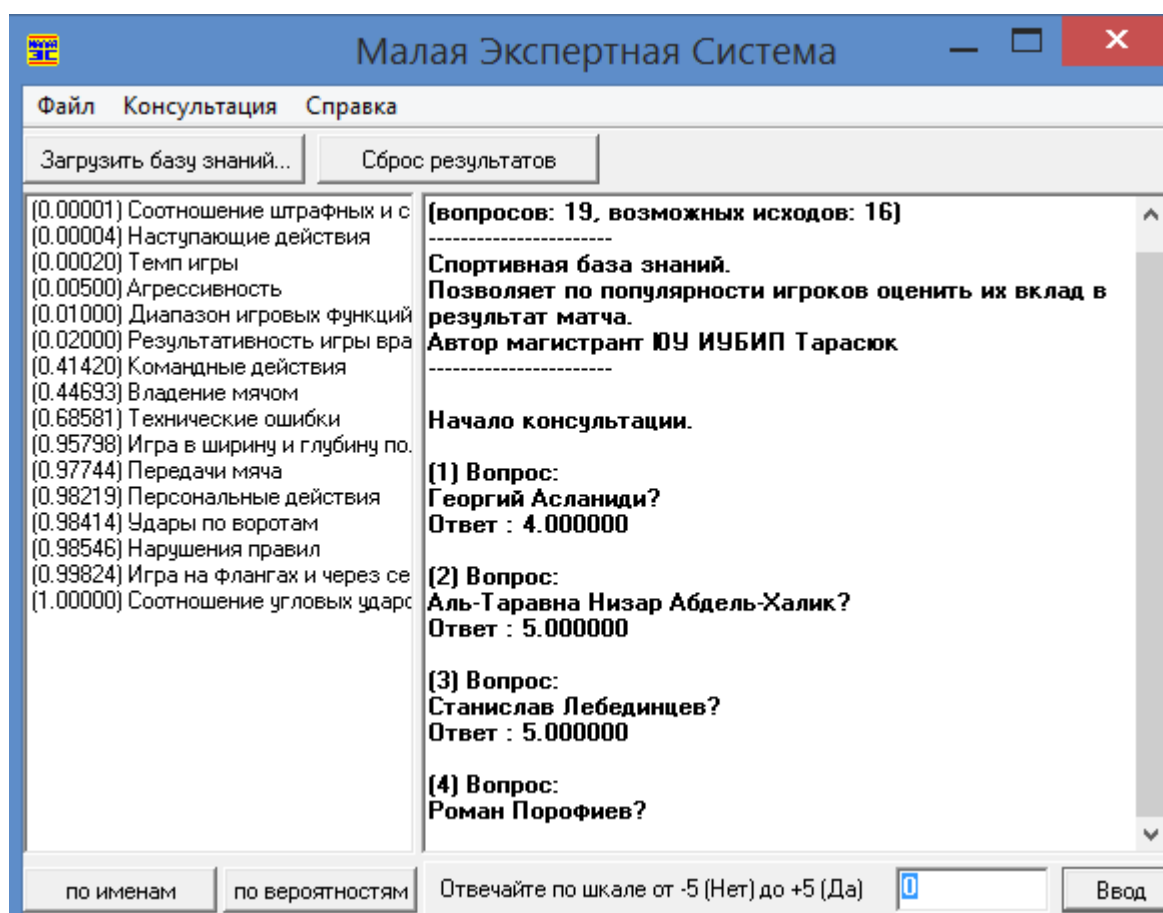
Игра в ширину и глубину поля,0.003, 8,1,0.01, 15,1,0.01, 17,0.8,0.01

Игра на флангах и через середину поля,0.001, 11,0.8,0.01, 12,0.8,0.01, 13,0.5,0.01, 5,0.8,0.01, 8,0.9,0.01, 15,1,0.01

Темп игры,0.0002, 10,0.8,0.01, 12,0.8,0.01, 16,0.8,0.01

Соотношение угловых ударов,0.000011, 11,1,0.0, 17,0.5,0.01, 5,1,0.01, 14,0.5,0.01

Соотношение штрафных и свободных,0.000011, 13,0.9,0.01, 18,0.5,0.01



ЗАКЛЮЧЕНИЕ

При изучении тем дисциплины «Интеллектуальные информационные системы», выполнения комплекса лабораторных работ студенты должны результаты своих исследований оформить в виде единого проекта, разработать макет нейронной сети в интересах объектов бизнес структур цифровой эпохи.

В результате реализации данного проекта должны быть получены теоретические знания о системах технического зрения, о нейронных сетях с обратным распространением ошибки и практические навыки в области определения требований заказчика, исследования предметной области сложных информационных систем.

Искусственные нейронные сети – интересное и прогрессивное направление, способное решать разнообразные задачи. Они способны к обучению и обобщению и, в конечном счете, должны служить важным подспорьем целенаправленной деятельности человека.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

- 1 Акперов И.Г., Крамаров С.О., Лукасевич В.И., Повх В.И., Храмов В.В., Радчевский А.Н. Способ формирования цифровой план-схемы объектов сельскохозяйственного назначения и система для его реализации // Патент на изобретение RUS 2612326 24.02.2015
- 2 Акперов И.Г., Крамаров С.О., Храмов В.В., Митясова О.Ю., Повх В.И. Способ идентификации протяженных объектов земной поверхности // Патент на изобретение RUS 2640331 11.12.2015
- 3 Алекперов, И.Д. Информационная безопасность и защита информации в цифровой экономике: элементы теории и тестовые задания / Алекперов И.Д. Горбачева А.А., Храмов В.В. – Ростов-на-Дону.: ЮУ (ИУБиП), 2019. -114 с.
- 4 Алекперов, И.Д. Разработка информационного ресурса выпускников «Школы развития личности и успеха ИУБиП» в интернет пространстве с использованием языков программирования PHP, MySQL. Ростов-на-Дону: Институт управления, бизнеса и права, 2013 г.
- 5 Алекперов, И.Д. Электронная коммерция (E-commerce). LAP LAMBERT Academic Publishing. ISBN 978-3-330-35282-7, URN: 101:1-201708141845, EAN: 9783330352827 2017 г. URL:<http://d-nb.info/Erscheinungsdatum>:
- 6 Алекперов, И.Д. Электронный бизнес-консалтинг как средство развития региональной электронной коммерции. Международный социально-экономический форум «Интеллектуальные ресурсы - региональному развитию». Ростов-на-Дону: Южный университет (ИУБиП), 2016 г.
- 7 Андрейчиков, А.В. Интеллектуальные информационные системы /А.В. Андрейчиков, О.Н. Андрейчикова.- М.: Прогресс , 2006.-423 с.
- 8 Асаи, К. Прикладные нечеткие системы./ К. Асаи, Д. Ватада, С. Иваи и др./ - М.: Мир, 1993. – 368с.

- 9 Вишнеvский, А.В. Microsoft SQL Server. Эффективная работа.- СПб.: Питер, 2009.- 541с.
- 10 Гвоздев Д.С., Храмов В.В. Алгоритм кодирования контура объекта по Фримену // Ученые записки Института управления, бизнеса и права. Серия: Информационные технологии и управление. 2012. № 1. С. 82-87.
- 11 Данченко Д.П., Храмов В.В., Царьков А.Н. Агрегирование нескольких источников нечеткой информации в эргатической системе/ // В сборнике: Проблемы обеспечения эффективности и устойчивости функционирования сложных технических систем Сборник трудов. 2003. С. 441-443.
- 12 Дедус Е.Ф., Храмов В.В. Система признаков распознавания контуров произвольной формы // В сборнике: Тематический научно-технический сборник Москва, 1988. С. 21-23.
- 13 Линденбаум М.Д., Лукасевич В.И., Храмов В.В. // В сборнике: Транспорт: наука, образование, производство Сборник научных трудов Международной научно-практической конференции. 2017. С. 120-124.
URL:<https://elibrary.ru/item.asp?id=32625134>
- 14 Луценко, Е.В. Интеллектуальные информационные системы: Учебное пособие. – Краснодар: КубГАУ. 2004. – 633 с.
- 15 Митясова О.Ю., Акперов И.Г., Крамаров С.О., Храмов В.В. Система анализа космических снимков (САКС) // Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RUS 2017615097 13.03.2017
- 16 Орловский, С.А. Проблемы принятия решений при нечеткой информации. – М.: Наука, 1981.- 208с.
- 17 Повх В.И., Лощинин А.А., Халтурин А.Г., Акперов И.Г., Крамаров С.О., Храмов В.В., Митясова О.Ю «Цифровая геоэкономическая система управления сельхозпроизводством (АИС «ХОЗЯИН»)// Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RUS 2018614994 09.01.2018
URL:<https://elibrary.ru/item.asp?id=35138020>

18 Рыбина, Г.В. Основы построения интеллектуальных систем. — М.: Финансы и статистика; ИНФРА-М, 2010. — 432 с.

19 Сердюченко П.Я., Храмов В.В. Принципы нечеткого агрегирования в управлении сложными системами / // В сборнике: Проблемы обеспечения эффективности и устойчивости функционирования сложных технических систем. Материалы XIX межведомственной научно-технической конференция. 2000. С.288-291.

20 Сотник, С. Л., Конспект лекций по курсу «Основы проектирования систем искусственного интеллекта». 1998. –187 с.

21 Терехов, С.А. Лекции по теории и приложениям искусственных нейронных сетей.,– Снежинск: ВНИИТФ: 2004. -200 с.

22 Храмов В.В. Интеллектуальные информационные системы: интеллектуальный анализ данных// учебное пособие / Ростов-на-Дону, 2012.-98с.
URL:<https://www.elibrary.ru/item.asp?id=32762296>

23 Храмов В.В. Интеллектуальные информационные системы: представление знаний в информационных системах // учебное пособие / Ростов-на-Дону, 2011.-80 с. URL:<https://elibrary.ru/item.asp?id=32762297>

24 Храмов В.В. Интеллектуальные информационные системы: тестовые задания по дисциплине/ Ростов-на-Дону, 2012.-108с.
URL:[URL:https://www.elibrary.ru/item.asp?id=32726872](https://www.elibrary.ru/item.asp?id=32726872)

25 Храмов В.В. Мажоритарное комплексирование нескольких источников нечеткой информации.// В сборнике: Тематический научно-технический сборник Москва, 1988. С. 59-61.

26 Храмов В.В. Методология представления территорий при целевом зондировании Земли из космоса // Интеллектуальные ресурсы - региональному развитию. 2016. № 2. С. 142-149.

27 Храмов В.В. Методы и модели обнаружения в распознавании протяженных объектов на земной поверхности // В сборнике: Системные проблемы надежности, качества, компьютерного моделирования, кибернетических, информационных и телекоммуникационных технологий в инновационных проектах (Инноватика-2013) Труды Международной конференции и Российской научной школы. 2013. С. 154-158.

28 Храмов В.В. Многомерный контурный анализ в обработке космических снимков протяженных объектов земной поверхности // В сборнике: Транспорт: наука, образование, производство труды международной научно-практической конференции. 2016. С. 244-248.

29 Храмов В.В. О способах контурного кодирования моделей информационных объектов // Ученые записки Института управления, бизнеса и права. Серия: Информационные технологии и управление. 2012. № 1. С. 76-81.

30 Храмов В.В. Особенности интегральной модели комплексного следа информационного объекта в условиях интеллатентности // В сборнике: Спектральные методы обработки информации в научных исследованиях Доклады I Всероссийской конференции (Спектр-2000). Российский фонд фундаментальных исследований, Институт математических проблем биологии РАН. 2000. С. 138-140.

31 Храмов В.В. Особенности мажоритарной обработки нечеткой информации // В сборнике: Спектральные методы обработки информации в научных исследованиях Доклады I Всероссийской конференции (Спектр-2000). РФФИ, ИМПБ РАН. 2000. С. 136-138.

32 Храмов В.В. Принцип интеллатентности и его использование в задачах распознавания/. // В Сборнике: Тематический научно-технический сборник Пущино, 1994. С. 62-66.

33 Храмов В.В., Гвоздев Д.С. Предварительная обработка контуров исследуемых изображений на растровых носителях // Ученые записки Института

управления, бизнеса и права. Серия: Информационные технологии и управление. 2012. № 1. С. 88-92.

34 Храмов В.В., Гвоздев Д.С., Носач Д.С. Подготовка графического изображения к процессу его распознавания // Ученые записки Института управления, бизнеса и права. Серия: Информационные технологии и управление. 2012. № 1. С. 93-96.

35 Храмов В.В., Губарев О.К. Определение параметров процесса по последовательности изображений // В сборнике: Спектральные методы обработки информации в научных исследованиях Доклады I Всероссийской конференции (Спектр-2000). Российский фонд фундаментальных исследований, Институт математических проблем биологии РАН. 2000. С. 273-276.

36 Храмов В.В., Ковтун М.В., Смолина О.Г. Сравнительный анализ операторов сегментирования мультиспектральных данных дистанционного зондирования земли // В сборнике: Труды Международной научно-практической конференции «Транспорт-2014» в 4-х частях. 2014. С. 130-132. URL:<https://elibrary.ru/item.asp?id=23522023>

37 Храмов В.В., Крамаров С.О., Митясова О.Ю. Методология идентификации состояния и развития инфраструктуры южного региона средствами космического мониторинга.// В сборнике: Транспорт: наука, образование, производство труды международной научно-практической конференции. 2016. С. 154-158.

38 Чернышев Ю.О., Храмов В.В. Особенности агрегирования качественных признаков опорных ориентиров в системах технического зрения // Известия ТРТУ. 2001. 3 (21). С. 55.

ОТВЕТЫ НА ТЕСТОВЫЕ ЗАДАНИЯ

Тест 1 Основные понятия теории интеллектуальных систем и технологий

1.1. эвристика. 1.2. мышление. 1.3. знание. 1.4. знаний. 1.5. измерение. 1.6. многомерной. 1.7. иерархической. 1.8. мерами. 1.9. статической. 1.10. непрерывными. 1.11. детерминированная. 1.12. динамической. 1.13. алфавит. 1.14. семантика. 1.15. решателя. 1.16. истинности. 1.17. синтаксис. 1.18. общезначимыми. 1.19. выполняемая. 1.20. знания. 1.21. фреймы. 1.22. слоты. 1.23. невыполнимой. 1.24. исчисление. 1.25. конституентная. 1.26. статической. 1.27. цель. 1.28. конъюнкции. 1.29. конъюнкции. 1.30. процесс. 1.31. дизъюнкции. 1.32. истинность. 1.33. представлением. 1.34. связность. 1.35. Эпистемологически. 1.36. Эвристически. 1.37. Эвристически. 1.38. терм. 1.39. индукция. 1.40. дедукция. 1.43. тавтология. 1.42. факты. 1.43. аксиома. 1.44. интенциональные. 1.45. экстенциональные. 1.46. правила. 1.47. литералами. 1.48. предикат. 1.49. атом. 1.50. Элементарные. 1.51. квантор. 1.52. Бихевиоризм. 1.53. Валидация. 1.54. Обратный. 1.55. герменевтика. 1.56. Грамматика. 1.57. Логика. 1.58. Вероятностная. 1.59. индуктивная. 1.60. поненс. 1.61. толленс. 1.62. каузальное. 1.63. релевантности. 1.64. пространство. 1.65. Суждение. 1.66. Самообучение. 1.67. Аксиома. 1.68. семантики. 1.69. Гипотеза. 1.70. Грамматика. 1.71. исключенного. 1.72. Импликация. 1.73. Индукция. 1.74. Конкатенация. 1.75. логика. 1.76. каузальной. 1.77. Эпистемологическая. 1.78. правдоподобия. 1.79. Модель. 1.80. модель. 1.81. Ассоциативная. 1.82. Связанной. 1.83. Пиктограмма. 1.84. Синтаксическое. 1.85. Пресуппозиция. 1.86. целей. 1.87. Лингвистический. 1.88. Символьный. 1.89. гиперкуба. 1.90. не изменилась. 1.91. одна. 1.92. изменилась. 1.93. знаний. 1.94. общезначимость. 1.95. информации. 1.96. слоты. 1.97. рассуждений. 1.98. представление. 1.99. оптимизацию. 1.100. вершин.

Тест 2 Экспертные системы

2.1. эксперт. 2.2. экспертным. 2.3. основой. 2.4. нормальное. 2.5. аномальное. 2.6. ядро. 2.7. репертуарная. 2.8. протокольный. 2.9. Идентификация. 2.10. Извлечение. 2.13. Многозначной. 2.12. динамическая. 2.13. неопределенность.

2.14. лингвистическая. **2.15.** Лингвистический. **2.16.** экспертная. **2.17.** принадлежности. **2.18.** Атрибут. **2.19.** вывод. **2.20.** Денотат. **2.23.** Десигнат. **2.22.** целей. **2.23.** Когнитивный. **2.24.** Идентификация. **2.25.** Идентификация. **2.26.** Извлечение. **2.27.** знаний. **2.28.** Неопределенность. **2.29.** Лингвистическая. **2.30.** Образ. **2.33.** Лингвистическая. **2.32.** решетка. **2.33.** программ. **2.34.** предметной. **2.35.** переменная. **2.36.** экспертные. **2.37.** представление. **2.38.** классификации проблем по категориям. **2.39.** поиска на основе стоимости дуг. **2.40.** нечеткая логика; нечеткая математика; недоопределенные данные. **2.43.** метазнания; метаинтеллект. **2.42.** механизм объяснения; модели аргументации и рассуждения; порождение объяснений. **2.43.** многомерной организации данных в хранилищах данных; организации естественного языкового интерфейса на ограниченном фрагменте языка; реализации сценариев «что если». **2.44.** прогнозирование решения; оценка решения. **2.45.** определяется необходимость распределения данных; производится физическое проектирование данных; определяются способы увеличения производительности; определяются требования к аппаратным ресурсам. **2.46.** обследование и получение формализованных знаний о предметной области; декомпозиция проекта на составные части и интеграция составных частей; прототипирование и разработка приложений; проектирование моделей приложений. **2.47.** условие инвариантности — это отдельное логическое утверждение, которое, быть постоянным при выполнении операции; выражение уверенности устанавливает предварительное условие, которое должно оставаться истинным в течение выполнения операции, к которой это относится. **2.48.** языковую подсистему; информационную подсистему; подсистему управления знаниями; подсистему обработки и решения задач. **2.49.** подсистему управления финансами; подсистему моделей. **2.50.** экспертиза; эксперты; проведение экспертизы; база данных. **2.53.** экспертные системы — это сложные программы, которые манипулируют знаниями в целях получения эффективного решения в узкой предметной области; экспертиза — это специфическое знание необходимое для решения задачи, извлеченное из обучения, чтения и опыта. **2.52.** выявление и формулировка проблемы и задачи; решение задачи быстро и надлежащим

образом; реструктуризация знаний; объяснение решения и обучение из опыта. **2.53.** объяснение решения и обучение из опыта; передача знаний пользователю; представление знаний; вывод знаний; извлечение знаний. **2.54.** накопление и организация знаний; применение для решения проблем высококачественного опыта квалифицированных экспертов; неспособность объяснить каким образом получено решение. **2.55.** базу знаний; рабочая область; подсистему верификации знаний. **2.56.** база знаний содержит знания, необходимые для понимания, формулирования и решения задач; механизм вывода является управляющей структурой или интерпретатором правил; экспертные системы наиболее часто используются как советчики, в качестве. **2.57.** мониторинг в реальном масштабе времени; обнаружение неисправностей; диагностика; оперативное планирование. **2.58.** обеспечивать хранение и анализ изменяющихся данных; запускать механизм логического вывода решений по устранению критических ситуаций; обеспечивать настройку системы на решение задачи. **2.59.** доступ к данным; концепция рассуждений; вычислительная эффективность. **2.60.** о предметной области ; экспертные. **2.63.** экспертные; эвристические. **2.62.** о предметной области ; декларативные. **2.63.** инженерия знаний; экспертные системы. **2.64.** C1–O2; C2–O1; C3 – O3.

Тест 3 Распознавание образов

3.1. оценочной. **3.2.** Обучающая. **3.3.** Кластеризация. **3.4.** нечеткой. **3.5.** Образ. **3.6.** перцептрон. **3.7.** ящик. **3.8.** Метрическая. **3.9.** сцен. **3.10.** Восприятие. **3.13.** выборка. **3.12.** расстояние. **3.13.** Черный . **3.14.** шкала. **3.15.** дереве . **3.16.** диссонанс. **3.17.** Инженерия. **3.18.** информационных. **3.19.** поиска в ширину. **3.20.** поиска на основе стоимости дуг. **3.23.** поиск в ширину. **3.22.** поиск в глубину. **3.23.** поиска ассоциативных правил. **3.24.** кластеризации. **3.25.** агентами. **3.26.** слабоструктурированные. **3.27.** неструктурированные. **3.28.** рекламации. **3.29.** семантическая. **3.30.** производственные. **3.33.** инвариантности. **3.32.** уверенности. **3.33.** атрибутами. **3.34.** сущность—связь. **3.35.** кластеризации. **3.36.** задача сиквенциального анализа является разновидностью задачи поиска

ассоциативных правил. **3.37.** в задачах классификации для проведения анализа требуется иметь выделенную зависимую переменную. **3.38.** концепция хранилища данных это концепция анализа данных. **3.39.** анализ проблемной ситуации . **3.40.** интерфейсов. **3.43.** байесовская. **3.42.** дендрит. **3.43.** нейронная сеть; персептрон. **3.44.** класс; таксон; сегмент. **3.45.** автоматическая классификация; самообучение; таксономия. **3.46.** вектором дескрипторов; набором признаков. **3.47.** С1 – О3; С2 – О2; С3 – О3. **3.48.** С1 – О3; С2 – О2; С3 – О3. **3.49.** П1, П3, П2, П4. **3.50.** П1, П5, П4, П3, П2, П6. **3.53.** П1, П2, П6, П3, П4, П5, П7. **3.52.** П1, П2, П6, П3, П4, П5, П7, П8.

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	3
1 ОСНОВНЫЕ ПОНЯТИЯ ТЕОРИИ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМ И ТЕХНОЛОГИЙ.....	5
1.1 Модели представления знаний. Неформальные (семантические) модели ...	12
1.2 Представление образов объектов в векторной форме	26
1.3 Средства кластеризации исходных данных	27
2 ЭКСПЕРТНЫЕ СИСТЕМЫ	36
2.1 Этапы создания экспертных систем	41
2.2 Прототипы и жизненный цикл экспертной системы	41
2.3 Распознавание и идентификация.....	52
3 РАСПОЗНАВАНИЕ ОБРАЗОВ	57
3.1 Распознавание по расстояниям в n-мерном пространстве признаков.....	57
3.2 Распознавание в пространстве качественных признаков	58
3.3 Распознавание по расстояниям в n-мерном пространстве	61
4 ИСКУССТВЕННЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ.....	65
4.1 Общие характеристики нейросетей	65
4.2 Принцип коннекционизма.....	69
4.3 Нелинейность активационной функции	69
4.4 Локальность и параллелизм вычислений	70
ПРИЛОЖЕНИЕ А	84
ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА №1.....	85
ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА №2.....	87
ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА №3.....	91
ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА №4.....	93
ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА № 5.....	95
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	102
БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК.....	103
ОТВЕТЫ НА ТЕСТОВЫЕ ЗАДАНИЯ	108

Учебное издание

Акперов Гурру Имран оглы
Алекперов Ильгар Джаби оглы
Храмов Владимир Викторович

**ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ ИНФОРМАЦИОННЫЕ СИСТЕМЫ В ЭПОХУ
ЦИФРОВОЙ ЭКОНОМИКИ**

Подписано в печать 25.01.20. Формат 60×84/16.

Бумага газетная. Ризография. Усл. печ. л. 6,04.

Тираж экз. 100 Изд. № 105. Заказ

Редакционно-издательский центр ЮУ (ИУБиП).

Адрес университета:

344038, Ростов-на-Дону, пр. М. Нагибина 33А/47