

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ
УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ

«ЮЖНЫЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»

Институт компьютерных технологий и информационной безопасности

С.И. РОДЗИН



СИСТЕМЫ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА



УЧЕБНОЕ ПОСОБИЕ

ТАГАНРОГ 2015-16

Рецензенты:

*Профессор Ростовского государственного университета путей
сообщения, доктор технических наук **Ковалев С.М.***

*Зав.кафедрой САПР ТТИ ЮФУ, доктор технических наук, профессор
Курейчик В.В.*

**Родзин С.И. СИСТЕМЫ И ТЕХНОЛОГИИ ИСКУССТВЕННОГО
ИНТЕЛЛЕКТА:** Учебное пособие. – Таганрог, ИКТИБ ЮФУ. 2015. - 177 с.

В пособии нашли отражение современные представления о гипертекстовых технологиях, инженерии знаний, Data Mining, системах и методах распознавания образов, многоагентных и онтологических системах, интеллектуальных сенсорных системах, интеллектуальных системах управления и перспективных «умных» информационных технологиях. Пособие включает также вопросы для собеседования, контрольные вопросы, список литературы, глоссарий и персоналии. Пособие основано на образовательном контенте, используемом автором в образовательных программах института компьютерных технологий и информационной безопасности Южного федерального университета.

Для студентов направлений «Математическое обеспечение и администрирование информационных систем», «Программная инженерия», «Информатика и ВТ», изучающих дисциплину «Системы искусственного интеллекта». Пособие может быть полезно магистрантам и аспирантам направлений «Программная инженерия», «Информатика и ВТ», занимающимся проблематикой искусственного интеллекта, системного анализа, теоретической информатики, автоматизации управления, математического моделирования, интеллектуализацией систем автоматизации проектирования.

© С.И. Родзин, 2015

© ИКТИБ ЮФУ, 2015

Оглавление

Информация об авторе курса	4
Предисловие	6
Цель пособия	6
Принятые обозначения.....	6
Как пользоваться пособием	7
Система текущего, итогового контроля и критерии оценки знаний.....	8
Введение	9
Общие сведения о дисциплине.....	9
Методические указания к самостоятельной работе по изучению дисциплины	11
Лекция «Суждения и рассуждения»	11
Лекция «Интеллектуальные Интернет-технологии и системы»	24
Инженерия знаний. Data Mining	37
Лекция «Системы и методы распознавания образов»	53
Лекция «Многоагентные системы»	85
Лекция «Онтологические системы»	94
Лекция «Интеллектуальные сенсорные системы»	104
Лекция «Интеллектуальные системы управления»	123
Лекция «Перспективные системы и технологии инженерии знаний»	130
Вопросы для собеседования	151
Контрольные вопросы	153
Учебно-методическое обеспечение курса	156
Глоссарий	159
Персоналии	173

Информация об авторе курса



Родзин Сергей Иванович, профессор кафедры МОП ЭВМ ИКТИБ ЮФУ, член Российской ассоциации искусственного интеллекта, Европейского союза исследователей в области искусственного интеллекта (ЕССАИ), международной ассоциации «Fault-Tolerant Computing Systems». Награждён знаком отличия «Почётный работник высшего профессионального образования Российской Федерации», юбилейной медалью «За заслуги перед Южным федеральным университетом».

Автор свыше 270 трудов, среди которых 20 монографий, 25 учебных пособий, свыше 150 статей в отечественных и зарубежных научных журналах. Некоторые публикации последних лет:

1. Родзин С.И. Умное диспетчирование и роевой потоковый алгоритм // Известия РАН. Теория и системы управления. 2014. №1. С.106-112. <http://elibrary.ru/item.asp?id=20991767>

2. Родзин С.И. Организация параллельных эволюционных вычислений // Вестник компьютерных и информационных технологий. 2010. №9. С.7-13. <http://elibrary.ru/item.asp?id=15405203>

3. Родзин С.И. Метрика и алгоритмы меметики // Вестник РГУПС. 2013. №4. С.59-67. <http://elibrary.ru/download/72028481.pdf>

Родзин С.И., Титаренко И.Н. Конвергенция нано-, био-, инфо-, когнитивных технологий и электронная культура // Открытое образование. 2014. №3. С. 10-17. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21610423>

4. Rodzin S.I. Smart Dispatching and Metaheuristic Swarm Flow Algorithm // Jour. Comp.&Systems Sciences International. 2014. vol.53. No.1. P.109–115. <http://www.maik.rssi.ru/cgi-perl/search.pl?type=abstract&name=compsys&number=1&year=2&page=123>

5. Rodzin S., Rodzina L. Theory of Bioinspired Search for Optimal Solutions and its Application for the Processing of Problem-Oriented Knowledge // Proc. of the 8th IEEE Int. Conf. Application of Information and Communication Technologies (AICT'2014), Astana, Kazakhstan, 2014. P.142-146. <http://aict.info/2014/?page=callfor>

6. Родзин С.И. Биомеметика - интеграция методов машинного обучения и эволюционных вычислений // Известия Южного федерального университета. Технические науки. 2014. №7. С.26-34. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21782578>

7. Родзин С.И. Обобщенная модель базового цикла эволюционных вычислений // Известия Южного федерального университета. Технические науки. 2012. №7. С.49-55. <http://izv-tn.tti.sfedu.ru/?p=4600>

8. Родзин С.И., Родзина О.Н. Метод биогеографии для решения трансвычислительных задач комбинаторной оптимизации // Информационные технологии в науке, образовании и управлении: труды межд. конф. IT + S&E'15. М.: ИНИТ, 2015. С. 204-213. <http://elibrary.ru/item.asp?id=23518153>

9. Rodzin S., Rodzina L. Mobile Learning Systems and Ontology // Proc. of the 4th Computer Science On-line Conf. (CSOC'15), 2015, Vol 3: Software Engineering in Intelligent Systems. P.45-54. http://link.springer.com/chapter/10.1007%2F978-3-319-18473-9_5#close

10. Курейчик В.В., Курейчик В.М., Родзин С.И. Теория эволюционных вычислений. Монография. – М.: Физматлит, 2012. 260 с. http://www.rfbr.ru/rffi/ru/books/o_1780977

Научно-педагогический стаж – 35 лет.

Руководит грантом Российского фонда фундаментальных исследований, участвует в выполнении гранта Российского научного фонда, проектной части Госзадания Минобрнауки РФ, руководит подготовкой аспирантов.


Читает курсы лекций: «Теория принятия решений», «Математические методы принятия решений», «Системы искусственного интеллекта».

Контактная информация: °e-mail - srodzin@sfedu.ru.


Предисловие

Цель пособия

Пособие предназначено для студентов и аспирантов, изучающих дисциплину «Системы искусственного интеллекта» (СИИ).

 ВНИМАНИЕ!	<p>Цель пособия – дать представление о фундаментальных фактах и принципах распознавания образов, познакомить с методами распознавания, алгоритмами поиска, инспирированными природными системами, современными интеллектуальными информационными технологиями и многоагентными системами, помочь овладеть способами формализации задач распознавания, гипертекстового поиска, необходимыми для разработки математического и программного обеспечения СИИ.</p>
---	---

В результате изучения указанных в пособии учебных модулей слушатель должен быть готов продемонстрировать следующие компетенции:






 ПРИМЕР	<ul style="list-style-type: none"> • знание теоретических основ распознавания образов; • понимание методов распознавания, принципов, лежащих в основе интеллектуальных информационных технологий и многоагентных систем, алгоритмов поиска решений, инспирированных природными системами; • способность анализировать и применять знания математики и компьютерной техники для идентификации и моделирования задач распознавания, проектирования интеллектуальных систем.
--	--

Принятые обозначения

В пособии приняты следующие обозначения:

ОБОЗНАЧЕНИЯ	ОПИСАНИЕ
Жирный текст	Указывает в основном тексте на важную информацию.
МАЛЫЕ ПРОПИСНЫЕ	Используются для выделения названий, атрибутов, значений параметров и т.п.
<i>Курсив</i>	Используется для выделения отдельных значащих слов, фраз, пояснений, а также для указания информационных источников, в которых дано более детальное описание текущих вопросов.

В тексте пособия используются следующие смысловые акценты:


ОБОЗНАЧЕНИЯ	ОПИСАНИЕ
 ВНИМАНИЕ	Принципиально важный момент. Не следует обходить его своим вниманием
 СОВЕТ	Рекомендации по повышению эффективности работы
 СПРАВКА	Информация к сведению
 ПРИМЕР	Поясняющий пример
 ВОПРОС	Проблемный вопрос

Как пользоваться пособием

Основная задача пособия - помощь при самостоятельной работе слушателей. Даже самый полный учебник не в состоянии вместить в себя весь объем информации, которая может понадобиться при освоении дисциплины, всегда требуется дополнительная литература. С появлением Интернета и бурным развитием тематических сайтов и порталов различного назначения стало возможным найти практически любую информацию, подключившись к сети и сделав несколько запросов к поисковым машинам. Но с подобной системой поиска информации пока имеются определенные сложности. В данном случае преимуществом пособия является то, что значительная часть необходимого для освоения дисциплины материала собрана в одном месте и слушателям не приходится тратить время на поиск этого материала по различным источникам. Кроме того, слушатель может провести самопроверку усвоенного материала, используя тестовые задания для проверки знаний. Таким образом, пособие может использоваться как в контексте лекций, так и в качестве материалов для самостоятельной работы слушателей.

Несмотря на некоторые преимущества, которые вносит в учебный процесс использование пособия, следует учитывать, что оно является вспомогательным инструментом, дополняет, а не полностью заменяет другие виды образовательного контента. Варианты использования данного пособия могут


быть различными, они зависят от целей слушателя, а также опыта работы с образовательными ресурсами.

	<p>Если Вы только приступили к изучению пособия, то рекомендуем изучать представленный материал последовательно.</p> <p>Если Вы продолжаете осваивать курс, то, при необходимости, просмотреть гlossарий и внимательно изучить соответствующий модуль или тему лекции.</p>
---	--

При работе с пособием необходимо учитывать рабочую программу изучаемой дисциплины. Поэтому календарно-тематический план и графики освоения дисциплины являются различными для различных слушателей и приводятся в рабочих программах этих дисциплин.

Система текущего, итогового контроля и критерии оценки знаний

Для оценки степени достижения и реализации целей и задач дисциплины СИИ используются методы, основанные на систематическом контроле и мониторинге знаний, которыми должны обладать слушатели по окончании изучения дисциплины.

	<p>Допущение о том, что слушатель аттестуется по дисциплине только потому, что он просто выполнил в течение семестра всю учебную нагрузку по программе, не является доказательством достижения данным студентом задач дисциплины.</p>
---	---

Система контроля и мониторинга представлены в рабочей программе дисциплины и фонде оценочных средств, вместе с критериями, определяющими и численно устанавливающими уровень и качество самостоятельной работы слушателей по дисциплине.

Система оценки достигаемых каждым слушателем результатов по дисциплине является накопительной, в итоге аттестации определяется число баллов как количественная оценка степени достижимости задач дисциплины.

Введение

Общие сведения о дисциплине

Дисциплина «Системы искусственного интеллекта» входит в учебные планы подготовки бакалавров направлений «Математическое обеспечение и администрирование информационных систем», «Программная инженерия», магистров и аспирантов направления «Информатика и вычислительная техника». Поэтому дисциплина является важной составляющей профессиональной подготовки слушателей по указанным направлениям.

Программа СИИ соответствует требованиям образовательных стандартов, а также рекомендации авторитетных международных и российских организаций по преподаванию дисциплин в области искусственного интеллекта для специальностей, связанных с информационно-компьютерными технологиями.


Трудоемкость изучения дисциплины СИИ в академических часах и зачетных единицах определяется согласно учебным планам.

В пособии учтена следующая технология процесса обучения, которая включает как обязательные элементы:


- модульное построение учебной программы;
- отражение взаимосвязей с задачами образовательной программы, а также взаимосвязей с другими дисциплинами учебного плана;
- обоснованность распределения учебной нагрузки студентов по видам занятий дисциплины;
- преимущественно самостоятельную работу студентов и формирование портфеля студенческих работ по дисциплине при педагогической поддержке преподавателя;
- педагогический контроль качества обучения путем объективной оценки учебных достижений студентов с помощью стандартизованных дидактических тестов, текущего, промежуточного, а также итогового контроля знаний студентов;
- достаточность, разнообразие и современность источников учебной информации, включая информационное обеспечение дисциплины и учебные программные продукты;
- периодический пересмотр рабочей программы курса.

СИИ является междисциплинарным курсом, потому что искусственный интеллект - это междисциплинарное направление в информатике и

современном естествознании. Воплощением СИИ являются компьютерные системы, способные решать интеллектуальные задачи или действовать, используя принципы и механизмы живой природы.

 СПРАВКА	<p>Пособие опирается на междисциплинарные связи и использование знаний, умений и навыков, полученных при освоении таких дисциплин как «Философия», «Алгебра», «Информатика», «Математическая логика и теория алгоритмов», «Дискретная математика», «Теория вероятности», «Структуры и алгоритмы обработки данных», «Базы данных», «Функционально-логическое программирование».</p>
---	--

Вклад СИИ в достижение ожидаемых результатов (задач) в профессиональной части указанных образовательных программ заключается в том, что в результате изучения дисциплины слушатель должен быть готов продемонстрировать:


 ВНИМАНИЕ!	<ul style="list-style-type: none"> • способность применять знания математики и компьютерной техники, а также умение идентифицировать и формулировать инженерные задачи в области интеллектуальных систем; • способность применять методы, связанные с моделированием инженерных задач, а также анализировать и объяснять полученные результаты; • знание основ распознавания образов, особенностей алгоритмов поиска, инспирированных природными системами, многоагентных и онтологических систем для освоения современных интеллектуальных информационных технологий.
---	---

Вклад дисциплины в удовлетворении образовательных интересов личности студента связан с профессиональным освоением комплекса компьютерных наук и информационных технологий, направленных на разработку и эксплуатацию программного обеспечения современных информационных систем. Этому стремлению соответствуют задачи искусственного интеллекта как науки: воссоздание с помощью вычислительных и иных искусственных систем разумных рассуждений и действий, которые могут преследовать цели усиления способности человеческих рассуждений при решении интеллектуальных задач, а также имитации отдельных функций человека.

Интеллектуальные системы представляют собой экспериментальную науку, базирующуюся на фундаменте компьютерных наук и являющуюся вершиной развития информационных технологий. Создавая модели человеческих рассуждений, моделируя структуры мозга, отбирая лучшие из моделей, а также


сравнивая поведение систем путем их имитации, исследователь модифицирует их, пытаясь добиться лучших результатов. В этом смысле, дисциплина, изучающая знание, принципы рассуждения и основы мышления, не имеет пределов, что также способствует широкому удовлетворению потребностей личности в познании и изучении наук об искусственном.

Методические указания к самостоятельной работе по изучению дисциплины

	<p>Самостоятельная работа студентов предусматривает освоение учебных модулей, а также выполнение индивидуального задания.</p>
---	---

Основой для самостоятельной работы является ее образовательный контент. Наряду с рабочей программой и данным учебным пособием, образовательный контент также включает основную и дополнительную литературу, методические разработки к выполнению лабораторных работ, курсового проекта, индивидуальных заданий, контрольные вопросы и тестовые задания.

Самостоятельная работа с пособием предусматривает критический подход к идеям ИИ, способам их доказательства и экспериментальным данным, выработку умения «видеть» проблемы как теоретического, так и практического характера, выявлять взаимосвязь между учебными модулями.

	<p>Пособие охватывает примерно половину лекционной части курса. На его основе можно осуществить эффективный процесс обучения, отличающийся минимально необходимым временем аудиторных занятий при максимально возможной мотивации самостоятельной работы.</p>
---	---

Лекция «Суждения и рассуждения»

Суждения

Под суждением будем понимать отношение между понятиями. Простое (бинарное) суждение – это суждение, состоящее из двух сущностей, связанных некоторым отношением: SrP .

В простом суждении S называется субъектом суждения, P – объектом (признак) суждения, r – предикат (отношение). Простому суждению в естественном языке (ЕЯ) соответствует повествовательное предложение из подлежащего, сказуемого и, возможно, дополнений. Например.

1. Атрибутивное суждение «День – солнечный» связывает два понятия «день» и «солнечный». Тире играет роль логической связи.

2. Неатрибутивные суждения:

- «Дом стоит у реки» (отношение существования);
- «Таганрог южнее Москвы» (отношение сравнения).

Отношения между элементами суждения и предложением на естественном языке не являются строгими и однозначными, в языке многое определяется местом и ролью слов в предложении. Например, несоответствие семантического содержания в логике суждений и в ЕЯ:

- «Ему стало страшно, и он убил чужака»,
- «Он убил чужака, и ему стало страшно».

Суждение в отличие от предложения на естественном языке должно иметь стабильную форму, а его истинность оценивается значениями: истина, ложь или неопределено. Неопределенное значение используется при правдоподобном выводе. Например. Суждение «Был солнечный день» истинно, если в прошедший день солнце светило и ложно в противном случае. Суждение «Завтра будет солнечный день» неопределенное, т.к. достоверно неизвестно, каким будет следующий день (гипотеза, оцениваемая вероятностно).

Классификация простых суждений

Относительно принадлежности субъекту S признака P все суждения по качеству делятся на два типа: Утвердительные (S есть P) и Отрицательные (S не есть P).

Относительно количества охватываемых суждением субъектов бывают:

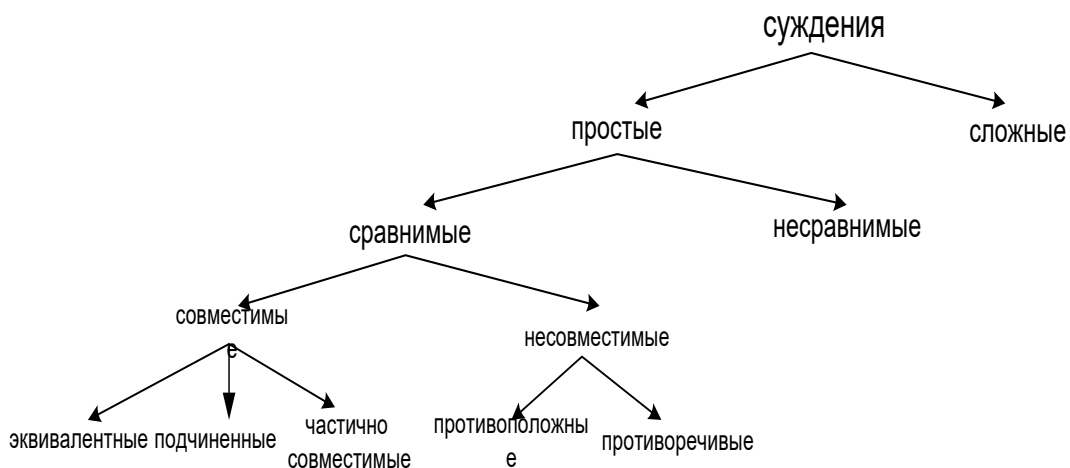
- единичные (это S есть P);
- частные (некоторые S есть P);
- общие (все S есть P или ни одно S не есть P).

Традиции обработки логических суждений были изложены в «Силлогистике» Аристотеля. Он предложил четыре типа шаблонов:

1. Шаблоны А (общеутвердительные) – все S есть P - общие по количеству и утвердительные по качеству;
2. Шаблоны Е (общеотрицательные) – все S не есть P (ни одно S не есть P) - общие по количеству и отрицательные по качеству ;
3. Шаблоны I (частноутвердительные) – некоторые S есть P - частные по количеству и утвердительные по качеству;
4. Шаблоны О (частноотрицательные) – некоторые S не есть P - частные по количеству и отрицательные по качеству.

Примеры. 1. Все студенты выполняют задание самостоятельно. 2. Некоторые студенты используют шпаргалки. 3. Дарвин - создатель научной теории эволюции. 4. Человек не живет два века.

Простые суждения бывают сравнимыми и несравнимыми. Сравнимые суждения имеют одинаковый субъект и предикат и различаются только по качеству и количеству.

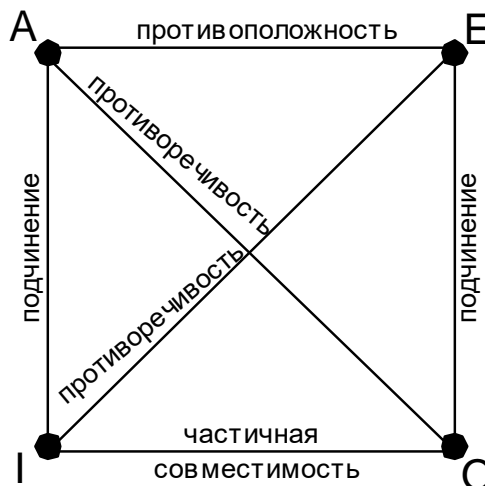


Приведем таблицы истинности для сравнимых суждений:

<i>Эквивалентные</i>			<i>Подчиненные</i>		
Q	G	$Q \equiv G$	Q	G	$Q \rightarrow G$
F	F	T	F	F	T
F	T	<i>F</i>	F	T	T
T	F	<i>F</i>	T	F	<i>F</i>
T	T	T	T	T	T

<i>Частично совместимые</i>			<i>Противоположные</i>			<i>Противоречивые</i>		
Q	G	$Q \vee G$	Q	G	$\overline{Q \& G}$	Q	G	$Q \oplus G$
F	F	<i>F</i>	F	F	T	F	F	<i>F</i>
F	T	T	F	T	T	F	T	T
T	F	T	T	F	T	T	F	T
T	T	T	T	T	<i>F</i>	T	T	<i>F</i>

Отношения между основными типами суждений можно выразить в виде логического квадрата, в вершинах которого расположены шаблоны Аристотеля **A, E, I, O**:



Сложные суждения

Сложными называют суждения, которые состоят из нескольких простых суждений, соединенных с помощью логических связок: И, ИЛИ, ЕСЛИ ...ТО, ЕСЛИ И ТОЛЬКО ЕСЛИ ... ТО. Различают сложные соединительные, разделительные и условные суждения:

1. Соединительные суждения, использующие связку И. В предложении связка И может опускаться. В естественном языке роль соединительного И играют такие союзы, как а, но, также, как, так и, хотя, однако, несмотря на и др.

2. Разделительные суждения, использующие связку «слабое» ИЛИ; или «сильное» ИЛИ.

При «слабой» дизъюнкции соединяемые суждения не исключают друг друга. Например, суждение: Существуют интеллектуальные и неинтеллектуальные системы,- означает, что система может быть смешанной.

При «сильной» дизъюнкции суждения исключают друг друга. Например, суждение: Выполнить задание на языке С или на языке Pascal, - предполагает использование только одного из языков.

3. Условные суждения (импликация), использующие союз ЕСЛИ...ТО. Например: Если идет дождь, то на небе есть тучи. Здесь первая часть суждения (условие) выражает достаточность, а вторая часть (следствие) – необходимость. Условное суждение ложно тогда и только тогда, когда истинно условие (идет дождь) и ложно заключение (на небе нет туч).

Модальность суждений

Модальность – это выраженная в суждении степень его обоснованности или тип зависимости между субъектом и предикатом.

Существует несколько типов модальности: алетическая, эпистемическая, деонтическая и др.

Алетическая модальность придает суждению характер необходимости («Существует четыре времени года»), случайности («В этом году зима поздняя»), возможности («Эта зима возможно будет затяжной») или невозможности («За осенью невозможно наступление весны»).

Эпистемическая модальность выражает достоверность или проблематичность суждений. Степень истинности суждения указывается путем верификации (теоретически или экспериментально). Например, суждение «Изделие исправно» достоверно, когда изделие проверено. Суждение становится ложным, если в ходе проверки или работы изделие оказалось неисправным. Также можно говорить о степени правдоподобности суждения «Изделие исправно на 90%».

Деонтическая модальность обычно применяется в сфере правоведения и выражает обязанность, разрешение, запрещение. Например: «Студент обязан сдать экзамен по СИИ», «Студент имеет право на консультацию перед экзаменом», «На экзамене запрещено пользоваться шпаргалками».

Рассуждения

Рассуждения (англ. reasoning, argument) – это способ получения заключения на основе посылок.

Если рассуждение основано на логике, то это логический вывод.

Примеры.

1. Все люди смертны. Сократ – человек. => Сократ смертен.

2. Все улитки молчаливы. Все забавные существа не молчаливы. => Все забавные существа не улитки.

Это примеры правильных рассуждений. Истинность этих рассуждений нетрудно установить, используя силлогизмы Аристотеля и схему дедуктивного вывода.

3. Все дикари раскрашивают свои лица. Некоторые современные женщины раскрашивают свои лица. => Некоторые современные женщины – дикари.

Это пример неправильного рассуждения. Хотя, по-видимому, все включенные в него утверждения истинны.

4. Существует предание, что Александрийскую библиотеку снес калиф Омар. Обосновал он это так: «Если ваши книги согласны с Кораном, то они излишни. Если они не согласны с Кораном, то они вредны. Но вредные и излишние книги следует уничтожить, значит, ваши книги надо уничтожить». В данном примере

рассуждение является правильным, но неправильны посылки, и в итоге сделанное заключение является неверным.

Использовать логику для анализа естественных рассуждений не просто, возможны ошибки. В аксиоматике и формулах логики недостаточно отражена структура предложений естественного языка. Этой структуре больше соответствует структура суждений Аристотелевской силлогистики. Поэтому в качестве основного “элемента” рассуждения принято суждение, совокупность которых образует рассуждение.

Существуют правила доказательного рассуждения. Нарушение этих правил ведет к ошибкам, относящимся к доказываемому тезису, аргументам или к самой форме доказательства. Рассмотрим примеры типичных ошибок.

Ошибки в рассуждениях

1. «Подмена тезиса». Один тезис подменяют другим и этот новый тезис начинают во время спора или дискуссии доказывать или опровергать. Ситуация часто встречается при защите диссертаций, на собраниях и заседаниях. Здесь происходит нарушение логического закона тождества ($A=A$). Например, надо показать, что «На осине не могут расти яблоки». Вместо этого доказывается, что они растут обычно на яблоне и не встречаются ни на груше, ни на вишне.

2. «Довод к человеку». Ошибка состоит в подмене доказательства самого тезиса ссылками на личные качества того, кто выдвинул этот тезис. Например, вместо того чтобы доказывать ценность и новизну диссертационной работы, говорят, что диссертант - заслуженный человек, он много потрудился над диссертацией и т.д.

3. «Ложность основания». Берутся ложные аргументы, которые выдают за истинные. Например, геоцентрическая система Птолемея была построена на основании ложного допущения: Солнце вращается вокруг Земли. Ложное основание нередко сопровождается оборотами: «всем известно», «давно установлено», «очевидно» и т.п. (слушателя как бы упрекают в незнании того, что всем известно).

4. Аргумент, истинный только в определенных условиях нельзя приводить в качестве безусловного, верного во всех случаях. «Коньяк полезен в небольших дозах (например, для поднятия артериального давления), но в больших дозах он вреден». Аналогично мышьяк ядовит, но в небольших дозах его добавляют в некоторые лекарства. Правдивость — положительная черта человека, разглашение военной тайны — преступление).

5. «Ошибки в дедуктивных рассуждениях». Из посылок: «Если число оканчивается на 0, то оно делится на 5» и «Это число делится на 5» — не следует заключение: «Это число оканчивается на 0».

6. «Ошибки в индуктивных рассуждениях». Поспешное обобщение: «Пропажа вещи обнаружена после прихода в дом этого человека, значит, он ее унес». Именно на этой логической ошибке основаны все суеверия.

7. «Ошибка в рассуждениях по аналогии». Например, аналогии алхимиков при поиске «философского камня» для превращения отдельных металлов в золото, получения эликсира долголетия и т.п. Все гадания и прорицания - это всегда рассуждение по аналогии (например, аналогия между линиями руки и судьбы).

Законы логических рассуждений

Существуют основные законы, помогающие понять правильность рассуждений:

1. ЗАКОН ПРОТИВОРЕЧИЯ: Высказывание и его отрицание не могут быть вместе истинными ($A \& \neg A = 0$). В романе Рабле «Гаргантюа и Пантагрюэль» Панург спрашивает Труйогана, стоит жениться или нет. Философ отвечает довольно загадочно: и да, и нет. Казалось, явно противоречивый и бесполезный совет. Но противоречия нет. Труйоган имел в виду, что сама по себе женитьба - дело неплохое. Но плохо, когда, женившись, человек теряет интерес ко всему остальному.

2. ЗАКОН ИСКЛЮЧЕННОГО ТРЕТЬЕГО: Из двух противоречащих высказываний одно является истинным ($A + \neg A = 1$). Закон приложим только к осмысленным высказываниям. Они могут быть истинными или ложными. Бессмысленное не истинно и не ложно. Этот закон отрицается в интуиционистской логике.

3. ЗАКОН ТОЖДЕСТВА: Если утверждение истинно, то оно истинно ($A = A$). Это самый простой закон, но и его ухитряются истолковывать неправильно.

4. ЗАКОНЫ КОНТРАПОЗИЦИИ: «Если нет дыма без огня, то если есть огонь, есть и дым»; «Если квадрат не треугольник, то треугольник не квадрат»; «Неверно, что студент знает алгебру или логику, если и только если он не знает ни алгебры, ни логики»; Modus ponens - У человека диабет. Если у человека диабет, то он болен. \Rightarrow Человек болен; Modus tollens - Если гелий — металл, то он электропроводен. Гелий не электропроводен. \Rightarrow Гелий — не металл (этот закон часто используют для фальсификаций); В романе Тургенева «Рудин» есть

такой диалог: -Стало быть, по-Вашему, убеждений нет? -Нет. -Это Ваше убеждение? - Да. - Как же Вы говорите, что их нет?

Софизмы

Софизм – это логически неправильное рассуждение, сознательно выдаваемое за правильное. Иначе, это преднамеренная ошибка, совершаемая с целью запутать противника и выдать ложное суждение за истинное.

Существует множество софистических приемов: аргументы к личности, к авторитету, к публике, к тщеславию, к силе, к жалости, к справедливости, «дамские» аргументы.

Рассмотрим примеры софистических приемов.

Математические софизмы. Докажем, что $4 = 5$.

$28 + 8 - 36 = 35 + 10 - 45 \rightarrow 4(7 + 2 - 9) = 5(7 + 2 - 9)$. Сократим общие множители, получим $4 = 5$. Ошибка находится в самом конце, когда мы делили на число $(7 + 2 - 9)$, которое равно нулю.

Логические софизмы.

«Все, что ты не потерял, ты имеешь. Ты не потерял рогов. Следовательно, ты их имеешь». Здесь упущена смысловая часть первой посылки (якобы для упрощения логической формы устранен необходимый повтор): все, что ты имел и не потерял, ты имеешь. Суть логической уловки – выдвижение ложного аргумента.

«Если равны половины, то равны и целые. Полупустой стакан равен полуполному; следовательно, пустой стакан равен полному». Из первого суждения не вытекает второе: имеет место подмена понятий.

Философские и рекламные софизмы. – «Перестал ли ты бить свою жену? – Если ответить «да», то получается, что бил и перестал. Если «нет», значит, все еще бьешь.» - «Вы все еще пьете керосин по утрам?» – Та же самая ситуация: «нет» - значит, пили, но бросили.

Родительские софизмы. Родители часто «воспитывают» своих детей, прибегая к софизмам: «- Я в твои годы был отличником – и у тебя должны быть пятерки!» Или даже так: - Я не смог стать отличником – но ты-то должен!! В первом случае частное суждение подменяет общее (не у всех бывших отличников подрастают отличники); во втором – приводится неявный ложный аргумент (если родителям что-то не удалось в жизни, это должны сделать дети).

Рекламные софизмы. Софизм – это не исторический феномен. Сегодня - это безотказный и очень действенный прием введения в заблуждение массового

потребителя, логическая “пружина” современной рекламы. Реклама (лат. Reclame – выкрикиваю) – это форма коммуникации, которая пытается перевести качество товаров и услуг на язык нужд и потребностей покупателей. Реклама товаров предполагает использование специфических художественных, технических и психологических приемов с целью формирования и стимулирования спроса и продаж. Дадим логический анализ некоторых излюбленных рекламистами фраз, воздействующих на нас.

Методы рекламы, их логический анализ

«Купи и выиграй». «Все, кто покупают, выигрывают. Ты купил, значит ты выиграл». Однако, выигрывают далеко не все, кто покупают. Следовательно, вместо частного суждения употреблено общее. Значит, нарушен закон логики. Реклама питьевой воды BON AQUA: «Купи бутылку воды - и ты найдешь под крышкой романтическое путешествие в Париж». Но все мы прекрасно понимаем, что не под каждой крышкой путевка в Париж, а в рекламе не упоминается, какое количество путевок разыгрывается в столицу Франции.

«Tide». "Tide" сравнивается с "обычными" стиральными порошками. Когда женщина в рекламе говорит, что порошок отстирывает лучше, чем обычные порошки, понять ее можно примерно так: "обычный" означает «разработанный по старым технологиям», «не содержащий специальных добавок» и т.п. Но когда для демонстрации преимущества "Tide" по сравнению с обычным порошком она просит другую женщину "Выберите Ваш обычный стиральный порошок", смысл слова "обычный" меняется. "Ваш обычный порошок" - это порошок, которым Вы обычно пользуетесь (это может быть "Ariel", разработанный по новым технологиям). Следовательно, нарушен закон тождества путем подмены понятий.

Батарейка Duracell. «Непростая батарейка. Испытания доказали, что "Duracell" работает дольше, чем обычные батарейки. Duracell - батарейка с золотой каймой. Ничто не работает так долго». Здесь щелочные батарейки "Duracell" сравниваются со старыми батарейками, другие ("Energiser" или "Varta") как бы исключаются из сферы внимания. Прием состоит в том, чтобы показать преимущества товара на фоне товаров, явно уступающих ему по своим характеристикам, а не с аналогами, что в строгом логическом смысле является некорректным.

Соус "Кетчуп" «Непревзойденный соус "Кетчуп" стал еще лучше. В нем по-прежнему великолепные помидоры, по-прежнему.... Что же изменилось? – Цена». Реклама содержит противоречие. В первом предложении использовано

словосочетание "стал лучше", которое воспринимается как утверждение о качестве товара. Затем оно подменяется другим, что приводит к неоднозначному пониманию. Либо соус стал лучше, т.к. понизилась цена (противоречивое, но верное суждение). Либо соус стал лучше, и понизилась его цена (непротиворечивое, но неверное суждение).

Blend-a-med. «Стоматологи свидетельствуют: лучшей защиты от кариеса не существует». Расчет сделан на типичное ложное умозаключение, которое выводит человек: "В категории X нет товаров лучше, чем А. --> А самый лучший в категории X". На самом деле утверждение "нет лучше, чем А" не есть утверждение абсолютного превосходства, оно означает всего лишь, что А - один из лучших.

Подушечки Orbit. «Единственные жевательные подушечки, имеющие качество Orbit». Здесь употребление слова "единственный" подразумевает сравнение рекламируемого товара с какими-то другими, но в рекламе не указано, с какими. Поэтому в памяти остается, что подушечки "Orbit" являются в каком-то (хотя и не ясно в каком) отношении единственными. В этой конструкции опущен второй член сравнения.

Чай «Липтон». «Чай Липтон - везде первый». Невозможно понять, с чем и где сравнивался Липтон. Однако, истинный смысл, который вкладывают рекламисты в слова "везде" и "первый", по-видимому, совсем иной. Он кроется в других фразах рекламы, которые проходят фоном в песне: «Знак хорошего вкуса, успеха и традиций пример - высший сорт чая Липтон всегда под рукой». Чай преподносится как символ социального успеха, как напиток преуспевающего человека, и предлагается для всех ситуаций. Хотя чай вообще не сравнивается с другими, и слово "первый" не означает здесь "лучший". Истинный смысл слогана - ложное обещание реального превосходства, хотя на самом деле за ним ничего не стоит.

Выводы. Рекламисты зарабатывают на софизмах деньги. Реклама – нужна и полезна, но потреблять ее надо грамотно.

Доказательство, дилемма, парадоксы рассуждений

Доказательства рассуждений бывают прямые и косвенные. Прямое доказательство идет от рассмотрения аргументов к доказательству тезиса, т.е. истинность непосредственно обосновывается аргументами. Примером косвенного доказательства служит метод «от противного».

Дилемма - рассуждение, посылками которого являются не менее двух условных высказываний и одно разделительное высказывание. «Если будет

дождь, мы пойдем в кино; если будет холодно, то пойдем в театр; если будет дождь или будет холодно, то пойдем в кино или пойдем в театр».

Опровержение рассуждения – это логическая операция, направленная на разрушение доказательства путем установления необоснованности тезиса. Существует несколько приёмов опровержения. Распространённым способом является «опровержение фактом»: вполне достаточно показать одного альбиноса, чтобы дать опровержение того, что "альбиносы не существуют".

Более сложный логический способ опровержения — вывод следствий, которые противоречат истине. Если одно следствие из утверждения ложно, то и само утверждение является ложным.

Опровержение также используется в научной эвристике при выдвижении гипотезы или теории происходит последующая их проверка опытом. Если они опровергаются эмпирическими данными, это показывает ограниченность их применения или ошибочность.

Парадокс — это рассуждение, доказывающее как истинность, так и ложность некоторого рассуждения, т.е. доказывающее как рассуждение, так и его отрицание. Королем логических парадоксов является «Лжец» («Я лгу»). Если лгущий говорит, что лжет, то он одновременно лжет и говорит правду.

Аргументация

Аргументация может быть доказательной и недоказательной. Доказательная аргументация — установление истинности тезиса, являющегося достоверным суждением, с использованием логических формул с помощью аргументов, истинность которых установлена заранее; форма такой аргументации — дедукция. Недоказательная аргументация тезисов, являющихся правдоподобными суждениями, бывает трёх видов:

- истинность аргументов (всех или некоторых) не доказана; формы аргументации — дедукция или полная (научная) индукция;
- истинность аргументов установлена заранее; формы аргументации — индукция, аналогия;
- аргументы правдоподобны; формы аргументов — индукция, аналогия.

Аргументация – планомерное рассмотрение альтернатив с верификацией и оценкой их логических следствий. Основные методы аргументации - интеллектуальное моделирование, мысленный эксперимент с логическим анализом выводов.

Любое доказательство может служить примером аргументации. Доказательство – особая разновидность аргументации. Редкие, исключительные примеры аргументации претендуют на звание доказательства.

Главная черта доказательства, отличающая его от всех других видов аргументации, – безличность. Каждое соответствующее логическим законом доказательство верно для нас и будет верно через тысячу лет. Оно верно для всех стран и народов. Доказательство может иметь своего первооткрывателя, но не автора, не изобретателя. Сама открытая истина вечна и неизменна.

В аргументации различают тезис – утверждение (или система утверждений), которое аргументирующая сторона считает нужным внушить аудитории, и довод, или аргумент, – одно или несколько связанных между собою утверждений, предназначенных для поддержки тезиса. Теория аргументации исследует многообразные способы убеждения аудитории с помощью речевого воздействия. Сейчас можно говорить о становлении новой теории аргументации, складывающейся на стыке логики, лингвистики, психологии, философии, герменевтики, риторики, эристики и др.

Обычная аргументация – глубоко личное, индивидуальное рассуждение. Аргументация создается автором, дополняется им, исправляется его учениками, развивается последователями и т.п.

Структура доказательства

Не нужно доказывать, что солнце светит и греет, что сахар – сладкий и т.п. Доказательство – это не только установление истинности некоторого положения. Истинность может быть и самоочевидной. Чтобы не пропустить ничего существенного в определении доказательства, уточним его структуру:

1. Тезис – это положение, истинность которого требуется обосновать («ЧТО» доказывается?). Если обоснование проведено, тезис приобретает ранг теоремы.
2. Аргументы – это основания доказательства («НА ОСНОВАНИИ ЧЕГО» строится доказательство?).
3. Путь доказательства, его логика, его демонстрация («КАКИМ ОБРАЗОМ» строится доказательство?).
4. Лексика, словарный запас или терминология доказательства.

Без обращения к лексике невозможно объяснить бросающееся в глаза различие между доказательствами в математике и психологии, теоретической физике и ботанике, генетике и политической экономии.

Пример правильно аргументированной речи

Теория аргументации трактует аргументацию не только как особую технику убеждения и обоснования выдвигаемых положений, но и как практическое искусство, предполагающее умение выбрать из множества возможных приемов аргументации ту их совокупность и ту их конфигурацию, которые эффективны в данной аудитории и обусловлены особенностями обсуждаемой проблемы. Например.

«Здравствуйтесь. Приятно всех видеть. Хочу вам рассказать интересный факт, думаю, он вас заинтересует. Корова не травоядное животное, а всеядное! Вы, не согласны? Давайте рассмотрим аргументы, а потом вы можете высказать свои. Коровы в основном рожают в поле, когда никто не видит, и они съедают плаценту, когда рождается теленок. Все коровы это делают. Коровы пасутся на пастбище, они едят траву, в ней живут букашки и козявки, которых корова не выбирает, а ест вместе с травой. Желудок у коровы и у человека примерно одинаковый, он и у нас и у них в восемь раз больше длины тела (данные биологии). Человек всеядный, следовательно, и коровы тоже всеядные».

Что у нас получилось? Первый аргумент сильный - научные данные о которых все знают, второй аргумент - слабый, третий аргумент самый сильный. Вывод, о том, что коровы всеядные, а не травоядные животные, происходит с логической необходимостью. Если бы доказывали от противного, то задали бы тезис корова травоядное животное, и, приведя те же доказательства, в конце получили бы противоречие – факты не соответствуют тезису о травоядной корове. Следовательно, тезис не верен. Можно было бы попробовать доказать что корова хищник, но это уж слишком...

Примеры типичных ошибок в аргументах

1. ПОРОЧНЫЙ КРУГ - тезис обосновывается аргументами, а аргументы обосновываются этим же тезисом:

Вопрос: Значит древние люди пользовались оружием?

Ответ: Мы предполагаем, что да. У них, как у шимпанзе, была такая потенциальная способность, и они сохранили её, покинув лес.

Вопрос: Но что стимулировало ее развитие?

Ответ: На открытой местности им требовались орудия, чтобы защищаться.

Вопрос: А почему?

Ответ: Потому что клыки у них были небольшими.

Вопрос: А почему клыки у них были небольшими?

Ответ: Потому что клыки им были не нужны. Они овладевали прямохождением, а это давало им все больше возможностей пользоваться оружием. Оружие позволяло им успешнее защищаться, и большие клыки утратили свое значение как средство защиты.

2. ЛЖИВЫЙ АРГУМЕНТ:

После революции в сибирской деревне комиссар в кожаной куртке вел беседу: "Бога нет, а человек произошел от обезьяны". Крестьяне сказали: "Докажи, что человек произошел от обезьяны". Комиссар ответил: "Месяц назад на Кавказе обезьяна родила человека". Крестьяне поверили. Они привыкли верить друг другу.

3. КОНТЕКСТУАЛЬНАЯ АРГУМЕНТАЦИЯ:

Однажды норвежская полиция, обеспокоенная распространением самодельных лекарств, поместила в газете объявление о недопустимости использовать лекарство, имеющее следующую рекламу: "Новое лекарственное средство Луризм-300х: спасает от облысения, излечивает все хронические болезни, экономит бензин, делает ткань пуленепробиваемой. Цена – всего 15 крон". Обещания, раздаваемые этой рекламой, абсурдны, к тому же слово "луризм" на местном жаргоне означало "недоумок". И тем не менее газета, опубликовавшая объявление, получила 300 запросов на это лекарство с приложением нужной суммы. Определенную роль в таком неожиданном повороте событий сыграли не только вера и надежда на чудо, свойственные человеку, но и характерное для многих чрезмерное доверие к авторитету печатного слова. Раз напечатано, значит верно, – такова одна из предпосылок авторитарного мышления.

Лекция «Интеллектуальные Интернет-технологии и системы»

Что такое гипертекст?

Текст – универсальное средство представления, накопления и передачи знаний. Технологии работы с текстами на естественном языке (ЕЯ) – одни из важнейших для ИИ.

Гипертекст (ГТ) – это сеть текстов, в которой имеются ссылки на другие фрагменты текста. ГТ – одна из фундаментальных моделей представления знаний. Если обычный текст – это строка символов, читаемая в одном

направлении, то ГТ многомерен, его можно читать «нелинейно», двигаясь по разным траекториям сети.

Гипертекстовая информационная технология (ГИТ) – это технология поиска и обработки семантической ГТ-информации.

История гипертекста

ГТ-документ может быть не только электронным, но и бумажным (энциклопедия), если в нем расставлены ссылки.

Библия – один из исторически первых ГТ-документов.

Библия состоит из книг Старого и Нового Завета. Книги разбиты на перенумерованные "стихи" без повторений. Каждый стих - целостная тема. Многие стихи сопровождаются гиперссылками на другие стихи, что позволяет читать Библию «нелинейно».

Впервые систему, поддерживающую гипертекстовые возможности чтения и письма описал В.Буш (система Memex, 1945 г.). ГТ был задуман как социальная сеть отношений между сообществом авторов, в которой человек или программный агент мог устанавливать новые связи между текстовыми фрагментами.

Д. Энгельбарт (изобретатель электронной мыши) предложил рассматривать отношения людей и программ как гетерогенное сообщество. Его проект NLS (60- годы) был нацелен на расширение познавательных возможностей группы людей: групповые переговоры по системе электронной почты, личные настройки пользователей и т.п., которые нашли широкое применение относительно недавно.

Т. Нельсон работал над созданием системы электронных публикаций и всеобщего архива. Предложил термин «гипертекст». Подчеркивал, что гипертекст в его понимании не является иерархической структурой. Информационных структур не могут быть верно представлены иерархией из-за их параллелизма, перекрестных связей, одновременного присутствия одного элемента в нескольких местах. Гипертекст – это многоагентная структура, внутри которой могут существовать сложные неиерархические отношения между агентами.

Тим Бернерс-Ли – отец Всемирной паутины, автор концепции Семантического веба. В начале 90-х годов он разработал протокол HTTP, который позволил связать между собой документы, размещенные на компьютерах гипертекстовой сети Интернет. Паутина делает сеть полезной, поскольку люди на самом деле интересуются информацией и не хотят ничего

Лингвистами выделено **200 семантических типов отношений**. Наиболее часто употребляются **8 типов**: *синоним, род-вид, вид-род, часть-целое, целое-часть, причина-следствие, следствие-причина и ассоциация*. Тезаурусная модель интерпретируется в виде графа (*семантическая сеть*), в узлах которой находятся текстовые описания терминов, а ребра сети указывают на связи между терминами.

Всю совокупность тезаурусных статей, т.е. тезаурус гипертекста, можно представить в виде сети, в узлах которой находятся текстовые описания объектов, а ребра сети указывают на существование связи между объектами и позволяют определить тип связи.

Гипертекстовые информационные системы

Автоматический анализ текстов. Попробуем разобраться с основами работы поисковых систем. Все созданные человеком тексты построены по единым правилам. Никому не удастся обойти их. Какой бы язык ни использовался, кто бы ни писал - внутренняя структура текста останется неизменной. Она описывается законами Зипфа.

Зипф предположил, что слова с большим количеством букв встречаются в тексте реже коротких слов. Основываясь на этом постулате, Зипф вывел два универсальных закона.

- Первый закон Зипфа «ранг – частота»;
- Второй закон Зипфа «количество – частота».

Дж.Зипф (G. Zipf) опубликовал свои законы в 1949 г. Математик Б.Мандлеброт внес небольшие изменения в формулы Зипфа, добившись более точного соответствия теории практике. Без этих законов сегодня не обходится ни одна система поиска информации, позволяющая машине без участия человека распознать суть текста.

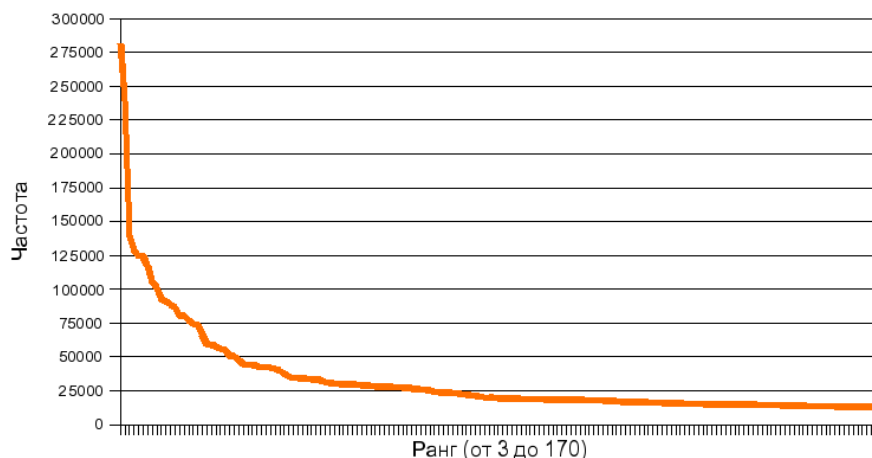
Первый закон Зипфа. Выбрав любое слово можно подсчитать, сколько раз оно встречается в тексте. Эта величина называется частотой вхождения слова. Далее, можно измерить частоту каждого слова текста. Некоторые слова будут иметь одинаковую частоту. Их нетрудно сгруппировать, пронумеровать и расположить группы по мере убывания их частоты. Порядковый номер частоты назовём рангом частоты. Наиболее часто встречающиеся слова будут иметь ранг 1, следующие за ними - 2 и т.д. Вероятность встретить в тексте наугад выбранное слово будет равна отношению частоты вхождения этого слова к общему числу слов в тексте:

Вероятность: = Частота вхождения слова / Число слов

Зипф обнаружил интересную закономерность. Оказывается, если умножить вероятность обнаружения слова в тексте на ранг частоты, то получившаяся величина (C) приблизительно постоянна!

$$C = (\text{Частота вхождения слова} * \text{Ранг частоты}) / \text{Число слов}$$

Таким образом, ранг (x) и частота (y) связаны формулой вида $y = k/x$. Её график, как известно, - равносторонняя гиперболола:



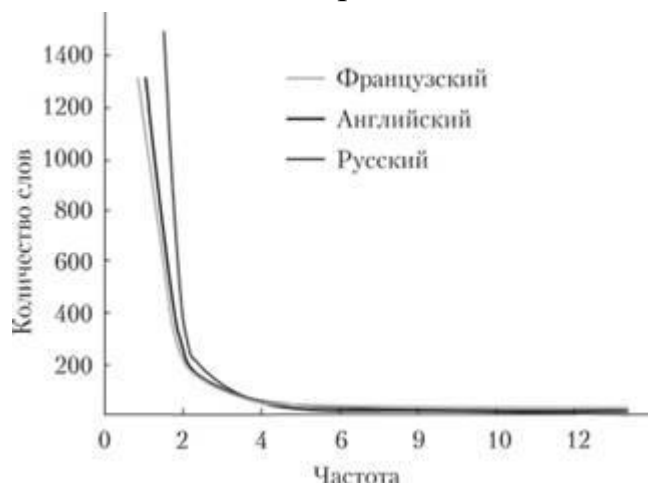
Следовательно, по 1-му закону Зипфа, если самое распространенное слово встречается в тексте, например, 100 раз, то следующее по частоте слово вряд ли встретится 99 раз. Частота вхождения второго по популярности слова, с высокой долей вероятности, окажется на уровне 50.

Значение константы в разных языках различно, но внутри одной языковой группы остается неизменно, какой бы текст мы ни взяли. Так, например, для английских текстов константа Зипфа равна приблизительно 0,1. Русские тексты, с точки зрения закона Зипфа, не выглядят исключением □ закон безупречен, и тут коэффициент Зипфа равен 0,06-0,07.

Американский биолог В.Ли попытался опровергнуть закон Зипфа, строго доказав, что случайная последовательность символов подчиняется закону Зипфа. Он сделал вывод, что закон Зипфа является чисто статистическим феноменом, не имеющим отношения к семантике текста. Хотя вывод В. Ли представляется недостаточно обоснованным, но сам по себе он интересен и проливает свет на природу открытой Зипфом закономерности.

Второй закон Зипфа. Разные слова входят в текст с одинаковой частотой. Зипф установил, что частота и количество слов, входящих в текст с этой частотой, тоже связаны между собой. Если построить график, отложив по одной оси (оси X) частоту вхождения слова, а по другой (оси Y) -- количество слов в данной частоте, то получившаяся кривая будет сохранять свои параметры для всех без исключения созданных человеком текстов! Причем межъязыковые различия невелики. На каком бы языке текст ни был написан,

форма кривой Зипфа останется неизменной. Могут немного отличаться лишь коэффициенты, отвечающие за наклон кривой:

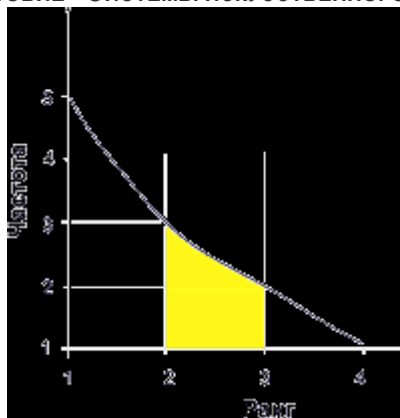


Как с помощью законов Зипфа извлечь слова, отражающие смысл текста? - Воспользуемся 1-м законом. Наиболее значимые слова лежат в средней части гиперболы. Это понятно, потому что это часто встречающиеся предлоги, местоимения, артикли и т.п. Редко встречающиеся слова тоже зачастую не имеют решающего смыслового значения. От того, как будет выставлен диапазон значимых слов, во многом зависит результат поиска (широкий диапазон - нужные термины потонут в море вспомогательных слов; узкий диапазон - смысловые термины могут быть потеряны). Каждая поисковая система решает вопрос о выборе диапазона по-своему, руководствуясь общим объемом текста, словарями и т.п.

Проведем эксперимент. Подвергнем абзац текста математическому анализу и попытаемся определить список значимых слов. В качестве примера возьмем следующий абзац:

«Законы Зипфа универсальны. В принципе, они применимы не только к текстам. Аналогична, например, зависимость количества городов от числа проживающих в них жителей. Характеристики популярности узлов в сети Интернет - тоже отвечают законам Зипфа. Не исключено, что в законах отражается "человеческое" происхождение объекта. Учёные давно бьются над расшифровкой манускриптов Войнич. Никто не знает, на каком языке написаны тексты и тексты ли это вообще. Однако исследование манускриптов на соответствие законам Зипфа доказало: это созданные человеком тексты. Графики для манускриптов Войнич точно повторили графики для текстов на известных языках».

Предположим, что областью значимых слов являются слова из диапазона частот от 2 до 3:



Анализ показывает, что не все слова, которые попали в диапазон значимых, отражают смысл текста. Смысл абзаца очень точно выражают слова: Зипфа, манускриптов, Войнича, законам. Интернет-запрос типа: «закон&Зипфа+манускрипт&Войнича» непременно найдет этот документ. Однако в область значимых слов попали и слова: на, не, для, например, это. Эти слова являются «шумом», который затрудняет правильный выбор. «Шум» можно уменьшить путем предварительного исключения из исследуемого текста некоторых слов. Для этого создается словарь ненужных слов (стоп-лист).

Например, для английского текста стоп-словами станут термины: the, a, an, in, to, of, and, that и т.д. Для русского текста в стоп-лист могли бы быть включены все предлоги, частицы, личные местоимения и т.п. Есть и другие способы повысить точность оценки значимости терминов.

Современные способы индексирования не ограничиваются анализом перечисленных параметров текста. Поисковая машина может строить весовые коэффициенты с учетом местоположения термина внутри документа, взаимного расположения терминов, частей речи, морфологических особенностей и т.п. В качестве терминов могут выступать не только отдельные слова, но и словосочетания.

Матричное представление базы документов.

Пусть необходимо организовать коллекцию документов так, чтобы можно было легко отыскать в ней нужный материал. Запросы могут быть простыми (одно слово) и сложными (несколько слов, связанных логическими операторами). Взаимодействие со сложными запросами требует изощренной организации базы документов.

Наиболее простой способ представить элементы базы - создать матрицу «Документ-термин».

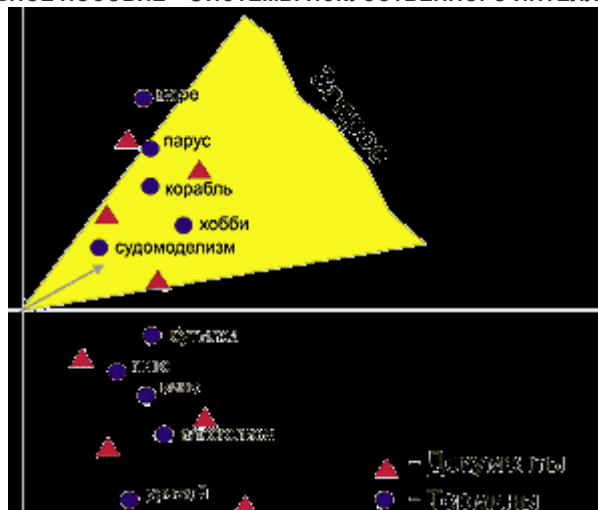
Предположим, база включает 8 документов (Д1, Д2, ..., Д8), в которых содержатся 11 терминов. Если термин входит в документ, в соответствующей клетке ставится 1, в противном случае – 0:

Документы	Д1	Д2	Д3	Д4	Д5	Д6	Д7	Д8
<i>Термины</i>								
<i>Алкоголизм</i>	0	1	0	0	1	0	0	0
<i>Бутылка</i>	1	1	0	1	0	0	1	0
<i>Вино</i>	0	1	0	1	0	0	1	0
<i>Корабль</i>	1	0	0	0	0	0	0	1
<i>Модель</i>	1	0	0	0	0	1	0	1
<i>Море</i>	0	1	1	0	0	1	0	0
<i>Парус</i>	0	0	1	0	0	1	0	1
<i>Пиво</i>	0	0	0	1	1	0	0	0
<i>Судомоделизм</i>	0	0	1	0	0	0	0	0
<i>Урожай</i>	0	0	0	1	1	0	1	0
<i>Хобби</i>	0	0	1	0	0	0	0	1

Составим, например, такой запрос: корабли в бутылках. Система обработает запрос: удалит стоп-слова и, возможно, проведет морфологический анализ. Останется два термина: корабль и бутылка. Система будет искать все документы, где встречается хотя бы один из терминов. Посмотрим на матрицу. Указанные в запросе термины есть в документах: Д1, Д2, Д4, Д7, Д8. Они и будут выданы в ответ на запрос. Однако нетрудно заметить, что документы Д4 и Д7 из области виноделия и никакого отношения к постройке моделей кораблей в бутылках не имеют. Впрочем, система все сделала правильно, ведь, с ее точки зрения, термины корабль и бутылка равноценны.

Пространственно-векторное представление базы документов. Пространственно-векторная модель позволяет получить результат, хорошо согласующийся с запросом. Причем документ может оказаться полезным, даже не имея 100% соответствия. В найденном документе может вовсе не оказаться одного или нескольких слов запроса, но при этом его смысл будет запросу соответствовать. Как достигается такой результат?

Все документы в базе размещаются в воображаемом многомерном пространстве. Координаты каждого документа зависят от структуры терминов, содержащихся в них. В результате окажется, что документы с похожим набором терминов разместятся в пространстве ближе друг к другу:



К сожалению, догадаться, по какой схеме работает та или иная поисковая система Интернета, очень трудно. Как правило, создатели держат ее в секрете. Здесь в простой форме изложены лишь основы работы поисковой системы. В реальности механизм индексации и структура базы документов значительно сложнее. Однако полученных знаний достаточно, чтобы попытаться выработать оптимальную стратегию поиска информации в сети Интернет.

Методика поиска информации в сети Интернет

Теперь понятно, как поисковая система выделяет ключевые слова. Как воспользоваться этим знанием, чтобы сформировать оптимальный запрос? –

Алгоритм следующий:

- Удаляем из текста стоп-слова.
- Вычисляем частоту вхождения каждого термина без учета морфологии слов и регистра.
- Сформируем лист терминов в порядке убывания их частоты вхождения.
- Выбираем примерно посередине диапазон частот, ориентируясь на конкретный смысл текста.
- Из выбранного диапазона выбираем 10-20 терминов.
- Составляем запрос и отправляем его поисковой системе.

В ответ вы можете получить несколько миллионов ссылок. Поисковая машина ранжирует результаты, на первых страницах окажутся практически стопроцентно релевантные документы.

Модели автоматизации поиска

В современных поисковых системах для описания процедуры поиска применяются следующие модели:

- *поиск релевантной по составу и содержанию гипертекстовой статьи:*

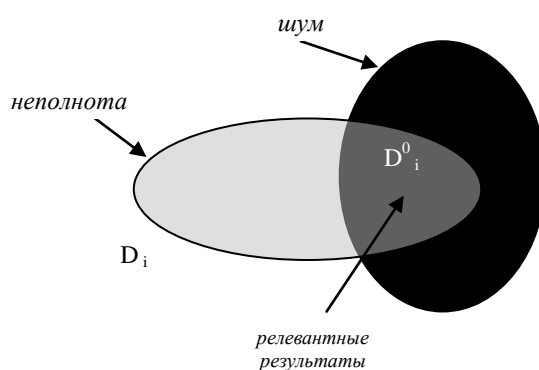
- **поиск гипертекстовых статей с наиболее желательными свойствами**, например наличие одинакового родового объекта;
- **комбинированная модель**.

Эффективность информационного поиска принято оценивать по **информационной полноте** (k_{II}) и **информационному шуму** (k_{III}) на интервале $[0, 1]$. Идеальный вариант: полнота максимальна ($k_{II} = 1$), а шум нулевой ($k_{III} = 0$).

Коэффициенты информационной **полноты** и **шума** определяются следующим образом:

$$k_{II} = \lim_{k \rightarrow m} \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{|D_i \cap D_i^0|}{|D_i|} \quad k_{III} = \lim_{k \rightarrow m} \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{|D_i^0 \setminus D_i|}{|D_i^0|}$$

где m – достаточно большое число (по теореме о больших числах), D_i^0 – подмножество релевантных документов из D_i , полученных по i -запросу. Смысл коэффициентов полноты и шума иллюстрирует рис:



В идеале $D_i^0 = D_i$. Это дает возможность ввести оценку эффективности информационного поиска:

$$E_1 = 2 \lim_{k \rightarrow m} \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{|D_i \cap D_i^0|}{|D_i| + |D_i^0|}$$

В литературе вместо k_{III} часто используют обратный ему показатель – **коэффициент точности**:

$$k_T = 1 - k_{III}$$

Тогда оценка **эффективности информационного поиска** равна:

$$E_1 = 2k_T k_{II} / (k_T + k_{II})$$

В теории информационного поиска предложен **обобщенный комплексный показатель эффективности** E_β (мера Ван Ризбергена), позволяющий учитывать предпочтение, отдаваемое пользователем точности или полноте:

$$E_\beta = \frac{(\beta^2 + 1)k_T k_{II}}{\beta^2 k_T + k_{II}}$$

где β – параметр, отражающий предпочтение пользователя ИПС ($\beta = [0, \infty]$).

При $\beta = 1$ точность и полнота одинаково важны. На интервале $[0, 1]$ приоритет имеет точность, а на интервале $[1, \infty]$ – полнота. Важные частные случаи:

- $E_{\beta=1} = E_1$;
- $E_{\beta=0} = k_T$ (значима только точность);
- $E_{\beta \rightarrow \infty} = k_P$ (значима только полнота).

Сравнение гипертекстовых, фактографических и документальных информационно-поисковых систем

Информационно-поисковые системы (ИПС) бывают 3-х типов:

- *документальные* (хранят и выдают сведения о документах),
- *фактографические* (хранят не документы, а факты о предметной области, например в виде реляционных БД). Поиск в них в отличие от документального является полным и точным,
- *гипертекстовые* (хранят документы и их семантическую структуру).

Сравнение гипертекстовых, документальных и фактографических ИПС по характеристикам полноты и шума, показывает следующее:

- для документальных ИПС: $k_{Pmax} = 0,5$; $k_{Шmax} = 1$;
- для фактографических ИПС: $k_{Pmax} = 1$; $k_{Шmax} = 0$;
- для гипертекстовых ИПС: $k_{Pmax} = 0,9 \div 1$; $k_{Шmax} = 0,1 \div 0,2$.

Методы автоматизации поиска реализованы в ИПС, БД, БЗ и поисковых машинах Интернет:

- в ИПС применяется индексирование текстов, поиск по ключевым словам (по индексу), поиск с морфологическим разбором различных грамматических форм слов, поиск с ранжированием документов по степени релевантности запросу, использование поисковых языков и комплексные методы;
- в БД и БЗ, наряду с перечисленными методами, применяются наряду с перечисленными языки запросов (SQL-подобные языки), а также методы семантического анализа текста;
- в поисковых машинах Интернет применяются методы поиска по выборке, каталоги и семантические подходы с использованием ИИ. Например, утилита Echo Search на Java, каталоги ресурсов Yahoo! Яндекс, Рамблер и др., которые пополняются и незаменимы, когда человек не точно представляет цель поиска.

Поисковый агент – самый интеллектуальный компонент поисковой машины. Различают агенты:

- **кроулеры** (просматривают заголовки страниц и возвращают машине только первую найденную ссылку),
- **«роботы»** (проходят по ссылкам с различной глубиной),
- **«науки»** (сообщают о содержимом найденного документа, индексируют его и пересылают информацию в БД машины поиска).

Пока методы автоматического индексирования документов дают худшие результаты, чем авторское индексирование. Более эффективные решения связаны с использованием языка XML.

Автоматическое реферирование и аннотирование

Реферат – это доклад, излагающий краткое содержание работы на определенную тему с обзором библиографических источников.

Аннотация – это краткий реферат с указанием категории читателей, для которых предназначено аннотируемое произведение.

Основные методы автоматического реферирования и аннотирования: поверхностные (извлекают из текста обороты типа «идея состоит...» и т.п.), объединяют их в реферат; глубинные (используют тезаурусы и синтаксический разбор текста).

Проблемы: составление реферата из разноязычных и разнотипных работ, сборника докладов конференции или газетных статей, семантика графики и т.п.

Системы машинного перевода

Машинный перевод - это процесс перевода текстов (письменных, а в идеале и устных) с одного естественного языка на другой с помощью специальной компьютерной программы. Так же называется направление научных исследований в ИИ, связанных с построением подобных систем.

Мысль использовать ЭВМ для перевода была высказана в 1947 году, сразу после появления первых ЭВМ. Первая публичная демонстрация машинного перевода состоялась в 1954 году. Несмотря на примитивность той системы (словарь в 250 слов, грамматика из 6 правил, перевод нескольких простых фраз), этот эксперимент получил широкий резонанс: начались исследования по всему миру.

Потребность в переводах растет, а критерии оценки результатов ясные. Однако, несмотря на многолетние совместные усилия лингвистов, математиков и программистов удалось лишь увеличить производительность перевода, но не его качество. Машинный перевод художественных текстов практически всегда оказывается неудовлетворительного качества. По Интернету до сих пор бродит шутка о переводчике ПРОМТ, который перевёл фразу «My cat has given birth to

four kittens, two yellow, one white and one black», как «Моя кошка родила четырёх котят, два желтых цвета, одного белого и одного афроамериканца». Главной трудностью является семантический анализ и понимание ЕЯ-текста.

За 3 десятилетия сменились 3 поколения систем машинного перевода: системы прямого перевода (перевод получается по качеству немного лучше подстрочного перевода), системы-преобразователи (используют знания о морфологии и синтаксисе языка), системы с языком посредником (используют знания о семантике языка, правила перевода, сложное математическое, информационное и программное обеспечение).

Автоматическая классификация документов

Классификация позволяет сузить поиск, увеличить его скорость и точность в системах документооборота, каталогах Интернет, каналах вещания, службах электронной почты, электронных библиотеках, информагентствах, Интернет-порталах и др.

Цель классификации – автоматическое распределение поступающих в систему документов в зависимости от их типа и содержания по рубрикам (классам) по заданным критериям (библиотечные системы).

Наиболее эффективный метод □ группировка и поиск ближайшего соседа путем вычисления «расстояния» между парами документов и объединения ближайших соседей в кластеры.

Наиболее известными технологиями являются фильтрация в Microsoft Outlook, рубрицирование в продукте Inxight Categorizer и др.

Программные продукты, реализующие технологии обработки текстов на ЕЯ

Существуют несколько коммерческих программных продуктов, которые реализуют технологии обработки текстов на ЕЯ:

- Смысловый анализатор текста Text Analyst;
- ИПС ERW;
- Пакет NeurOK Semantic Suite.

Анализатор Text Analyst – российский продукт, выполняющий «Смысловый портрет» документа и автоматическое реферирование текста. Имеет удобный интерфейс. Разработан с использованием объектно-ориентированного подхода и СОМ-технологии. Позволяет настраивать русский и английский словарь на предметную область. Формируемый реферат требует ручного контекстного «сглаживания».

Информационно-поисковая система ERW определяет количественно «семантическое расстояние» между понятиями, находит документы, в которых идея запроса выражена по-другому. Характеристики ERW: логарифмический рост времени поиска при увеличении объема информации; поддержка около 20 серверных платформ и русскоязычный сервер; богатый набор команд, учет семантики, возможности нечеткого поиска, открытая архитектура.

Пакет NeurOK Semantic Suite Analyst реализует автоматическую рубрикацию документов; реферирование и аннотирование; мониторинг web-сайтов, персонализацию информации. Используется метод машинного обучения семантики ЕЯ, запатентованный компанией «НейрОК Интелсофт». Реализует несколько видов поиска: по SQL-запросам; по ключевым словам; ассоциативный и др.

Однако пока создание подобных продуктов связано со значительными затратами и требует привлечения высококвалифицированных лингвистов, инженеров по знаниям и программистов.

Лекция «Инженерия знаний. Data Mining»

Инженерия знаний - это одно из важнейших направлений ИИ и современного программирования, связанное с разработкой экспертных систем и баз знаний. Изучает методы и средства извлечения, представления, структурирования и использования знаний.

Проблемы интеграции методов инженерии знаний и программной инженерии

Knowledge Engineering (KE)	Software Engineering (SE - методы проектирования, тестирования и сопровождения программных продуктов)
1. Знания, используемые для решения задач в KE и SE:	
<ul style="list-style-type: none"> • <i>Концептуальные</i> знания о понятиях предметной области и отношениях между ними; • Конкретные <i>фактические</i> знания; • <i>Эвристические</i> знания, неформальные правила 	<p><i>Процедурные</i> знания - алгоритмы, их программные реализации, типовые методы решения задач - формы знаний, которые фактически неявно используются для компьютерного решения любой задачи в виде, жестко</p>

рассуждений, отражающие практический опыт.	«защиты» в тексте программы.
2. За годы развития KE SE сложился разрыв даже в терминах:	
«концепт», «факт», «гипотеза», «атом», «список», «антецедент», «консеквент», «цель», «граф», «фрейм», «демон», «противоречие», «back-tracking», «нечеткость»...	«программа», «оператор», «ячейка памяти», «присваивание», «массив», «структура», «процедура», «параметр», «модуль», «класс», «объект», «ситуация», «стек»,...
Ни одна из известных систем инженерии знаний (Common LISP, Visual Prolog, KEE, Ontolingua и др.) не содержит адекватных и эффективно реализованных средств «традиционного» программирования.	Ни одна из известных платформ «традиционного» программирования (Java, .NET, Eiffel, Active Oberon и др.) не содержит адекватных, включенных в эту систему средств представления знаний.
Ограничены возможности запустить из набора правил целое приложение (.exe) и использовать его результат, записанный в некоторый файл.	Ни один специалист не станет, например, на CLIPSe или Прологе реализовывать алгоритмы численного решения задач.

Справедливости ради, отметим, что в последние годы появляются языки и системы, например, Knowledge.NET, в основе которых лежит принцип расширения современных систем программирования средствами и библиотеками KE. Как это выглядит на практике? - Инженер по знаниям использует весь арсенал моделей представления знаний (онтологии, фреймы, продукции, сети и др.) для формализации ПО. Для реализации алгоритмов он использует конструкции Java, C# и др. Для реализации расширений, предназначенных для представления знаний, используется их конвертирование в программу на базовом языке. Для компиляции полученных текстов в объектный код используется «штатный» компилятор.

Мультимедиа пирамида знаний

Обучение – это мотивированный процесс овладения на опыте ранее неизвестными знаниями, умениями и навыками. Различают символичный,

иконографический и прямой опыт, что можно проиллюстрировать в виде «мультимедиа пирамиды» знаний:



Выбор среды обучения и канала передачи информации (слухового, зрительного или аудиовизуального) зависит от характера и целей информации (например, студентам-медикам, изучающим тон и шум при работе сердца, более подходит слуховой канал) и должен учитывать особенности человеческого восприятия (рассеянность, линейность и т.п.).

Типы компьютерных обучающих систем

Термин «компьютерное обучение» предполагает наличие двух классификационных признаков:

- стратегия управления обучением;
- модель поведения обучаемого.

По этим признакам различают семь основных типов компьютерных обучающих систем:

<i>стратегия управления обучением</i>	программа управляемая обучаемым		гипермедиа система	игровая программа		
	адаптивная программа		узкоспециализированное профессиональное обучение	SVR-система (виртуальной реальности)		
	жесткая программа	репетиторство	линейная обучающая система			
		пассивная (ответы на вопросы)	рецептивная (не творческая активность)	активное творческое усвоение знаний (сотворчество и поиск новых знаний)	активная готовность к действию	<i>модель обучаемого</i>

Модели баз знаний обучающих систем

В любой интеллектуальной обучающей системе ключевым вопросом является построение базы знаний предметной области. Все современные базы знаний в сфере интеллектуальных обучающих систем построены на основе двух принципов:

- принцип «черного ящика» (БЗ не прозрачна для обучаемого);
- принцип «стеклянного ящика» (прозрачная для пользователя БЗ).

В настоящее время существует несколько моделей баз знаний обучаемого:

- стереотипная модель (деление обучаемых на типы, например «чайники», продвинутые программисты и профессионалы);
- «думающая» модель (БЗ обучаемого рассматривается как подмножество БЗ предметной области, которая состоит из небольших порций знаний, стратегия состоит в постепенном наращивании БЗ обучаемого);
- модель ошибок (она включает думающую модель и дополняется библиотекой типичных ошибок обучаемого для тонкого планирования обучения);
- имитационная модель (анализирует знания и поведение обучаемого, стремится имитировать его поведение, например при решении неизвестной ему проблемы).

Алгоритм обучения на примерах

Основными методами обучения являются дедукция и индукция. Наиболее эффективным методом обучения считается алгоритм обучения на примерах (АПВ-алгоритм), который включает в себя четыре этапа:

1. Наблюдение: сбор и накопление данных и примеров;
2. Обобщение: выдвигается некоторая разумная гипотеза о наблюдаемых фактах, данных, явлениях и т.д.);
3. Дедукция: выдвижение следствий или прогнозов из гипотезы;
4. Подтверждение: проверка прогнозов, оценка гипотезы и, в случае ее не подтверждения, замена гипотезы на новую.

Примером практического применения АПВ-алгоритма является технология Case-Study. "Кейс" - это нечто вроде инструмента, позволяющего применить теоретические знания к решению практических задач. Он способствует развитию у слушателей самостоятельного мышления, увязывает теорию с практикой (рядовой студент Гарварда за время учебы разбирает до 700

«кейсов»). Сейчас "кейсы" активно применяют при отборе кандидатов на вакантные места.

Однако АПВ – это индуктивный алгоритм, в котором источником первоначальных гипотез служат примеры. Если некоторая гипотеза возникла на основе N положительных примеров, то никто не может дать гарантии, что в базе знаний или в поле зрения алгоритма не окажется $(N+1)$ -й пример, опровергающий гипотезу. После этого ревизии должны быть подвергнуты все следствия гипотезы.

Машинное обучение

Машинному обучению в мире уделяется большое внимание. Существует множество алгоритмов машинного обучения, среди самых распространенных – алгоритмы класса S_4 .

Алгоритмы S_4 строят дерево решений по множеству примеров. Каждая вершина дерева - класс примеров. На очередном шаге множество примеров, связанных с текущей вершиной рекурсивно разбивается на подклассы. Алгоритм завершает свою работу при выполнении некоторого критерия или при исчерпании подклассов (если они заданы).

Активно исследуются методы обучения причинам действий (теория действий Д.Маккарти). В этой теории причины действий и сами действия описываются в виде клаузуальных структур (импликация, левая часть которой есть конъюнкция формул, а правая состоит из одной формулы).

Разрабатываются также такие методы машинного обучения как индуктивное логическое программирование. Их используют в языках логического программирования для рассуждений о действиях и их причинах.

Многие работы по машинному обучению посвящены неоднородным нейронным сетям с отношениями сходства (кластеризация информации из Интернета, автоматическая генерация каталогов, представление образов и т.д.).

Приобретение знаний

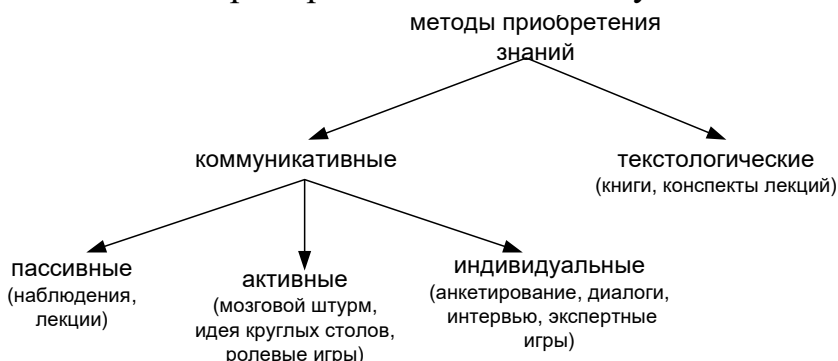
Работы в области приобретения знаний интеллектуальными системами были и остаются важнейшим направлением теории и практики ИИ. Целью этих работ является создание методологий, технологий и программных средств переноса знаний (или компетентности) в базу знаний системы. При этом в качестве источников знаний выступают эксперты, а также тексты, документы и данные, хранимые в базах данных и знаний.

Формы приобретения знаний могут быть различными (см. мультимедиа пирамиду знаний).

Схема приобретения знаний имеет вид:

Носитель информации → посредник → модель знаний

Классификация методов приобретения знаний следующая:



Извлечение знаний

Схема процесса извлечения знаний включает в себя этапы:

1. Очистка данных. С помощью специальных алгоритмов заполняются пропущенные данные, фильтруются ошибочные, устраняются противоречия (данные обозначаются как противоречивые, если они имеют одинаковые атрибуты, но в БД относятся к различным категориям и т.п.);

2. Интеграция данных. Это сложная программная задача, особенно при объединении данных из разных источников (из РБД, БД транзакций, файлов прикладной системы и т.п.);

3. Отбор и трансформация данных. Необходимо выполнить программное «сглаживание», агрегирование, обобщение, нормализацию данных без больших потерь информации в контексте целевой задачи;

4. Поиск паттернов знаний. Необходимо подобрать специальную метрику для оценки пригодных для практического использования паттернов, выбрать форму для их визуального представления и т.п.

В настоящее время используют следующие основные методы извлечения знаний: инструментальные средства запроса, статистическая техника, визуализация, интерактивная аналитическая обработка (OLAP), обучение, основанное на прецедентах (к-ближайший сосед), деревья решений, ассоциативные правила, нейронные сети, эволюционные алгоритмы.

Примеры извлечения знаний. 1. В 70-е годы в Стэнфордском университете была создана ЭС MYCIN, с помощью которой врачи должны были повысить надежность диагностики септического шока (шок давал 50% летальных исходов, вовремя диагностировался врачами лишь в половине случаев). MYCIN позволила повысить качество диагноза почти до 100%. Врачи, ознакомившись с ее работой, быстро сами научились правильно ставить диагноз. Необходимость в MYCIN отпала и она превратилась в учебную систему. Таким образом, Copyright © 2015 ИКТИБ ЮФУ. Все права защищены

основная польза проекта состояла именно в извлечении знаний в понятном для человека виде.

Перспективные проекты инженерии знаний: Semantic Web

Отрывок из статьи Т.Б.Ли. Из радиоприёмника на всю катушку гремела битловская «We Can Work It Out» («Мы с этим справимся»). Зазвонил телефон. Как только Пит поднял трубку, телефон убавил громкость, послав сообщение всем комнатным устройствам с регулятором громкости. Звонила его сестра Люси: «Маме нужно на приём к врачу, а потом ей потребуются сеансы физиотерапии. Я поручу своему агенту записать нас на приём к врачу».

Пит сразу согласился подвезти маму. У врача Люси дала указание своему электронному агенту Семантической Сети через портативный веб-браузер. Агент получил информацию о назначенном лечении от агента её врача, просмотрел медучреждения по её страховому полису, их рейтинг. Далее, агент сопоставил часы приёма врачей, полученные от их агентов на веб-сайтах, с расписаниями Пита и Люси и через несколько минут представил им план.

Питу он не понравился - клиника была расположена на другой стороне города. Он попросил повторить поиск с более строгими предпочтениями относительно места и времени. Агент Люси, доверяя агенту Пита, предоставил ему права доступа и ссылки на добытую им информацию. Был предложен новый план: клиника гораздо ближе, и часы приёма более ранние. План содержал два предупреждения: Пит должен переназначить пару не очень важных встреч; в списке данное учреждение не значилось как предоставляющее именно услуги физиотерапии. «Вид услуг и статус страховки были надёжно проверены другими способами», - успокаивал агент, - «Подробнее?».

Люси одобрила этот план, Пит ворчал: «Отстань со своими подробностями!». Всё было улажено. Вечером, Пит не удержался и запросил у агента объяснений, как тот нашёл клинику, не значившуюся в соответствующих перечнях.

- Пит и Люси смогли воспользоваться своими агентами для решения всех этих задач благодаря не той Всемирной Сети (World Wide Web), которая существует на сегодняшний день, а Семантической Сети, в которую она эволюционирует завтра.

- Чтобы ССеть могла функционировать, компьютеры должны иметь доступ к структурированным хранилищам информации и множествам правил вывода, которые они могли бы использовать для проведения правдоподобных рассуждений. Эта проблема напоминает теорему Гёделя о неполноте: сложная

система, чтобы быть полезной, должна содержать вопросы, на которые трудно дать ответ («Я лгу»).

- Одна из целей проекта Семантической Сети — создать язык, на котором можно будет представлять как данные, так и правила рассуждений и вывода об этих данных, чтобы передавать их по Сети другим подобным системам. Логика языка должна быть сильной, чтобы позволять описывать сложные свойства объектов, но не настолько сильной, чтобы агента можно было поставить в тупик, дав ему парадоксальный запрос.

- Сейчас уже созданы технологии для развития Семантической Сети: расширяемый язык разметки (eXML), система описания ресурсов (Resource Description Framework, RDF) и язык сетевых онтологий (Web Ontology Language, OWL).

ССеть будет реализована, когда люди создадут множество программных агентов, которые, знакомясь с разными источниками, будут обрабатывать информацию и обмениваться результатами с другими агентами.

Семантическая Сеть из виртуальной области может перейти в сферу влияния на наш мир (Пит ответил на телефонный звонок и при этом громкость окружающих звуков убавилась). Конкретные шаги уже сделаны, разработаны стандарты для описания функциональных возможностей устройств и пользовательских предпочтений. Эти стандарты, основаны на языке RDF. Стандарт будет позволять сотовым телефонам и другим нестандартным веб-браузерам предоставлять свои характеристики. Когда появятся онтологии можно вообразить, как микроволновая печь, снабженная сетевым доступом, будет консультироваться на веб-сайте производителя замороженных продуктов о параметрах их приготовления.

Правильно организованная Семантическая Сеть может также способствовать эволюции знаний. Эта структура сделает знания и достижения человечества доступными для анализа программными агентами.

DATA MINING

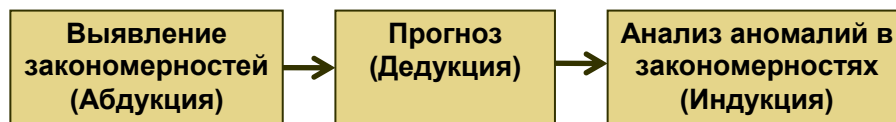
Сравнительно новым направлением инженерии знаний является интеллектуальный анализ данных (DM – Data Mining). Основу DM составляет обнаружение закономерностей в исходной информации, а также использование обнаруженных закономерностей для прогнозирования.

Понятие Data Mining появилось в 1978 г. О популярности DM говорит результат поиска термина DM в Google - свыше 100 млн. страниц. По определению Д. Шапиро: DM - это процесс поиска в сырых данных ранее

неизвестных, нетривиальных, практически полезных знаний, необходимых для принятия решений в различных сферах деятельности.

Считается, что DM, в отличие от статистических методов и OLAP (online analytical processing), способны самостоятельно строить гипотезы. Наиболее известный сайт по DM – www.kdnuggets.com.

Процесс DM упрощенно представляется следующей схемой:

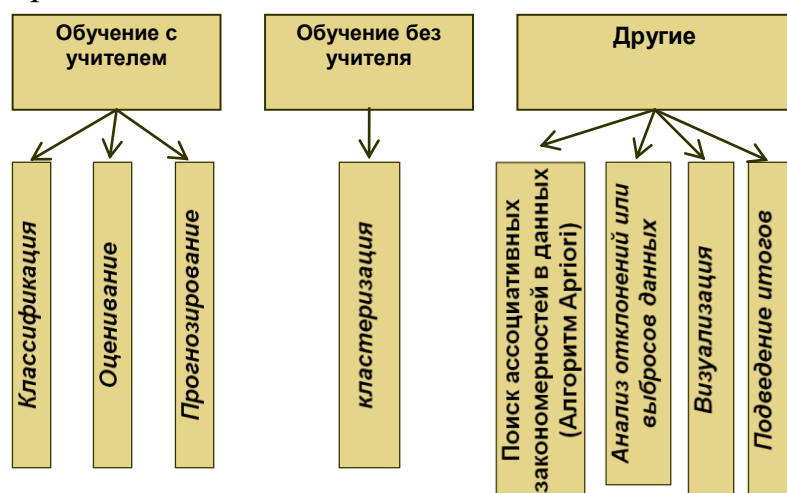


В настоящее время разработаны стандарты, описывающие методологию DM: CRISP-DM, SEMMA, PMML и др. Согласно этим стандартам DM является непрерывным процессом со многими циклами и обратными связями.

DM является междисциплинарной областью, связанной с Машинным обучением, распознаванием образов, визуализацией, статистикой и др.

Классификация задач DM

С точки зрения ИИ задачи DM можно классифицировать так, как это представлено на рис.:



Например, сюда относят задачи выбора информативных данных из большой их совокупности, выбора информативных характеристик некоторого объекта, задачи вычисления выбранных информативных характеристик и т.п. Значительную часть задач DM составляют исследования по распознаванию видеообразов с помощью нейросетей и извлечению семантически значимой информации. К этому же направлению принадлежат исследования по графической технологии программирования в Интернете.

Поскольку надежды на возможность создания баз знаний для сколько-нибудь реальных приложений только на основе обобщения опыта экспертов не оправдались, то приоритеты в области DM поменялись. Сейчас накоплено много данных (по переписи населения, по геному человека, по исследованиям

земной поверхности с помощью геоинформационных систем, по операциям с кредитными картами и т.п.). Однако данные сами по себе не имеют практической или коммерческой ценности. Они вполне могут стать источником полезной информации и новых знаний после их анализа и обработки.

Каковы типовые задачи анализа и обработки данных? Продемонстрируем их на следующем примере. Пусть дана таблица данных, состоящая из n столбцов. В этом случае типовыми задачами DM являются:

1. Задача таксономии. Если рассматривать свойства объектов как точки в n -мерном пространстве, то как найти близкие по свойствам точки? Как группировать похожие точки в классы (таксоны) при отсутствии априорной информации о структуре и свойствах анализируемых данных?

2. Задача распознавания. Это задача, обратная задаче таксономии. В этой задаче классы, на которые делятся объекты, считаются известными. Требуется найти такие границы между точками (решающие правила), которые позволили бы относить новые объекты к одному из известных классов.

3. Задача обнаружения информативных признаков. Если n признаков объекта разделить на один целевой признак и $(n-1)$ описательных, то можно исследовать зависимость целевого признака от описательных на предмет выявления среди них существенно влияющих на целевой признак.

4. Задача упорядочения. Если в таблице все объекты упорядочены по их целевой характеристике, то следует установить местоположение нового объекта среди них, т.е. указать его характеристику относительно других объектов.

5. Задача прогнозирования. Если в таблице отсутствуют данные в отдельных клетках, то решается задача их заполнения. Она может трансформироваться в задачу обнаружения ошибок, если некоторые данные «выпадают» из найденной закономерности. Если в качестве пустых клеток рассматривать будущие события, то речь идет о задаче прогнозирования. Важный частный случай прогнозирования временных рядов.

6. Задача оптимизации. Оценить экстремальные значения свойств объектов.

Классификация методов DM

Методы Data Mining разделяются на статистические (дескриптивный анализ, корреляционный и регрессионный анализ, факторный анализ, дисперсионный анализ, компонентный анализ, дискриминантный анализ, анализ временных рядов) и кибернетические (искусственные нейронные сети, эволюционные вычисления, ассоциативные правила, нечеткая логика, деревья решений, системы обработки экспертных знаний).

Методы дескриптивного (описательного) анализа включают описательное представление отдельных переменных путем создания частотных таблиц, вычисления статистических характеристик и их графическое представление.

Корреляционный анализ — метод обработки статистических данных, заключающийся в изучении коэффициентов корреляции между переменными. При этом сравниваются коэффициенты корреляции между одной парой или множеством пар признаков для установления между ними статистических взаимосвязей. Цель корреляционного анализа — обеспечить получение некоторой информации об одной переменной с помощью другой переменной. В случаях, когда возможно достижение цели, говорят, что переменные коррелируют. В самом общем виде принятие гипотезы о наличии корреляции означает, что изменение значения переменной X , произойдет одновременно с пропорциональным изменением значения Y . Корреляция отражает лишь линейную зависимость величин, но не отражает их функциональной связности. Например, если вычислить коэффициент корреляции между величинами $Y = \sin(x)$ и $Z = \cos(x)$, то он будет близок к нулю, то есть зависимость между величинами отсутствует. Между тем, величины Y и Z очевидно связаны функционально по закону $\sin^2(x) + \cos^2(x) = 1$.

Корреляционный метод обработки статистических данных весьма популярен в экономике и социальных науках (в частности в психологии и социологии), хотя сфера применения коэффициентов корреляции обширна: контроль качества промышленной продукции, металловедение, агрохимия, гидробиология, биометрия и прочие.

Регрессионный анализ (линейный) — статистический метод исследования зависимости между зависимой переменной Y и одной или несколькими независимыми переменными X_1, X_2, \dots, X_n . Терминология зависимых и независимых переменных отражает лишь математическую зависимость переменных, а не причинно-следственные отношения. Для выяснения вопроса, насколько точно регрессионный анализ оценивает изменение Y при изменении X_1, X_2, \dots, X_n , используется средняя величина дисперсии Y при разных наборах значений X_1, X_2, \dots, X_n . На практике линия регрессии чаще всего ищется в виде линейной функции $Y = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_nX_n$ (линейная регрессия), наилучшим образом приближающей искомую кривую. Делается это с помощью метода наименьших квадратов, когда минимизируется сумма квадратов отклонений реально наблюдаемых Y от их оценок.

Факторный анализ — многомерный статистический метод, применяемый для изучения взаимосвязей между значениями переменных. С помощью

факторного анализа возможно выявление скрытых латентных переменных факторов, отвечающих за наличие линейных статистических связей корреляций между наблюдаемыми переменными. Например, анализируя оценки, полученные по нескольким шкалам, исследователь замечает, что они сходны между собой и имеют высокий коэффициент корреляции, он может предположить, что существует некоторая скрытая, латентная переменная, с помощью которой можно объяснить наблюдаемое сходство полученных оценок. Такую латентную переменную называют фактором.

Дисперсионный анализ - статистический метод выявления влияния отдельных факторов на результат эксперимента. Если значения неизвестных постоянных a_1, \dots, a_n могут быть измерены с помощью различных методов или измерительных средств M_1, \dots, M_m и в каждом случае систематическая ошибка может зависеть как от выбранного метода, так и от неизвестного измеряемого значения a_i , то результаты измерений x_{ij} представляют собой суммы вида

$$x_{ij} = a_i + b_{ij} + d_{ij}, \quad i = 1, 2, \dots, n; \quad j = 1, 2, \dots, m,$$

где b_{ij} — систематическая ошибка, возникающая при измерении a_i по методу M_j , d_{ij} — случайная ошибка. Далее, вычисляются дисперсии эмпирических распределений, соответствующих множествам случайных величин. Дисперсии позволяют обнаружить наличие систематических расхождений при многократных измерениях.

Компонентный анализ — метод исследования плана содержания значимых единиц языка, целью которого является разложение значения на минимальные семантические составляющие. Основан на гипотезе о том, что значение всякой языковой единицы состоит из семантических компонентов (сем) и словарный состав языка может быть описан с помощью ограниченного (сравнительно небольшого) числа семантических признаков.

Дискриминантный анализ — метод решения задач распознавания образов, инструмент статистики, который используется для принятия решения о том, какие переменные разделяют (т.е. «дискриминируют») возникающие наборы данных. Нейронные сети могут использоваться для дискриминантного анализа. Наиболее общим применением дискриминантного анализа является включение в исследование многих переменных с целью определения тех из них, которые наилучшим образом сочетаются между собой. Например, врач может регистрировать различные переменные, относящиеся к состоянию больного, чтобы выяснить, какие переменные лучше показывают, что пациент, вероятно, выздоровел полностью, частично или совсем не выздоровел.

Временной ряд - это упорядоченная по времени последовательность значений некоторой произвольной переменной величины. Каждое отдельное значение данной переменной называется отсчётом временного ряда. Тем самым, временной ряд существенным образом отличается от простой выборки данных. Методы анализа временных рядов – предполагают выявление структуры временного ряда необходимо для того, чтобы построить математическую модель того явления, которое является источником анализируемого временного ряда. Временные ряды, как правило, возникают в результате измерения некоторого показателя. Типичным примером временного ряда можно назвать биржевой курс, при анализе которого пытаются определить основное направление развития (тренд).

Методы достоверного и правдоподобного вывода были рассмотрены в предыдущих лекциях. Приведем краткое описание методов вывода с помощью ассоциативных правил и деревьев решений.

Методы поиска ассоциативных правил заключаются в нахождение закономерностей между связанными событиями в базах данных. Ассоциативное правило имеет вид: "Из события А следует событие В". Основными характеристиками ассоциативного правила являются поддержка и достоверность правила. Правило имеет поддержку s , если $s\%$ транзакций из всего набора содержат одновременно наборы элементов А и В. Достоверность правила показывает, какова вероятность того, что из события А следует событие В. Наиболее известным методом поиска ассоциативных правил является семейство алгоритмов Apriori: в зависимости от размера самого длинного часто встречающегося набора алгоритм Apriori сканирует базу данных определенное количество раз.

Методы деревьев принятия решений обычно используются для задач классификации данных аппроксимации функций. Ситуация, в которой стоит применять деревья принятия решений, обычно выглядит так: есть много случаев, каждый из которых описывается некоторым конечным набором дискретных атрибутов, и в каждом из случаев дано значение некоторой (неизвестной, обычно булевой) функции, зависящей от этих атрибутов. Задача - создать конструкцию, которая бы описывала эту функцию и позволяла классифицировать новые, поступающие извне данные. Дерево принятия решений — это дерево, на ребрах которого записаны атрибуты, от которых зависит целевая функция, в листьях записаны значения целевой функции, а в остальных узлах - атрибуты, по которым различаются случаи. Общая схема

построения дерева принятия решений по тестовым примерам выглядит следующим образом:

- Выбираем очередной атрибут, помещаем его в корень.
- Для всех его значений i оставляем из тестовых примеров только те, у которых значение атрибута равно i , затем рекурсивно строим дерево в этом потомке.

Основной вопрос: как выбирать очередной атрибут? - Есть различные способы выбирать очередной атрибут: алгоритм ID3, с выбором атрибута с помощью Gain Ratio, с выбором атрибута с помощью индекса Гини. На практике в результате работы этих алгоритмов часто получаются слишком детализированные деревья, которые при их дальнейшем применении дают много ошибок. Это связано с явлением переобучения.

Пример статистического метода DM: спам-фильтр

Томас Байес жил в XVIII веке. Об Интернете и электронной почте он ничего не знал. Однако его теорема помогает бороться со спамом. Проблема спама очевидна. Разработчики профессионального антиспамерского софта вынуждены сейчас искать способы отождествления искаженного и «нормального» текстов. Используются, как минимум, два пути решения этой проблемы:

1. Совершенствование алгоритмов "вычленения" текста письма, например добавление анализа цветовых различий фона и шрифтов.
2. Составление своеобразных вариативных словарей, где в явном виде перечисляются все варианты искаженного написания отдельно взятого слова.

Проблема в том, что намеренные искажения текста, позволяющие эффективно обойти почтовые фильтры, практически не влияют на его восприятие за счет образного характера мышления человека. Намеренное искажение может существовать как на уровне слова, так и на уровне текста в целом. Примерами здесь являются следующие спамерные приемы:

1. **viagra** → **vi@gra** (замена одних букв слова на другие: @ вместо a);
2. доставка → **гоставка**;
3. телефон 1058164 → 10**пять**8**один**6**четыре**;
4. рассылка → **р а с с ы л к а**, **р-а-с-с-ы-л-к-а**;
5. «Фрегат» **дос**ставит на доом, в офис, на банкет икру чеерную, красную, крабы по цеенам ниже рыночных (используется «дребезг» клавиатуры).

Как построить Байесовский антиспам-фильтр ?

Согласно теореме Байеса, вероятность события можно довольно точно вычислить, если известна статистика совершения события в прошлом.

Например, если 80 % писем, содержащих словосочетание "разговорный английский", являлись спамом, то и следующее письмо с этим словосочетанием – спам с большой вероятностью. Как оценить эту вероятность? – Алгоритм принятия решения в данном случае имеет следующий вид.

1. Выбирается множество признаков $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, характеризующих документ (слова, теги письма, область их расположения и т.п.).

2. Устанавливается «вес» w_i признака (w_i равен 1 или 0, что означает наличие или отсутствие признака).

3. Фильтр обучается на заранее классифицированных документах.

4. Принимается решение по правилу байесовского классификатора (предложен П. Грэмом):

$$p_1 \times p_2 \times \dots \times p_n + (1-p) \times (1-p) \times \dots \times (1-p) > W,$$

$$P_i = \frac{s_i}{g_i + s_i},$$

где p_i – вероятность признака в спаме; s_i – количество «плохих» документов, содержащих x_i признак; g_i – количество «хороших» документов, содержащих x_i признак; W – заданный пользователем порог. При этом используются вероятности только тех признаков, которые встретились в документе. Принятие решения о конкретном письме не должно быть связано с количеством спама в почтовом ящике, а должно вычисляться исключительно по содержимому самого письма.

Спамеры должны написать в письме нечто понятное, призывающее нас к какому-то действию. Этот признак спам-сообщения и является основой для работы байесовских фильтров. Слову или тегу присваивается два значения: вероятность его наличия в спаме и вероятность его присутствия в обычных письмах. Баланс этих двух значений определяет вероятность того, что письмо, в котором встречаются данные слова или теги, является спамом.

Задача выявления спама – это задача выбора и принятия решения. Качество принятия решений характеризуется ошибками *1-го рода* (пропущен спам) и *2-го рода* (обычное письмо принято за спам).

Чтобы *обучить* фильтр, берутся два набора электронной почты: спамовская и обычная. Каждому слову или тегу письма присваивается вероятность его наличия в спаме. Например, высокая спам-вероятность присваивается словам вроде *sexu*, *promotion* или тегам типа *ff0000* (код ярко-красного цвета в языке HTML).

Для фильтрации не нужно вычислять вероятности для всех слов письма (берется их относительно небольшая выборка). Программа обучения по специальному словарю вычисляет частоту появления признака в письмах из двух наборов. Вычисление вероятности принадлежности конкретного нового письма к тому или иному типу производится по формуле Байеса. Суммированием и нормализацией вероятностей слов получают вероятности для всего письма. Как правило, вероятность принадлежности электронного письма к одной из категорий на порядок выше, чем к другим.

Для того чтобы понять, как работает антиспам-фильтр, рассмотрим пример.

Возьмем письма из почтового ящика и разделим их на две «кучи». В одну отложим нужную корреспонденцию, в другую – спам.

Оценим, с какой частотой те или иные слова встречаются в «хороших» письмах и в спаме. Пусть в тех и в других письмах примерно с одинаковой частотой встречаются общеупотребительные слова. Их наличие в письме ничего не говорит о том, к какому разряду его отнести. Присвоим этим словам нейтральную оценку «спамности», скажем **0,5**. Допустим, оказалось, что словосочетание «разговорный английский» встречается в восьми спам-письмах и только в двух нормальных. Поставим этому словосочетанию оценку **0,8**. И наоборот, выяснилось, что слово «дружнице» девять раз встречалось в нормальных письмах и только один раз – в спаме. Поставим ему оценку **0,1**.

Открываем почту. Там короткое письмо:

"Дружнице! Как твой разговорный английский?"

Оценим его "спамность". Слова *как* и *твой* являются общеупотребительными. Поставим им оценку **0,5**. Общую оценку письма (**Z**) вычислим по упрощенной формуле Байеса:

$$Z = s/(g + s), \text{ где } s = p_1 \times p_2 \times \dots \times p_n, \quad g = (1-p_1) \times (1-p_2) \times \dots \times (1-p_n),$$

где p_i – спам-оценка каждого слова, входящего в письмо.

Для нашего письма получаем:

$$s = 0,1 \times 0,5 \times 0,5 \times 0,8 = 0,02,$$

$$g = (1-0,1) \times (1-0,5) \times (1-0,5) \times (1-0,8) = 0,045,$$

$$Z = 0,02/0,065 = 0,3.$$

Письмо получило оценку с акцентом в сторону «неспамности».

Пример показывает принцип расчета вероятности спама. С другими исходными данными и более объемным текстом оценка была бы точнее. Математически подход представляется несколько «наивным», так как

предполагает независимость появления отдельных слов в письме. Однако на практике он доказал свою эффективность.

Лекция «Системы и методы распознавания образов»

Гипотеза распознавания

Теория распознавания образов базируется на гипотезе компактности: образам соответствуют компактные множества («сгустки» точек), объединенные в классы в пространстве признаков.

Образное восприятие мира — одно из самых загадочных свойств мозга. Воспринимая внешний мир, мы всегда проводим классификацию поступающей информации. Образы обладают характерными свойствами. Разные люди, одинаково и независимо друг от друга классифицируют одни и те же образы. Эта объективность образов позволяет людям понимать друг друга.

В целом проблема распознавания образов состоит из двух частей: обучения и распознавания. Например, для представленных на рисунке изображений необходимо отобрать признаки для различения левой триады картинок от правой триады.

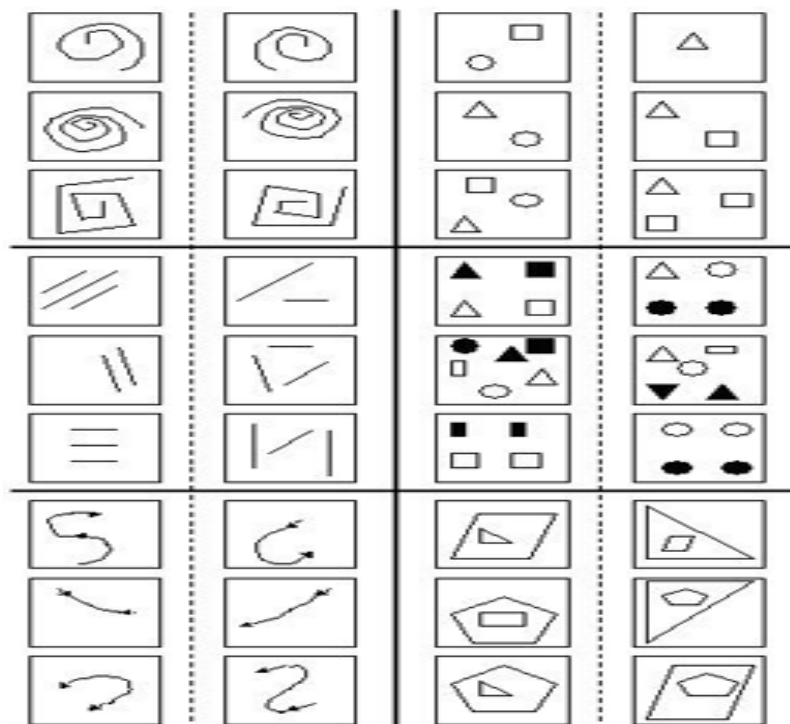


Рис. - Классификация изображений

Решение данной задачи требует моделирования логического мышления в полном объеме.

Область приложений теории распознавания образов весьма разнообразна: биоинформатика (поиск шаблонов в ДНК), базы данных (поиск и

классификация данных), обработка текстов (тематическая классификация), анализ изображений, производство (контроль качества продукции), прогнозирование (погода, сейсмология, геология), биометрия (отпечатки пальцев), обработка речи, медицина (диагностика), военное дело (радиолокация объектов наблюдения), сельское хозяйство (размер урожая), космос (контроль космического пространства) и др.

Распознавание образов, как процесс, включает в себя следующие этапы:

1. Восприятие образа (измерение);
2. Предварительная обработка;
3. Выделение характеристик (индексация);
4. Классификация (принятие решения).

Проблема распознавания образов интересна как с практической, так и с теоретической точки зрения. Для практики решение этой проблемы открывает возможность автоматизировать многие процессы, которые до сих пор связывали лишь с деятельностью мозга. Для теории это важно в связи с развитием идей информатики: что может и что принципиально не может делать машина? В какой мере возможности машины могут быть приближены к возможностям живого мозга?

Пока ясно только одно: если человек может осознать и описать процесс распознавания, то такое умение может быть передано машине. Если же человек обладает умением, но не может объяснить его, то остается только один путь передачи умения машине — обучение на примерах.

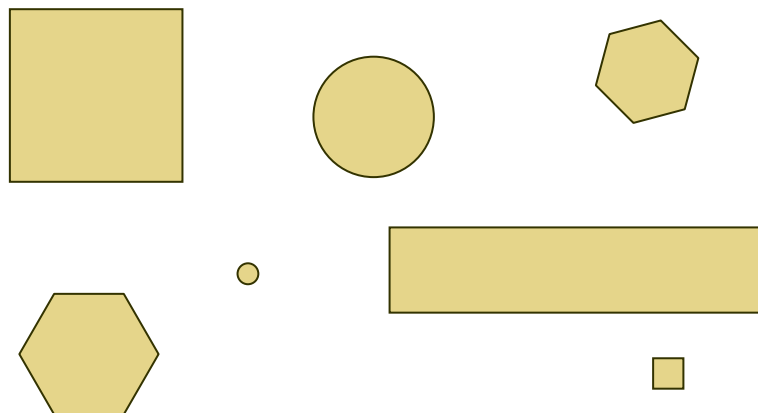
Интерпретация проблемы распознавания образов

Наиболее понятной является ***пространственно-временная интерпретация*** проблемы обучения распознаванию образов. Любой объект можно представить в виде точки некоторого пространства признаков. Например, если утверждается, что при показе изображений можно однозначно отнести их к одному из двух образов, то в некотором пространстве существует две области, не имеющие общих точек, то изображения — точки из этих областей. Каждой такой области можно дать название, соответствующее образу.

Заранее считается известным, что требуется разделить две области в некотором пространстве и что показываются точки только из этих областей. Однако сами области могут быть заранее не определены, т.е. нет сведений об их границах или правилах принятия решения о принадлежности точки к той или иной области. В ходе обучения предъявляются точки, случайно выбранные

из этих областей, и сообщается информация о том, к какой области принадлежат предъявляемые точки.

Как человек обычно классифицирует образы? – На рисунке представлены несколько геометрических фигур.



Человек обычно выбирает классификацию из жизненной практики. Например, возможными вариантами классификации являются следующие:

- класс_1 – прямоугольники, класс_2 – шестиугольники, класс_3 – окружности;
- класс_1 – большие фигуры, класс_2 – маленькие фигуры;
- класс_1 – окружности, класс_2 – многоугольники.

Цель обучения состоит либо в построении поверхности, которая разделяла бы не только показанные в процессе обучения точки, но и все остальные точки, принадлежащие этим областям, либо в построении поверхностей, ограничивающих эти области так, чтобы в каждой из них находились только точки одного класса.

Поскольку области не имеют общих точек, то существует множество таких разделяющих функций, а в результате обучения должна быть построена одна из них.

Задачу, например, можно решить путем построения функции, принимающей над точками каждой из областей одинаковое значение, а над точками из разных областей – различные значения функции.

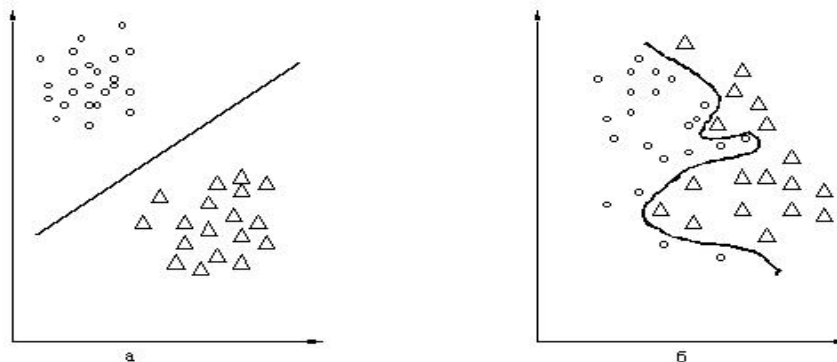
На первый взгляд кажется, что знание некоторых точек из области недостаточно, чтобы отделить всю область. Однако это известная задача аппроксимации функций. Ее решение требует введения ограничений на класс рассматриваемых функций. Выбор этих ограничений зависит от информации, которую может дать учитель в процессе обучения.

Одной из таких подсказок является гипотеза о компактности образов. Интуитивно ясно, что задача аппроксимации разделяющей функции тем легче,

чем более компактны и более разнесены в пространстве области, подлежащие разделению.

Необходимо построить такие функции от векторов-изображений, которые были бы, например, положительны на всех точках одного и отрицательны на всех точках другого образа. Поскольку области не должны иметь общих точек, то существует множество таких разделяющих функций, а в результате обучения должна быть построена одна из них.

Если предъявляемые образы принадлежат не двум, а большему числу классов, то задача состоит в построении по показанным в ходе обучения точкам поверхности, разделяющей друг от друга все области, которые соответствуют этим образам. Задача эта может быть решена, например, путем построения функции, принимающей над точками каждой из областей одинаковое значение, а над точками из разных областей значение этой функции должно быть различно.



Один из рисунков (а - слева) дает пример простой линейной разделяющей функции, поскольку классы расположены компактно и разнесены в пространстве. Другой рисунок (б - справа) заставляет усомниться в гипотезе компактности.

Задачи распознавания образов

1. Определение полного перечня признаков, характеризующих образ. Признаки подразделяются на детерминированные (конкретные числа), вероятностные, логические и структурные;
2. Первичная классификация образов и составление априорного алфавита классов, т.е. выбор принципа классификации;
3. Разработка априорного словаря признаков (на основе задачи 1), в который вносят лишь те признаки, по которым может быть получена априорная информация;
4. Описание априорного алфавита классов на языке априорного словаря признаков;

5. Разбиение пространства признаков на области по классам алфавита с помощью решающих функций (трудоемкая задача по сложности практически равносильная задаче распознавания образов);

6. Выбор и применение алгоритмов распознавания (вычисление мер сходства/различия путем оценки расстояния от распознаваемого объекта до каждого из классов);

7. Определение рабочих алфавита классов и словаря признаков.

8. Разработка специальных алгоритмов управления СРО;

9. Выбор показателей эффективности работы СРО (вероятность правильного решения, время распознавания, величина ресурсов и т.д.).

Постановка общей задачи (проблемы) распознавания образов

Автоматизация обучения и распознавания неизвестных объектов и составляет общую задачу распознавания образов. Ее постановка состоит в следующем:

В условиях первоначального описания классов на языке признаков необходимо в пределах выделенных технических средств и ресурсов определить:

- оптимальный алфавит классов,
- оптимальный рабочий словарь признаков,

которые при наилучшем решающем правиле обеспечивают эффективное использование решений, принимаемых по результатам распознавания.

Методы обучения распознаванию образов

1. Детерминированные методы сравнения с образцом и с применением геометрической нормализации и функций расстояния,

2. Вероятностные (статистические) методы. Определение вероятностного распределения для каждого класса и классификация по правилу Байеса,

3. Логические методы. Построение и решение системы булевых уравнений,

4. Структурные методы. Разбиение образа на элементы. Построение синтаксических правил в зависимости от вхождения/невхождения отдельных элементов или их последовательности в образ

5. Нейросетевые методы.

Классификация систем распознавания

В зависимости от *объекта распознавания* различают:

- текстовые системы распознавания (*text recognition*),
- системы распознавания речи (*speech recognition*),
- системы распознавания графики (*image recognition*) и др.

По *однородности* или *неоднородности признаков* СРО разделяются на:

- *простые* (например, автоматы для размена монет),
- *сложные* (например, системы медицинской диагностики).

По *достаточности для распознавания количества априорной информации* различают СРО:

- *без учителя,*
- *системы с учителем и*
- *самообучающиеся системы.*

По *типу априорного/рабочего словаря признаков* различают СРО:

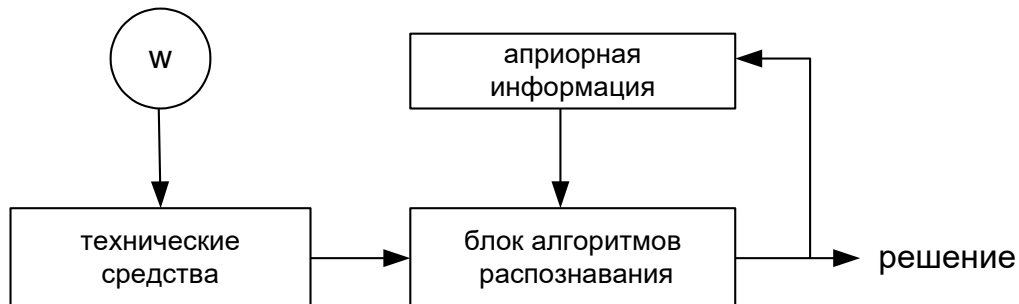
- *Детерминированные,*
- *Вероятностные,*
- *Логические,*

Структурные.

Системы распознавания без учителя

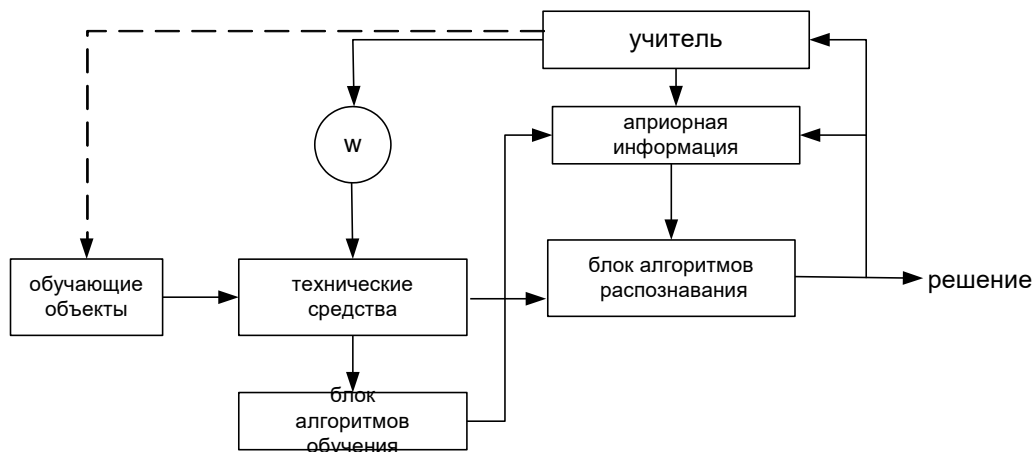
В СРО без учителя *количество априорной информации достаточно, чтобы определить априорный алфавит классов, априорный словарь признаков и решающие правила.* Это означает, что удалось найти общее свойство, не зависящее природы образов.

Тогда задача формулируется так: системе предъявляются объекты без указаний об их принадлежности к образам. СРО отображает множество объектов на множество их образов и, используя решающую функцию производит классификацию объектов:



Главная черта, делающая обучение без учителя привлекательным, – это его "самостоятельность". Например, процесс обучения нейросети заключается в настройке весов синапсов.

СРО с учителем

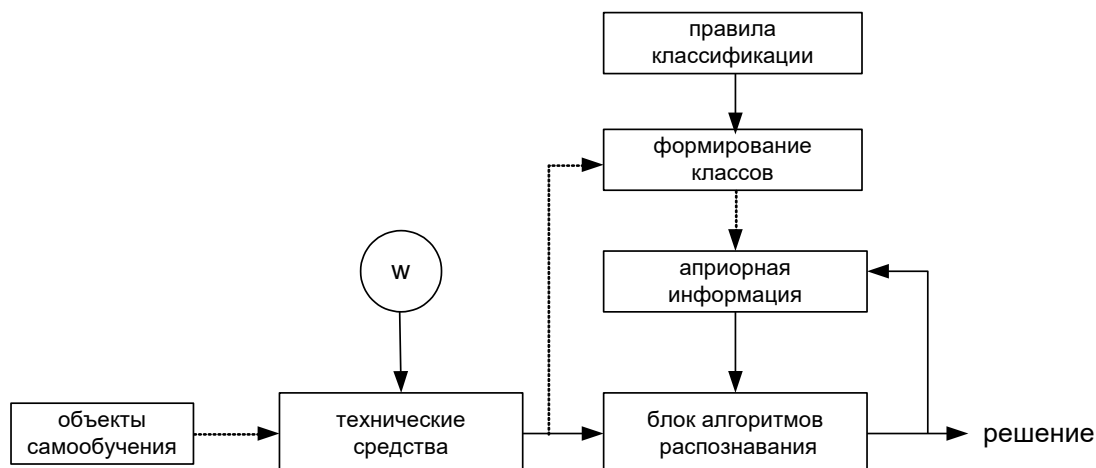


В системах с учителем априорной информации достаточно, чтобы определить априорные алфавит классов и словарь признаков, но недостаточно для описания классов на языке признаков.

В системах с учителем обучение - это процесс выработки в некоторой системе той или иной реакции на группы образов путем многократной корректировки. Такую корректировку в обучении принято называть "поощрениями" и "наказаниями". Механизм генерации этой корректировки практически полностью определяет алгоритм обучения, в котором системе сообщается информация о верности ее реакции.

Самообучающиеся СРО

В самообучающихся системах априорной информации достаточно лишь для определения априорного словаря признаков, но не достаточно для классификации объектов, т.е. система не получает указаний о принадлежности объекта к какому-то классу.



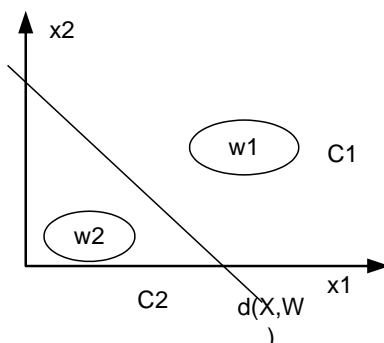
Большинство известных алгоритмов самообучения способны выделять только абстрактные образы, т.е. компактные множества в заданных пространствах. Это повышает их ценность, т.к. часто образы заранее не определены, поэтому надо определить, какие изображения в заданном пространстве представляют собой образы. Примером такой постановки задачи

являются социологические исследования, когда по набору вопросов выделяются группы людей.

Детерминированные системы распознавания образов

В детерминированных СРО образы рассматриваются как точки в n -мерном пространстве \mathbf{R}^n . Задача состоит в определении принадлежности образа $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^n$ одному из классов $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k\}$ путем построения в n -мерном пространстве k областей $C_i, i=1..k$, причем $\mathbf{X} \in C_i$.

Пример разделения двумерного пространства признаков на два класса:



Правило классификации: $\mathbf{X} \in \omega_i$, если $\mathbf{X} \in C_i$. Если имеется k классов, то необходимо построить k взаимно непересекающихся областей. Единственным способом решения этой задачи является нахождение *решающей функции*. В этом случае каждая область C_i будет описываться с помощью системы нелинейных неравенств:

$$\begin{cases} d_1(\bar{X}) > 0, \\ d_2(\bar{X}) \leq 0, \\ \dots \\ d_m(\bar{X}) \geq 0; \end{cases}$$

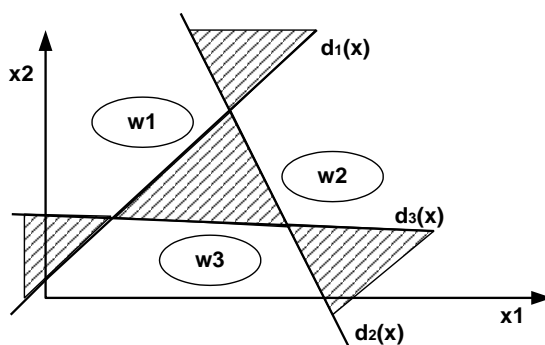
где d_i – решающая функция

На практике чаще всего стараются применять линейные решающие функции вида: $d(\mathbf{X}, \mathbf{W}) = \mathbf{X}\mathbf{W} = x_1w_1 + \dots + x_nw_n + w_{n+1}$, где вектор $\mathbf{W} = (w_1, w_2, \dots, w_{n+1})$ – параметры или «веса».

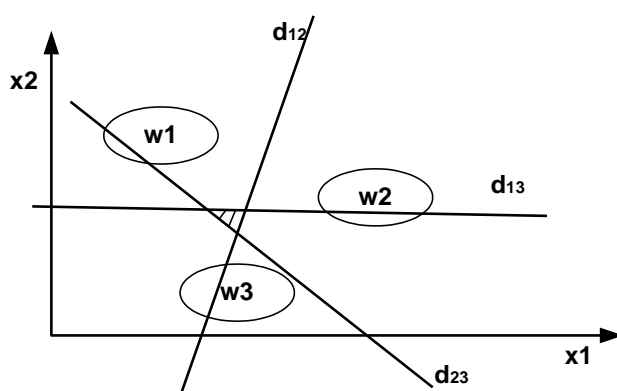
Построение линейных решающих функций связано с решением систем неравенств. В общем случае система может оказаться *несовместной* (множество решений пусто), классы являются линейно неразделимыми, и решение необходимо искать для нелинейных функций.

Варианты разделения на классы могут быть различными. Например, рассмотрим случай разделения трех классов.

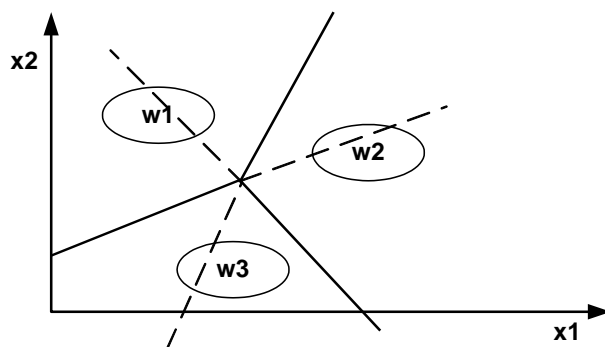
1. Для каждого из классов ищется решающая функция, которая отделяет его от всех других классов. Вся плоскость разбивается на 7 областей. Заштрихованные области называются областями неопределенных решений:



2. Решающие функции строятся для пар классов так, чтобы классы внутри рассматриваемой пары разделялись. Получается только одна область неопределенных решений. Для k классов необходимо построить $k(k-1)/2$ решающих функций:



3. Находят точку пересечения всех разделяющих функций ($d_1=d_2=d_3=0$) и от нее проводят разделяющие плоскости так, чтобы каждый класс был отделен от остальных. Необходимо построить k разделяющих функций. Областей неопределенности нет:



Классификация образов по расстоянию. Человек при классификации интуитивно чувствует, к какому классу ближе расположен некоторый образ. В алгоритмах компьютерной классификации для детерминированных СРО используют *функцию расстояния*, которая выражает степень близости распознаваемого образа к классу.

В кластерном анализе существуют несколько способов определения функции расстояния. Критерий качества кластеризации следующие:

- а) внутри групп объекты тесно связаны между собой;
- б) объекты разных групп должны быть далеки друг от друга;
- в) распределение объектов по группам желательно равномерное.

Требования а) и б) выражают гипотезу компактности классов; требование в) должно препятствовать объединению отдельных групп объектов.

Главным в кластерном анализе считается выбор *метрики* близости объектов. На практике для вычисления расстояния d применяют разные метрические нормы: евклидово расстояние; манхэттенское расстояние; метрику Махаланобиса и др. В конкретной задаче выбор свой, с учетом целей исследования, физической и статистической природы используемой информации и т.п., на основе специальных алгоритмов преобразования исходного пространства признаков.

Примеры функций расстояния. Пусть w_i — i -й класс объектов, N_i — число объектов, образующих класс w_i , вектор m_i — ср. арифметическое объектов, входящих в w_i («центр тяжести»), а $q(w_i, w_k)$ — расстояние между группами w_i и w_k .

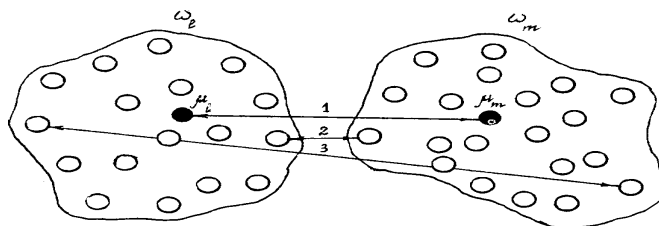
Тогда примерами наиболее распространенных расстояний и мер близости являются следующие:

1. Расстояние между центрами тяжести кластеров $d(\text{ЦТ}_i, \text{ЦТ}_k)$
2. Расстояние до ближайшего соседа $\min d(x_i, x_j)$, где x_i из w_i , x_j из w_k .
3. Расстояние до дальнего соседа $\max d(x_i, x_j)$, где x_i из w_i , x_j из w_k .

Алгоритмы, основанные на расстоянии ближайшего соседа (2), хорошо работают в случае группировок, имеющих сложную, в частности, цепочечную структуру.

Расстояние дальнего соседа (3) применяется, когда классы образуют в пространстве признаков шаровидные облака.

Алгоритмы, использующие расстояния центров тяжести (1), лучше всего работают в случае группировок эллипсоидной формы.



Алгоритмы кластеризации. Если гипотеза о типе кластеров неверна, то это может приводить к неоптимальным или даже неправильным результатам. Поэтому в условиях априорной неопределенности применяют комплекс алгоритмов кластеризации.

Наиболее популярными алгоритмами кластеризации являются:

- Алгоритм *k*-внутригрупповых средних;
- Алгоритм максиминного расстояния;
- Алгоритм *FOREL*, *SKAT*, *KOLLAPS*, *BIGFOR*, *ROST*, *DINA* и др.;
- Класс алгоритмов *ISODATA*.

Алгоритмы включают два этапа:

1. Задается исходное разбиение объектов на классы и определяется некоторый критерий качества автоматической классификации;
2. Объекты переносятся из класса в класс пока критерий не перестанет улучшаться.

Например, алгоритмы типа *FOREL*, использующие расстояние до центра тяжести, включают следующие этапы.

1. Признаки образов нормируются на интервале $[0, 1]$.
2. Строится гиперсфера минимального радиуса R_0 , охватывающая все m точек.
3. $R'_0 = 0.9R_0$.
4. Центр гиперсферы перемещается в любую из внутренних точек (расстояние до которых меньше R'_0) и вычисляется новый центр тяжести.
5. Центр сферы переносится в новый центр тяжести и вновь выбирается подходящая внутренняя точка в качестве центра гиперсферы.

В итоге центр сферы перемещается в область локального сгущения точек. Когда сфера остановится, то все ее внутренние точки образуют кластер ω_1 , они исключаются из дальнейшего рассмотрения, а процедура повторяется с оставшимися точками до тех пор, пока все точки не будут распределены по кластерам.

Если число кластеров заранее задано, то радиус сферы уменьшается или увеличивается на некоторую величину. Если размер кластеров динамически меняется во времени, то для кластеризации возникающих объектов применяется алгоритм *DINA*. Согласно этому алгоритму задается радиус R . Вновь появившаяся точка объявляется центром первого кластера. Если появляется следующая точка, то проверяется, попадает ли она внутрь гиперсферы. Если попадает, то она включается в состав кластера, центр гиперсферы смещается в центр тяжести кластера. Далее процесс повторяется.

Можно контролировать, чтобы кластеры не «переполнялись», разбивая их пополам. В целом этот процесс перехода от описания исходных объектов к описанию кластеров напоминает процесс перехода от данных к знаниям.

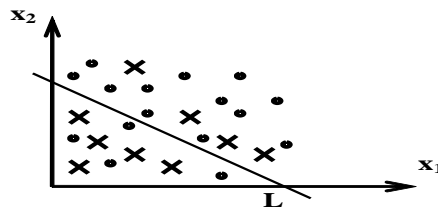
Алгоритмов много, потому что много критериев качества кластеризации. Простые критерии базируются на величине расстояния между кластерами. Они не учитывают «населенность» кластеров. Другие критерии основываются на вычислении средних расстояний между объектами внутри кластеров. Наиболее часто применяются критерии в виде отношений «населенности» кластеров к расстоянию между ними.

Функционалы качества и конкретные алгоритмы автоматической классификации достаточно полно и подробно рассмотрены в специальной литературе. У них различная трудоемкость, подчас они требуют ресурсов мощных компьютеров. Алгоритмы кластерного анализа входят в состав практически всех современных пакетов программ для статистической обработки многомерных данных.

Вероятностные методы распознавания

Детерминированный подход к распознаванию не позволяет понять такие важные понятия в теории распознавания образов, как обучение и *обобщение*. Обобщение заключается в умении распознавать образы, которые не встречались во время обучения. СРО, не способная к обобщению, не способна и обучаться.

Ограниченность детерминированных СРО можно преодолеть с позиции теории вероятности. В этом случае задача классификации образов заключается в минимизации вероятности ошибочного решения в заданном классе решающих функций.



На этом рисунке образы располагаются так, что нельзя построить классификатор, дающий безошибочное решение. Такая ситуация является нередкой для распознающих систем. Она может быть вызвана случайными помехами, отсутствием четких границ между классами или недостаточно полной информацией об анализируемых объектах. Решающую функцию следует выбрать так, чтобы вероятность ошибочных решений была минимальной.

Вероятность ошибочного решения Q можно оценить по обучающей выборке

по следующей формуле: $Q = v/N$, где v - число образов в обучающей выборке из N объектов, которые классифицируются не правильно. Очевидно, что мы не можем оценить точно качество классификатора. Однако известно, что данная оценка сходится по вероятности к истинному значению при $N \rightarrow \infty$.

Как применять статистические методы распознавания?

Постановка задачи. Дана обучающая выборка (ОВ). Каждый образ в ОВ включает набор из n характеристических признаков и описывается n -мерным вектором. Необходимо построить классифицирующее правило.

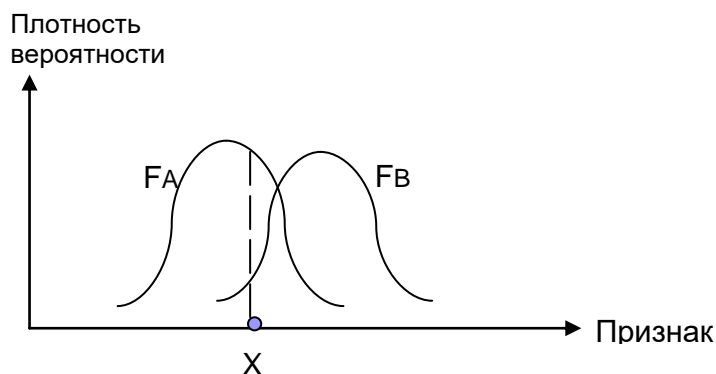
Чтобы решить задачу, необходимо знать функцию распределения элементов ОВ в n -мерном пространстве. Рассмотрим варианты. Их может быть три:

1. Функции вероятностного распределения известны.
2. Известен только тип функций распределения. Неизвестны их параметры (математическое ожидание, среднеквадрат. отклонение).
3. Распределение неизвестно.

Рассмотрим каждый из случаев в отдельности.

Если функции вероятностного распределения известны, тогда необходимо просто применить правило Байеса.

Пример. Пусть даны два распределения **A** и **B**:



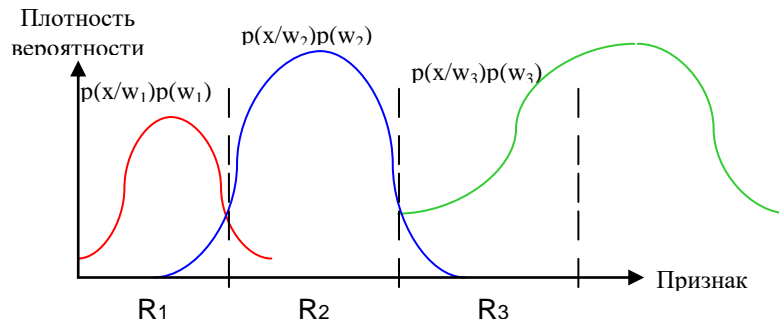
Значение X порождается одним из этих распределений. Каким из них? – Интуиция подсказывает, что надо выбрать **A**, т.к. $P(A/X) > P(B/X)$. Это же утверждает правило Байеса:

$$P(A/X) = P(X/A) * P(A) / (P(X/A) * P(A) + P(X/B) * P(B)) = \\ = F_A(X) * P_A / (F_A(X) * P_A + F_B(X) * P_B).$$

Надо выбирать A, если $F_A(X) * P_A > F_B(X) * P_B$.

Если тип функций распределения известен, но неизвестны их параметры, то необходимо вначале оценить параметры (м.о. и σ). Оценка может быть точечной или интервальной. Затем применить правило Байеса.

Пусть даны 3 интервальных распределения классов w_1, w_2, w_3 :



Если, например известен нормальный закон распределения, то используя обучающую выборку можно рассчитать:

$$M.o. = (X_1 + X_2 + \dots + X_n) / n, \quad \sigma = \sqrt{(1/(n-1)) \sum (X_i - M.o.)^2}.$$

Если функции распределения заранее неизвестны, то необходимо:

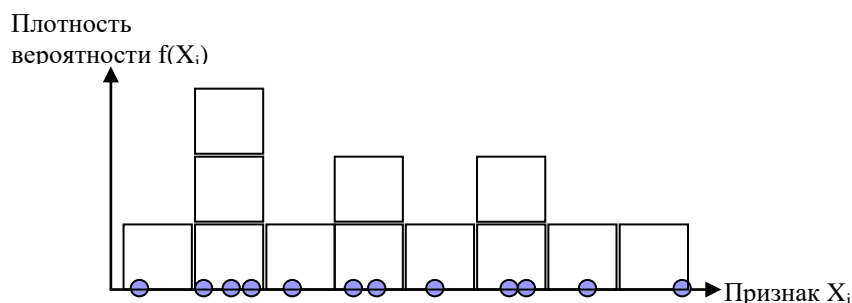
1. Выдвинуть гипотезу о распределении.
2. Построить распределение в соответствии с гипотезой.
3. По обучающей выборке одним из известных статистических методов принять/отвергнуть гипотезу.
4. Если отвергли правильную гипотезу, то это ошибка 1-го рода, она должна быть меньше α .

5. Если приняли неверную гипотезу, то это ошибка 2-го рода. Например, если $T < t$, то принимаем гипотезу. Если $T \geq t$, то отвергаем. Значение t определяется как функция от α и n .

6. Проверить гипотезу, например, по критерию χ^2 . Например, проверяем гипотезу о D -распределении для ОВ X_1, X_2, \dots, X_n . Разбиваем область значений на m классов. Пусть m_j — число элементов ОВ в классе j , p_j — вероятность попадания в j -класс согласно D . Обозначим через $m'_j = m_j * p_j$. Вычисляем функцию $T = \sum (m_j - m'_j)^2 / m'_j$.

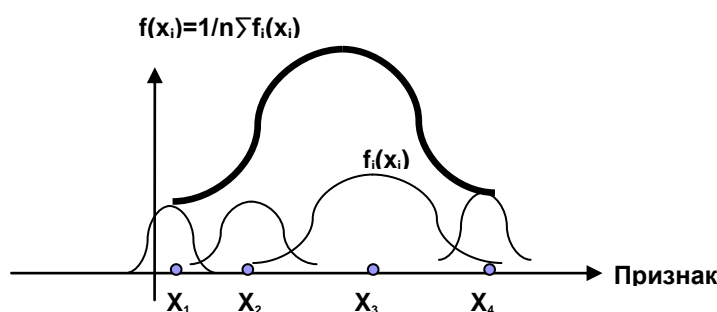
Для проверки гипотезы применяются различные статистические методы. Например, метод гистограмм, метод Парзена и др.

Метод гистограмм. Строится «в лоб» гипотетическая функция распределения путем разбиения n -мерного пространства признаков на клетки. Для каждой клетки определяется плотность распределения (в зависимости от числа точек в клетке).



Недостаток метода - необходим большой объем ОБ.

Метод Парзена:



Для каждой точки из класса строим функцию с максимумом в этой точке и быстро убывающей при удалении от нее. Суммируем эти функции для всех точек.

Резюме. Если в деталях данной лекции не разберетесь, то запомните главное - распознавание образов это процесс, включающий

- восприятие образа,
- определение его характерных признаков,
- классификация.

Вероятностный метод распознавания:

- угадываем распределение вероятностей и
- применяем правило Байеса.

Системы и методы логического распознавания образов

В реальных задачах, например, геологического и экономического прогнозирования, медицинской и технической диагностики имеет место следующая ситуация:

- число прецедентов (образов с известной классификацией) невелико,
- информации об их статистической природе недостаточно для обоснованного применения вероятностных моделей,
- сами прецеденты содержат разнородную или нечисловую информацию.

Однако известны логические связи между объектами и признаками.

Постановка задачи. Имеется обучающая выборка многомерных объектов, характеризующихся бинарными признаками. Найти правила классификации образов, каждое из которых содержит информацию не только об отдельных признаках, но и о различных их сочетаниях. Любое правило должно иметь две основные характеристики – точность и полноту.

Точность правила – это доля случаев, когда правило подтверждается, среди всех случаев его применения.

Полнота правила – это доля случаев, когда правило подтверждается, среди всех случаев, когда имеет место объясняемый исход.

Правила могут иметь какие угодно сочетания точности и полноты.

Исключение составляет лишь один случай: если точность равна нулю, то и полнота равна нулю (и наоборот).

Пусть правила имеют вид ЕСЛИ (А) ТО (В) с различным содержанием А и В. Приведенные примеры демонстрируют 4 правила с разными значениями точности и полноты.

1. Точное, но неполное правило: Люди смертны (А=«человек», В=«смертен»). Точность правила равна 1, оно не имеет исключений, но среди смертных существ люди имеют скромную долю (полнота невелика).

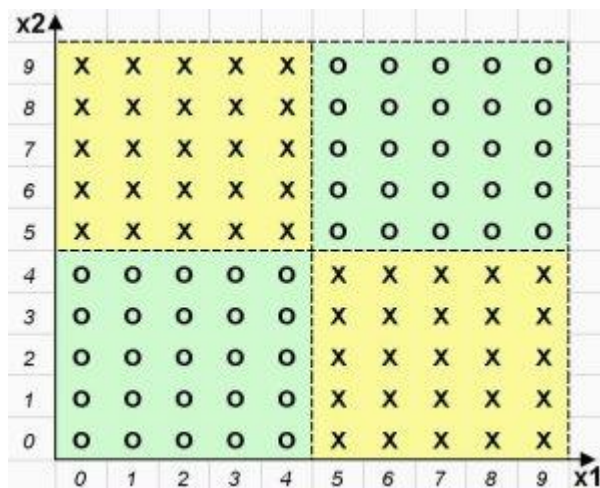
2. Неточное, но полное правило: Курильщик рано или поздно заболевает раком легких (А=«курильщик», В=«рано или поздно заболевает раком легких»). Доля заболевающих раком легких среди курильщиков около 6%. В то же время, доля курильщиков среди болеющих раком легких около 95%. Полнота правила равна 0,95, а точность – 0,06.

3. Точное и полное правило: Сумма острых углов в прямоугольном треугольнике равна 90°. В мире небольших масштабов, где справедлива геометрия Евклида, правило обладает полнотой и точностью, равными 1.

4. Неточное и неполное правило: Если у человека родинка на щеке, то он альбинос. Среди людей с родинкой на щеке доля альбиносов невелика. Среди альбиносов не так много имеют родинку на щеке.

Поиск логических закономерностей.

Пример. Для поиска логических закономерностей предлагается таблица данных, содержащая 100 объектов (строк) и 2 количественных признака (столбца) X1, X2. Таблица разделена ровно пополам на два класса объектов. Распределение объектов на плоскости двух признаков X1 и X2 приведено на рис.. Объекты 1-класса обозначены крестиком, а объекты второго класса – ноликом.



Решение представленной тестовой задачи очевидно. Каждый класс описывается двумя логическими правилами (всего 4 правила):

IF $(X_1 > 4)$ и $(X_2 < 5)$ THEN Класс 1 – крестики

IF $(X_1 < 5)$ и $(X_2 > 4)$ THEN Класс 1 – крестики

IF $(X_1 < 5)$ и $(X_2 < 5)$ THEN Класс 2 – нолики

IF $(X_1 > 4)$ и $(X_2 > 4)$ THEN Класс 2 – нолики

Этот простейший тест является “неподъемным” для многих известных коммерческих алгоритмов поиска логических закономерностей в данных.

Алгоритм «Кора». Наиболее известным алгоритмом поиска и распознавания логических закономерностей в данных является алгоритм «Кора» (Бонгард, 1967).

Дано. Обучающая выборка (ОВ), состоящая из N образов, предварительно разделенная на 2 класса. Выделены M признаков, характеризующих каждый образ.

Найти. Путем многократного просмотра ОВ с использованием операции конъюнкции $\&X_{ij}$ (X_{ij} – булева переменная: равна 1, если значение j -го признака превышает некоторый порог для i -го образа), выделить из множества возможных комбинаций признаков непротиворечивые конъюнкции, покрывающие все множество примеров ОВ. Непротиворечивой считается конъюнкция, которая встречается некоторое количество раз только в одном классе и ни разу не встречается в другом. Длина конъюнкции k – наперед задана (обычно $k = 3 \div 5$).

Алгоритм. При генерации конъюнкций алгоритм действует по правилам:

1). Конъюнкции сортируются по продуктивности (по числу примеров из ОВ, для которых выделенная комбинация признаков равна 1 (не менее Δ)).

2). Из списка исключаются подчиненные конъюнкции, оставляются «наилучшие» с точки зрения различения классов. Если есть эквивалентные, то оставляется более короткая.

3). Из списка исключаются конъюнкции-«предрассудки», не связанные с правилом классификации, но в силу ограниченности ОВ получившие хорошие оценки при обучении. Для поиска предрассудков выполняют bootstrap-процедуру. Она многократно случайным образом разбивает ОВ на классы-тесты, по которым каждому признаку начисляются штрафные баллы за склонность к предрассудкам. Конъюнкции-«штрафники» из решающего правила исключаются

4). Общее число отобранных конъюнкций ограничиваем числом n .

Для классификации нового неизвестного образа для него подсчитывается n_i – число характерных для i -го класса конъюнкций, которые верны для

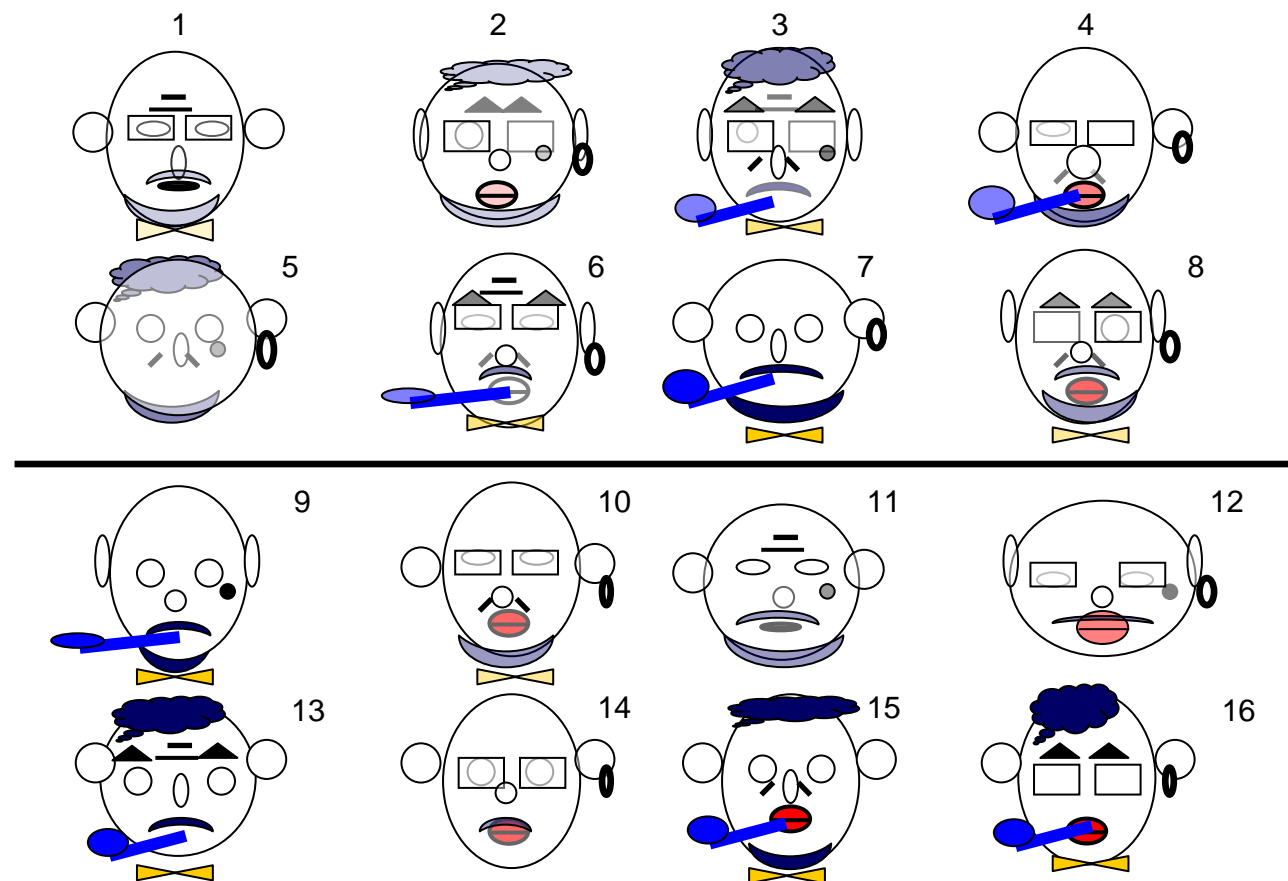
неизвестного образа. Среди p_i выбирается максимальное число и принимается решение о принадлежности к i -му классу.

Описанием каждого класса является логическая сумма (дизъюнкция) некоторого количества непротиворечивых и продуктивных конъюнкций, прошедших описанные выше этапы отбора. Комбинация этих логических высказываний представляет собой своеобразную мозаично-фрагментарную разделяющую поверхность специального типа (в отличие от линейной поверхности).

Существует возможность использовать сгенерированные конъюнкции для экзамена тестируемых примеров по принципу голосования (конъюнкции как бы используются в качестве "электората"). Однако, мы полагаем, что главная ценность использования алгоритма "Кора" состоит в извлечении из моря исходных данных нетрадиционных и непротиворечивых гипотез.

Алгоритм "Кора", как и другие логические методы распознавания образов, является достаточно трудоемким, поскольку при отборе конъюнкций необходим полный или частично направленный перебор. Метод хорошо работает при сравнительно небольших размерностях пространства признаков.

Пример. Даны 2 класса изображений лиц людей [из книги Дюк В., Самойленко А. Data Mining] Дана ОВ из $M=16$ изображений лиц, она разделена на 2 класса. Найти закономерность классификации лиц.



Исходная матрица данных $M=16$ признаков лица для $N=16$ образов имеет

вид:

№ п/ п	Голова	Уши	Нос	Глаза	Лоб	Складка	Губы	Волосы	Усы	Борода	Очки	Родинка	Бабочка	Брови	Серьга	Трубка	Class
	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}	x_{11}	x_{12}	x_{13}	x_{14}	x_{15}	x_{16}	
1	0	1	0	0	1	1	0	0	1	1	1	0	1	1	0	1	1
2	1	0	1	1	0	0	1	1	0	1	1	1	0	0	1	0	1
3	0	0	0	1	1	1	0	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1
4	0	1	1	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	1	1	1	1
5	1	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	1	0	1
6	0	0	1	0	1	1	1	0	1	0	1	0	1	0	1	1	1
7	1	1	0	1	0	0	0	0	1	1	0	0	1	1	1	1	1
8	0	0	1	1	0	1	1	0	1	1	1	0	1	0	1	0	1
9	0	0	1	1	0	1	0	0	1	1	0	1	1	1	0	1	2
10	0	1	1	0	0	1	1	0	0	1	1	0	1	1	1	0	2
11	1	1	1	0	1	1	0	0	1	1	0	1	0	1	0	0	2
12	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	1	0	1	1	0	2
13	1	1	0	1	1	0	1	1	1	0	0	0	1	0	0	1	2
14	0	1	1	1	0	0	1	0	1	0	1	0	0	1	1	1	2
15	0	1	0	1	0	1	1	1	0	1	0	0	1	1	0	1	2
16	0	1	1	1	0	0	1	1	0	0	1	0	1	0	1	1	2

Применяя алгоритм “Кора”, получаем, что классификация лиц на 2 класса может быть произведена с помощью 4 логических правил:

Правило 1. ЕСЛИ {(голова овальная)&(есть носогубная складка)&(есть очки)&(есть трубка)} ТО (Класс_1).

Правило 2. ЕСЛИ {(глаза круглые)&(лоб без морщин)&(есть борода)&(есть серьга)} ТО (Класс_1).

Правило 3. ЕСЛИ {(нос круглый)&(лысый)&(есть усы)&(небольшие брови)} ТО (Класс_2).

Правило 4. ЕСЛИ $\{(оттопыренные\ уши)\&(полные\ губы)\&(нет\ родинки\ на\ щеке)\&(есть\ бабочка)\}$ ТО (*Класс_2*).

Математическая запись этих правил следующая:
 $[(x1=0)\&(x6=1)\&(x11=1)\&(x16=1)] + [(x4=1)\&(x5=0)\&(x10=1)\&(x15=1)] \rightarrow \omega1$
 $[(x3=1)\&(x8=0)\&(x9=1)\&(x14=1)] + [(x2=1)\&(x7=1)\&(x12=0)\&(x13=1)] \rightarrow \omega2.$

Под правило_1 подпадают изображения лиц 1, 3, 4 и 6 из *Класса_1* ($\omega1$).

Под правило_2 подпадают изображения лиц 2, 5, 7 и 8 из *Класса_1* ($\omega1$).

Под правило_3 подпадают изображения лиц 9, 11, 12 и 14 из *Класса_2* ($\omega2$).

Под правило_4 подпадают изображения лиц 10,13,15 и 16 из *Класса_2* ($\omega2$).

Если образ подпадает сразу под действие нескольких правил и разных классов, то предпочтение отдается более *точному* правилу или правила обобщаются.

Особенность использования алгоритма “Кора” состоит в извлечении из множества исходных данных нетривиальных и непротиворечивых гипотез. Алгоритм “Кора”, как и некоторые другие логические методы распознавания образов, является достаточно трудоемким, поскольку при отборе конъюнкций необходим полный или частично направленный перебор. Поэтому при применении логических методов предъявляются высокие требования к эффективной организации вычислительного процесса, и эти методы работают при сравнительно небольших размерностях пространства признаков.

Решение многих задач логического распознавания на практике сводится к решению булевых уравнений с одним или несколькими неизвестными. Пусть множество образов разделено на классы $W1, W2, \dots, Wm$. Для описания этих классов используются признаки $X1, X2, \dots, Xn$. Предположим, что сведения о классах объектов и их признаках представлены в виде булевых соотношений. Пусть в результате экспериментов установлены данные о признаках Xi , присущих некоторым классам Wj . Эти данные выражены в виде булевых уравнений вида:

$$G(X1, X2, \dots, Xn) = 1.$$

Тогда *прямая задача логического распознавания* заключается в следующем. При заданной постановке определить, какие выводы можно сделать относительно классов распознавания $W1, W2, \dots, Wm$ на основе исходных сведений и выраженной в виде уравнения экспериментальной информации. Иными словами, требуется найти неизвестную функцию $F(W1, W2, \dots, Wm)$, которая удовлетворяет уравнению:

$$G(X1, X2, \dots, Xn) \rightarrow F(W1, W2, \dots, Wm)$$

Обратная задача логического распознавания состоит в следующем. В заданной постановке задачи распознавания неизвестной является посылка $G(X_1, X_2, \dots, X_n)$, из которой следует наблюдаемый факт $F(W_1, W_2, \dots, W_m)$.

Метод логического распознавания. Метод решения прямой и обратной задач логического распознавания основаны на применении изображающих чисел булевых функций (БФ) и сокращенного базиса.

Изображающие числа и базис.

Таблицу, которая представляет все возможные комбинации значений истинности набора переменных A, B, C, \dots называют *базисом* и обозначают $b[A, B, C, \dots]$.

Если значение «истина» обозначить 1, а значение «ложь» - 0, то для трех элементов A, B, C базис имеет вид:

$$\begin{array}{cccc} \mathbf{0} & \mathbf{1} & \mathbf{2} & \mathbf{3} & \mathbf{4} & \mathbf{5} & \mathbf{6} & \mathbf{7} \\ \#A = & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ \#B = & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ \#C = & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{array}$$

Строки базиса называются *изображающими числами* соответствующих элементов.

Используя базис, можно явно перечислить все значения истинности БФ для всех комбинаций переменных.

Для изображающих чисел справедливы следующие операции:

- дизъюнкция $\#(A+B) = \#A+\#B$
- конъюнкция $\#(A\&B) = (\#A)\&(\#B)$
- отрицание $\#\neg A = \neg(\#A)$

Используя эти операции, можно найти изображающее число любой БФ.

Пример.

$$\begin{aligned} \#(A\&(B+C)) &= (01010101)(00110011+00001111) = (01010101)(00111111) = \\ &= 00010101. \end{aligned}$$

Используя изображающие числа можно доказать любую теорему или закон алгебры логики.

Пример. Доказать, что $A\&(B+C) = A\&B + A\&C$.

Действительно, изображающее число $\#(A\&(B+C)) = 00010101$,

$$\begin{aligned} \#(A\&B+A\&C) &= (01010101)(00110011)+(01010101)(00001111) = \\ &= 00010001+00000101=00010101, \text{ т.е. изображающие числа тождественны.} \end{aligned}$$

Восстановление булевой функции по изображающему числу.

Чтобы по данному изображающему числу восстановить БФ в СДНФ, нужно суммировать элементарные произведения, составленные из всех элементов

базиса или их отрицаний, изображающие числа которых имеют 1 в тех же разрядах, что и изображающее число БФ. Например, пусть дано изображающее число $\#X = 1001\ 0110$ и базис $b[A, B, C]$:

$$\begin{array}{r} \mathbf{0\ 1\ 2\ 3\ 4\ 5\ 6\ 7} \\ \underline{\#X = 1\ 0\ 0\ 1\ 0\ 1\ 1\ 0} \\ \#A = 0\ 1\ 0\ 1\ 0\ 1\ 0\ 1 \\ \#B = 0\ 0\ 1\ 1\ 0\ 0\ 1\ 1 \\ \#C = 0\ 0\ 0\ 0\ 1\ 1\ 1\ 1 \end{array}$$

Оно имеет единицы в разрядах **0, 3, 5, 6**.

Поэтому в СДНФ:

$$\#X = 10010110 = \#(\neg A \neg B \neg C + AB \neg C + A \neg BC + \neg ABC).$$

В процессе распознавания необходимо устанавливать имеются ли логические связи между объектами и признаками. Для этого надо установить зависимости или нет БФ?

Пусть даны БФ $f_1(A, B, C, \dots), \dots, f_n(A, B, C, \dots)$. Надо вначале вычислить их изображающие числа $\#f_1, \dots, \#f_n$. Затем проверить, образуют ли столбцы набора этих чисел 2^n чисел $0, 1, \dots, 2^n - 1$. Если все 2^n чисел присутствуют, то **функции независимы**, в противном случае – **зависимы** (разряды двоичных чисел, представленных столбцами изображающих чисел, возрастают вдоль столбца снизу вверх).

Установление зависимости БФ.

Пример 1. Установить зависимы или нет БФ $f_1 = AB + \neg A \neg B$ и $f_2 = \neg B$.

Запишем их изображающие числа в последовательные строки:

$$\begin{array}{r} \mathbf{3\ 2\ 0\ 1} \\ \#f_1 = \#(AB + \neg A \neg B) = 1\ 0\ 0\ 1 \\ \#f_2 = \#(\neg B) = 1\ 1\ 0\ 0 \end{array}$$

Колонки набора представляют все $2^2 = 4$ комбинации значений истинности, соответствующие числам 0, 1, 2, 3. Следовательно, функции f_1 и f_2 **независимы**.

Пример 2. Установить зависимы или нет БФ $f_1 = AB + \neg A \neg B$, $f_2 = \neg B$ и $f_3 = A \neg B + \neg AB$. Запишем их изображающие числа:

$$\begin{array}{r} \mathbf{3\ 6\ 4\ 1} \\ \#f_1 = \#(AB + \neg A \neg B) = 1\ 0\ 0\ 1 \\ \#f_2 = \#(\neg B) = 1\ 1\ 0\ 0 \\ \#f_3 = \#(A \neg B + \neg AB) = 0\ 1\ 1\ 0 \end{array}$$

Эти функции **зависимы**, т.к. в колонках набора содержатся числа 1, 3, 4, 6, а числа 0, 2, 5, 7 отсутствуют.

Возникает вопрос: если функции зависимы, то как найти явный вид неизвестной зависимости $F(f_1, \dots, f_n)$? – Для этого в базисе $b[A, B, C, \dots]$ выписываем изображающие числа $\#f_1, \dots, \#f_n$ и определяем, какие числа отсутствуют в колонках. В изображающем числе $\#F(f_1, \dots, f_n)$ в базисе $b[f^1, \dots, f^n]$ в разрядах, которые имеют номера отсутствующих чисел, поставим 0, а в остальных 1.

Если БФ зависимы, то как это установить?

Пример. Требуется установить явный вид логической зависимости функций $f_1 = \neg A C + \neg B \neg C$, $f_2 = \neg A \neg C + \neg B C$ и $f_3 = \neg B$.

Запишем их изображающие числа в последовательные строки в базисе $b[A, B, C]$:

$$\begin{array}{r} \underline{75207610} \\ \#f_1 = \#(\neg A C + \neg B \neg C) = 11001010 \\ \#f_2 = \#(\neg A \neg C + \neg B C) = 10101100 \\ \#f_3 = \#(\neg B) = 11001100 \end{array}$$

В колонках набора имеются только числа 0, 1, 2, 5, 6 и 7, а числа 3 и 4 отсутствуют.

Это означает, что по отношению к базису $b[f_1, f_2, f_3]$ изображающее число неизвестной связи $F(f_1, f_2, f_3) = 1$ имеет вид:

$$\#F(f_1, f_2, f_3) = 11100111 = \#[(\neg f_1 + \neg f_2) \neg f_3 + (f_1 + f_2) f_3],$$

т.е. функции f_1 , f_2 и f_3 связаны соотношением $(\neg f_1 + \neg f_2) \neg f_3 + (f_1 + f_2) f_3 = 1$.

В справедливости полученной зависимости легко убедиться, если подставить в нее выражения для f_1 , f_2 и f_3 :

$$\begin{aligned} & (\# \neg f_1 + \# \neg f_2) (\# \neg f_3) + (\# f_1 + \# f_2) (\# f_3) = \\ & = (00110101 + 01010011) 00110011 + (11001010 + 10101100) 11001100 = \\ & = (01110111)(00110011) + (11101110)(11001100) = 00110011 + 11001100 = \\ & 11111111. \end{aligned}$$

Оказалось, что решение многих задач логического распознавания, может быть сведено к нахождению решений булевых уравнений с одним или несколькими неизвестными.

Решение булевых уравнений с одним неизвестным

Задача. Пусть в процессе решения задачи логического распознавания на основе анализа трех объектов были установлены следующие логические зависимости между тремя характеризующими эти объекты признаками A, B, C :

$$X(A+B) = ABC, \quad (*)$$

где X – некоторая булева функция, которую необходимо найти и которая зависит от A, B, C . Причем функция X должна быть такой, чтобы при её подстановке в исходное уравнение, оно превращалось в тавтологию.

Решение. Чтобы решить задачу найдем изображающие числа для элементов, входящих в булево уравнение.

C	B	A	#ABC	#(A+B)	#X
0	0	0	0	0	×
0	0	1	0	1	0
0	1	0	0	1	0
0	1	1	0	1	0
1	0	0	0	0	×
1	0	1	0	1	0
1	1	0	0	1	0
1	1	1	1	1	1

Изображающее X число должно быть таким, чтобы $(\#X)*01110111=00000001$.

Отсюда $\#X = \times 000 \times 001$ и уравнение (*) имеет 4 решения, соответствующих изображающим числам:

(0000 0001), (1000 0001), (0000 1001) и (1000 1001), т.е.

$X_1=ABC$, $X_2=ABC+\neg A\neg B\neg C$, $X_3=C(AB+\neg A\neg B)$, $X_4=\neg A\neg B+ABC$.

Аналогично решаются *системы булевых уравнений*.

Постановка задачи об НЛО

Некоторые жители двух близлежащих поселков утверждали, что они ночью наблюдали *НЛО*. Чтобы проверить это среди них был проведен опрос. После систематизации ответов были получены следующие утверждения жителей поселка *I*:

- 1) в небе появились сгустки слабо ионизированной светящейся пыли (A);
- 2) среди атмосферных облаков (B) появилось одиночное светлое дискообразное тело (X) радиусом около 100 метров и не было других тел ($\neg Y$);
- 3) далеко в небе показалась группа движущихся сигарообразных тел (Y), движение которых сопровождалось разрядами электричества (C).

Утверждения жителей поселка *II* сводились к следующему:

- 4) не было ни сгустков слабо ионизированной светящейся пыли ($\neg A$), ни одиночного светлого дискообразного тела ($\neg X$), ни группы других тел ($\neg Y$);

5) не видели ни облаков ($\neg B$), ни одиночного светлого дискообразного тела ($\neg X$);

6) наблюдались разряды электричества (C);

7) среди облаков (B) наблюдались сгустки светящейся пыли (A).

Необходимо на основании этих данных определить, следует ли серьезно отнестись к заявлениям очевидцев о наблюдении *НЛО* или это может быть объяснено атмосферными явлениями?

Решение системы булевых уравнений

Используя введенные обозначения, составим булево уравнение с 2 неизвестными (X и Y):

$$A + BX\neg Y + CY = \neg A \neg X \neg Y + \neg B \neg X + C + AB \quad (**)$$

Решение вопроса о существовании тел X и Y сводится к определению возможности разрешить уравнение (**) относительно X и Y и выразить их как функции от A, B, C .

Если решение $X(A, B, C), Y(A, B, C)$ существует и, кроме того,

$$X \neq \neg A \neg B \neg C, Y \neq \neg A \neg B \neg C \quad (***)$$

то нет оснований говорить о реальном появлении тел X и Y . Если же решения, отличного от (***), не существует, то к заявлениям «очевидцев» следует отнестись с большой серьезностью.

Решим уравнение (**). По определению операции эквивалентности ($a=b \equiv ab + \neg a \neg b$) уравнение записывается в виде:

$$(A + BX\neg Y + CY) \& (\neg A \neg X \neg Y + \neg B \neg X + C + AB) + \neg (A + BX\neg Y + CY) \& \neg (\neg A \neg X \neg Y + \neg B \neg X + C + AB) = 1$$

После упрощения получаем следующее уравнение:

$$A\neg B\neg X + AC + AB + BCX\neg Y + CY + \neg AB\neg CY + \neg A\neg CX Y + \neg A\neg B\neg CX = 1$$

Базис $b[A, B, C, X, Y]$ для уравнения:

$$\#A = 111 \times \times 000$$

$$\#B = 0 \times 11 \times 1 \times 0$$

$$\#C = \times 1 \times 11000$$

$$\#X = 0 \times \times 1 \times \times 11$$

$$\#Y = \times \times \times 01110$$

Это уравнение имеет **3072** различных пар решений. Например

$$\#X = 1000\ 0010 = \#(\neg A \neg B \neg C + \neg ABC),$$

$$\#Y = 0010\ 100 = \#(\neg AB \neg C + \neg A \neg BC).$$

Анализ всех решений показал - нет оснований считать, что X и Y действительно существуют.

Постановка задачи о выработке научно-технической политики фирмы.

Эксперты определили пять основных целей фирмы:

- 1) Повышение эффективности производства (A1);
- 2) Развитие производственных технологий (A2);
- 3) Достижение обоснованного уровня з/платы работников (A3);
- 4) Рост научно-технического потенциала фирмы (A4);
- 5) Сохранение и оздоровление окружающей среды (A5).

Все эти цели не являются независимыми. Связи между целями эксперты выразили с помощью 4 логических уравнений:

$$A5 \rightarrow A2A4 \equiv \neg A5 + A2A4 = 1 \quad (1)$$

т.е. сохранение окружающей среды невозможно без развития производственных технологий и роста н/т потенциала фирмы.

$$\neg A1 \neg A2 \neg A4 \rightarrow \neg A3 \equiv A1 + A2 + A4 + \neg A3 = 1 \quad (2)$$

т.е. достижение обоснованного уровня з/п работников невозможно без повышения эффективности производства, развития производственных технологий и роста н/т потенциала фирмы.

$$A1 \rightarrow A2 \equiv \neg A1 + A2 = 1 \quad (3)$$

т.е. повышение эффективности производства невозможно без развития производственных технологий.

$$A2 \rightarrow A4 \equiv \neg A2 + A4 = 1 \quad (4)$$

т.е. развитие производственных технологий невозможно без роста научно-технического потенциала фирмы.

Перемножив уравнения (1-4) и упростив выражение получим:

$$A2A4 + \neg A1A4\neg A5 + \neg A1\neg A2\neg A3\neg A5 = 1$$

Отсюда получаем базис:

$$\#A1 = \times 0 0 1 1 1 1 0 0 0 0 \quad 0 0 0 0 \quad 0 0$$

$$\#A2 = 1 \times 0 1 1 1 1 1 1 1 1 \quad 1 1 0 0 \quad 0 0$$

$$\#A3 = \times \times 0 1 1 0 0 1 1 0 0 \quad 1 0 1 0 \quad 0 0$$

$$\#A4 = 1 1 \times 1 1 1 1 1 1 1 1 \quad 1 1 1 1 \quad 1 0$$

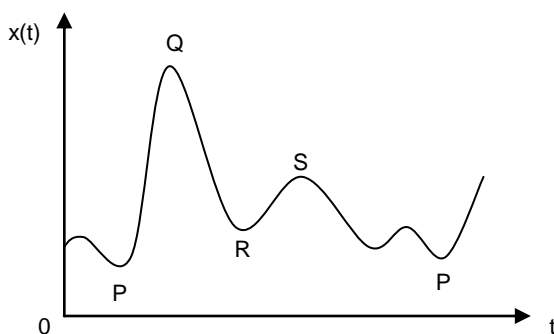
$$\#A5 = \times 0 0 1 0 1 0 1 0 1 0 \quad 0 0 0 0 \quad 0 0$$

Из 32 возможных комбинаций исходов целей допустимыми (совместными по связям) являются только 11. Например, A1A2¬A3A4¬A5 означает совместимость целей, связанных с повышением эффективности производства (A1), с развитием производственных технологий (A2) и ростом научно-технического потенциала фирмы (A4).

Структурные методы распознавания образов

Зачастую на практике информация о распознаваемых объектах содержится в записях сигналов. Традиционно для определения признаков используют разложения сигналов в ряды по ортогональным функциям (ряды Фурье, полиномы Эрмита, Чебышева и т.д.).

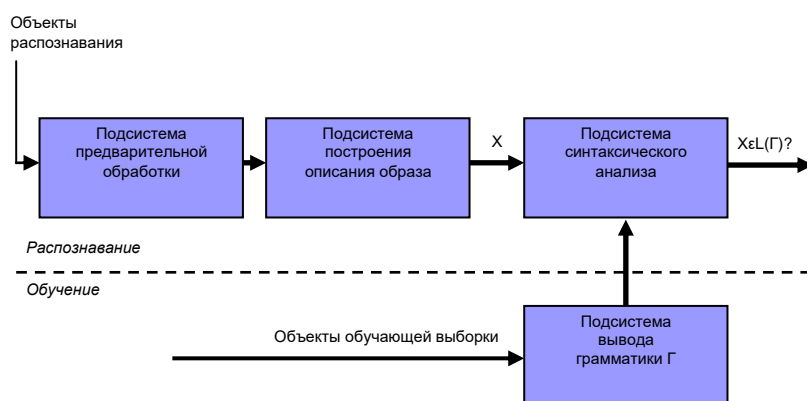
Возможно использование в качестве характерных признаков точек минимума, максимума и др. (например, электрокардиограммы):



Методы распознавания, использующие признаки структурных элементов позволяют избежать не только трудоемкой процедуры разложения в ряды, но и потерь информации. Структурные методы основаны на *теории формальных языков Н.Хомского*.

Идея, как формальных языков, так и структурных методов распознавания состоит в построении сложного объекта в виде иерархической **регулярной** структуры более простых образов. При этом используется известная схема: задаются исходные объекты и порождаются новые по некоторым правилам.

Этапы структурного распознавания



На этапе *обучения* грамматику можно определить, используя априорные сведения об объектах обучающей выборки.

На этапе *распознавания* предварительная обработка заключается в кодировании, сжатии, фильтрации или восстановлении объекта. Затем объект представляется языковой структурой (цепочкой или графом): сегментация и выделение простейших элементов. Решение о правильности объекта

вырабатывается синтаксическим анализатором по дереву грамматического разбора. Распознавание – это сопоставление с эталоном.

Основные понятия формальных грамматик

Грамматика включает терминальный и нетерминальный словари, начальный символ и набор правил подстановки.

Терминальный словарь – это набор исходных элементов, из которых строят цепочки, порождаемые грамматикой.

Нетерминальный словарь – это набор символов, которыми обозначаются классы исходных элементов, а также специальные вспомогательные символы.

Начальный символ – это выделенный нетерминальный символ, обозначающий класс объектов, для описания которых предназначена грамматика.

Правила подстановки – это выражения вида « $x \rightarrow y$ » (заменить x на y), где x и y – цепочки с любыми терминальными или нетерминальными символами. Если имеется последовательность цепочек x_0, x_1, \dots, x_n , в которой каждая последующая выводима из предыдущей, то она называется **выводом** x_n из x_0 в грамматике G .

Грамматика – это не алгоритм, поскольку порядок применения правил подстановки произволен!

Совокупность всех терминальных цепочек, выводимых из начального символа, называется **языком, порожденным грамматикой G** , и обозначается $L(G)$. Две разные грамматики могут порождать один и тот же язык.

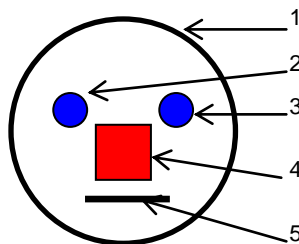
Допустим, что имеем дело с 2 классами объектов Ω_1 и Ω_2 , которые описываются конечным множеством признаков (словарь). Пусть существует грамматика G такая, что порождаемый ею язык состоит из предложений (объектов), принадлежащих исключительно классу Ω_1 . Эту грамматику можно использовать для классификации объектов, т.к. неизвестный объект можно отнести к классу Ω_1 , если он является грамматически правильным предложением языка $L(G)$. Иначе, объект относим к Ω_2 .

Как реализовать процесс структурного распознавания?

1. Построить адекватное описание объектов распознавания
2. Выбрать грамматики
3. Реализовать процесс распознавания посредством процедур синтаксического анализа
4. Использовать обучение для вывода грамматик
5. Применить в рамках структурного подхода другие методы распознавания.

Пример структурного распознавания

Пусть дана структура объекта распознавания, состоящего из 5 терминальных элементов:



Необходимо, используя предикаты, характеризующие взаимное расположение элементов (слева/справа, выше/ниже, внутри) и алгоритм вывода грамматик, построить два различных структурных описания объекта.

Терминальными элементами объекта будем считать:

1 – окружность; 2 и 3 – точки; 4 – квадрат; 5 – отрезок прямой.

Зададим следующие **предикаты**:

СЛЕВА (X,Y) – принимает значение истина, если X находится *слева* от объекта Y;

ВЫШЕ (X,Y) – принимает значение истина, если X находится *выше* Y;

ВНУТРИ (X,Y) – принимает значение истина, если X находится *внутри* Y.

Алгоритм вывода грамматики:

1. Определить все случаи, когда терминальные элементы удовлетворяют одному из заданных предикатов. Каждый истинный предикат образует новый элемент.

2. Построить новые элементы из исходных и вновь полученных.

3. Повторять процедуру до тех пор, пока возможности построения новых элементов не будут исчерпаны.

4. Удалить все элементы, не являющиеся компонентами исходного входного объекта.

Реализация алгоритма вывода грамматики для примера.

Построим новые элементы, предикаты которых истинны:

Цикл1. **6** - ВЫШЕ(4,5); **7** - ВНУТРИ(2,1); **8** - ВНУТРИ(3,1);

9 - ВНУТРИ(4,1); **10** - ВНУТРИ(5,1); **11** - СЛЕВА(2,3);

12 - СЛЕВА(2,3) ВНУТРИ(2,1) ВНУТРИ(3,1);

13 - ВЫШЕ(4,5) ВНУТРИ(4,1) ВНУТРИ(5,1);

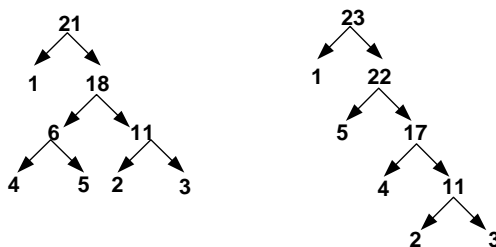
Цикл2. **14** - ВНУТРИ(6,1); **15** - ВНУТРИ(11,1); **16** - ВЫШЕ(11,4);

17 - ВЫШЕ(11,5); **18** - ВЫШЕ(11,6); **19** - ВНУТРИ(16,1); **20** -

ВНУТРИ(17,1); **21*** - ВНУТРИ(18,1); **22** - ВЫШЕ(16,5); **23***-

ВНУТРИ(22,1)

Элементы, отмеченные звездочкой (21 и 23), соответствуют двум разным структурам описания исходного объекта. Представим их в виде деревьев:



Получены 2 разных структурных описания исходного образа.

OCR-системы/ Методы распознавания образов и их реализация в OCR-системах (Optical Character Recognition/Reader) – одна из самых технологий ИИ, в разработке которой российские специалисты одни из лидеров. **OCR** – это система оптического распознавания изображений и преобразования его в формат, пригодный для текстовых редакторов.

Решение задачи требует распознавания «с пониманием». В промышленных OCR-системах проблема упрощена и сведена к классификации признаков объекта с помощью аппарата решающих функций. В лучших OCR-системах используется многоступенчатое распознавание, свойственное человеку:

обработка контекста → грубое выделение признаков → гипотезы об объекте → выделение составных частей → проверка правильности отношения частей друг к другу → принятие решения.

Работа OCR-систем основана на трех принципах:

- *Целостность* образа. В объекте всегда есть существенные части и отношения между ними должны интерпретироваться совместно;
- Распознавание является *целенаправленным* процессом проверки гипотез;
- *Адаптивность*. Распознающая система должна быть способна к самообучению.

В OCR-системах графический образ символа на выходе сканера имеет вид *шейпа* (матрица из точек, которую можно редактировать поэлементно), как это представлено в следующей матрице:

		•	•	
	•		•	
	•		•	
	•		•	
	•		•	

Это шейп буквы «Л» или буквы «П»? - Ближе к букве «Л», но на 100% без контекстной обработки (всего слова или даже предложения) это утверждать нельзя.

Ведущие российские OCR-системы: Fine Reader фирмы АBBYY, CuneiForm и CognitiveForms фирмы Cognitive Technologies.

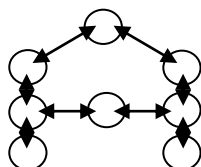
OCR-системы распознавания отдельных символов реализуются как классификаторы. Существуют три типа классификаторов: шаблонные (растровые), признаковые и структурные. В качестве примера на рис. представлена схема растрового распознавания.



Простой критерий сравнения – минимум точек, отличающий шаблон от шейпа изображения. Достоинство растрового классификатора – хорошее распознавание дефектных символов, простота и скорость распознавания. Недостаток – необходимость настройки на типы и размеры шрифтов.

Наиболее распространены *признаковые классификаторы*. Анализ в них идет по набору чисел или признаков, вычисляемых по изображению. Распознается не сам символ, а набор его признаков. Это неизбежно ведет к некоторой потере информации.

Структурные классификаторы переводят шейп символа в его топологию, отражающую взаимное расположение структурных элементов символа. Это обеспечивает инвариантность распознавания относительно типа и размеров шрифтов, но затрудняет распознавание дефектных символов и замедляет работу. В Fine Reader применяется *структурно-пятенный* классификатор:



Он имеет вид «пятен» с парными отношениями между ними. Напоминает структуру из множества шаров, нанизанных на резиновые шнуры, которые можно растягивать. Он объединяет достоинства растрового и структурного классификаторов, нечувствителен к различным начертаниям и дефектам символов.

Особенностью OCR-технологий распознавания является применение структурно-пятенных шаблонов с выделением колец, дуг, точек, отрезков и т.п., а также методов оптимизации при переборе вариантов. Большинство OCR-систем имеют удобный многооконный интерфейс, распознают документы на сотнях языках с проверкой орфографии, штрих-кодов и т.п. Fine Reader в среднем дает 1-2 ошибки на 3000 машиночитаемых знаках, производительность составляет более 10 тыс. страниц в сутки.

Общая технология распознавания Fine Reader включает следующие этапы:

1. Сканирование (перевод бумажных документов в цифровое изображение);
2. Сортировка и комплектация;
3. Корректировка результатов сортировки;
4. Распознавание основной информации;
5. Верификация результатов распознавания;
6. Экспорт распознанных документов для передачи внешним приложениям.

Решаемые с помощью OCR-технологий задачи разнообразны: поиск по фото, поиск месторождений, прогноз погоды, составление географических карт, анализ отпечатков пальцев и рисунков радужной оболочки глаза. Для их решения созданы специальные методы, рассмотрение которых далеко выходит за рамки курса лекций.

Проблемы и перспективы развития методов распознавания

Для успешного достижения цели распознавания необходимо решить или обойти следующие проблемы:

1. Комбинаторный взрыв.
2. Время распознавания не должно сильно зависеть от размера обучающей выборки.
3. Корректное снижение размерности пространства признаков без существенной потери значимой информации.
4. Достижение высокой валидности (обоснованности) результатов.

Проблемы 1-2 имеют сходное происхождение и возникают при попытке прямого перебора вариантов кластеризации во многих методах распознавания.

Проблема 3 возникает при выявлении существенных и малозначимых признаков образа (эту проблему решает художник, когда переносит на двумерный холст изображение трехмерного пейзажа). Программа распознавания должна корректно понижать размерность до десятков признаков (это не так просто, признаки взаимосвязаны, их ценность меняется при отбрасывании других).

Проблема 4 - при разработке математической модели и программной реализации СРО (результаты часто не соответствуют представлениям эксперта, хотя соответствуют модели) такие модели обладают низкой внешней валидностью.

Сегодня многие перспективные разработки СРО ориентируются на мощные и дорогие вычислители. Эти разработки относят к категории фундаментальных работ, которые на практике пока мало кем могут быть реально использованы.

Лекция «Многоагентные системы»

Интеллектуальный агент

По классификации АСМ (Association for Computing Machinery) многоагентные системы (МАС) являются разделом распределенного искусственного интеллекта (Distributed Artificial Intelligence) и представляют собой системы с взаимодействующими интеллектуальными агентами. Термин «интеллектуальный агент» (ИА) имеет два значения, и из-за этого иногда возникает путаница:

- в ИИ под интеллектуальным агентом понимается разумная сущность, наблюдающая за окружающей средой и действующая в ней, способная воспринимать среду посредством рецепторов и взаимодействовать с ней [Рассел С., Норвиг П. ИИ. Современный подход, 2006]. При этом ИА способен к пониманию, а его действия направлены на достижение какой-либо цели. Такой агент может быть как роботом, так и встроенной программной системой, взаимодействующей со средой примерно так же, как человек. ИА в смысле ИИ должен быть независимым, выполняя свои задачи.

- в информатике и программной инженерии ИА - это программа, самостоятельно выполняющая некоторое задание. Например, задание по постоянному поиску и сбору необходимой информации в Интернете (компьютерные вирусы, боты, поисковые роботы). Хотя такие агенты имеют строгий алгоритм, их «интеллектуальность» предполагает некоторую способность приспосабливаться и обучаться.

Агенты в искусственном интеллекте

В ИИ принято различать физических и временных агентов. Физический агент воспринимает окружающий мир через сенсоры и действует с помощью манипуляторов. Временной агент использует изменяющуюся с ходом времени информацию, предлагает действия или предоставляет данные компьютерной

программе или человеку, а также может получать информацию через программный ввод.

Программа-агент может быть математически описана как агентская функция:

$f: P \text{ (результат восприятия)} \rightarrow A \text{ (действия)}$.

Иными словами, программный агент проецирует результат восприятия на действия. В зависимости от типа обработки воспринимаемой информации принято различать агентов с простым поведением, агентов с поведением, основанным на моделях, целенаправленных, практичных и обучающихся агентов.

Агенты с простым поведением действуют только на основе текущих знаний. Их агентская функция основана на схеме продукционных правил типа «условие-действие»:

IF (условие) THEN действие.

Агенты с поведением, основанным на модели, могут взаимодействовать со средой, лишь частично поддающейся наблюдению.

Целенаправленные агенты хранят информацию о тех ситуациях, которые для них желательны. Это дает агенту способ выбрать среди многих путей тот, что приведет к нужной цели.

Практичные агенты различают, когда цель достигнута, и когда не достигнута, а также насколько желательно для них текущее состояние с помощью «функции полезности».

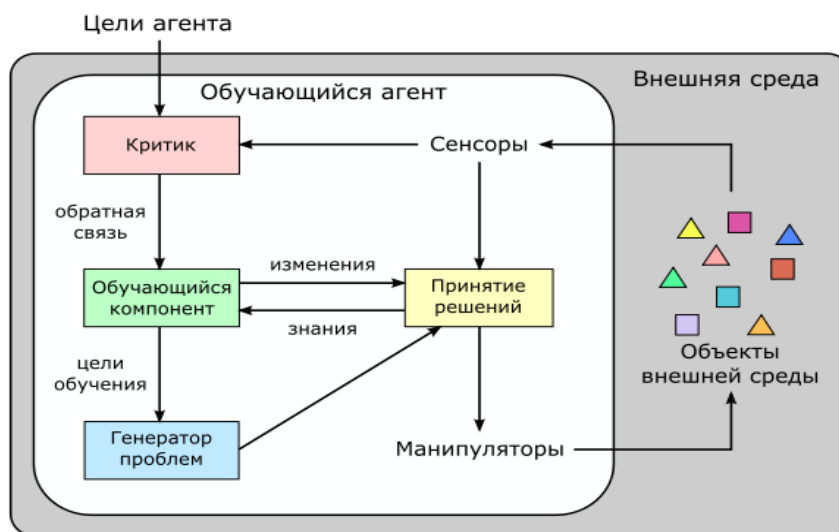
Обучающиеся агенты (автономные интеллектуальные агенты) должны обладать некоторой независимостью, способность к обучению и приспособлению.

Чтобы активно выполнять свои функции, интеллектуальные агенты имеют иерархическую структуру, включающую много «субагентов», выполняющих низкоуровневые функции. Например, субагенты для принятия оперативных решения; сенсорные агенты, агенты типа распознавания речи; агенты, создающие базы данных для других интеллектуальных агентов; и др.

Американские ученые из Политехнического института Ренсселера совместно с компанией IBM создали программу-интеллектуального агента **Эдди (Eddie)**. В агенте реализованы технологии ИИ и методы моделирования, в результате чего Эдди обладает интеллектом четырехлетнего ребенка и способен обучаться.

Для того чтобы процесс обучения происходил в естественных условиях, ученые создали для него аватар, который живет в среде компьютерной игры SecondLife. Специалисты полагают, что, общаясь с другими аватарами, которые

созданы реальными людьми, Эдди многое узнает и поймет. Архитектура ИА имеет вид:



Агенты в информатике и программной инженерии

В компьютерной науке различают достаточно ограниченное число агентов, которые могут считаться полуинтеллектуальными. Например, роботы по закупкам, пользовательские или персональные агенты, управляющие и наблюдающие агенты, добывающие информацию агенты.

Роботы по закупкам, просматривают сетевые ресурсы, собирают информацию о товарах и услугах. Например, *Amazon.com* является отличным примером такого робота. Веб-сайт предложит Вам список товаров, основываясь на том, что Вы покупали в прошлом.

Пользовательские или *персональные агенты* – это агенты, которые действуют в ваших интересах, от вашего имени. Например, проверяют почту, сортируют её по важности, оповещают о поступлении важных писем; играют в компьютерной игре как ваш оппонент; собирают новости; и т.п.

Управляющие и *наблюдающие агенты*, например, ведут наблюдение за компьютерными сетями и следят за конфигурацией каждого компьютера, подключенного к сети, или управляют ботами компьютерных игр (Quake, Robot soccer, Hoshimi).

Агенты, добывающие информацию, действуют в хранилищах данных, собирая информацию, и предупреждая Вас о наличии новой информации.

Характеристики агентов в многоагентной системе

Характерной чертой МАС является то обстоятельство, что она может быть использована для решения таких проблем, которые сложно или невозможно решить с помощью одного агента или монолитной системы. Агенты в МАС должны обладать:

- *Автономностью* – агенты работают без непосредственного вмешательства со стороны
- *Интерактивностью* – взаимодействуют с другими агентами
- *Реактивностью* – воспринимают окружающую среду и взаимодействуют с ней
- *Проактивностью* – сами являются источником возмущения для окружающей среды, проявляя целеустремленное поведение
- *Целеустремленностью* – агенты способны выполнять высокоуровневые задачи и проявлять интеллектуальное поведение при достижении цели.

Обычно в МАС действуют программные агенты. Однако агентами МАС могут также быть роботы, люди или команды людей.

В МАС может проявляться самоорганизация и сложное поведение, даже если стратегия поведения каждого агента достаточно проста. Это лежит в основе так называемых алгоритмов роевого интеллекта.

Агенты могут обмениваться полученными знаниями, используя некоторый специальный язык и подчиняясь установленным правилам «общения» (протоколам) в системе. Примерами таких языков являются Knowledge Query Manipulation Language (KQML) и FIPA's Agent Communication Language (ACL).

Современные направления изучения МАС

- знания, желания и намерения;
- координация;
- самоорганизация;
- мультиагентное обучение;
- надежность и устойчивость к сбоям.

Общие принципы координации в МАС

Координация предназначена для согласования индивидуальных целей и вариантов поведения агентов, при которых каждый агент улучшает или не ухудшает значение своей функции полезности, а система в целом улучшает качество решения общей задачи. Методы решения задачи координации базируются на результатах теории управления, исследования операций, теории игр и планирования.

М.Месарович (1970) сформулировал три базовых принципа координации в МАС: прогнозирование, развязывание и оценка взаимодействий.

В основе большинства известных методов координации МАС, лежит понятие "совместных обязательств" (commitments) агентов, которое предполагает выполнение агентом действий, ведущих к достижению цели в интересах сообщества агентов. Одной из форм обязательств агента является его роль. Другое важное понятие - это общественные "соглашения" (conventions).

Оно фиксирует условия, при которых обязательства выполняются, и обстоятельства, когда агент может или должен отказываться от исполнения взятых на себя обязательств.

Известна гипотеза, которая утверждает, что "все механизмы координации в МАС могут быть выражены в терминах (совместных) обязательств агентов и соглашений". Ее справедливость показана на примерах координации.

Пример 1: Управление воздушным движением в районе аэропорта и разрешение непредвиденных конфликтов.

Пример 2: Команда агентов, которые функционируют в динамической внешней среде в присутствии шума и противодействия со стороны других команд соперников (команды роботов, принимавшие участие в соревнованиях RoboCup).

Во многих приложениях агенты, так или иначе, конкурируют. Это "эгоистичные" (self-interested) агенты, каждый из них стремится максимизировать свою функцию полезности, игнорируя интересы других агентов. В таких МАС взаимодействие агентов выражается в форме переговоров. Правила ведения переговоров должны быть предварительно установлены в виде протокола переговоров.

Протоколы основываются или на теоретико-игровой арбитражной схеме Нэша, или на модели аукциона. Наиболее часто здесь используется стандартный протокол контрактных сетей (*FIPA*).

Самоорганизация и эмерджентность

Сложность современных приложений такова, что всякое централизованное управление просто невозможно. Как управлять системой, в которой информация поставляется миллионами сенсоров?

Именно поэтому сейчас активно развиваются исследования в области самоорганизующихся систем. Самоорганизация – это динамические и адаптивные процессы, ведущие к поддержанию системы без внешнего управления. В качестве прообразов часто используются примеры из области эволюционных вычислений (роевые алгоритмы). Например, основные принципы роевых муравьиных алгоритмов состоят в следующем:

1. Взаимодействия между индивидуумами через среду.
2. Запаздывающая положительная обратная связь (например, увеличение количества феромона, оставляемого муравьями при обнаружении источника пищи)
3. Запаздывающая отрицательная обратная связь (испарение феромона по времени)

4. Изменение поведения с увеличением количества феромона на пути к источнику пищи).

Основными чертами самоорганизации являются:

1. *Автономность* – взаимодействие в внешнем мире допустимо, но недопустимо управление из внешнего мира

2. *Адаптивность и робастность* по отношению к изменениям – способность реагировать подходящим образом на изменения среды

3. *Возрастание порядка* – в соответствии с возрастанием организации системы (уменьшение числа состояний системы, появление пространственной, временной и функциональной структур; появление состояний системы на метауровне - аттракторов)

4. *Динамика* – самоорганизация есть процесс, но не какое-либо конечное состояние.

Говорят, что система проявляет *эмерджентность*, если на макроуровне в системе возникают новые свойства, паттерны, и т.д., и эти процессы являются следствием взаимодействий на микроуровне.

Эмерджентность и самоорганизация являются процессами, которые могут встречаться по отдельности, а также совместно. Основное сходство в том, что они являются динамическими процессами, обусловлены сложными взаимодействиями на микроуровне, а проявляются на макроуровне. Оба процесса робастны.

Примерами сложного взаимодействия являются аукционы и биржи.

Сложные взаимодействия агентов. Аукционы.

Проведение аукционов является примером сложного взаимодействия агентов. *Аукцион* (лат. «повышаю») – метод проведения торговли каким-либо товаром, ценными бумагами и т.д. Совсем не обязательно аукционы проходят с повышением цены. Аукцион – способ продажи, основанный на конкуренции.

Для каждого участника аукциона ценности делятся на три вида: личная, общая и коррелированная ценность. Существуют 4 основных вида аукционов:

- прямой (английский),
- голландский (оптовый),
- янки (своей цены),
- обратный.

Английский аукцион является самым распространенным видом. Он проводится с гласными торгами и поднятием цены, начинается с минимальной цены, причём покупатели выставляют по очереди более высокие цены. Товар достается покупателю, давшему максимальную цену. Покупатель оказывается в

невыгодном положении, если вещь представляет собой общую или коррелированную ценность. Не всегда торги заканчиваются продажей.

На *обратном аукционе* покупатели выставляют запросы на требуемые товары, а продавцы соревнуются, предлагая лучшую цену и условия.

Главная особенность *аукционов янки* – закрытые от других участников торги. Каждый участник подает свою цену в конверте, продавец выбирает наибольшую, а покупатель покупает товар по той цене, которую он назвал. Данный вид аукционов не имеет доминирующих стратегий, считается, что способствует шпионажу.

Название голландского аукциона происходит от рынка цветов в Голландии. Это оптовый аукцион, на котором продавец может выставлять много единиц товара одновременно. Покупатели могут претендовать на покупку многих единиц товара. Все выигравшие покупатели платят только минимальную из выигравших цен.

Оригинальным видом аукционов считается также *аукцион Викри*. В нем побеждает вторая по величине цена. Доминантной стратегией для частных ценностей является называние честной цены. Этот аукцион не способствует построению выигрышных стратегий, а люди их не любят.

Биржи

Биржи являются естественным выбором в случае, когда много продавцов и много покупателей. В отличие от аукционов здесь нет понятия аукционист. Все участники могут быть как продавцами, так и покупателями.

Аукционы – это частный случай биржи.

Администратор биржи определяет набор предметов $M = \{1, 2, \dots, m\}$, которые доступны для торговли.

Ставка (*bid*) – это совокупность вида

$B_j = ((\lambda^1_j, \lambda^2_j, \dots, \lambda^m_j), p_j)$, где λ^i_j – количество предметов вещи i , p_j – цена

Если $p_j > 0$, то ставка – это запрос на продажу, иначе – на покупку.

Должен быть максимизирован остаток при условии, что спрос не превышает предложение. Проблема состоит в разбиении всех биржевых ставок на выигравшие и проигравшие.

Биржевые аукционы широко применяются в самых различных областях: при продаже недвижимости, при распределении радиочастот, времени прилета/вылета самолетов, при составлении маршрута движения транспортных средств и т.д.

Примеры прикладных МАС, использующих идеи самоорганизации

Самоконфигурация оверлейной P2P сети прикладных агентов (проект 214 РАН). Имеется множество агентов $\{A_i\}$, установленных в узлах сети. Они обмениваются между собой информацией и др. сервисами. Имеются агенты-посредники $\{Ma_k\}$; они помогают в поиске сервисов. Свои запросы на сервис любой агент A_i направляет своему Ma_k . Он пытается найти нужный сервис у других агентов.

Агенты могут появляться в сети и исчезать из нее. Оверлейная (виртуальная) P2P сеть прикладных агентов самоорганизуется с целью снижения нагрузки на сеть (снижения трафика на обмен сообщениями). По результатам выполнения запроса Ma_k изучает, насколько удачен был ответ и добавляет паре агентов позитивную метку при удаче и отрицательную - при неудаче. Когда число позитивных меток достигает порога, Ma_k обращается к текущему владельцу «не своего» агента с просьбой о его регистрации у себя, за что предлагает его владельцу награду. Через какое-то время образуются группы агентов. Этот подход хорошо работает в динамике и для большой размерности сети.

Сеть бизнес сообщества. Агенты сети совместно поддерживают семантическую индексацию документов. Центральная идея - это переадресация запросов, когда он не может выполнить запрос. В итоге получается распределенная поисковая машина в сети. Результаты успешной обработки запросов отражаются в корректировке семантических индексов. Для адаптации системы используется рыночный механизм. В нем каждый запрос оценивается в некоторую стоимость (в *neuro*), и агент стремится минимизировать свои расходы.

Каждый агент следит за балансом транзакций всех агентов, с которыми он связан, поэтому стремится делегировать запросы «агентам – «экспертам» (таким же образом формируются бизнес-партнеры на рынке).

Составление расписания занятий в ВУЗе. Среда --это трехмерная виртуальная сетка, состоящая из ячеек, представляющих слоты времени для заданных дня, часа и аудитории. Используются два типа агентов: Агент-представитель (RA-representative agent) и Агент бронирования (BA-booking agent). RA представляет человека (лектора, студента). BA («делегаты») решают задачу планирования на основе самоорганизации. Они изучают сетку, находят потенциальных партнеров, резервируют аудиторию для лекции. Движком самоорганизации является кооперация. Самоорганизация включает смену партнеров, обмен решениями, ослабление ограничений. Процесс прерывается человеком (в системе нет критериев останова).

Средства разработки МАС

В настоящее время основными средствами разработки МАС считаются:

- *NetLogo* – кроссплатформенное программируемое окружение для программирования МАС;
- *VisualBots* – бесплатный мультиагентный симулятор в Microsoft Excel с синтаксисом Visual Basic;
- *MASON* – Java-библиотека для моделирования МАС;
- *REPAST* – набор инструментов для создания систем, основанных на агентах
- *JADE* – Java библиотека для создания МАС;
- *SemanticAgent* – SWRL/JAVA;
- *CogniTAO* – C++ платформа разработки автономных МАС, ориентированная на реальных роботов и виртуальных существ.

Преимуществами МАС является увеличение производительности за счет асинхронного и параллельного исполнения; устойчивость к сбоям и надежность, масштабируемость и гибкость (легко добавлять новых агентов в систему), стоимость.

Основные сферы применения МАС

Многоагентные системы применяются в компьютерных играх, при создании кинофильмов, в оборонных системах, на транспорте, в логистике, геоинформационных системах и др. МАС хорошо зарекомендовали себя в сфере сетевых и мобильных технологий, для обеспечения баланса нагруженности, расширяемости и способности к самовосстановлению.

В заключение отметим следующее. В ранние годы ИИ были популярными споры на тему: «Может ли машина мыслить?» и «Что такое интеллектуальная система?». Аналогично, распространение концепции агентов и МАС привело к появлению таких вопросов как «Что такое интеллектуальный агент?», «Чем отличаются агенты от обычных программ или манипуляционных роботов?», «В чем различие между МАС и ЭС?».

Компьютерная программа или робот обретает статус агента тогда, когда у них имеются средства оперативного восприятия и интерпретации изменений среды, а также планирования и организации действий. Но это предполагает наличие механизмов мотивации, целеобразования, предвидения и пр.

МАС, как и ЭС, имеет базу знаний и подсистему рассуждений. Однако ее знания могут быть локальными, неполными, противоречивыми, нередко обновляются, а рассуждения выполняются ради подготовки действий. В то же время, МАС снабжены развитыми протоколами для переговоров между агентами.

Следует также отметить, что развитие МАС существенно расширяет агентно-ориентированный подход в ИИ:

- Тарасов В.Б. От многоагентных систем к интеллектуальным организациям: философия, психология, информатика. М.: Эдиториал УРСС, 2002.
- Wooldridge M., Introduction to MultiAgent Systems. John Wiley and Sons, 2002
- Городецкий В.И. и др. Инструментальные средства для сетей агентов // Известия РАН. Теория и системы управления. 2008. №3.
- Городецкий В.И. и др. Многоагентные системы и групповое управление // ИИ и принятие решений. 2009. №9.
- Родзина Л.С. Прикладные многоагентные системы. Программирование на платформе JADE: Монография. Саарбрюккен, Германия: LAP LAMBERT Academic Publishing GmbH&Co, 2011.

Классическая инженерия знаний дополняется методами и моделями общения агентов, эволюции и самоорганизации ИС.

Лекция «Онтологические системы»

Что такое онтология?

Онтология (от греч. *ontos* - сущее) – это описание на формальном языке понятий некоторой предметной области и семантических отношений между ними. Это знания о знаниях, т.е. метазнания.

В Интернете онтологии скоро станут обычным явлением. Сейчас в сети онтологии варьируются от больших таксономий по категориям веб-сайтов (как на Yahoo! – Яху!), до каталогов продаваемых товаров и их характеристик (как на сайте Amazon.com).

В области медицины создан стандартный структурированный словарь *SNOMED* и семантическая сеть Системы Унифицированного Медицинского Языка (UMLS). Появляются общецелевые онтологии. Например, Программа ООН по развитию онтологии *UNSPSC*, которая предоставляет терминологию товаров и услуг.

Для чего нужны онтологии? -

- для совместного использования людьми или программными агентами;
- для возможности повторного использования знаний в предметной области;
- для того чтобы сделать допущения в предметной области явными;

- для отделения знаний в предметной области от оперативных знаний; для анализа знаний в предметной области.

Формальное определение онтологии

Формально, онтологию O образует тройка множеств вида:

$$O = \langle X, R, F \rangle,$$

где X - множество понятий (концептов, терминов); R - множество отношений между понятиями; F - множество интерпретаций понятий.

Другими словами, онтология представляет собой явную спецификацию предметной области. В неё входят:

- множество понятий;
- отношения между понятиями;
- атрибуты и свойства понятий;
- ограничения на свойства и атрибуты;
- экземпляры;
- знания из предметной области.

Частными случаями онтологии являются:

- Простой словарь ($X \neq \emptyset, R = \emptyset, F \neq \emptyset$);
- Таксономия ($X \neq \emptyset, R = \{\text{is-a}\}, F \neq \emptyset$);
- Тезаурус ($X \neq \emptyset, R = \{\text{equiv-to}\}, F \neq \emptyset$);
- Каталог-справочник с множеством понятий и ссылками на них.

Основные свойства онтологий состоят в следующем:

- существенность (охват ПО),
- непротиворечивость,
- независимость от реализации,
- декларативность,
- расширяемость,
- ясность.

Как устроены онтологии?

Пусть, например, речь идёт об онтологии издательства, выпускающего книги и журналы. Основные понятия этой предметной области: *издательство*, *книга* и *журнал*. Это классы онтологии:

Класс «*Издательство*» имеет следующие атрибуты:

- название (строка);
- город (строка).

(в скобках обычно указываются типы значений и разрешенные значения).

Класс «*Книга*» имеет следующие атрибуты:

- название (строка);
- автор (строка);

- ISBN (строка специального формата);
- число страниц (натуральное число);
- тип обложки (строка; возможные значения: мягкая, твердая, суперобложка);
- издательство (экземпляр класса «издатель»);
- год издания (натуральное число — четыре цифры);
- описание (текст);
- цена (число с плавающей точкой — два знака после запятой).

Класс «Журнал»:

- название;
- ISSN;
- число страниц;
- издательство;
- год выпуска;
- номер;
- описание;
- цена.

Классы «Книга» и «Журнал» имеют много общих атрибутов, вынесем их в отдельный класс «Печатная продукция».

Тогда получится следующий фрагмент онтологии:



Правила вывода позволяют манипулировать понятиями, извлекать новые знания. Например, если существует книга, изданная в некотором году, то издательство, ее выпустившее, работает как минимум с этого года!

Процесс разработки онтологии

В общем виде процесс разработки онтологии включает следующие этапы:

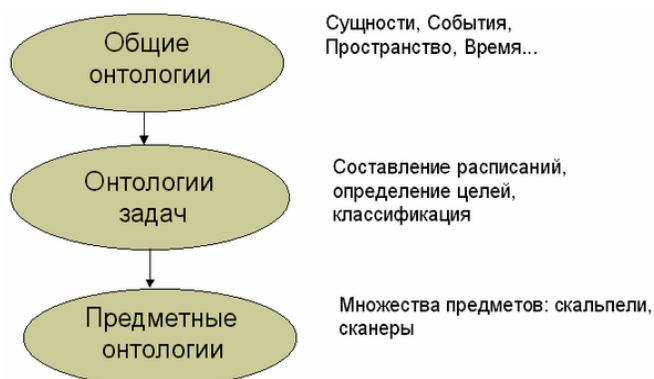
- составляется глоссарий терминов (понятий);
- на ЕЯ создается список точных определений терминов;

- на основе таксономических отношений строятся деревья классификации понятий (иерархии классов);
- из понятий, не задействованных при составлении деревьев классификации, выделяются атрибуты классов и их возможные значения. Эти понятия устанавливают связи между классами;
- в зависимости от целей, для которых разрабатывается онтология, в нее могут добавляться экземпляры классов;
- эксперты по той предметной области, в которой разрабатывается онтология, создают правила логических выводов, позволяющие оперировать данными, представленными в онтологии, и извлекать из созданной онтологии новые знания.

Разработка онтологий лишь напоминает проектирование классов в объектно-ориентированном программировании. Есть существенные отличия. Структура класса и отношения между классами в онтологии отличаются от структуры той же предметной области в объектно-ориентированной программе.

Классификация онтологий по содержанию

Существуют различные варианты классификации онтологических систем. Наиболее удачной представляется классификация онтологий по их содержанию:



В общем случае онтологическая система представляет собой совокупность трех множеств:

$$\Sigma = \langle O_{\text{meta}}, O_{\text{ПО}}, O_{\text{ВЫВ}} \rangle$$

где O_{meta} - онтология верхнего уровня (статична, не привязана к какой-либо предметной области), $O_{\text{ПО}}$ - предметная онтология, $O_{\text{ВЫВ}}$ - онтология, связанная с машиной вывода.

Основными вопросами инжиниринга онтологических систем является их создание, вопросы, на которые она будет способна отвечать, а также то, какую часть знаний она будет покрывать.

Основными инструментами онтологического инжиниринга являются Protégé, Ontolingua, Altova Semantic Works.

Основными онтологическими подходами к выделению понятий являются:

- подход сверху вниз, когда сначала определяются наиболее общие концепты, затем они специализируются,
- подход снизу вверх, когда сначала определяются конкретные концепты, затем они объединяются в классы,
- смешанный подход, когда сначала выделяются наиболее очевидные понятия.

Области применения онтологий

В настоящее время выделяются две основных области применения онтологий:

- Проект Семантической сети (Semantic Web);
- Область информационного поиска (Information Retrieval).

Суть проекта Семантической сети состоит в автоматизации "интеллектуальных" задач семантической обработки тех или иных ресурсов, имеющих в Интернет. Обработкой и обменом информации должны заниматься не люди, а специальные интеллектуальные агенты (программы, размещенные в Сети). Но для того, чтобы взаимодействовать между собой, агенты должны иметь общее формальное представление значения для любого ресурса. Именно для этой цели в Semantic Web используются онтологии.

По всем расчетам, переход к Семантической сети не будет ни простым, ни быстрым. Работы начались еще в 1998 г. Немало специалистов считают, что Семантический Web — это утопия. Чтобы разработчики сайтов начали внедрять поддержку онтологий в свои ресурсы, у них должен быть стимул. Использование онтологий должно давать сайту какие-то преимущества. Необходимы мощные и гибкие программы-агенты, которые смогут полноценно использовать возможности Семантического Web'a. Но их разработка начнется, если появится реальная необходимость в них.

Похоже, через несколько лет мы получим совершенно другой Интернет. Альтернатива внедрению Семантического Web'a сегодня только одна — дальнейшее ухудшение качества поиска, продолжение участия человека в интерпретации данных в WWW, а также другие проблемы.

Основными элементами проекта Семантической сети являются языки RDF и OWL.

Язык RDF (Resource Description Framework) разработан консорциумом W3C для описания метаданных в семантической сети. RDF является подмножеством языка XML.

Спецификация RDF очень проста: все отношения между ресурсами определяются как триады «объект — атрибут — значение». Например, «книга издается издательством»: в роли объекта выступает «книга», в роли атрибута —

«издается», а «издательство» является значением атрибута. Объект и атрибут обязательно представляются как URL (Uniform Resource Locator) вместе с «якорем», указывающим объект на Web-странице. RDF является самым низкоуровневым из существующих языков описания метаданных, поскольку оперирует лишь понятиями связей примитивных сущностей.

Язык OWL (Web Ontology Language) основан на логике, позволяющей описывать классы через наборы свойств, которым должны удовлетворять объекты, относящиеся к понятию, и наборы логических операторов (конъюнкция, дизъюнкция, отрицание и др. Он выбран специалистами консорциума W3C в качестве базы для построения нового языка онтологий, когда средств XML и RDF оказалось недостаточно для представления информации и метаданных для построения полноценной Семантической сети. Именно ему, по мнению консорциума, уготована главенствующая роль в создании мировой Семантической сети, которая должна стать надстройкой над WWW.

Другими наиболее известными проектами онтологий являются метаонтологии и предметные онтологии. Широко известными метаонтологиями являются проекты

- Сус,
- WordNet (лингвистический инструмент для английского языка),
- Suggested Upper Merged Ontology (SUMO).

Среди предметных онтологий можно выделить

- Protégé (protege.stanford.edu/ontologies.html),
- DAML (www.daml.org/ontologies),
- Ontolingua (www.ksl.stanford.edu/software/ontolingua/),
- Gene Ontology (www.geneontology.org).

Онтология OpenCyc содержит информацию из различных предметных областей: философия, математика, химия, биология, психология, лингвистика и т.д. Файл с описаниями OpenCyc имеет объем около 700 мегабайт и доступен для скачивания с сайта проекта (<http://www.opencyc.com>). Ключевым понятием в онтологии OpenCyc является коллекция. Фрагмент иерархии коллекций в OpenCyc имеет следующий вид:



Онтология DOLCE

Онтологию DOLCE предполагается применять в Semantic Web для согласования между интеллектуальными агентами, использующими разную терминологию. В основу проекта онтологии легло фундаментальное философское разделение всех сущностей на общие и частные:



Онтология SUMO

Онтология SUMO содержит около 1 тыс. абстрактных понятий, а также 4 тыс. аксиом, определяющих эти понятия. Назначение SUMO — содействовать улучшению интероперабельности данных, извлечения и поиска информации, автоматического вывода и обработки естественного языка;

Онтология охватывает общие виды процессов и объектов, абстракции теории множеств, единицы измерения, время, агентов и их намерения. Связана с WordNet — наиболее крупным тезаурусом, содержащим около 150 тыс. слов английского языка. Иерархия классов в SUMO менее запутана, чем в OpenCyc, и, возможно, более удобна для практического применения, чем DOLCE:



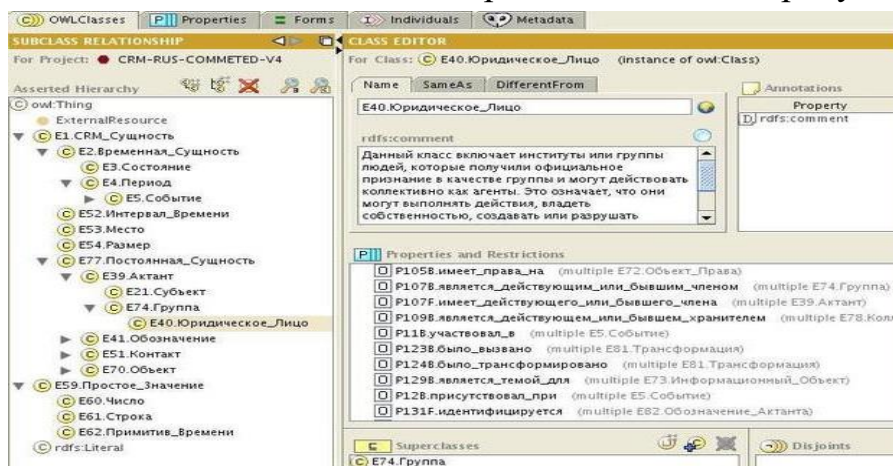
Рис. 74. Фрагмент онтологии в SUMO

Онтология в области документации в сфере культурного наследия: CIDOC CRM

Эта онтология определяет семантику схем баз данных и структур документов, используемых в культурном наследии и музейной документации;

Онтология предназначена для покрытия контекстной информации исторического, географического и теоретического характера об отдельных экспонатах и музейных коллекциях в целом;

Различные части онтологии имеют, представленный на рисунке вид:



Языки проектирования онтологий

- Традиционные языки описания онтологий: Interlinguas, CycL, KIF;
- Языки, основанные на дескриптивной логике: LOOM;
- Языки, основанные на фреймах: OKBC, OCML, Flogic;
- Языки, основанные на Web-стандартах: XOL, UPML, SHOE, RDFS, DAML, OIL, OWL, созданные специально для использования онтологий в WWW.

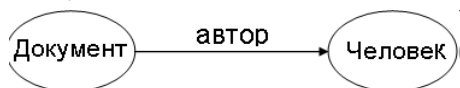
Язык представления онтологий RDFS

RDFS определяет классы, свойства и другие ресурсы. Например, определим свойство «Автор» с доменом «Документ» и диапазоном «Человек»:

Класс («Документ»);

Класс («Человек»);

Свойство («Автор», «Документ», «Человек»):



RDFS определение класса или свойства (интенционал) отделено от множества экземпляров класса и значений свойства (экстенционала). Два класса с одинаковыми экстенционалами считаются различными, если они имеют разные наборы свойств (интенционалы):

Пусть

$A = \{0, 2, 4, 6, 8\}$,

$B = \{x \mid x = 2k, k = 0..4, k \text{ — целое}\}$,

C — множество неотрицательных четных чисел, меньших 10.

Тогда множество A определяется через экстенционал, а множества B и C — через интенционал.

Язык запросов SPARQ

Языки представления онтологий не были бы востребованы, если бы не возникало необходимости автоматически обрабатывать онтологии, наполнять их содержимым и выполнять к ним запросы.

Наиболее популярным языком запросов к RDF-хранилищам на сегодня является язык SPARQL.

Рассмотрим упрощенный синтаксис SPARQL-запроса:

SELECT <список_имен_переменных>

FROM <URI_ссылка_на_онтологию>

WHERE { <список_шаблонов>

FILTER <фильтр-ограничения_на_значения_переменных>

}

Пусть сделан запроса (имена переменных предваряются знаком "?") следующего вида:

SELECT ?cat ?val

FROM <URI_онтологии>

WHERE { ?x rdf:value ?val. ?x category ?cat.

FILTER (?val>=200)

}

Семантика этого запроса такова: "Выдайте все объекты *cat* предиката *category*, субъект которого (*x*) является также субъектом предиката *rdf:value* со значением объекта *val*, не меньшим 200. Вместе со значениями *cat* выдайте соответствующие значения *val*".

Допустим, что онтология содержит следующие RDFS-триплеты:

(Foo1, category, "Total Members"),
(Foo1, rdf:value, 199),
(Foo2, category, "Total Members"),
(Foo2, rdf:value, 200),
(Foo2, category, "CATEGORY X"),
(bar, category, "CATEGORY X"),
(bar, rdf:value, 358)

Тогда ход выполнения запроса будет следующим:

- на место переменной *x* могут быть подставлены Foo1, Foo2 и bar (из исходной онтологии).
- при подстановке Foo1 значение переменной *val* не удовлетворяет ограничению в предложении FILTER SPARQL-запроса. Во всех остальных случаях все условия запроса выполнены.

Результатом выполнения запроса будут три следующих пары значений (*cat, val*):

```
[  
  ["Total Members", 200],  
  ["CATEGORY X", 200],  
  ["CATEGORY X", 358]  
]
```

В заключении отметим следующее. Совместное использование информации людьми или программными агентами - одна из целей разработки онтологий. К примеру, различные веб-сайты содержат информацию по медицине. Если эти веб-сайты совместно используют одну и ту же базовую онтологию терминов, то компьютерные агенты могут извлекать информацию из этих сайтов, накапливать ее и использовать для ответов на запросы.

Возможность использовать знания предметных областях - одна из движущих сил в изучении онтологий:

- Гаврилова Т.А., Хорошевский В.Ф. Базы знаний интеллектуальных систем. – СПб.: Питер, 2000.
- Добров Б.В. и др. Онтологии и тезаурусы: модели, инструменты, приложения. - БИНОМ. - ИНТУИТ.ру, 2009.

•Люгер Дж.Ф. Искусственный интеллект: стратегия и методы решения сложных проблем. – М.: Вильямс, 2005.

•Муромцев Д.И. Онтологический инжиниринг знаний в системе PROTÉGÉ. - СПб: СПб ГУ ИТМО, 2007.

Создание явных допущений в предметной области дает возможность легко изменить эти допущения при изменении наших знаний о предметной области. Жесткое кодирование на языке программирования приводит к тому, что эти предположения не только сложно найти и понять, но и также сложно изменить, особенно непрограммисту. Кроме того, явные спецификации знаний в предметной области полезны для новых пользователей, которые должны узнать значения терминов предметной области

Отделение концептуальных знаний о предметной области от оперативных знаний - это еще один вариант применения онтологий. Например, можно использовать один и тот же алгоритм для проектирования устройства, если иметь онтологию компонентов устройства.

Лекция «Интеллектуальные сенсорные системы»

На рубеже тысячелетий родилось новое поколение сенсоров, в состав которых входит микрокомпьютер. Их называют "интеллектуальными" сенсорами за способность к глубокой и сложной обработке полученных сигналов, к учету нелинейностей и посторонних влияний, к извлечению из них ценной информации более высоких уровней, к рациональному изменению режимов работы в зависимости от обстоятельств, к самоконтролю и общению с компьютерной сетью.

Понятие «сенсор»

По мере развития науки, техники и технологий все шире применяются разнообразные технические устройства, которые дополняют или заменяют наши органы чувств. Такие устройства принято называть *сенсорами* (от латинских слов *sensus* — чувство и *sensorium* — орган чувств). Сенсоры являются теми устройствами, в которых происходит загадочный процесс "рождения информации" путем обработки сигналов. С сенсоров начинается разумное поведение. Интеллектуальная система успешно функционирует и выживает, пока она получает объективную и качественную информацию о среде.

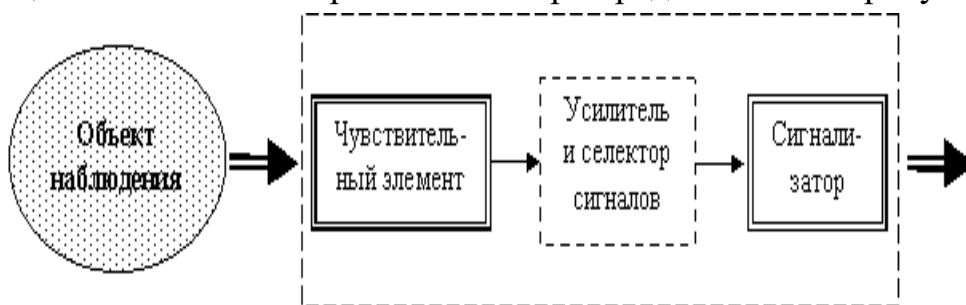
Чтобы точнее определить понятие "сенсор", надо отвлечься от деталей: что именно "чувствует", "распознаёт", "измеряет" сенсор, с какой конкретной целью и как именно он это "делает", каким конкретно образом выдает он

сигналы во внешний мир. **Сенсор** – это устройство (прибор, орган, узел), преобразующее изменение в объекте наблюдения, его физическое воздействие в информационный сигнал для пользователя. Сенсор – это связующее звено между реальным "физическим" миром и миром информационных моделей, между материей и информацией [Мейджер Д.К.М. Интеллектуальные сенсорные системы. – М.: Техносфера, 2012].

Простые сенсоры

Еще относительно недавно люди использовали в основном простые сенсоры, дающие только "сырую", первичную, необработанную информацию об объектах и процессах, за которыми ведется наблюдение; отвесы, флюгеры, поплавки в удочках, компасы и т.д. Расшифровку, обработку этой информации, сопоставление её с другими данными выполняли сами люди, они же оценивали её значимость и степень важности.

Функциональная схема простого сенсора представлена на рисунке:



Главными его составными частями являются чувствительный элемент и сигнализатор. Реагируя на воздействие со стороны объекта наблюдения, чувствительный элемент меняет своё состояние, а сигнализатор выдает об этом понятный пользователю сигнал. Этот сигнал и является носителем информации об объекте наблюдения. Если изменения в чувствительном элементе незначительны или "зашумлены", то в сенсоре используют узлы усиления (изображены штриховой линией).

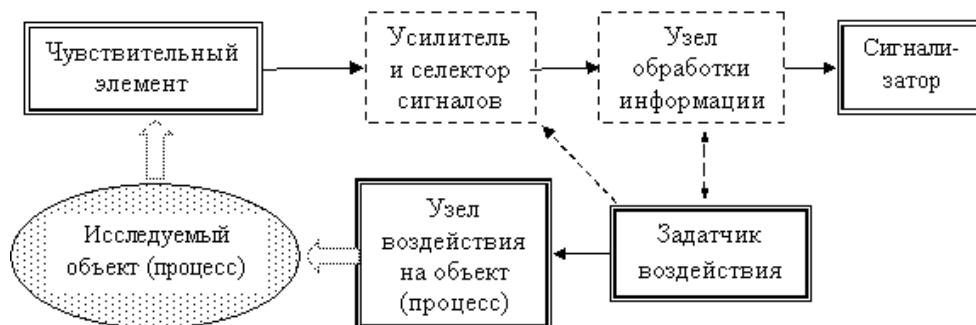
Например, в медицинских ртутных термометрах – сенсорах температуры тела – роль чувствительного элемента играет небольшая капля ртути, которая в тепловом контакте с телом нагревается до его температуры. Роль усилителя сигнала играет присоединенный к колбочке стеклянный капилляр, в котором небольшие изменения объема капли ртути трансформируются в заметное удлинение ртутного столбика. Последний, вместе с приставленной к капилляру температурной шкалой, выполняет роль сигнализатора.

С развитием техники в сенсорах также начали выполнять обработку информации. Например, в песочных часах – сенсоре времени – никакой обработки информации не было. В механических часах появились зубчатые передачи, которые и являются в данном сенсоре времени узлом обработки

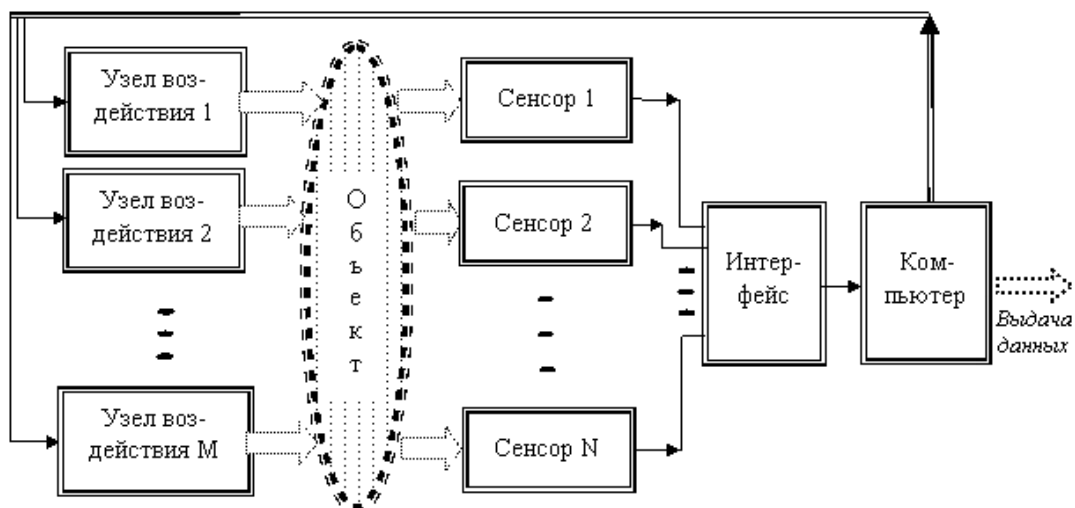
информации. Они пересчитывают периоды колебаний маятника в заданные интервалы времени – минуты и часы.

Активные и пассивные сенсоры

Простые сенсоры, которые только реагируют на влияние со стороны объекта наблюдения, называют "пассивными". В отличие от них "активные" сенсоры сами воздействуют на объект наблюдения и воспринимают вызванные этим изменения. Функциональная схема активного сенсора представлена на рисунке:



С появлением компьютеров появилась возможность выполнять сложную обработку первичной информации, получаемой от сенсора. В связи с этим инженеры и ученые начали создавать "умные" сенсорно-компьютерные системы:



Например, в магниторезонансной томографии средствами воздействия на исследуемый орган человека являются постоянное однородное магнитное поле, последовательности радиочастотных электромагнитных импульсов и дополнительные слабые градиентные магнитные поля. Магнитные моменты атомных ядер ориентируются вдоль постоянного магнитного поля. Высокочастотное электромагнитное поле возбуждает их прецессию вокруг соответствующего направления. При выключении электромагнитного поля прецессия еще некоторое время продолжается. Возбужденные ядра излучают при этом электромагнитные сигналы характерной частоты. Это называют

"спиновым эхом". Сенсорами являются чувствительные радиоприёмники, настроенные на частоту ядерного магнитного резонанса, а селекторами – синхронные детекторы соответствующих импульсных последовательностей. Амплитуда принятых сигналов пропорциональна концентрации соответствующих ядер в живых тканях тела. Управление излучением электромагнитных импульсов и наложением слабого градиентного магнитного поля, а также математическую обработку совокупности получаемых сигналов выполняет компьютер.

Интеллектуальные сенсоры

Микропроцессоры и микрокомпьютеры заложили предпосылки для рождения класса современных "интеллектуальных" сенсоров.

Интеллектуальный сенсор – это сенсор, имеющий в своем составе микрокомпьютер и благодаря этому способный выполнять достаточно сложную обработку первичной информации; учитывать все нелинейности и необходимые поправки; выдавать данные в наиболее удобной для пользователя форме; активно воздействовать на объект наблюдения, воспринимая и анализируя вызванные этим изменения; производить самоконтроль и самодиагностику; накапливать и систематизировать данные; поддерживать информационную связь с внешним миром; изменять режимы своей работы, адаптируясь к изменяющимся условиям; переходить к выполнению других функций и т.д.

Сенсоры являются информационными приборами. Поэтому логично привести их классификацию именно по информационно-физическому признаку, учитывая природу возникающих в них первичных информационных сигналов:



Микросистемные технологии и механические сенсоры

На первом этапе технологического развития человечества подавляющее большинство сенсоров были механическими.

Новый этап в развитии механических сенсоров начался в 90-х годах XX века с разработкой и освоением микросистемных технологий (МСТ).

Микросистемные технологии – это технологии группового изготовления микромеханических деталей и устройств вместе с электрическими узлами для их питания, управления и электронными микросхемами для обработки информации.

С этой целью были использованы существовавшие и развиты новые групповые технологические операции и процессы микроэлектроники с интегрированием знаний и методов точной механики и измерительной техники. Созданы САПР микроэлектромеханических интегральных изделий и целых систем на кристалле, которые позволяют существенно сократить сроки разработки изделий, оптимизировать их конструкцию и технологию изготовления.

Микросистемные "высокие технологии" развивают ныне уже сотни лабораторий, университетов, НИИ и промышленных фирм во всем мире. Некоторые из опубликованных в Интернете примеров разработок одной из них – американской лаборатории Sandia National Laboratories представлены на <http://mems.sandia.gov/scripts/images.asp>.

В США, например, с помощью таких технологий создан прекрасно функционирующий миниатюрный самолет массой до 80 г (вместе с топливом), предназначенный для проведения дистанционных видеонаблюдений с высоты птичьего полета. Самолет этот имеет размах крыльев 15 см, развивает скорость до 70 км/ч, несет на себе 2 видеокамеры массой по 2 г каждая с электроникой, которая обеспечивает радиопередачу видеоизображений на расстояние до 2 км. Продолжительность автономного полета, обусловленная запасом топлива, может составить до 30 мин.

Наиболее популярными чувствительными элементами в механических сенсорах являются биметаллические пластины, спирали, мембраны, пружины, сильфоны, трубки Бурдона. Примерами уже хорошо зарекомендовавших себя интеллектуальных сенсоров являются: система автоматического контроля давления в шинах большегрузных автомобилей; прецизионные цифровые манометры и высокоточные калибраторы давления; сенсоры для измерения давления внутри труднодоступных полостей.

Другим примером являются механические сенсоры перемещения. В механических сенсорах перемещения первичные сигналы о состоянии

исследуемого объекта или процесса возникают в виде изменений координат или углов поворота тела относительно некоторой системы координат. Информация о местонахождении и перемещении людей, транспортных средств, грузов, животных, узлов машин и других объектов иногда является очень важной. На сегодняшний день разработано уже довольно много разнообразных методов получения такой информации. Выдающимися достижениями последних десятилетий в этой области являются глобальная система ориентирования GPS (США), система Galileo (ЕС), система GLONASS (Россия).

Акустические сенсоры

В акустических сенсорах первичные информационные сигналы являются акустическими волнами (звуки живой речи, музыка, пение птиц, сигналы эхолокации дельфинов и т.п.). Напомним, что акустические волны – это колебания давления, распространяющиеся в воздухе (газах), жидкости или в твердой среде. Известно, что акустические волны распространяются значительно медленнее, чем радиоволны: в воздухе, например, со скоростью около 340 м/с, в воде – около 1,5 км/с, в твердых телах – 3-6 км/с.

По частоте колебаний акустические волны подразделяют на инфразвуки (частота меньше 16 Гц); звуки (диапазон частот от 16 Гц до 20 кГц), которые воспринимает человеческое ухо; ультразвуки (от 20 кГц до 1 ГГц); гиперзвуки (свыше 1 ГГц, вплоть до 10^{13} Гц).

В акустических сенсорах часто используют *эффект Доплера* – изменение частоты колебаний, которые воспринимает наблюдатель, при движении источника волн или наблюдателя относительно друг друга или относительно той среды, в которой распространяются волны. Если наблюдатель неподвижен относительно среды распространения, а источник акустических волн приближается к наблюдателю со скоростью v , то частота колебаний, которые воспринимает наблюдатель, определяется формулой

$$f = f_0(1 + v/v_{ak}),$$

где f_0 – частота колебаний в источнике акустических волн, f_{ak} – скорость распространения акустических волн в среде. Воспринимаемая нами частота акустических волн от источника, который к нам приближается, выше, а от источника, который от нас удаляется – ниже. По величине частотного сдвига можно определить скорость движения источника акустических волн относительно наблюдателя.

Сенсорные датчики, чувствительные к звуковым волнам, распространяющимся в воздухе или в газах, обычно называют микрофонами; датчики, чувствительные к акустическим волнам, которые распространяются в

воде или в жидкостях, – гидрофонами; а датчики акустических волн в твердых телах, – стетоскопами.

Например, интеллектуальные электронные стетоскопы открыли нам "звуковое окно" в таинственный мир подземной природы. С их помощью можно прослушивать и записывать естественные звуки гор, пробуждающихся вулканов, фонтанирующих гейзеров, плавающих айсбергов и т.д. Оказывается, что им присуща не только непривычная для нас своеобразная акустическая красота и гармония. С их помощью можно узнать много нового о свойствах и о "внутренней жизни" этих объектов, своевременно предвидеть схождение горных лавин, продвижение глетчера, выбросы вулкана, разрушение айсберга и т.п.

Примерами акустических сенсоров являются также диктофоны, портативные звукоанализаторы, беспроводная Bluetooth гарнитура, прослушивающие устройства.

Активными акустическими сенсорами являются тонометры, эхолоты, гидролокаторы, сенсоры для УЗИ, для сейсморазведки.

Электрические сенсоры

К электрическим сенсорам относятся те сенсоры, первичные сигналы в которых появляются в виде изменения электрических свойств физических тел, веществ или связанных с ними электрических цепей. В широком смысле почти все интеллектуальные сенсоры можно отнести к классу электрических. Ведь, в конце концов, любые сигналы в интеллектуальных сенсорах превращаются в электрические сигналы, с которыми работает микрокомпьютер.

К активным чувствительным элементам относят транзисторы, диоды, нелинейные электронные элементы, имеющие участки вольтамперной характеристики с отрицательным наклоном, газоразрядные и другие элементы, внутри которых вызванные внешним влиянием небольшие изменения сразу же значительно усиливаются за счет внешнего источника энергии.

Обычно считают, что все активные чувствительные элементы являются "токовыми", т.е. под воздействием контролируемого внешнего фактора изменяется протекающий сквозь них электрический ток.

Пассивные чувствительные элементы классифицируют на резистивные (пьезорезисторы, терморезисторы, фоторезисторы, ...), ёмкостные и т.д. Например, интеллектуальные резистивные сенсоры могут не только измерять и показывать значения контролируемых факторов (температуры, освещенности объекта, механической напряженности, давления, деформации, влажности, потока жидкости или газа, теплопроводности и коэффициента диффузии, концентрации в воздухе паров определенных веществ, ...), но и по заданному

алгоритму запоминать и анализировать динамику их изменения. Они могут автоматически обнаруживать критические ситуации для системы, в составе которой работают, или еще только угрожающее приближение к таким ситуациям и своевременно сигнализировать об этом. Микрокомпьютер может руководить и автоматическим регулированием контролируемых величин по заранее заданной программе.

Широко известными интеллектуальными электрическими сенсорами являются цифровые фотоаппараты, видеокамеры, тепловизоры и дактилоскопические сенсоры.

Электромагнитные сенсоры

К классу электромагнитных относятся сенсоры, в которых первичные сигналы об объекте возникают в виде изменения магнитного поля или в виде сигналов электромагнитной индукции, и именно эти изменения или сигналы воспринимаются, анализируются и используются для получения информации.

Если катушку индуктивности электрически соединить с конденсатором, то образуется электрический колебательный контур, в котором могут происходить свободные электромагнитные колебания. Во время таких колебаний энергия, накопленная в конденсаторе в виде энергии электрического поля, периодически перекачивается в энергию магнитного поля тока в катушке индуктивности, а потом – наоборот. Такой контур может играть роль эффективного частотного фильтра, который "откликается" в основном на электромагнитные колебания с "резонансной" частотой, т.е. с частотой собственных колебаний контура. Это широко используют в электротехнике и радиотехнике, в том числе и при построении сенсоров.

Если электрические силовые линии внутри конденсатора или магнитные силовые линии внутри соленоида не замыкаются, а выходят наружу, то часть энергии колебаний излучается в пространство в виде "электромагнитных волн".

В зависимости от частоты колебаний электромагнитные волны называют радиоволнами (при частотах 10³...10¹² Гц), инфракрасным излучением (при частотах 10¹²...3,75×10¹⁴ Гц), видимым светом (при частотах 3,8...7,5)×10¹⁴ Гц, ультрафиолетовым (при частотах 7,5×10¹⁴...10¹⁶ Гц), рентгеновским (при частотах 10¹⁶...10²⁰ Гц) и гамма-излучением (при частотах >10²⁰ Гц).

Радиоволны, в свою очередь, разделяют по длине волны на диапазоны:

- длинных волн (ДВ, длина волны 1...10 км, соответственно частота 300...30 кГц);
- средних волн (СВ, длина волны 100...1000 м, частота 3...0,3 МГц);
- коротких волн (КВ, длина волны 10...100 м, частота 30...3 МГц);

- ультракоротких или метровых волн (УКВ, длина волны 1...10 м, частота 300...30 МГц, англ. VHF - Very High Frequency);
- дециметровых волн (англ. UHF - Ultra High Frequency, длина волны 1...10 дм, частота 3000...300 МГц);
- сантиметровых волн (длина волны 1...10 см, частота 30...3 ГГц);
- миллиметровых волн (длина волны 1...10 мм, частота 300...30 ГГц).

Характер распространения радиоволн в атмосфере Земли существенно зависит от диапазона. Если длинные и средние волны легко огибают поверхность Земли и поэтому принимаются радиоприемниками практически в любой точке земного шара, то распространение коротких и особенно ультракоротких волн существенно зависит от состояния тропосферы. Дециметровые и сантиметровые волны принимаются в основном лишь в пределах прямой видимости.

Уже в 20-х годах XX века начали использовать магнитодиагностику железных, стальных, чугунных и других изделий из ферромагнитных материалов. Дело в том, что как механические, так и магнитные свойства этих материалов прямо определяются их микрокристаллической структурой. Поэтому, измеряя их магнитные свойства – магнитную проницаемость, коэрцитивную силу, магнитную индукцию насыщения и т.д., – можно контролировать соблюдение технологических режимов их изготовления, микроструктуру и механические свойства. Постепенно изменяя силу и направление электрического тока в соленоиде, микропроцессор может измерить и построить всю кривую гистерезиса или заданный ее участок, вычислить магнитную проницаемость и коэрцитивную силу материала детали, найти магнитную индукцию насыщения и т.п. Основываясь на этих данных, он может выдавать и определенные диагностические выводы. Известными магнитными сенсорами являются магнитные считывающие головки. Другим хорошо известным примером интеллектуальных магнитных сенсоров являются устройства для считывания информации с магнитных дорожек пластиковых карточек.

Радиосенсоры, радиолокаторы и радиотелевизионные сенсоры

Сквозь окружающее нас пространство проходят миллионы радиоволн – электромагнитных колебаний с длиной волны от 0,3 мм до 3 км. Мы, практически их не ощущаем. Воспринимать их, разобраться в них, получить из них ценную информацию нам помогают радиосенсоры, в первую очередь, радиоприемники.

Задача, возлагаемая на радиоприемники, не из легких: из миллионов разных радиоволн всех диапазонов и частот, поляризаций, фаз, способов

модуляции, направлений распространения надо поймать слабые радиосигналы лишь требуемого пользователю радиоканала. Надо усилить их, отделить от других радиосигналов и разнообразных помех, осуществить демодуляцию, превратить в четкие высококачественные звуковые волны.

Радиоприемник – это «интеллектуальный» сенсор. Его чувствительным элементом является антенна, в которой электромагнитные волны наводят переменное электрическое напряжение с амплитудой в микровольты. Выбор и наладка антенн, принципы работы радиоприемников, усиления, селекции, демодуляции сигналов, способы подавления помех и т.д. – это предмет самостоятельной науки – "радиотехники".

Первые радиоприемники были аналоговыми. Лишь в последнее десятилетие стали массово производить цифровые радиоприемники – интеллектуальные сенсоры, в состав которых входит микропроцессор. Теперь не нужно крутить ручку настройки, достаточно найти его один раз и занести параметры настройки в память. Он сам следит за частотой избранного радиоканала, а также может выполнять немало дополнительных функций. Цифровые радиоприемники стали также "прокладывать дорогу" для перехода на цифровое радиовещание. Это – технология радиовещания, при которой звуковые сигналы с самого начала представляются и передаются в цифровой форме и которая, благодаря этому, может обладать более высокой помехоустойчивостью и обеспечить гораздо более высокое качество передачи звуковых сигналов. Эта технология при использовании цифровой компрессии сигналов позволяет также передавать по одному радиоканалу несколько независимых потоков аудиоинформации и других данных, расширяя палитру предоставляемых пользователям услуг.

Вместе с радиоприемниками к семейству интеллектуальных радиосенсоров принадлежат мобильные телефоны.

Еще одним известным видом радиосенсоров являются радиолокаторы или радары. Их функционирование базируется на излучении импульсов радиоволн, регистрации и анализе их отражений от объектов. Например, принцип функционирования радиолокатора требует, чтобы период времени между моментами излучения радиоимпульсов T был больше, чем время прохождения радиоволны туда и обратно на наибольшее расстояние L , на котором локатор может обнаруживать цели. Т.е. должно выполняться условие

$$T \geq 2L / c,$$

где c – скорость распространения радиоволн. Из-за необходимости все более сложной селекции и обработки сигналов, радиолокаторы уже давно стали интеллектуальными сенсорами. Интересным направлением является разработка

георадаров с целью радиолокационного выявления местонахождения людей (под завалами после землетрясения). В георадарах сейчас все шире применяют "широкополосную" локацию, когда ширина спектра радиосигнала превышает 25 % его центральной частоты. Проще говоря, излучаются лишь несколько периодов колебаний на центральной частоте или короткие одиночные импульсы.

Телевизоры отличаются от других радиосенсоров тем, что воспринимают намного более значительные объемы более динамичной и сложнее форматированной информации. Интеллектуальные сенсоры для приема цифрового телевидения становятся настолько сложными, многофункциональными, настолько качественно отличаются от прежде знакомых ТВ тюнеров по своим возможностям, что для них используют новое обозначение "ТВ ресиверы".

Следующим логическим шагом в развитии ТВ ресиверов стала разработка так называемых "мультимедийных персональных компьютеров". В их состав входят тюнеры и модемы, которые позволяют принимать радио- и радиотелевизионные трансляции из всех доступных источников, входить в Интернет, на ряд информационных web-страниц, не только принимать любую видео- и аудиоинформацию, но и отправлять свою. Возможности такого компьютера в приеме-передаче информации ограничиваются только имеющимися подключениями и программным обеспечением.

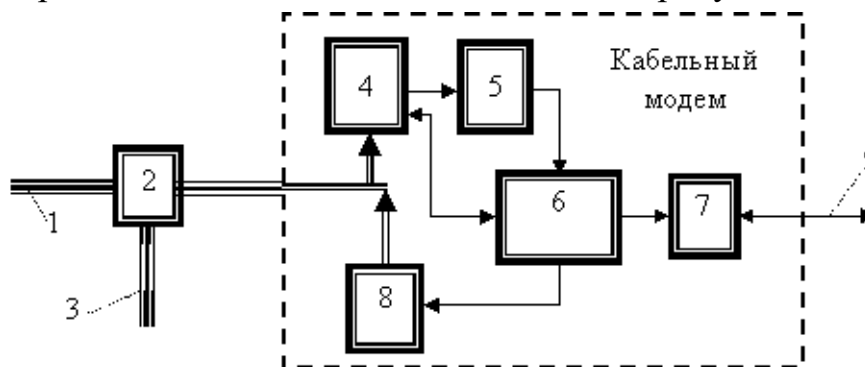
Ныне во всем мире происходит переход на сети мобильной сотовой связи третьего поколения (3G), которые рассчитаны не только на голосовое общение и пересылку коротких сообщений, но и на поддержку беспроводного Интернета, пересылку больших информационных файлов и электронной почты. Главное отличие сетей 3G – это скорость передачи данных, которая достигла уже 3 Мб/с.

Мобильные телефоны эволюционируют в смартфоны, которые умеют работать с документами, делать цифровые фотографии, записывать и воспроизводить видео- и аудиофайлы, хранить довольно большие объемы данных, соединяться с Интернетом, выполнять функции модема и факса, органайзера. В английском языке "смартфон" означает "умный телефон". Это – мобильный телефон, дополненный функциями карманного компьютера.

Очень близки по функциям к смартфонам так называемые "коммуникаторы" – карманные компьютеры, дополненные функциями мобильного телефона, а, следовательно, и возможностью выхода в Интернет. Главными в коммуникаторах являются все же компьютерные функции, и поэтому их обычно относят к области компьютерной техники.

К подклассу интеллектуальных радиотелевизионных сенсоров, воспринимающих большие объемы информации, принадлежат и компьютерные кабельные модемы. Именно они дают возможность компьютерам быстро принимать через телевизионный кабель информацию из Интернета и пересылать ее, общаясь со всем миром. Скорость приема данных через кабельный модем может достигать 100 Мб/с, а скорость выдачи – до 10 Мб/с.

Принцип работы кабельного модема показан на рисунке:



Например, в квартиру или учреждение заведен телевизионный кабель 1, который при отсутствии модема проложен непосредственно к телевизору или к ТВ тюнеру. Для того чтобы подключить компьютер через кабель к Интернету, устанавливают разветвитель 2. От одного из его выходов кабель 3 ведет к телевизору, а второй выход соединяют кабелем с модемом (выделен штриховой линией). Внутри модема высокочастотные входные электромагнитные волны из кабеля поступают в тюнер 4, который и является чувствительным узлом данного интеллектуального сенсора.

Тюнер из всего набора входных электромагнитных колебаний выделяет сигнал только нужной узкой частотной полосы, превращает его в сигнал стандартной промежуточной частоты и усиливает, автоматически регулируя амплитуду выходного сигнала. Последний передается на демодулятор 5, который выделяет из него цифровые сигналы, корректирует случайные сбои, фиксирует сигналы синхронизации. Полученные цифровые сигналы передаются в быстродействующий микропроцессор 6. В нем сохраняются все нужные для общения с Интернетом имена, коды, пароли, выполняются сложные логические операции контроля доступа к каналу передачи согласно протоколу работы сети, расшифровываются принятые пакеты информации и превращаются в формат, понятный компьютеру. Через интерфейс 7 полученная информация передается каналом 9 в компьютер. Информация от компьютера, которую надо передать в сеть (запросы, сообщения, электронная почта и т.п.), через интерфейс 7 попадает в микропроцессор 6, перекодирована в стандартные пакеты и передается в модулятор 8. Последний генерирует высокочастотные электромагнитные колебания нужной частоты, модулирует их соответственно

представленной ему информации, усиливает до нужной мощности и выдает в кабель 1, через который они попадают в модем и компьютер провайдера.

Электрохимические сенсоры

Когда электронный проводник тока (металл, графит, электронный полупроводник) контактирует с ионным проводником (ионным раствором, расплавом, гелем, сгущенным или твердым электролитом) и является относительно него химически активным, то в местах контакта происходит химическая реакция окисления металла, в ходе которой часть электронов переходит из металла в электролит.

В электрохимических сенсорах чувствительным является именно электрохимический элемент. А первичные информационные сигналы об исследуемом объекте или явлении, возникают в виде изменения свойств этого элемента: разности потенциалов или электропроводности, электрического тока или вольтамперной характеристики, динамики их изменения.

Примерами типичных современных интеллектуальных электрохимических сенсоров, предназначенных для различных целей, являются электрохимические анализаторы, интеллектуальные полярографы, тестер определения степени алкогольного опьянения человека, анализаторы воды и дымовых газов, глюкометры, экспресс-анализаторы крови.

Оптические сенсоры

Одним из широчайших классов сенсоров являются оптические сенсоры, в которых первичную информацию об исследуемом объекте собирает и доставляет свет, а принцип действия основан на законах оптики. Привлекательность оптических сенсоров обусловлена тем, что свет способен переносить очень значительные потоки информации при малой мощности, практически не влияя на состояние объекта, не повреждая его, может проникать в объект на значительную глубину, действовать дистанционно.

В *пассивных* оптических сенсорах с целью получения информации об объекте используют естественное внешнее освещение или собственное излучение объекта (тепловое, люминесцентное, вызванное радиоактивными распадами ядер собственных или специально введенных атомов и т.п.).

В *активных* оптических сенсорах объект целеустремленно облучают извне светом определенного спектрального состава, поляризации, направленности, модуляции и регистрируют изменения характеристик этого света, которые произошли в результате его взаимодействия с объектом.

Оптические сенсоры, в которых основную информацию об объекте несут изменения в спектральном распределении интенсивности света, называют *спектрофотометрическими*.

Оптические сенсоры, в которых основную информацию об объекте получают, наблюдая разные виды люминесценции, называют *люминесцентными*.

Очень интересный и перспективный новый вид оптических сенсоров, разработка которого приходится на конец XX – начало XXI в. составляют сенсоры, которые используют явление поверхностного плазмонного резонанса (ППР-сенсоры).

Уже давно известны и широко применяются для особо точных измерений оптические сенсоры, в которых используется явление интерференции света – интерферометрические сенсоры или *интерферометры*.

Оптические сенсоры, в которых основную информацию об объекте несут изменения в поляризации света, называют *поляриметрическими*.

К классу оптических сенсоров принадлежат также сенсоры, в которых используются явления обычного ("релеевского") и комбинационного рассеяния света. Напомним, что, когда монохроматический свет проходит сквозь оптическую среду, взаимодействуя с его молекулами, он может возбуждать колебательные или вращательные движения групп их атомов, из-за чего в рассеянном свете появляются спектральные компоненты с характерным изменением частоты колебаний. Обнаруживая такие спектральные компоненты, измеряя их интенсивность и частотный сдвиг относительно зондирующего монохроматического света, сенсор может получить информацию о наличии в объекте тех или иных молекул и об их концентрации (спектроскопия).

К классу оптических принадлежат также сенсоры, в которых для получения информации используется активная световая локация, законы отражения и преломления света, прохождение его сквозь неоднородную среду, явления дифракции света и т.п.

Элементная база интеллектуальных сенсоров

Во вновь создаваемых сенсорах сигналы на выходах чувствительных элементов часто очень слабы и не превышают нескольких микровольт или пикоампер. Поэтому обычно требуется усиление до 10000 раз по напряжению и даже в миллионы раз по электрическому току. Одним из часто применяемых в сенсорах классов интегральных усилителей являются так называемые "операционные усилители" (ОУ). Они имеют высокий коэффициент усиления, широкий частотный диапазон, низкий коэффициент собственного шума, большое входное и малое выходное сопротивление, почти не чувствительны к помехам, действующим одновременно на оба входа, малочувствительны к помехам по шине питания. Широко применяют также т.н. "дифференциальные усилители".

Когда сигналы от чувствительных элементов очень слабы или требуются максимальные чувствительность и разрешающая способность сенсора, тогда при выборе усилителей следует обратить особое внимание на все возможные источники шума. Эффективным методом борьбы с помехами и привнесенными шумами является использование дифференциальных пар и "мостовых схем". Эти схемы позволяют в значительной мере компенсировать влияние многих внешних факторов, таких как изменения температуры, давления, сторонних электрических или магнитных полей.

В интеллектуальных сенсорах значительная часть обработки информации происходит в цифровой форме. Поэтому почти всегда их составными элементами являются и аналого-цифровые преобразователи (АЦП). Их задача – превратить усиленные аналоговые сигналы от чувствительных элементов в цифровые данные для микрокомпьютера. Важнейшими характеристиками АЦП являются их точность, быстродействие и стоимость. Точность связана с разрядностью АЦП. Обычно чем выше точность (разрядность) АЦП, тем ниже его быстродействие; чем выше точность и быстродействие, тем выше и стоимость АЦП. Поэтому, проектируя интеллектуальный сенсор, параметры АЦП надо подбирать оптимально.

"Мозгом" интеллектуального сенсора является микрокомпьютер (микропроцессор, микроконтроллер, микроконвертор). Именно он и позволяет сделать сенсор "умным", интеллектуальным. Электронная промышленность выпускает ныне сотни разных типов микрокомпьютеров, микропроцессоров, микроконтроллеров, микроконверторов. Для простейших применений популярными являются малопотребляющие 4-разрядные микроконтроллеры. Но наиболее широкое применение находят 8-разрядные микроконтроллеры и микроконверторы архитектуры C51.

Интеллектуальные сенсоры должны выдавать пользователю информацию в наиболее удобной для него форме, предоставлять ему возможности изменять режимы работы сенсора, влиять на функционирование, привлекать внимание пользователя в критических и других предусмотренных ситуациях. С этой целью в состав сенсоров вводят узлы отображения (визуализации) информации, клавиатуру управления и звуковые сигнализаторы. Чаще всего в интеллектуальных сенсорах используют индикаторы на жидких кристаллах. Они потребляют мало энергии, имеют высокое отношение полезной площади к объему, надежны в работе и относительно недороги. Их работа основана на способности молекул жидких кристаллов переориентироваться в достаточно сильном электрическом поле и в их способности поворачивать плоскость поляризации проходящего поляризованного света. Сейчас промышленно

выпускаются одно- и многопозиционные сегментные и матричные ЖК индикаторы, многострочные и сегментно-матричные, монохромные и цветные графические ЖКИ разных форматов и размеров. Как правило, они выпускаются вместе с электроникой, обеспечивающей формирование изображений и их запоминание.

Для "общения" пользователя с сенсором применяют разнообразные клавиатуры. Это могут быть отдельные кнопки или клавиши, пленочные (мембранные) или силиконовые клавиатуры. Преимуществами пленочных и силиконовых клавиатур по сравнению с обычными кнопочными являются большой рабочий ресурс (свыше 20 млн. переключений), простота монтажа, небольшая цена, возможность спроектировать уникальный собственный дизайн.

В интеллектуальных сенсорах часто применяют сенсорные экраны, в которых клавиатура и экран объединены в одно целое. Вместе с необходимым изображением на свободных местах экрана формируются изображения виртуальных кнопок управления, которые могут потребоваться в данном режиме работы. Для управления сенсором пользователь дотрагивается до экрана в соответствующих точках. Сообщение о прикосновении передается в микроконтроллер, который организует нужную реакцию на указание пользователя. При изменении режима работы сенсора виртуальные кнопки управления, ставшие не нужными, исчезают с экрана, а в других местах могут появиться другие кнопки управления в зависимости от потребности. Диалог интеллектуального сенсора с пользователем становится от этого более естественным, надежным, более понятным, дружественным.

В некоторых интеллектуальных сенсорах той памяти, которая обычно имеется в микрокомпьютере, оказывается недостаточно. Тогда используют необходимые виды дополнительной памяти: оперативной, постоянной, репрограммируемой или память большого объема с последовательным доступом. Набор микросхем памяти для применения в интеллектуальных сенсорах, достаточно широк.

Для предоставления пользователям возможности непосредственного соединения их интеллектуального сенсора с внешним компьютером или с сетью связи применяют различные интерфейсы. Все более популярным становится интерфейс USB. Нынешние компьютеры допускают подключение этого интерфейса даже в процессе работы. При необходимости в интеллектуальных сенсорах может быть использован также беспроводный интерфейс. Наиболее подходят для этого "инфракрасный" интерфейс IrDA,

рассчитанный на "ближний" ИК диапазон длин волн, и интерфейс сверхвысокочастотной радиосвязи Bluetooth.

Перспективы развития интеллектуальных сенсоров

Создание и внедрение интеллектуальных сенсоров – это сложный процесс, который иногда растягивается на десятки лет. Он требует разносторонних профессиональных знаний, глубокого проникновения в предмет исследования, слаженной совместной работы многих специалистов из разных областей знаний. Значительная часть "интеллектуальности" сенсора определяется его программным обеспечением.

В настоящее время уже просматриваются перспективы создания на основе интеллектуальных сенсоров новых искусственных органов чувств человека. Они не только смогут заменить некоторые естественные органы чувств, которые по каким-то причинам у человека не функционируют, но и предоставят людям возможность непосредственно ощущать то, что природой не было предусмотрено. Благодаря развитию сенсорики люди смогут в необходимых случаях обрести "внутреннее зрение". Вживленные в организм сенсоры смогут успешно определять содержание важных биохимических соединений (глюкозы, холестерина и т.д.) и позволят нуждающемуся в этом человеку проводить мониторинг своего состояния.

Применение новейших микросистемных и нанотехнологий может со временем сделать возможным создание интеллектуальных медицинских "микророботов". Имея микронные размеры, они после введения в организм человека смогут двигаться там по слизистым оболочкам, кровеносным или лимфатическим сосудам, выполняя филигранные медицинские функции. Это начало "наномедицины".

Сегодня происходит развитие в направлении создания *сенсорных систем*. Известным примером этого стали т.н. "*интеллектуальные дома*". С точки зрения сенсорики – это здание, снабженное продуманной, достаточно полной системой сенсоров, позволяющей всесторонне контролировать функциональное состояние здания и на этой основе разумно управлять функционированием всех его важнейших систем жизнеобеспечения.

Системы интеллектуальных сенсоров - основа для создания умных роботов по уходу за детьми, инвалидами, домашними животными и растениями, для выполнения функций личного секретаря, уборщика и т.п. Ведутся разработки "интеллектуальных транспортных средств", "интеллектуальных дорог".

Наличие микрокомпьютера в составе интеллектуальных сенсоров и создание миниатюрных узлов беспроводного радиоинтерфейса типа Bluetooth предоставляет возможность организации сложных беспроводных сенсорных

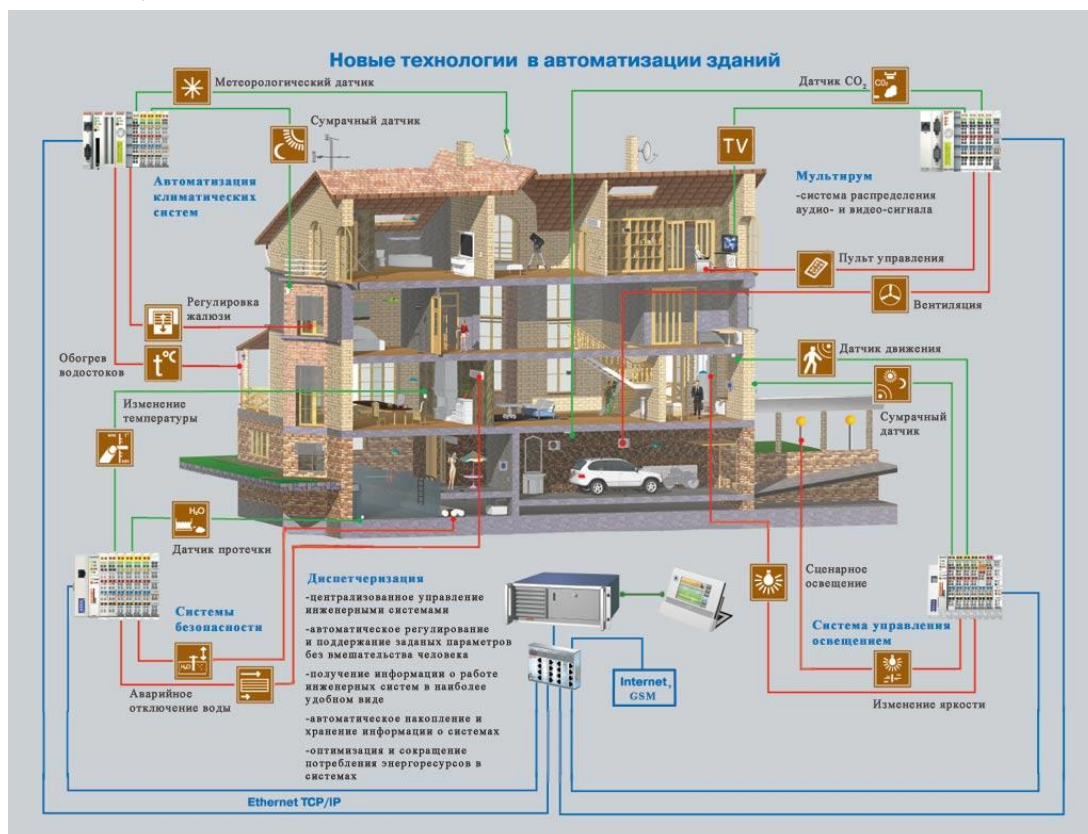
сетей. Объединенные в сеть сенсоры могут отслеживать параметры окружающей среды: влажность, давление, движение, освещенность, состав атмосферы, воды, температуру и т.д.

Некоторые футурологи считают, что сенсорные сети – именно тот элемент, который позволит Интернету выйти на следующий, качественно новый, этап своего развития. Ведь сенсорные сети могут быть подключены к Интернету, а каждый из миллиардов сенсоров может получить IP-адрес. Сотни миллиардов сенсоров, встроенных буквально во все предметы, от деревьев в парке до детских кроваток, смогут реагировать на окружающую среду и контактировать друг с другом беспроводным образом, решая много полезных задач.

Интеллектуальные сенсоры соединяют реальный материальный мир, в котором живут и действуют люди, функционируют автоматизированное оборудование и роботы, с внутренним, ментальным "миром" людей, автоматов, роботов.

«Интеллектуальное здание» или «умный дом»

Все оборудование, которое входит в понятие "Интеллектуальное Здание" или "Умный дом", отличается от обычных выключателей, розеток, ламп, как старый телевизор с ручкой переключения каналов отличается от современного, оснащенного пультом дистанционного управления. Интеллектуальный дом – это живая централизованная система контроля и управления подсистемами, установленными по всему дому, технология, позволяющая программировать режимы эксплуатации:



В целом элементы системы можно разделить на несколько групп:

- Элементы охраны;
- Элементы пожарной безопасности;
- Устройства для контроля водоснабжения и газа;
- Элементы домашней автоматики.

Инженерные системы «умного дома» включают отопление (обеспечивает управление системами отопления различных типов и экономизацию затрат на отопление), водоснабжение (управление системами водоподготовки, контроль протечек воды во всех помещениях), газоснабжение (включая датчики утечки газа), пожарную безопасность (включая контроль возгорания), охрану (контроль проникновения в помещение, периметральный контроль, имитация присутствия людей, имитация присутствия животных, ограничение доступа и т.п.), управление электроэнергией (контроль электросетей, экономизация затрат), оповещение (голосовое сообщение, звонок по неограниченному числу тел. номеров, SMS, Internet), освещение (связь с присутствием людей, управление по времени, сценарное управление, сценарии наружного освещения), будильник (голос, телефонные мелодии), бассейн (управление нагревом, фильтрацией), полив, жалюзи, управление бытовыми устройствами и др.

Например, в базу данных холодильника можно загрузить не только список продуктов, но и рецепты, а также любимые блюда всех членов семьи. Благодаря этому, система сможет сама выдавать вам информацию о том, какие продукты необходимо купить для приготовления того или иного блюда. Кроме этого, вы можете занести в базу напоминания о предстоящих событиях и делах. Встроенный пылесос позволяет бороться с пылью и вредными микрочастицами безо всяких усилий с вашей стороны, притом, что само устройство настолько мало, что его не видно.

Средствами управления «умным домом» может быть Интернет, пульт, PALM, PC, SMS.

Статистика показывает, что система Умный дом позволяет сокращать расходы на энергоресурсы на 8-12%, управление освещением и электроснабжением сокращает потребление энергии на 3-5%. Продуманный алгоритм управления приводят к значительной экономии средств: до 30% от обычных расходов. Примерный срок окупаемости такого дома составляет 5 лет.

«Умный город» - это интеллектуальная сеть – основанная на «умных технологиях», автоматически балансирующая, самоконтролирующаяся энергетическая сеть, способная принимать энергию из любого источника

(уголь, солнце, ветер) и преобразовывать ее в конечный продукт для потребителей (тепло, свет, теплую воду) при минимальном участии людей:

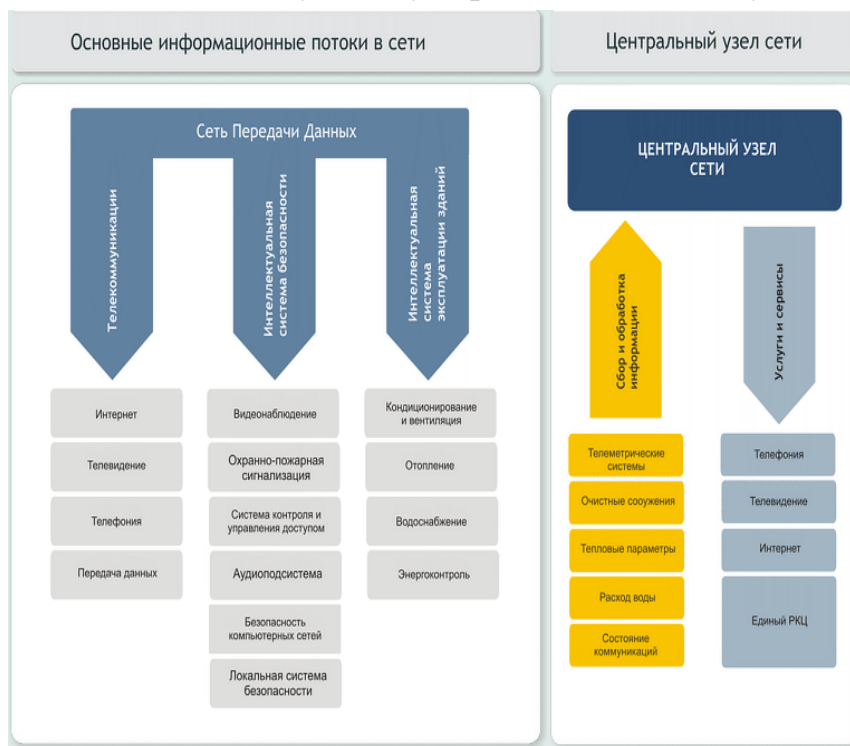


Рис. 9. Сеть передачи данных и центральный узел сети «умного города»

«Умные технологии» включают передовые сенсорные, коммуникационные и управляющие техники для повышения эффективности распределения, измерения и учета газа и электричества. В частности, «умный учет» означает: автоматическое считывание показаний счетчиков; идентификацию сбоев; удаленное включение/отключение и пр.

Интеллектуальная сеть предполагает удаленный мониторинг, управление, оптимизацию потока эл/энергии, аналитику сбоев и пр.

Лекция «Интеллектуальные системы управления»

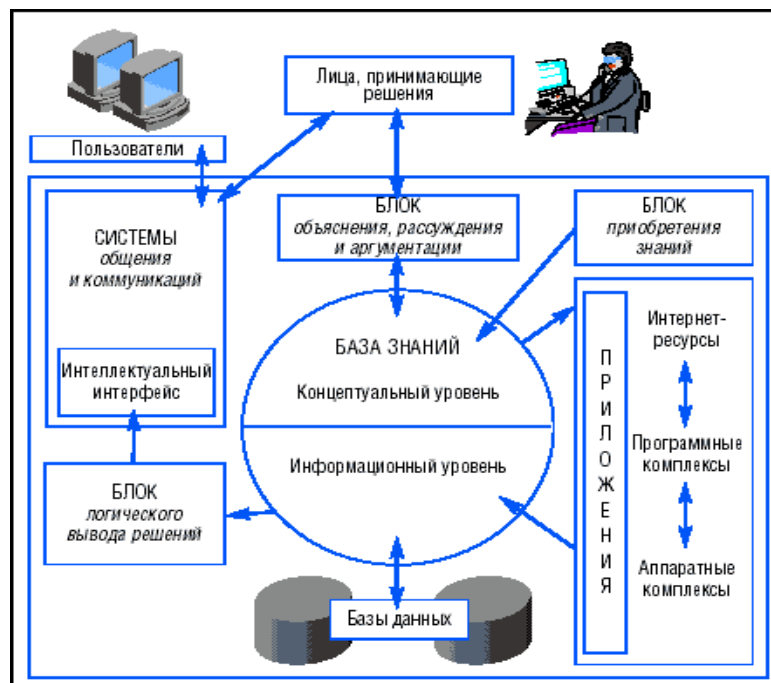
Отличительные черты интеллектуальных систем и технологий управления (ИСУ и ИИТ)

Основными отличительными чертами ИСУ и ИИТ являются:

- наличие баз знаний, отражающих опыт специалистов при решении слабоформализуемых задач управления;
- наличие моделей на основе баз знаний: правил и логических выводов; аргументации и рассуждения; распознавания и классификации ситуаций; обобщения и понимания и т.п.;
- способность формировать решения на основе нечетких, нестрогих, неполных, неопределенных данных;

- наличие механизма объяснений;
- способность к обучению и развитию;
- универсальность (нет ограничений по применению в области управления).

Рисунок иллюстрирует указанные основные особенности:



Основные проблемы управления и принятия решений

Основные проблемы, связанные с разработкой ИСУ, своей причиной имеют «человеческий фактор», заключающийся в необходимости:

- учитывать в решениях большое число противоречивых данных, пользуясь своей хорошо структурированной базой знаний;
- разбираться во всех аспектах управления и принятия решений;
- нежелательности «связываться» с информационными технологиями, поскольку они отнимают много сил, средств и приходится без конца учиться;
- отказа от доминирования в организационном управлении «старой культуры» автоматизации, базирующейся на техноцентрических подходах;
- отказа от существующих средств автоматизации принятия решений, имеющих «перекося» в сторону анализа ситуаций и систем. Необходима новая «ориентация» на синтез решений и новых знаний.

Узловые точки проектирования ИСУ

Узловыми точками проектирования ИСУ в настоящее время считаются:

- переход от логического вывода к моделям аргументации и рассуждения;
- поиск релевантных знаний и порождение объяснений;
- обработка не только числовой, но также понимание и обработка текстовой информации;

- когнитивная графика и образное представление знаний;
- построение многоагентных систем управления;
- разработка интеллектуальных моделей выполнения программ и управления потоками данных в сетях;
- разработка гибридных ИИТ, основанных на нечеткой логике, нейронных сетях, эволюционных алгоритмах, вероятностных вычислениях, реализуемых в различных комбинациях с ЭС.

Основные сферы применения ИИТ и ИСУ

Системы связи и коммуникаций. Глобальные информационные сети и ИИТ в корне меняют представления о компаниях и умственном труде (известен успешный опыт создания новой модификации самолета «Боинг-747» распределенным коллективом специалистов, взаимодействующих по Internet). Усложняются системы коммуникаций и решаемые на их основе задачи. Требуется качественно новый уровень «интеллектуализации» таких программных продуктов, как системы анализа разнородных данных, обеспечения информационной безопасности, выработки решений в распределенных системах и т.п.

Использование ИИТ в военной сфере. С использованием ИИТ в армии существенно изменились стратегии военных действий. За счет внедрения ИС и ИИТ для военных решений сокращаются временные циклы управления в 3-4 раза.

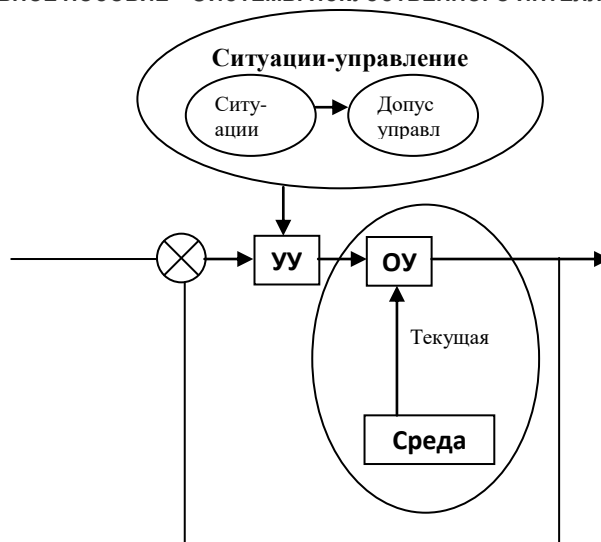
Образование. Дистанционное обучение начинает играть важную роль в образовании. Внедрение ИИТ позволит существенно индивидуализировать этот процесс с учетом потребностей и способностей каждого обучаемого.

Быт. Информатизация быта уже началась. Компьютеру будут передаваться все новые функции: контроль за состоянием здоровья пользователя, управление бытовыми приборами и обеспечение комфортного информационного пространства в помещениях и т.д.

Классическая система управления

Существующие общие определения понятий система, управление, интеллектуальность относятся к *замкнутым* системам.

Система управления классически определяется как совокупность управляемого объекта и устройства управления:



Что должно быть интеллектуальным: УУ или ОУ? Или все сразу?

Управление становится интеллектуальным потому, что при заданном уровне сложности УУ другое управление просто невозможно. Поэтому интеллектуальное управление должно строиться на информационном, а не на операторно-сигнальном принципе управления. Классическая теория автоматического управления (ТАУ) является крайне важным, но всего лишь частным случаем общего подхода к управлению.

Проблемы ТАУ

Принципиальные трудности не позволяют надеяться на успех старых классических методов ТАУ.

ТАУ имеет дело с объектами, структура и функционирования которых описывается формально (например, на уровне диффуравнений). Цели управления и критерии управления также должны быть четко формализованы. Это позволило построить ТАУ как чисто математическую науку, имеющую дело лишь с формальными моделями и точными методами, а также дало возможность типизировать ОУ и методы управления.

Однако в поле зрения ТАУ появились объекты новой природы, обладающие рядом существенных особенностей:

- они не могут быть описаны формальными моделями в виде логических, алгебраических или диффуравнений;
- ОУ активны и эволюционируют во времени;
- цели ОУ и критерии управления ими также не формализованы и меняются во времени.

Пример ОУ – *Город*. Четкой цели своего существования не имеет (зачем нужен город?), четкой формулировки критериев управления нет, эволюция города делает невозможной построение замкнутой модели управления.

1. Все, что необходимо знать для управления, может быть выражено в виде совокупности текстов на ЕЯ.

Другими словами, все сведения об объекте управления, целях его существования, критериях управления и множестве возможных решений по управлению могут быть сообщены управляющей системе в виде последовательности фраз на естественном языке. Обладание **контекстно-зависимым языком** изначально необходимо для ИСУ. А контекстно-независимый язык (математика, программирование) для нее не более чем полезен в некоторых частных случаях.

2. Система управления принципиально не может быть замкнутой.

Эта система принципиально открыта и процесс ее обучения управлению никогда не завершается созданием окончательной формализованной модели. Понимание интеллекта, как целенаправленного выбора ОУ своих управляющих решений является инженерной задачей создания ИСУ. Системе, чтобы оценить интеллектуальность, нужно ощутить сопротивление ОУ, подтверждение факта усвоения им полученной информации. Задачи, связанные с алгоритмами управления, их коррекцией, нельзя относить к интеллектуальному управлению.

Биологические системы управления

В процессе биологической эволюции возникли чрезвычайно сложные и вместе с тем удивительно эффективно функционирующие живые организмы. Эффективность и согласованность работы «компонент» живых существ обеспечивается биологическими системами управления.

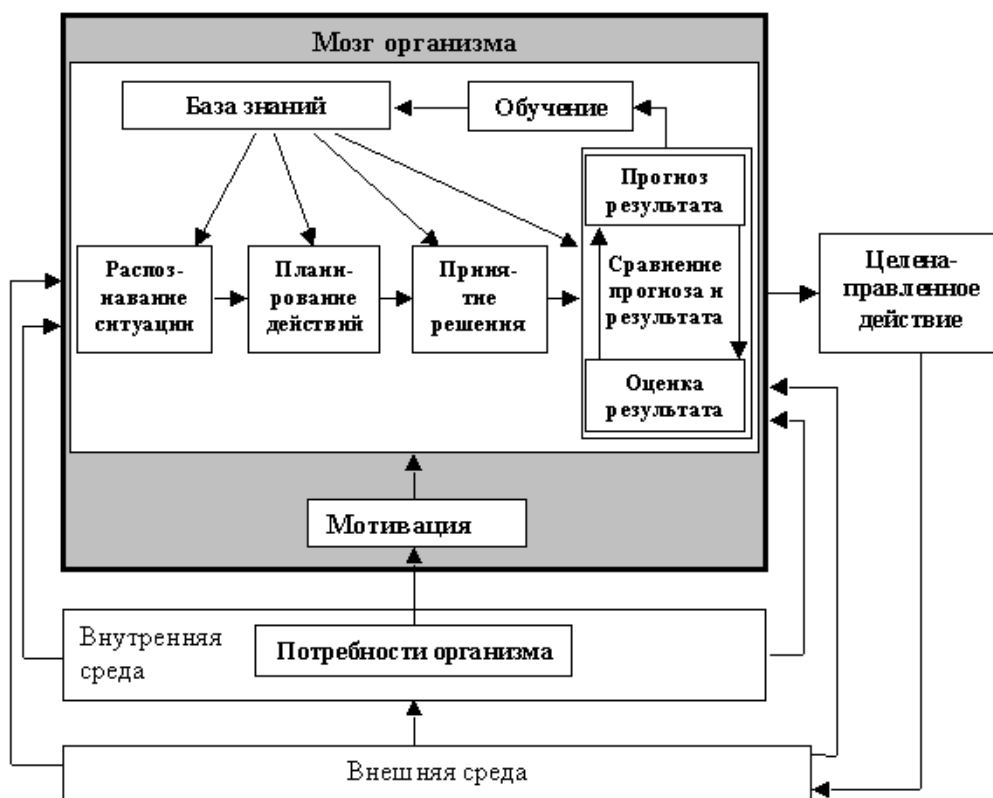
В этой связи возникает множество вопросов:

- Каковы эти системы управления?
- Какие исследования нужно провести, чтобы разобраться во всем многообразии естественных “интеллектуальных” систем управления?
- Могут ли исследования “интеллектуальных” изобретений биоэволюции служить основой построения искусственных ИСУ?
- Какие новые технологии могут возникнуть на основе этих исследований?

Возможные варианты ответов на эти вопросы:

- Теория функциональных систем (П.К. Анохина);
- Теория ситуационного управления (Д.А. Поспелов);
- Теория перцептивного контроля (В. Пауэрс);
- Модели автономного адаптивного управления (А.А. Жданов).

В частности, схема управления поведением животного, согласно П.К. Анохину, имеет вид, представленный на рисунке:



Синергетика

Синергетика – это взаимодействие компонентов в открытых системах, характеризующееся тем, что совокупное их действие превышает эффект, оказываемый каждым из них. Сейчас синергетика представляет собой научное направление, исследующее закономерности, лежащие в основе процессов самоорганизации в системах самой разной природы: физических, химических, биологических, социальных, технических, экономических. Математическая модель самоорганизующихся процессов была построена И. Пригожиным и развита Д. Хакеном. Синергетика строится на следующих предположениях.

1. Переход от прошлого к будущему (проявление "стрелы времени") совершается через достаточное проявление случайности и переход от неустойчивости к устойчивости, "порядку". Именно необратимые, неповторимые процессы являются источником порядка.

2. Детерминизм в таких неравновесных системах проявляется лишь в отдельных случаях в противовес рациональной модели, где детерминизм представляется неизбежным следствием. Детерминизм вступает в силу после того, как один из возможных путей развития неравновесной системы выбран и на смену неустойчивости приходит новый порядок. Смесь необходимости и случайности составляет "историю".

3. В состояниях, когда прежний порядок и основанная на них структура достаточно "расшатана" и система далека от равновесия, даже очень слабые

флуктуации (случайные отклонения или возмущения) способны усиливаться до волны, способной разрушить старую сложившуюся структуру. Возникают ситуации, когда малые причины порождают большие следствия.

4. Анализ причин усиления слабых флуктуаций, а также обоснование возможных вариантов развития системы, далекой от равновесия, вполне рациональный и необходимый акт.

5. Осмысление последствий вмешательства (даже слабого) человека в характер развития многих природных (например, экологических) и социальных (например, возникающих на национальной или религиозной почве) процессов ставит человека перед необходимостью всестороннего "проигрывания" возможных вариантов развития этой системы и анализа причин ее неустойчивости.

Проблемы и перспективы развития ИСУ

Сейчас управление в САУ «успешно» дополнено такими технологиями как экспертные системы, нечеткая логика, нейросети, ассоциативная память, эволюционные алгоритмы.

Разработка единой теории управления, содержащей в себе «классические САУ» и «интеллектуальные САУ» как системы, обеспечивающие автоматическое принятие управляющих решений фактически отодвинуто на обочину науки и вылилось в АСУ. Почему? – Автоматизация и включение человека в процесс принятия решений, устраняла все проблемы в корне: нет функционала – есть «экспертно» полученное решение. Теоретическая несостоятельность и практический провал такого подхода в настоящее время становятся всё более очевидными.

Аналогично, в ИИ задачи эвристического лабиринтного поиска, игра в шахматы, распознавание образов, нейросети и другое увели ИИ от создания технологий работы со знанием к поискам алгоритмов и попыткам расширения возможностей контекстно-независимых языков.

В технике реальность существования сложных систем во внешнем мире требует полноценного управления. Моделирование «живого в машине» как путь к интеллекту, похоже, исчерпали себя.

Теория ИСУ исходит из того, что интеллектуальное управление не может быть альтернативой «неинтеллектуальному».

Классический основной цикл управления не может быть распространен на системы, требующие интеллектуального управления.

ИСУ, опирающаяся на принятие решений с использованием знания, имеет иной основной цикл управления.

ИСУ должны получить свою собственную «информационную машину», действующую в непрерывном режиме усвоения и реструктуризации информации. Это должна быть открытая система с несчетным множеством потоков, каждый из которых может состоять не из безликих бесконечно малых, а из бесконечного разнообразия структур. Разработка такого формального аппарата – дело будущего.

Лекция «Перспективные системы и технологии инженерии знаний»

К информационным технологиям относят широкий класс методов и способов сбора, накопления, хранения, поиска, обработки, управления и выдачи информации с применением компьютеров.

По мнению авторитетных ученых к перспективным направлениям исследований в области ИИ относятся:

1. Представление знаний и моделирование рассуждений на основе прецедентов, в т.ч. немонотонные модели рассуждений, рассуждения с неопределенностью.

2. Приобретение знаний, машинное обучение и автоматическое порождение гипотез.

3. Интеллектуальный анализ данных и обработка образной информации.

4. Многоагентные системы, динамические интеллектуальные системы и планирование.

5. Мягкие вычисления: нечеткие модели+ИНС+эволюционные вычисления.

6. Разработка инструментальных средств: а) создания ПО приобретения знаний (при этом в качестве источников знаний могут выступать не только эксперты, но также тексты и БД, а в качестве методов – ДМ, обучение по примерам; б) реализации программных средств поддержки БЗ; в) реализации программных средств поддержки проектирования ИС.

По мнению многих авторитетных российских и зарубежных экспертов, к перспективным направлениям развития интеллектуальных информационных технологий и систем на ближайшие 10 - 15 лет относятся следующие технологии:

- семантический поиск, машинный перевод, распознавание образов;
- организация, систематизация, доставка и отслеживание контента;
- распределённая обработка данных и знаний;

- ведение регламентированных процессов в интернете, организация совместной работы и виртуальных сообществ;
- моделирование и прикладные приложения технологий инженерии знаний;
- технологии, основанные на новых физических методах.

Рассмотрим подробнее основные характеристики этих технологий.

Семантический поиск, машинный перевод, распознавание образов

Существующие системы информационного поиска пока неэффективны, так как основаны на подсчёте частоты встречаемости слов и расширении поиска за счёт синонимии терминов. В разрабатываемых в настоящее время системах семантического поиска используются методы искусственного интеллекта, и они уже способны выполнять смысловое индексирование текстов с применением семантических сетей, в которых понятия и термины связаны между собой. Россия пока отстает в создании данных технологий, хотя у нас активно ведутся разработки поисковых систем в интернете, когнитивных проблем семантического и лингвистического анализов.

Для качественного перевода необходимо использовать знания в области семантики языка и экстралингвистические знания (правила перевода). Мировыми лидерами в создании систем и технологий машинного перевода, включающих лингвистическое, математическое, информационное и программное обеспечение, считаются Япония и США. По прогнозам, в России разработка интегрированных лингвистических систем с функцией автоматического перевода ожидается к 2019 году.

Технологии распознавания образов являются очень перспективными. По прогнозам экспертов, появление технологий интонационного синтеза речи высокого качества, преобразующих печатный текст в звуковой сигнал, близкий к человеческой речи, возможно в России к 2016 г. Появление систем распознавания рукописных текстов без настройки на почерк с точностью распознавания превышающей 99% ожидается к 2018 г.

Технологии автоматического воссоздания реалистичного видеоизображения по сценарию находятся в стадии появления, относятся к числу мультимедийных интеллектуальных технологий, охватывают все области интеллектуальной деятельности (науку, искусство, технику, образование, культуру, бизнес) и позволяют в сочетании с системами гипермедиа создавать видеоэнциклопедии, атласы, книги, обучающие программы, ситуационно-ролевые игры и т.д. Велики перспективы мультимедиа в медицине: базы знаний, методики операций, каталоги лекарств и т.п. В сфере бизнеса фирмы по продаже недвижимости уже используют технологию мультимедиа для создания каталогов домов; военные переносят на интерактивные видеодиски

документацию по системам вооружений. Технологии мультимедиа обладают креативным аспектом, позволяющим создавать новые произведения в кинематографе.

Веб-телевидение— это новое направление, которое предполагает независимую от других способов вещания технологию распространения «живого эфира» — актуальные загружаемые по Сети телевизионные трансляции в реальном времени. Возможно, веб-телевидение будет строиться на основе всемирной сети добровольных операторов-энтузиастов, которые выйдут в Интернет с веб-камерами на своих ПК, так же как сегодня создаются общественные средства массовой информации в блогосфере. Мировыми лидерами в данной технологической области являются США и Япония.

Организация, систематизация, доставка и отслеживание контента

Коллективный интеллект Интернета и Web-технологии существенно видоизменяют методы поиска, хранения, распределения и использования информации. Однако без дальнейшего развития технологий организации и систематизации контента его накапливание и распространение не принесут желаемого результата. В частности, на ближайшие 10 – 15 лет перспективными направлениями развития этих технологий являются системы непрерывного профессионального образования с опорой на методы поиска знаний; системы персонализации контента; модели распределенного поиска; онтологические базы знаний предметных областей; системы хранения контента и технологии его поиска; модели презентации мультимедийной информации; системы обработки контента в репозиториях; геоинформационные системы; алгоритмы, обеспечивающие высокую степень помехозащищённости сверхскоростных коммуникационных систем; беспроводные широкополосные системы и сети.

Примерами технологий, поддерживающих активность пользователей, являются блоги, онлайн-форумы и чаты, Википедия, тренировочные тесты. В формате e-learning можно получать не только теоретические знания, но и практические навыки, используя, например, видеоконференции, Web-семинары и виртуальные тренажёры. В России развитие этих технологий сталкивается в настоящее время с рядом проблем, основной из которых является недостаточная развитость информационно-коммуникационной структуры.

ЭС используют и методы ИИа для категоризации пользователей, формализации их запросов и адаптации способов представления пользователю найденной информации. Сетевой метод хранения контента постепенно превращается из вспомогательного в основной.

Классификация и систематизация контента требует использования значительных вычислительных мощностей. Для того чтобы справиться с теми

объемами контента, которые находятся в репозиториях и базах данных, вычислительные мощности серверов должны использоваться максимально эффективно. Для достижения этой цели сейчас разрабатываются новые алгоритмы обработки контента в крупных хранилищах данных. Мобильные платформы требуют разработки новых типов интерактивных интерфейсов – динамичных и интеллектуальных, бескомандных и предугадывающих наиболее вероятные действия пользователя.

Продолжительное время развитие информационных технологий базировалось на повышении быстродействия процессоров и увеличении объемов памяти компьютерных систем. Не отрицая значимость этих факторов, отметим, что сейчас происходит смещение фокуса на улучшение сетевых технологий, коммуникационных протоколов, программного обеспечения для эффективной и бесперебойной работы оборудования. В разработке технологий отслеживания контента у российских инженеров есть определенное преимущество, однако наблюдается отставание в области высокоскоростных коммуникационных протоколов.

Сейчас примерно половина мирового трафика приходится на сети доставки контента - в 2010 году объем трафика составил 20 эксабайт в месяц.

Распределённая обработка данных и знаний

Развитие систем параллельных и распределенных вычислений, создание на их основе высокопроизводительных компьютеров является стратегическим направлением. Сегодня Россия практически не представлена на мировом рынке средств разработки, отладки и тестирования программ для систем параллельных вычислений, хотя проводит исследования и разработки в данном направлении. Использование параллельной и распределенной обработки данных для решения проблем сетевой безопасности подразумевает необходимость изучения программных средств, способных обнаруживать, идентифицировать и противостоять нарушениям сетевой этики, авторского права, распространению вредоносных программ, рассылке спама. Проблема контентной фильтрации является нетривиальной, а технологии, поддерживающие ее решение, – актуальными. Ожидается, что широкое распространение технологий сетевой безопасности наступит ближе к 2016 г. Сегодня США располагают несколькими сотнями суперкомпьютеров, Россия – одним десятком (появление компьютерных систем с 1 миллионом процессоров и скоростью вычислений 1 петафлоп ожидается в 2018 г.).

Ведение регламентированных процессов в интернете, организация совместной работы и виртуальных сообществ

Это направление в настоящее время поддерживается развитием следующих технологий: аутсорсинг, цифровое телевидение, мобильная связь, системы дистанционного обучения, электронного документооборота, технологии совместной разработки контента. Россия является одним из мировых лидеров в области предоставления аутсорсинговых услуг.

Создание виртуальных личностей в качестве интерфейсов для общения человек-компьютер может стать перспективной технологией в дистанционном обучении. Технологии совместной разработки контента стали широко известны благодаря проекту Wikipedia. Успешное внедрение этих технологий может революционизировать организацию труда в экономике знаний: повысить производительность труда, снизить расходы на аренду, коммуникации, организацию рабочего места, на транспорт и командировки.

Моделирование и прикладные приложения технологий инженерии знаний

Существует острая необходимость изучения методов моделирования и прикладных приложений технологий инженерии знаний для прогнозирования физических, химических, биологических и климатических процессов, природных катастроф, для разработки экспертных медицинских систем и обеспечение медицинских услуг в удаленном режиме. Большинство природных и социально-технологических систем представляют собой сложные нелинейные системы с ограниченным горизонтом прогноза. Вне технологий компьютерного моделирования расчет и прогнозирование таких систем является очень сложной, практически неразрешимой задачей.

Особое значение технологии биоинформатики имеют в биологии, генной инженерии и медицине. Например, технология медицинских экспертных систем позволяет осуществлять диагностику и лечение заболеваний. Аппаратной составляющей данной технологии являются приборы, способные измерять заданные параметры жизнедеятельности человека и специализированное программное обеспечение. Развитие нанотехнологий выведет эту область на качественно иной уровень возможностей.

Технологии, основанные на новых физических методах

К разряду критических технологий относятся технологии, основанные на новых физических методах: нанотехнологии и нанороботы, технологии оптической коммутации и системы оптической передачи данных, квантовые и биокомпьютеры, компактные источники энергии, трехмерные устройства отображения информации и вычислительные устройства с бумажной гибкостью. Внедрение нанотехнологий означает отказ от современного фототехнического процесса и выход на качественно новый уровень развития информационных технологий.

Технология оптической передачи данных, скорость которых превышает 1 петабит/с, основана на новом способе передачи данных по оптоволоконным линиям с использованием поляризованного света. Она позволит увеличить трафик пользователей и сети в целом, лазерный луч будет подходить непосредственно к компьютеру без потери мощности сигнала. Оптическая коммутация позволяет многократно увеличить пропускную способность сетей и расстояние, на которое можно передавать сигнал без затухания.

Квантовые вычислительные системы основаны на использовании квантово-механических эффектов. Единица квантовой информации – кубит – в отличие от традиционных битов, способна находиться как в одном из состояний (0 или 1), так и в обоих состояниях одновременно. Российский ученый М.В.Фейгельман предложил использовать в качестве кубита квантового регистра крошечные сверхпроводящие кольца. В этом случае состояниям 0 и 1 будет соответствовать направление тока в кольце: по или против часовой стрелки. Работы в этой области уже дали ощутимые практические результаты. Создан первый квантовый процессор.

Устройство состоит из двух *кубитов* (квантовый аналог бита), способных находиться не только в состоянии 0 или 1, но и в их суперпозиции. Работа кубитов, разделенных зазором, контролировалась источником микроволнового излучения. Кубиты представляют собой кусочки сверхпроводника из ниобия, нанесенного на пластину из оксида алюминия. Кодирование состояний устройства осуществлялось распределением так называемых куперовских пар — *квазичастиц*, состоящих из двух электронов при температуре чуть выше абсолютного нуля ($-273,15^{\circ}$).

Исследователи использовали пару кубитов, чтобы решать теоретические задачи. Первая из них – *алгоритм Гровера* для поиска в неупорядоченной базе данных. Этот вероятностный (как и все квантовые) алгоритм ищет элемент в базе данных из N записей за $kN^{0.5}$ шагов, где k - константа. В 80% случаев поиск успешен.

Вторая задача – *алгоритм Дойче-Джоза*, который по данной последовательности 0 и 1 четной длины отвечает на вопрос: верно ли, что все значения в наборе 0, 1 или 0 и 1 одинаковое количество? Заранее известно, что последовательность имеет один из трех данных видов. Этот алгоритм выдает ответ всего за один шаг, в то время как классический алгоритм требует $2^{n-1} + 1$ шагов, где n – длина последовательности.

Пока устройство требует сложной системы охлаждения и использует всего два кубита, поэтому не может считаться полноценным квантовым компьютером.

Физики обнаружили, что квантовые компьютеры отказоустойчивы: даже при 50% потерь данных они могут продолжать выполнять свои функции.

Технологии биокомпьютинга находятся в стадии разработки и основаны на методах генной инженерии. Основная идея биокомпьютинга состоит в том, что посредством определенных генетических модификаций возможно «программировать» биологические клетки на определенные типы взаимодействий с клетками-соседями и таким образом создавать хранилища и обрабатывать информацию в форме клеточных культур. Основным применением биокомпьютеров ученые считают создание внутри организма сделанного из его же клеток сигнализирующего устройства о состоянии каждой конкретной клетки. Данная информация затем может использоваться для борьбы со злокачественными заболеваниями, процедур быстрой диагностики и излечения повреждённых тканей. Сегодня в США, Японии, Израиле, России проводятся эксперименты над генетически модифицированными бактериями и культурами клеток почек человека и достигнуты некоторые успехи. Пробные образцы пока не могут производить сложных вычислений, но генетически модифицированные бактерии уже способны обмениваться сигналами и выполнять простые математические алгоритмы. Эксперты оценивают перспективу реализации биокомпьютеров, основанных на новых алгоритмах, как долгосрочную – появление результатов ожидается к 2022 г.

Актуальными представляются разработки компактных высокоэффективных источников энергии, например источников питания, использующих солнечные батареи даже при наличии света малой интенсивности. Помимо солнечных батарей, рассматриваются технологии, в которых электрический ток вырабатывается в результате химических реакций, механического воздействия или побочной тепловой энергии (например, идущей от тела человека), что немаловажно для мобильных терминалов в военных разработках.

Технология «электронной бумаги» предполагает создание устройств, представляющих собой очень гибкий и экономный с точки зрения энергопотребления дисплей толщиной с лист ватмана (300 микрон). Информация на «электронную бумагу» записывается с внешних устройств (например, с компьютера) и хранится в течение некоторого времени. Цель – сделать хранение информации неограниченно долгим, повысить контрастность, уменьшить энергопотребление, снизить стоимость.

Трёхмерное отображение информации – технология, позволяющая создавать трёхмерные модели объектов и системы информирования населения в крупных торговых центрах, на улицах городов. Главная характеристика -

способность передавать видеоинформацию в трехмерном формате. Технология очень полезна в сфере образования и в отдельных обучающих системах.

Рейтинг перспективных систем и технологий инженерии знаний в общем ИТ-рейтинге

В частности, рейтинг технологий искусственного интеллекта:

4. Системы семантического поиска.

8. Системы качественного машинного перевода.

15. Системы распознавания слитной речи без настройки на голос диктора, преобразующие аудиоинформацию в текст.

19. Системы распознавания слитных рукописных текстов без настройки на почерк, распознающие текст с точностью более 99% от того, как прочитал бы человек.

21. Системы распознавания трехмерных сцен и принятия решений, достаточно точных, чтобы обеспечить безопасное автоматическое управление автомобилем.

30. Интегрированные лингвистические системы, позволяющие встраивать функцию автоматического перевода в мобильники.

32. Технологии автоматического воссоздания реалистичного видеоизображения (видеосюжета) по письменному сценарию.

Конвергенция нано-, био-, инфо-, когнитивных технологий и электронная культура

Нано-, био-, инфо-, когнитивные технологии.

Наши знания взаимосвязаны. Интерес представляет вопрос о структуре всей совокупности этих знаний. В идеале подобная структура должна включать в себя все области знания: от научной и технической до бытовой, культурной и религиозной. Технологические знания встроены в общую систему науки и во многом повторяют структуру научно-технических знаний. *NBIC* технологические знания (*NBIC* акроним: *Nano* - нано; *Bio* - био; *Info* - инфо; *Cogno* - когно) – это взаимная интеграция, или конвергенция, четырех фундаментальных отраслей знаний, касающихся нанотехнологий, биотехнологий, информационной и когнитивной технологии. Используя метод визуализации в была создана карта взаимосвязи *NBIC*-технологий [Borner K. Mapping the Structure and Evolution of Science // Knowledge in Service to Health: Leveraging knowledge for Modern Science Management - http://grants.nih.gov/grants/KM/OERRM/OER_KM_events/Borner.pdf]:

развития других технологий через возможности компьютерного моделирования различных процессов.

Технологии развиваются взаимосвязано. Мы наблюдаем пересечение во времени целого ряда волн научно-технической революции: с 80-х годов XX столетия революцию в области информационных и коммуникационных технологий, последовавшую за ней биотехнологическую революцию, недавно начавшуюся революцию в области нанотехнологий и бурный прогресс последнего десятилетия в развитии когнитивной науки. Особенно интересными и значимыми представляются процессы взаимовлияния *NBIC*-технологий.

В целом, эти процессы являются многосторонними и носят фундаментальный характер. Например, с одной стороны, в биосистемах созданы последовательности, сворачивающие молекулу ДНК в двумерные и трехмерные структуры любой конфигурации, которые можно использовать для конструирования нанобъектов, а с другой стороны, «наноскобой» с помощью механического воздействия можно модифицировать формы белковой молекулы, наномедицина позволяет управлять биологическими процессами на молекулярном уровне. Гибридные системы (микроробот со жгутиком бактерии в качестве двигателя), разрабатываемые в настоящее время, не имеют принципиальных отличий от естественных биосистем (вирусы), что указывает на конвергенцию нано- и биотехнологий. Биотехнологии также дают инструментарий и теоретическую основу для развития компьютерных технологий.

Расширяются перспективы взаимной интеграции нанотехнологии и когнитивных технологий. Речь идет об использовании наноинструментов для изучения мозга, а также возможностях его компьютерного моделирования, поскольку известные внешние методы сканирования мозга не обеспечивают достаточной глубины и разрешения. Нанороботы размером до 100 нм являются технически наиболее простым вариантом для исследования нейронов и нейронных ансамблей.

Достаточно тесным представляется взаимодействие между нанотехнологиями и информационными технологиями. С одной стороны, идет активное использование нанотехнологий для создания более мощных вычислительных и коммуникационных устройств, с другой стороны, - информационные технологии являются основным инструментом для компьютерного моделирования нано-устройств. Надо сказать, что в 1965 г. Г. Мур [*Intel: Moore's Law* - <http://www.intel.com/technology/>] сделал предположение, касающееся прогресса в области аппаратного обеспечения компьютеров. Он обнаружил любопытную закономерность: новые модели

микросхем разрабатывались спустя полтора-два года, а емкость их возрастала каждый раз примерно вдвое согласно формуле

$$N(z) = N_0 2^{z/22}, \quad (1)$$

где N_0 - количество транзисторов на кристалле в некоторый год (условно считаем его нулевым); $N(z)$ - число транзисторов на кристалле спустя z лет; 22 - срок (в годах и долях года), за который число транзисторов возрастает вдвое. Обнаруженное эмпирическое правило (1) подтверждается уже более сорока лет не только в микроэлектронике, а также в смежных с нею технических областях. Однако в микроэлектронике существует минимальная возможная величина – 4 нанометра, когда размеры транзистора достигнут атомарного уровня и уменьшать их будет просто невозможно. Иными словами, экспоненциальный рост мощности кремниевых вычислительных устройств, не может продолжаться бесконечно. По указанной выше формуле (1) этот уровень (точка сингулярности) будет достигнут примерно к 2023 г. Что касается компьютерного моделирования молекулярных систем, то уже удалось построить атомарные модели вирусов и некоторых клеточных структур размером в несколько миллионов атомов (программа *Nanoengineer*, созданная компанией *Nanorex* при участии Э. Дрекслера, бесплатна и доступна на сайте <http://www.nanoengineer-1.com/content/>).

Результатом взаимной интеграции информационных технологий и биотехнологий является вычислительная биология, включающая биоинформатику, системную биологию и др. и нацеленная на моделирование живых организмов, от генетического кода до строения организма, его роста и развития, вплоть до эволюции популяции. Обратный процесс наблюдается, например, в разработке ДНК-компьютеров.

Взаимодействие между компьютерной и когнитивной технологиями также является двусторонним. С одной стороны, в перспективе просматривается возможность более качественного, чем раньше, изучения неокортекса мозга, возможно, создание его полной компьютерной модели (симуляция разума, личности, сознания и других свойств человеческой психики), а также развитие «нейросиликоновых» интерфейсов, киборгизации человека и создание «сильного» искусственного интеллекта. С другой стороны, обратное влияние информационных технологий на когнитологию не ограничивается использованием компьютеров в изучении мозга – происходит формирование «экзокортекса» в виде системы программ, дополняющих и расширяющих мыслительные процессы человека [Виндж В. Технологическая Сингулярность // Компьютерра.- Опубликовано 01 сентября 2004 - официальный сайт [http://www. http://www.old.computerra.ru/think/35636/](http://www.old.computerra.ru/think/35636/)].

С учетом указанных тенденций взаимной интеграции можно в перспективе ожидать слияния *NBIC*-технологий в единую научно-технологическую область знания и появления систем намного более сложных, чем существующие сейчас. Однако раскрывающиеся в ходе *NBIC*-конвергенции научно-технологические возможности, неизбежно приведут к серьезным культурным, философским и социальным коллизиям, возможному пересмотру традиционных представлений о жизни, разуме и человеке.

В частности, развитие *NBIC*-технологий грозит размыть грань между живым и неживым, между мыслящей и жестко запрограммированной системами, трансформировать наши представления о рождении и смерти. Одним из возможных последствий конвергенции технологий может стать сценарий «цифрового бессмертия»: восстановления живых разумных существ по сохранившейся информации о них. Так уже в 2005 г. компанией *Hanson Robotics* был создан робот-двойник писателя Ф. Дика, воспроизводящий внешность писателя с загруженными в компьютер всеми его произведениями. С роботом можно разговаривать на темы творчества Ф. Дика.

Возможно, придется пересматривать само понятие «человек» и вопрос о границах «человечности»: одно дело, когда мы улучшаем природу человека (медицина, протезирование, очки и пр.), другое дело, когда речь идет о модификации человека. Трансгуманистический характер *NBIC*-конвергенции может стать началом этапа искусственно направляемой эволюции, не основанной на механизмах случайного естественного отбора, регулируемого локальными оптимумами. Первые результаты направленной эволюции можно наблюдать уже сейчас: появление генномодифицированных растений и животных, ранняя диагностика синдрома Дауна. Полагаем, что биосистемы направленной эволюции будущего будут соответствовать текущим потребностям их создателей, какими бы они ни были.

Есть основания полагать, что, благодаря возрастающему влиянию информационных технологий на *NBIC*-конвергенцию, процесс трансформации технологического уклада, общества и человека будет по историческим меркам чрезвычайно быстрым. В частности, мы вправе ожидать серьезного прогресса в изучении закономерностей существования социальных структур, ведь растущая автономность индивидов неизбежно приведет к зарождению новых сообществ, новых социальных норм и этических критериев. Подобные прогнозы основаны на возможностях технологий, начиная от сегодняшних исследовательских проектов и заканчивая ожидаемыми результатами принимаемых сейчас долгосрочных научных стратегий.

К настоящему времени объёмы потоков информации удваиваются менее чем за пять лет. Стратегически важным становится не столько «владение информацией», сколько умение быстрее других ее обработать, систематизировать и получать из нее новые актуальные знания. На решение этой задачи и ориентированы когнитивные технологии, которые, в свою очередь, могут быть построены на формализации когнитивных способностей человека. Когнитивные функции – высшие мозговые функции: память, внимание, психомоторная координация, речь, гнозис, счет, мышление, ориентация, планирование и контроль высшей психической деятельности. Когнитивные функции обеспечивают способность человека к переработке информации и использованию ее для коррекции своих действий. Развитие когнитивных функций имеет непосредственное отношение к развитию интеллекта. На практике накапливать и применять знания может пока только человек. Исследовать, понять и промоделировать на ЭВМ когнитивные функции человека – одна из важнейших задач современной науки. Её реализация в полном объеме по существу будет означать перенесение когнитивных функций с биологической элементной базы (сетей нейронов мозга) на электронную элементную базу. В числе современных перспективных методов, решающих поставленную задачу, следует особо отметить нейросемантический подход.

Интеграция информатики и когнитивной науки породила новую научную дисциплину – когнитивную информатику. Когнитивные информационные системы необходимы в помощь человеку, чтобы искать, советовать, оценивать, выделять главное. По мере развития общества и усложнения задач социального управления потребность в таких системах будет становиться всё более острой. Соответственно будут предъявляться всё более высокие требования к их параметрам. Уже сейчас сообщества компьютерных программ быстро совершенствуются – одни роботы ищут информацию, другие ведут наблюдение в Сети, третьи бронируют билеты и организуют логистику.

Термин "когнитивный" указывает на отношение к знаниям, точнее, к способам получения знаний человеком и способам их сохранения в его сознании. Когнитивные методы – это методы воздействия на процессы получения и хранения знаний. Суть данных методов – анализ и управление факторами, влияющими на восприятие. Когнитивные методы не изменяют саму информацию, но создают условия, в которых она получает иной смысл и превращается в иное знание. В этом их отличие от методов трансформации информации, например, от пропаганды, которая связана с изменением

сведений, поступающих человеку, и контролем над ними (утаивание фактов, дезинформация и т.п.).

Когнитивные технологии – это способы и алгоритмы достижения целей субъектов, опирающиеся на данные о процессах познания, обучения, коммуникации, обработки информации человеком и животными, на нейронауку, на теорию самоорганизации, компьютерные информационные технологии, математическое моделирование элементов сознания и ряд других научных направлений. Когнитивным технологиям в самом ближайшем будущем предрекают гораздо большую популярность, нежели нанотехнологиям.

Когнитивные информационные технологии, описывающие основные мыслительные процессы человека, а также любые формы взаимодействия человека и среды, нацелены на построение образа ситуации. Они, как правило, основаны на моделях нечеткой логики, нейросетей, эволюционных вычислений [Zadeh L. From computing with numbers to computing with words — from anipulation of measurements to manipulation of perceptions // Int. journal of applied math. and computer science. 2002. vol. 12. N 3. pp. 307–324; Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей: Пер. с англ. М.: Издат. дом «Вильямс», 2003; Курейчик В.В., Курейчик В.М., Родзин С.И. Теория эволюционных вычислений. М.: Физматлит, 2012], наиболее перспективны при описании слабоструктурированных систем, характеризующихся многоаспектностью происходящих в них процессов, отсутствием достаточной количественной информации об их динамике, а также нечеткостью, изменчивостью характера процессов во времени и т.д. Когнитивные информационные технологии лежат в основе разработки когнитивных систем, целями которых является получение новых знаний, принятие решений в сложных ситуациях, интеллектуальная обработка данных и др. Широкое внедрение когнитивных систем в ближайшем будущем способно изменить сами принципы работы с информацией, подобно тому, как в свое время радикально изменило жизнь внедрение персональных компьютеров.

Мы все чаще сталкиваемся с когнитивными технологиями: биометрические паспорта, налоговые декларации, единый номер экстренных служб 112, распознавание слитной, дикторонезависимой речи, электронная торговля. Не случайно когнитивные технологии включены в перечень критических технологий Российской Федерации.

Интеграция когнитивных, информационных и телекоммуникационных технологий и систем способна существенно расширить возможности предоставления широкого спектра качественно новых услуг, ускорить

динамику развития информационного общества, повысить индекс качества жизни.

В настоящее время когнитивным исследованиям уделяется повышенное внимание, учреждены соответствующие научные сообщества (*Cognitive Science Society, Hellenic Cognitive Science Society*, Межрегиональная ассоциация когнитивных исследований, Центр когнитивных программ и технологий), проводятся международные форумы и конференции по проблематике когнитивных наук.

Разработка интеллектуальных систем включает в себя междисциплинарные когнитивные исследования, направленные на понимание процессов сознания, памяти, обучения, опыта. Обусловлено это тем, что при разработке интеллектуальных систем и технологий, в целях повышения эффективности принятия решений в проблемных ситуациях, любая из этих ситуаций (от социального конфликта до выбора маршрута движения) описывается в виде познавательной модели (когнитивной схемы, фрейма, архетипа и др.). Как следствие, успехи в области когнитивных исследований являются необходимым условием разработки интеллектуальных информационных технологий и систем. Не последнее место в ряду когнитивных дисциплин занимает и философия. Философское осмысление тех проблем, которые возникают в подобного рода исследованиях, осуществляемое с применением философской методологии и привлечением существующего в философии богатого исторического опыта рассмотрения когнитивных вопросов, будет обладать существенным эвристическим потенциалом и способствовать их решению.

Реализация новых возможностей цивилизационного развития, открывающихся в результате конвергенции нано-, био-, инфо- и когнитивных технологий, неизбежно приведет к радикальным культурным, социальным и мировоззренческим изменениям. В частности, это касается пересмотра традиционных представлений о таких фундаментальных понятиях, как жизнь, разум, человек, природа, существование. Человечеству предстоит перейти к пониманию того, что в реальном мире не существует четких границ между многими считавшимися ранее дихотомичными явлениями. В частности, в свете современных исследований утрачивают свой смысл ставшие традиционными критерии различия живого и неживого; постепенно стирается граница между человеком как наделенным сознанием живым существом и программируемой человекообразной технической системой; трансформируются наши представления о рождении и смерти, о границах «человечности».

Развитие нано-, био-, инфо- и когнитивных технологий может стать началом нового этапа эволюции человека – этапа направленной осознанной эволюции. Направленность заключается в наличии цели, в отличие от эволюционного процесса, основанного на механизмах естественного отбора, который направляется лишь локальными оптимумами. Возможно, на смену длительному и постепенному процессу накопления благоприятных изменений идет инженерный процесс постановки целостных задач и их планомерного решения.

В этой связи сегодняшние исследовательские проекты в области искусственного интеллекта и ожидаемые результаты принимаемых долгосрочных научных стратегий в силу своей культурной и социальной значимости заслуживают и требуют внимательного анализа.

Искусственный интеллект – метатехнология электронной культуры.

Понятия «электронная культура», «сознание», «искусственный интеллект» тесно связаны. «Культура является интеллектуальным “аппаратом” цивилизации, своеобразным “искусственным интеллектом”» – подчёркивал Ю.М. Лотман. Эффективный инструментарий искусственного интеллекта имманентен высоко развитым формам электронной культуры.

Термин «электронная культура» появился относительно недавно, в конце 90-х гг. XX века. В [Вельтман К. Электронная культура: достижения и перспективы. Пер. с англ. Н. В. Браккер // Информационное общество. 2002. Вып. 1. С. 24-30] это понятие связывается с традиционными объектами культуры и искусства, презентуемыми средствами информационно-коммуникационных технологий. Экстенционал понятия электронной культуры включает электронные библиотеки, виртуальные музеи, мультимедийные реконструкции памятников, «семантический» Интернет, каталогизированные артефакты культурологии, археологии, этнографии, искусствознания, историографии и пр.

Другие авторы под электронной культурой понимают качественно новую социально-антропологическую реальность, подчёркивая, что приложения оцифрованной информации означают много большее, нежели простое инструментальное использование технических возможностей.

Ряд авторов, например М. Шварц, придаёт осязаемый социологический смысл данному понятию: электронная культура – это совокупность социальных институтов, организуемых средствами информационно-коммуникационных технологий, в том числе электронная торговля (*e-commerce*), электронное образование (*e-learning*), электронная политика (*e-polity*), электронная наука (*e-science*) и др. Понятие электронной культуры подчёркивает факт возникновения

информационного сообщества, сетевой сферы общения и означает не только применение новых технологий, но и новые возможности для выражения различных сфер жизни общества.

Для А.С. Нариньяни феномен электронной культуры определяется образом человека будущего: «...через 10–15–20 лет, т.е. еще при жизни основной части нынешнего поколения, сегодняшний цивилизованный *НОМО* превратится в *еНОМО* – новый вид, сохраняющий биологическую принадлежность к *Ното Sapience*, но качественно значительно отличающийся от него за счет симбиоза с продуктами стремительно развивающихся сверхвысоких технологий» [Нариньяни А.С. *еНОМО* – два в одном (*Ното Sapience* в ближайшей перспективе) // Новое в искусственном интеллекте. Методологические и теоретические вопросы. М.: ИИнтелЛЛ, 2005. С. 259-273].

Как бы то ни было, при анализе электронной культуры этот феномен в первую очередь связывается с применением информационно-коммуникационных технологий в сфере институтов культуры и искусства, рассматриваются различные социальные сферы, в которых востребованы средства компьютерной техники, а также утверждается трансформация способа человеческого бытия посредством виртуализации и медиатизации реальности. Обобщая, можно утверждать, что к электронной культуре относится всё то, что способствует сохранению и умножению материальных и духовных благ человека и общества посредством электронных технологий, что основывается на *NBIC*-технологиях. Электронная культура – это культура, в которой духовная и материальная составляющие форматируются технологией искусственного интеллекта. Здесь искусственный интеллект – это междисциплинарная область, включающая теоретический, эмпирический, инженерный и философский уровни исследований.

Технологии искусственного интеллекта – это метатехнологии *NBIC*-комплекса. Все *NBIC*-технологии являются сверхнаукоёмкими электронными науками, потому что в них интенсивно используются компьютерные методы обработки большого множества данных, требуется распределённое сетевое окружение, применяются методы совместного поиска решений. Однако электронные науки нельзя сводить к обработке знаний на супервычислителях. Ведь наука – это, прежде всего, социальный институт со своей специфицированной интеллектуальной сферой приобретения, хранения, трансляции и использования знаний. Электронная наука, являясь частью электронной культуры, синтезирует естественнонаучные, социальные, гуманитарные и технические знания в контексте собственной предметной области. Электронная инфраструктура интеллектуальной деятельности – суть

искусственный интеллект, а технологии искусственного интеллекта играют метауровневую роль среди *NBIC*-технологий, являясь более значимыми для электронной культуры.

Исследование проблемы сознания является стратегически важным направлением работ в области искусственного интеллекта. Представляется, что в электронной культуре проблематика сознания существенно отличается от той, которая имеет место в традиционной культуре. Мы выделяем следующий спектр проблем в области философии искусственного интеллекта, подлежащих дальнейшему исследованию [Родзин С.И. Сингулярный университет // Труды межд. Конгресса по интеллектуальным системам и технологиям "AIS-IT'09. М.: Физматлит, 2009, т.2. С. 382–390; Турчин А., Батин М. Футурология: XXI век: бессмертие или глобальная катастрофа. М.: Бином, 2012]:

- возможно ли феномен сознания реализовать посредством электронной технологии искусственного интеллекта в виде «мягких вычислений»?

- каков эвристический потенциал взаимодействия философии, когнитивных наук, информатики, технических наук в области разработки интеллектуальных информационных систем?

- каковы возможности и перспективы применения философской методологии в анализе когнитивных проблем искусственного интеллекта?

- как проверить философские выводы путем решения ряда практических задач в области синтеза и компьютерного моделирования эволюционных и когнитивных алгоритмов создания интеллектуальных информационных систем?

- в какой мере является допустимым представление ментальных сознательных процессов в виде реализации алгоритма?

- каковы риски создания интеллектуальных систем, претендующих на обладание качественными состояниями, успешно эмулирующих отдельные аспекты или всю полноту человеческой деятельности?

- возможно ли и какими способами решение проблемы интеракции машины и человека?

- каковы соответствующие уровню современного социально-культурного развития человечества варианты решения этических проблем искусственного интеллекта?

В настоящее время активно обсуждаются вопросы о понятии и сущности искусственного интеллекта, соотношении сознания и искусственного интеллекта, о роли когнитивных процессов в сознании и связанными с ней перспективами моделирования искусственного интеллекта, об этических проблемах создания искусственного интеллекта, о перспективах и прогнозах

развития человеческой цивилизации в связи с созданием искусственного интеллекта. Обосновывая свои рассуждения, исследователи, как правило, опираются на концепции «сильного» или «слабого» искусственного интеллекта, рассуждая о преимуществах и перспективах первой или второй. При этом не всегда учитывается тот факт, что ни одна исследовательская группа в мире не приблизилась сегодня к созданию искусственной системы, которая бы обладала одновременно тем комплексом свойств, которые присущи естественному интеллекту (принятие решений, использование стратегий, представление знаний, общение на естественных языках, наличие субъективной реальности, сознание, самосознание, сопереживание и т.д.). Реально объективированный искусственный интеллект – это перспектива, в отношении которой и строятся сегодня многие философские выводы.

При таком повышенном внимании к искусственному интеллекту практически неисследованными остаются логико-гносеологические, методологические, социально-аксиологические проблемы, которые возникают при разработке реальных, внедряемых в практику и успешно работающих интеллектуальных информационных систем, представляющих из себя основанные на знаниях комплексы программных, лингвистических, логико-математических средств для поддержки деятельности человека (экспертные системы, системы поиска информации, системы управления транспортными потоками и т.п.). Когнитивные вопросы, связанные с получением, представлением, обработкой и развитием знаний являются центральным моментом моделирования интеллектуальных информационных систем. Не обладая всеми или даже большинством свойств, включаемых в понятие искусственного интеллекта, не имея субъективной реальности, способности мыслить или осознавать себя, интеллектуальные информационные системы решают нетривиальные задачи, изменяют параметры собственного функционирования с учетом текущего и предыдущего состояний, обучаются. Их разработка – реальность и приоритетное направление современных технических и компьютерных наук, а функционирование – реальность современной социальной практики и залог инновационного развития общества.

Междисциплинарные исследования в области искусственного интеллекта имеют несколько аспектов интеграции. Один из них связан с переходом от дискретного, атомистического подхода к системному. Системный подход к решению поставленных задач представляет когнитивные исследования в области разработки и изучения интеллектуальных информационных систем как сложную систему, объединяющую в себе методы и позитивные знания философии, когнитивных наук, информатики, инженерной деятельности. Он

позволяет рассматривать в качестве взаимосвязанных когнитивные науки и деятельность по разработке интеллектуальных информационных систем, анализировать их как взаимоинтегрированные элементы.

На наш взгляд, системный подход должен стать доминирующим и при анализе философских проблем когнитивных исследований в области интеллектуальных информационных систем и технологий. При этом нужно отметить, что в современных философских исследованиях преобладает несколько иной подход, ориентированный на разделение онтологической и гносеологической проблематики, с одной стороны, и социально-этической и социокультурной проблематики, с другой стороны. Такое разделение является также характерным для когнитивных наук и их анализа. Когда анализируется эвристический потенциал информатики, программной инженерии, искусственного интеллекта, инженерной деятельности, определяется их специфика, выявляются взаимосвязи с другими отраслями науки, то акцент делается на логические, гносеологические, методологические аспекты. Когда же речь идет о роли информатики, инженерной деятельности в современном обществе, о необходимости социально-гуманитарной оценки их результатов, о связанных с техникой социальных проблемах, то преобладает анализ аксиологических проблем. Однако современный уровень когнитивных исследований в области интеллектуальных информационных систем требует рассмотрения во взаимосвязи логико-гносеологических, методологических, социально-аксиологических проблем. К примеру, в когнитивной науке реализуется эволюционно-информационный подход к познанию, познание понимается как создание и переработка информации.

Современный этап развития когнитивной науки, искусственного интеллекта является коннекционистским. Исследование познания не сводится к изучению того, что происходит в мозге, а включает рассмотрение постоянного взаимодействия организма и окружающей среды. Иными словами, сознание не отождествляется с мозгом, а когнитивные процессы понимаются как результат взаимодействия мозга и среды. Согласно коннекционистской модели в основании функционирования нейронных сетей мозга лежит не абстрактное логическое мышление, а распознавание паттернов. Дж. Эдельман и Дж. Тонони пришли к выводу: «Мышление протекает в рамках синтезированных паттернов, а не логики, и поэтому в своем действии оно всегда может выходить за пределы синтаксических или механических отношений». В частности, изучение нейрофизиологических процессов в мозге человека показало, что скорость перемещения потенциала действия вдоль нервного волокна и время синоптической передачи не обеспечивают реально существующее

быстродействие механизмов мышления и памяти, то есть процессы мышления и памяти на долю секунды происходят быстрее, чем передача нервных импульсов. У. Пенфилд в книге «Тайна разума» отмечает «Разум всегда стоит выше содержания нашего сознания. Это абсолютно независимая сущность. Разум приказывает, мозг исполняет. Мозг – это посланник к сознанию».

Вместо заключения

Специфика предмета СИИ в том, что это – открытая дисциплина с нечеткими подвижными границами.

Когда-то ИИ начинался с эвристического программирования решения задач по принципам перебора и автоматического доказательства теорем в исчислении предикатов. Теперь процедуры поиска и вывода являются стандартным наполнением стандартных игровых программ. Экспертные системы превращаются в рутинные технологии.

Аналогично задачи распознавания считались центральной темой в ИИ. Сейчас – это самостоятельная научная дисциплина, методы которой довольно далеки от современных идей и принципов ИИ.

Основные идеи ИИ сейчас связаны с междисциплинарными когнитивными подходами, коллективными знаниями и сетевым интеллектом.

Сложное переплетение философских идей, когнитивных, технических, инженерных знаний, которого требует сегодня разработка интеллектуальных систем, с неизбежностью предполагает диалог между представителями различных научных дисциплин, междисциплинарный подход, в котором действия специалистов в рамках одной научной дисциплины дополняются исследованиями других гетерогенных с точки зрения научной специализации исследовательских сообществ. Прорывы в науке и связанное с ними развитие технологий могут радикально преобразовать как объективный мир, представляемый в человеческом сознании, так и самосознание. Поскольку явления субъективной реальности имеют корреляты в мозговой деятельности [Дубровский Д.И. Сознание, мозг, искусственный интеллект. М.: ИД «Стратегия Центр», 2007.], существует материальный субстрат, воздействуя на который, в принципе, можно изменять даже фундаментальные структуры сознания.

Человек вновь становится мерой всех вещей, с той разницей, что границы человеческого определять становится все сложнее, поскольку техническое существует уже не только вне человека, но и в нем самом, в виде искусственных тканей, органов, лекарств и т.д. Обучение, воспитание, формирование мировоззрения идут при непосредственном участии технологий.

Нано-, био-, инфо-, когнитивные технологии не развиваются в изоляции, а активно влияют друг на друга. Они взаимосвязаны и обладают способностью к синергизму, что проявляется в происходящей именно сейчас на уровне процесса конвергенции данных научных дисциплин в единое целое. Благодаря конвергенции создается основание для перевода в качественно новое состояние человеческих возможностей посредством радикальной технологической перестройки, возникают предпосылки для кардинального изменения наших представлений о мире, о сущности природных процессов и явлений. Все активнее ставится вопрос о необходимости реинжиниринга наших базисных способностей. В связи с этим представляется целесообразным сформировать междисциплинарную «дорожную карту» развития *NBIC*-процесса как разветвленного и многоэтапного инновационного процесса в коэволюции с социумом и культурой. При этом следует учитывать перспективы решения не только собственно технологических проблем, но и широкого спектра непосредственно связанных с ними этических, социальных и философско-антропологических проблем – от оценки возможности создания в ближайшем будущем самовоспроизводящегося искусственного интеллекта, построенного на основе нановычислений, до осмысления того, сохранит ли какой-либо теоретический смысл однозначное различие естественного и искусственного в человеке и окружающей его среде. Развитие науки и техники дает основание полагать, что в будущем возможно радикальное преобразование людьми не только материального мира, но и субъективной реальности.

Вопросы для собеседования

1. Что такое суждение?
2. Перечислите основные типы суждений.
3. Как формулируются шаблоны Аристотеля для простых суждений?
4. Какого вида бывают суждения с точки зрения логических отношений?
5. Как выглядит логический квадрат отношений между суждениями?
6. Какого вида бывают сложные суждения?
7. Назовите несколько типов модальности суждений.
8. Что такое рассуждения?
9. К каким ошибкам приводит нарушение правил доказательных рассуждений?
10. Какие основные законы логики помогают понять правильность рассуждений?
11. Что такое софизм, дилемма, опровержение, парадокс?
12. В чём отличие методов инженерии знаний и программной инженерии?

13. Каковы перспективные направления развития технологий инженерии знаний?
14. Что такое обучение?
15. В чём состоит алгоритм АПВ обучения на примерах?
16. Как классифицируются методы приобретения знаний?
17. Каковы типовые задачи анализа и обработки данных?
18. Какова общая схема процесса извлечения знаний из данных методами Data Mining?
19. Что собой представляет проект Семантической сети?
20. Агенты в искусственном интеллекте, информатике и программной инженерии.
21. Координация в многоагентных системах (МАС).
22. Взаимодействия агентов.
23. Средства разработки и сферы применения МАС.
24. Гипертекстовые модели и технологии. Законы Зипфа.
25. Гипотеза распознавания и основные этапы распознавания. Интерпретация проблемы распознавания.
26. Общая постановка задачи распознавания и последовательность решаемых задач.
27. Классификация систем распознавания образов (СРО). Архитектуры СРО без учителя, с учителем, самообучающихся СРО.
28. Правило классификации для детерминированных систем распознавания образов. Проблема разделения на классы.
29. Классификация образов по функции расстояния. Основные этапы алгоритмов кластеризации.
30. Вероятностные системы распознавания. Как применять статистические методы распознавания, если: известна функция вероятностного распределения; известен тип функции распределения, но неизвестны ее параметры; неизвестна функция распределения?
31. Логические системы распознавания, алгоритм «Кора».
32. Постановка прямой и обратной задач логического распознавания.
33. Изображающие числа. Восстановление булевой функции (БФ), установление зависимости БФ.
34. В чем состоит идея структурных методов распознавания?
35. Каковы основные этапы структурного распознавания?
36. Как реализовать процесс структурного распознавания?
37. Онтологии, процесс их разработки. Классификация, области применения и примеры онтологий.

38. Сенсоры. Простой сенсор. Активный и пассивный сенсор. Интеллектуальный сенсор.

39. Классификация и примеры сенсоров.

40. «Умный дом».

41. Перспективные системы и технологии инженерии знаний: семантический поиск, машинный перевод, распознавание образов, систематизация и доставка контента, распределённая обработка данных и знаний, интернет, организация совместной работы и виртуальных сообществ, технологии, основанные на новых физических методах (оптические, квантовые, биокомпьютинг).

42. NBIC-технологии.

Контрольные вопросы

1. Правильная последовательность этапов процесса распознавания образов: а) восприятие образа, б) выделение характеристик образа, в) классификация, г) предварительная обработка.

2. Правильная последовательность действий при построении системы распознавания образов: а) выбрать и применить метод обучения распознаванию, б) выбрать значимые признаки, характеризующие образ, в) выбрать модель представления образов, г) оптимизировать (при необходимости) алгоритм распознавания, д) подготовить обучающую выборку, е) проверить качество работы системы распознавания, ж) сформулировать правило классификации.

3. По однородности или неоднородности признаков, характеризующих образы, различают следующие системы распознавания: а) вероятностные, б) простые, в) самообучающиеся, г) системы без учителя, д) системы с учителем, е) сложные.

4. По достаточности для распознавания количества априорной информации различают следующие системы распознавания: а) детерминированные, б) логические, в) самообучающиеся, г) системы без учителя, д) системы с учителем, е) сложные.

5. По типу априорного или рабочего словаря признаков различают следующие системы распознавания образов: а) вероятностные, б) детерминированные, в)

логические, г)самообучающиеся, д)системы без учителя, е)системы с учителем, ж)структурные.

6. При решении задачи кластеризации чаще всего измеряется расстояние: а)до ближайшего соседа, б)до дальнего соседа, в)до кластера с наибольшим эксцентриситетом, г)до кластера с наименьшим радиусом, д)между центрами тяжести кластеров.

7. Для вычисления расстояния между кластерами применяют разные метрические нормы: а)евклидово расстояние, б)проективная метрика, в)прямоугольная метрика.

8. Критерии качества кластеризации: а) минимальное число кластеров б)отношение «населенности» кластеров к расстоянию между ними, в)расстояние между кластерами, г)среднее расстояние между объектами внутри кластера.

9. В условиях первоначального описания классов на языке признаков необходимо в пределах выделенных технических средств и ресурсов определить оптимальный алфавит классов и оптимальный рабочий словарь признаков, которые при наилучшем решающем правиле обеспечивают эффективное использование решений. Это постановка общей задачи

_____.

10. Правильная последовательность шагов при реализации метода структурного распознавания: а)выбрать грамматику, б)использовать обучение для вывода грамматики, в)построить адекватное описание объектов распознавания, г)применить в рамках структурного подхода другие методы распознавания, д)реализовать процесс распознавания посредством процедур синтаксического анализа.

11. Работа OCR-систем основана на принципах: а)адаптивность, б)симметричность, в)транзитивность, г)целенаправленность процесса выдвижения и проверки гипотез, д)целостность образа.

12. Классификаторы в OCR-системах: а) корреляционные, б) признаковые, в) растровые, г) решающие, д) структурные.

13. Правильная последовательность технологии распознавания FineReader: а) верификация результатов, б) распознавание основной информации, в) сканирование, г) сортировка, д) экспорт результатов для внешних приложений.

14. Для успешного достижения цели распознавания необходимо решить следующие проблемы: а) высокая валидность результатов, б) комбинаторный взрыв размерности решаемой задачи, в) корректное снижение размерности пространства признаков без существенной потери значимой информации, г) независимость времени распознавания от размера обучающей выборки, д) отказ от гипотезы компактности.

15. Пусть дана таблица данных, состоящая из n столбцов. Рассматриваем свойства объектов как точки в n -мерном пространстве. В таблице все объекты упорядочены по их целевой характеристике. Найти местоположение нового объекта среди них, т.е. указать его характеристику относительно других объектов. Это задача: а) обнаружения информативных признаков, б) оптимизации, в) распознавания, г) таксономии, д) упорядочения.

16. World Wide Web – это: а) специальный язык описания документов, б) всемирная компьютерная сеть, в) программа, которая позволяет работать с системой, г) система взаимосвязанных документов, которые помещены в сеть Internet, д) любой фрагмент страницы.

17. Оценка эффективности информационного поиска в зависимости от точности (T) и полноты (Π) равна: а) $(k_T + k_{\Pi})/2k_Tk_{\Pi}$, б) $2k_Tk_{\Pi} / (k_T - k_{\Pi})$, в) $k_Tk_{\Pi} / 2(k_T + k_{\Pi})$, г) $2k_Tk_{\Pi} / (k_T + k_{\Pi})$.

18. Пусть дана таблица данных, состоящая из n столбцов. Рассматриваем свойства объектов как точки в n -мерном пространстве. Классы, на которые делятся объекты, считаются известными. Требуется найти решающие правила, которые позволили бы относить новые объекты к одному из известных классов. Это задача: а) обнаружения информативных признаков, б) оптимизации, в) распознавания, г) таксономии, д) упорядочения.

19. Соответствие между перечисленными сенсорами, объектами их наблюдения и чувствительными элементами:

Сенсор Объект наблюдения Чувствительный элемент

- | | | |
|---------------------------------------|-------------------------------|---|
| 1) Ватерпас (уровень) | а) Грузы | А) Антенна |
| 2) Градусник | б) Магнитное поле Земли | Б) Коромысло |
| 3) Компас | в) Плоскость с сенсором | В) Магнитная стрелка |
| 4) Радиоприемник | г) Тело в контакте с сенсором | Г) Пузырек воздуха |
| 5) Рычажные весы
с каплей жидкости | д) Радиоактивные излучения | Д) Стекланный баллончик |
| 6) Счетчик Гейгера | е) Электромагнитное поле | Е) Цилиндр с газом,
анодом и катодом |

Учебно-методическое обеспечение курса

Основная литература

1. Башмаков А.И., Башмаков И.А. Интеллектуальные информационные технологии: Уч. пособие. М.: Изд-во МГТУ им. Баумана, 2005.
2. Вагин В.Н. и др. Достоверный и правдоподобный вывод и интеллектуальных системах: Уч. пособие. М.: Физматлит, 2008.
3. Люгер Дж. Ф. Искусственный интеллект: стратегия и методы решения сложных проблем: Уч. пособие. М.: Вильямс, 2005.
4. Родзин С.И. Искусственный интеллект: Уч. пособие. Таганрог: Изд-во ЮФУ, 2009. – 200 с.
5. Родзин С.И., Родзина О.Н. Модели представления знаний: Уч. пособие. Таганрог: Изд-во ЮФУ, 2014. – 148 с.
6. Системы искусственного интеллекта. Практический курс: учебное пособие / под ред. И.Ф. Астаховой. - М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2008.

Дополнительная литература

7. Гаврилова Т.А., Хорошевский В.Ф. Базы знаний интеллектуальных систем. СПб.: Питер, 2000. 384 с.
8. Горелик А.Л., Скрипкин В.А. Методы распознавания: Уч. пособие. М.: Высш. шк., 2004.
9. Джексон П. Введение в экспертные системы. М.: Издат. дом «Вильямс», 2001. 624 с.
10. Джонс М.Т. Программирование искусственного интеллекта в приложениях: Пер. с англ. М.: ДМК Пресс, 2006. 312 с.
11. Заболеева-Зотова А.В., Камаев В.А. Лингвистическое обеспечение автоматизированных систем. М.: Высш. шк., 2008.
12. Комарцова Л.Г., Максимов А.В. Нейрокомпьютеры: Учеб. пособие. Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2004. 400 с.
13. Ландэ Д.В. Поиск знаний в Internet. Профессиональная работа. М.: Издательский дом «Вильямс», 2005.
14. Родзин С.И. и др. Системы искусственного интеллекта. Лабораторный

практикум: Уч. пособие. Таганрог: Изд-во ТТИ ЮФУ, 2007. – 128 с.

15. Родзин С.И. и др. Программирование алгоритмов распознавания изображений в интерактивной среде MatLab. Лабораторный практикум, курсовое проектирование: Уч. пособие. Таганрог: Изд-во ТТИ ЮФУ, 2010.

16. Родзин С.И., Родзина О.Н. Модели представления знаний. Практикум по курсу «Системы искусственного интеллекта»: Учеб. пособие. – Таганрог: Изд-во ЮФУ, 2014. – 148 с.
http://sfedu.ru/pls/rsu/umr_main.umr_show?p_startpage=2&p_umr_name=&p_umr_author=&p_umrc_id=&p_umrr_id=&p_per_id=-3001497

17. Смолин Д.В. Введение в искусственный интеллект. Конспект лекций. М.: Физматлит, 2004. 208 с.

18. Частиков А.П. и др. Разработка экспертных систем. Среда CLIPS. СПб.: БХВ-Петербург, 2003. 608 с.

19. Чубукова И.А. Data Mining: Учеб. пособие. М.: Интернет-Университет Информационных Технологий, 2006. 328 с.

20. Ярушкина Н.Г. Основы теории нечётких и гибридных систем: Учеб. пособие. М.: Финансы и статистика, 2004. 320 с.

Классические работы, рекомендуемые к ознакомлению

21. Бонгард, М.М. Проблема узнавания. - М.: Наука, 1967.- 320 с.

22. Вапник, В.Н., Червоненкис, А.Я. Теория распознавания образов. М.: Наука, 1974.- 415 с.

23. Дуда, Р., Харт, П. Распознавание образов и анализ сцен. - М.: Мир, 1976.- 511 с.

24. Искусственный интеллект. Под ред. Д.А.Поспелова. – М.: Радио и связь, 1990.

25. Нильсон, Н. Принципы искусственного интеллекта. – М.: Радио и связь, 1985.

Периодические издания и Интернет-ресурсы

26. Журнал «Искусственный интеллект и принятие решений» <http://www.aidt.ru/>. В журнале публикуются оригинальные статьи, обзорные работы, которые содержат теоретические результаты, методы, описания прикладных систем, технологий, инструментальных средств, опыта их практического применения в следующих направлениях: автоматизация рассуждений, интеллектуальный анализ данных и машинное обучение, представление знаний и инженерия знаний, обработка естественного языка и интеллектуальный поиск информации, моделирование поведения и планирование, моделирование образного мышления, когнитивное моделирование, мягкие вычисления, оптимальный выбор, многокритериальный анализ решений, коллективные решения, интеллектуальные системы и технологии, системы поддержки принятия решений, интеллектуальные роботы.

27. Applied Artificial Intelligence
<http://www.tandfonline.com/action/journalInformation?journalCode=uaai20&>

28. Autonomous Agents and Multi-Agent Systems
<http://www.springer.com/computer/ai/journal/10458>

29. Computational Intelligence

(journal)<http://eu.wiley.com/WileyCDA/WileyTitle/productCd-COIN.html>

30. Data Mining and Knowledge Discovery
<http://www.springer.com/computer/database+management+&+information+retrieval/journal/10618>

31. Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis
<http://elcvia.cvc.uab.es/>

32. Evolutionary Computation (journal)
<http://www.mitpressjournals.org/loi/evco>

33. Fuzzy Sets and Systems
<http://www.sciencedirect.com/science/journal/01650114>

34. IEEE Intelligent Systems
<http://www.computer.org/portal/web/computingnow/intelligentsystems>

35. IEEE Transactions on Evolutionary Computation <http://cis.ieee.org/ieee-transactions-on-evolutionary-computation.html>

36. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence
<http://www.computer.org/portal/web/tpami>

37. International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems <http://www.worldscientific.com/worldscinet/ijufks>

38. Journal of Artificial Intelligence Research <http://www.jair.org/>

39. Journal of Experimental and Theoretical Artificial Intelligence
<http://www.tandfonline.com/action/journalInformation?journalCode=teta20>

40. Machine Learning <http://www.springer.com/computer/ai/journal/10994>

41. Neurocomputing <http://www.journals.elsevier.com/neurocomputing>

42. Pattern Recognition Letters <http://www.journals.elsevier.com/pattern-recognition-letters/>

43. Andras Kornai. Mathematical Linguistics. Springer. 2010. The book introduces the mathematical foundations of linguistics to computer scientists, engineers, and mathematicians. The book presents linguistics as a cumulative body of knowledge from the ground up: no prior knowledge of linguistics is assumed.

44. Artificial Intelligence A Modern Approach - Stuart J. Russell , Peter Norvig.pdf

45. Artificial Intelligence and Soft Computing Behavioral and Cognitive Modeling of the Human Brain - Konar Amit.pdf

46. Data Mining with Computational Intelligence - Lipo Wang , Xiuju Fu.pdf

Глоссарий

Агент – некоторый субъективный метаобъект, способный манипулировать другими объектами, а также имеющий развитые средства взаимодействия со средой и себе подобными объектами в составе многоагентной системы. Минимальный набор базовых характеристик, которыми должен обладать агент: автономность, активность, способность к коммуникации, целенаправленность.

Агент программный – программный объект, который выполняет некие действия в соответствии с задачами, делегированными человеком. В частности, Web-агенты или роботы информационно-поисковых серверов в Интернет занимаются сканированием информации с Web-сайтов, маршрут к которым они определяют по специальным алгоритмам.

Ассоциативные правила – алгоритмы поиска закономерностей между связанными событиями. Алгоритм Apriori - эффективный масштабируемый алгоритм, позволяющий решить задачу в базе данных больших размеров (гига- и терабайты) за приемлемое время.

База знаний – основной компонент интеллектуальной системы, содержащий экспертные знания об определенной предметной области. Собрание правил, эвристик и процедур, организованных различными моделями представления знаний.

Выборка обучающая – набор примеров и контрпримеров для формирования решающих правил.

Визуализация – метод интеллектуального анализа многомерных данных, связанный с графической анимацией или видео представлением данных.

Гибридная интеллектуальная система – система, которая сочетает, по крайней мере, две интеллектуальные технологии. Например, «мягкие вычисления» являются гибридной технологией, объединяющей нейросети, нечеткую логику, эволюционные алгоритмы, интеллектуальный анализ данных и т.д.

Гипертекст (HTML) – метод представления текста, изображения, звука или видео, связанных друг с другом ассоциативной памятью.

Гипертекстовая технология – технология представление гипертекста в виде многомерной иерархической структуры типа сети.

Гипотеза компактности – предположение о том, что образы в пространстве признаков группируются из изображений (точек пространства), которые могут быть отделены друг от друга гиперповерхностями простого вида. Гипотеза используется при распознавании образов.

Грамматика – совокупность правил формирования правильных предложений в рамках рассматриваемого языка.

Данные – элементарные символьные, цифровые, звуковые или образные описания предметов, объектов, событий, действий или транзакций, которые записаны, классифицированы и сохранены, но не организованы для передачи в качестве информации или знаний.

Задача обучения без учителя. Одна из задач искусственного интеллекта. Пусть обучающая выборка содержит M объектов $\tilde{O} = \{\tilde{O}_1, \tilde{O}_2, \dots, \tilde{O}_M\}$, где каждый из объектов представляет собой n -мерный вектор $\tilde{O}_i = \langle x_{i1}, \dots, x_{in} \rangle$ значений количественных признаков, где x_{ij} – значение j -го признака для i -го объекта, n – число признаков, характеризующих объект. Требуется по заданному критерию разделить набор объектов \tilde{O} на заранее неизвестное количество классов. Иными словами, при обучении без учителя предполагается, что системе предъявляется совокупность объектов, не разделенных на классы, может быть с неизвестным числом классов. Система должна сама определить классы, основываясь на общих свойствах объектов из данного множества обучающих примеров. Считается, что задача успешно решена, если классы получаются достаточно компактными (гипотеза компактности лежит в основе теории распознавания образов). Задача решается различными алгоритмами. Самыми несложными считаются алгоритмы, основанные на мерах близости: пороговые алгоритмы, алгоритм МАХМИН, k -средних и др.

Задача обучения с учителем. Одна из задач искусственного интеллекта. Пусть имеется обучающая выборка объектов, состоящая из положительных и отрицательных примеров. С ее помощью надо построить понятие, разделяющее положительные и отрицательные объекты. Пусть $O = \{o_1, o_2, \dots, o_n\}$ – множество

объектов, которые могут быть представлены в интеллектуальной системе. Каждый объект характеризуется r признаками. Обучение и обобщение состоит в сравнении признаков и выделении наиболее характерных фрагментов этих описаний. Если объект входит в понятие, то он объявляется положительным для этого понятия, иначе – отрицательным. На основании обучающей выборки надо построить решающее правило (продукцию, дерево), разделяющее положительные и отрицательные объекты. Понятие считается сформированным, если удалось, например, построить правило типа «ЕСЛИ *условие*, ТО *действие*», которое для любого примера из обучающей выборки, указывает, принадлежит пример понятию или нет, а затем успешно распознает объекты, не вошедшие в обучающую выборку. «Учитель» определяет классы объектов и предлагает примеры объектов каждого класса. Система должна найти общие свойства объектов каждого класса, т.е. описать классы. Наиболее известными алгоритмами обучения с учителем являются алгоритмы ДРЕВ, Хемминга, ID3, Reduce, а для обобщения понятий – алгоритм фокусирования EG2.

Задача распознавания образов. Одна из задач искусственного интеллекта. В условиях первоначального описания классов объектов на языке признаков необходимо в пределах выделенных технических средств и ресурсов определить оптимальный алфавит классов и оптимальный рабочий словарь признаков, которые при наилучшем решающем правиле обеспечивают эффективное использование решений, принимаемых по результатам распознавания.

Закон Зипфа. Если к достаточно большому тексту составить список используемых в нем слов, а затем проранжировать эти слова, расположив их в порядке убывания их частоты вхождения в данный текст, то для любого слова произведение его рангового номера на частоту вхождения в текст будет постоянной величиной ($r \times f = \text{const}$). Частным случаем закона Зипфа является распределение Брэдфорда, связанное с распределением не слов в текстах, а статей, документов или Web-страниц в тематических каталогах, базах данных или Web-сайтах.

Знания – (1) в узком смысле – это обработанная информация, хранимая в *базе знаний* и отражающая убеждения специалистов (экспертов) в определенной предметной области, а также образующая целостное описание некоторой проблемы с доступной степенью детализации; (2) в широком смысле - концепция знаний объединяет черты процедурной и декларативной информации и трактуется как обоснованное истинное убеждение, проверенный практикой результат познания действительности. Отличительные характеристики знаний: внутренняя интерпретируемость, структурированность, связность, семантическое пространство с метрикой, активность. **Метазнания** – знания о знаниях.

Извлечение знаний – один из этапов инженерии знаний, процесс приобретения, изучения и организации знаний из различных источников (эксперты, справочники, документация и т.п.) для конструирования или расширения базы знаний.

Инженер по знаниям – специально подготовленный системный аналитик по инженерии знаний, который «извлекает» экспертные знания, встраивает знания в интеллектуальную систему, устанавливает методы рассуждений, выбирает необходимый программный инструментарий, проектирует и тестирует систему.

Инженерия знаний (Knowledge Engineering) – направление исследований в искусственном интеллекте, которое охватывает вопросы извлечения, структурирования, представления, обработки и получения новых знаний, интеграцию и сопровождение интеллектуальной системы, а также подготовку инженеров по знаниям.

Интеллектуальная информационная технология - технология обработки информации и решения задач с помощью ЭВМ, опирающейся на достижения ИИ. Основной идеей, используемой в технологии, является автоматизация процедуры построения программы, интересующей пользователя, на основании введенного им в систему описания постановки задачи на привычном для него профессиональном языке. Для реализации технологии необходимо, чтобы ЭВМ обладала интеллектуальным интерфейсом, базой знаний и механизмом вывода, т.е. была бы интеллектуальной системой. Другой ее чертой является

распределенный способ решения задачи, когда пользователи, занятые решением общей задачи, общаются между собой через сеть ЭВМ, электронную почту и общую базу данных и знаний.

Интеллектуальная система – система, построенная на основе искусственного интеллекта, способная целеустремленно, в зависимости от состояния информационных входов, изменять не только параметры функционирования, но также способ своего поведения с учетом как текущего, так и предыдущих состояний системы. Единой классификации интеллектуальных систем нет. Основными признаками многомерной классификации являются используемый механизм (нейросети, деревья решений, эволюционные алгоритмы, нечеткая логика, «мягкие» вычисления и т.п.); глубина представления информации (базы данных и знаний, электронные библиотеки, тезаурус, онтология и др.); архитектура (открытая, закрытая); категория программного обеспечения (системное программное обеспечение, инструментальное средство, прикладная система); стадия существования (демонстрационный прототип, промышленный прототип, коммерческая система и др.). Иерархическая классификация подразумевает несколько иной перечень интеллектуальных систем основанных на знаниях: экспертные системы (динамические, статические), их оболочки, средства разработки и основные подсистемы; информационные системы (гипертекстовый поиск, мультимедиа, геоинформационные, электронные библиотеки, виртуальной реальности и др.); компьютерные системы с обработкой естественного языка (рубрикация текстов, аннотирование и реферирование, машинный перевод, интеллектуальный анализ текстов, интеллектуальные системы обучения, электронные словари и корректоры текста, семантические сети и др.); системы интеллектуального анализа данных; системы когнитивной графики и машинного обучения; системы распознавания образов (OCR-системы, синтез изображений, анализ и синтез речи); системы поддержки принятия решений (многокритериальные, управление технологическими процессами в реальном времени, планирование, имитационное моделирование, ситуационного управления и др.); интеллектуальные роботы (техническое зрение, мобильные

роботы и др.); многоагентные интеллектуальные системы; интеллектуальные САПР, АСУ, CASE; системы машинного творчества (литература, живопись, графика, игры, доказательство теорем).

Интеллектуальная система анализа данных (Data Mining - DM) – система, обеспечивающая процесс обнаружения значимых корреляций, зависимостей и тенденций в результате анализа имеющейся информации с применением методов распознавания и выявления ассоциаций в кластерах данных. Систематическое применение методов DM для выделения и извлечения знаний является более продуктивным, чем самая сложная совокупность запросов. Результатами DM могут быть шаблоны данных, выделение наиболее значимых данных, правила принятия решений, прогнозирование их последствий и т.п. Основными инструментами DM являются различные виды анализа, нейросети, деревья решений, ассоциативные правила, визуализация данных и т.д.

Интеллектуальная система анализа текстов (Text Mining) – система, обеспечивающая процесс выявления в тексте неизвестных связей и корреляций путем извлечения из текста его характерных элементов или свойств (например, аннотирование или реферирование). Другая важная задача технологии Text Mining – систематизация документов по категориям, что может обеспечить новый уровень семантического поиска информации и знаний.

Интеллектуальная система обучения – компьютерная система, способная достигнуть цели обучения как многошагового процесса, снабженная интеллектуальным интерфейсом, позволяющим в процессе обучения вести диалог, отвечать на вопросы и выполнять задания на естественном языке. Как правило, включает базу знаний предметной области, знания об обучаемом, знания о стратегиях обучения, знания о том, как применить стратегии обучения к конкретному обучаемому.

Интеллектуальная система поддержки принятия решений – система, включающая средства языковой поддержки, хранилища данных и знаний о предметной области, модели и методы принятия решений.

Интерфейс интеллектуальный - интерфейс, в который включены средства, позволяющие человеку вести общение с ЭВМ, не используя для ввода в ЭВМ специальные программы.

Информационная технология – совокупность методов, процессов и программно-технических средств, объединенных в технологическую цепочку, обеспечивающую сбор, хранение, обработку, вывод и распространение информации.

Искусственный интеллект (Artificial Intelligence). Интеллект – это способность к обучению, рассуждениям, рефлексии, целеполаганию, познавательная активность, адаптация к ситуации, формирование обобщений и синтез познавательных процедур. ИИ – это одно из направлений информатики, цель которого разработка программно-аппаратных средств, позволяющих выполнять действия, требующие человеческого интеллекта, имитировать некоторые виды интеллектуальной деятельности, ставить и решать интеллектуальные задачи, общаясь с компьютером на ограниченном подмножестве естественного языка. Теоретической базой ИИ является работа со знаниями: модели знаний; методы, средства и системы представления знаний и баз знаний; методы извлечения и обработки знаний (вывод, поиск, верификация, систематизация знаний, аргументация и объяснение на основе знаний). Прикладные разработки ведутся по следующим основным направлениям: решение отдельных интеллектуальных задач (компьютерное доказательство теорем, поиск знаний в Интернет, семантический анализ и обработка информации на естественном языке, машинный перевод и реферирование, синтез речи, распознавание образов, моделирование поведения бионических систем, игры и т.д.); интеллектуальное программирование (языки ИИ, языки представления знаний, языки семантической разметки, языки многоагентного взаимодействия и т.п.), инструментальные средства для автоматического синтеза программ; интеллектуальный интерфейс; проектирование и разработка интеллектуальных систем (экспертные системы, интеллектуальные АСУ, САПР, системы управления знаниями и поддержки принятия решений, интеллектуальные обучающие системы, системы

Copyright © 2015 ИКТИБ ЮФУ. Все права защищены

интеллектуального анализа данных и текстов, нейропакеты и интеллектуальные роботы и др.).

Классификация – процесс разбиения данных на непересекающиеся группы, обеспечивающий максимальную «близость» элементов одной группы и максимальное различие групп. В отличие от кластеризации при классификации имеется априорная информация о структуре или статистических свойствах данных, что позволяет использовать решающие правила. При настройке алгоритма классификации используется обучающая выборка, разбиение которой на классы известно.

Кластеризация – процесс разбиения данных, как правило, на непересекающиеся классы со схожими характеристиками. В отличие от классификации при кластеризации может отсутствовать предварительная информация о свойствах исследуемых данных. Как и классификация является важным инструментом Data Mining при поиске эффективных аналитических решений. Масштабируемый эвристический алгоритм CLOPE, нейросети эффективны при обработке сверхбольших баз данных. Основной недостаток – невозможность строгого обоснования статистической достоверности полученного разбиения.

Машинное обучение – адаптивный механизм, который дает возможность компьютерам обучаться из опыта решения задач на примерах и по аналогиям. Наиболее популярными подходами к машинному обучению являются нейросети и эволюционные алгоритмы.

Многоагентная система – система, включающая множество агентов, манипулирующих объектами; множество задач; среду, в которой существуют агенты; отношения между агентами; множество действий агентов.

Модель обучения - модель, лежащая в основе процесса обучения человека или технического устройства. Различают дескриптивную и нормативную модели. Дескриптивная модель извлекается из описания процесса деятельности, которой человек или система должны обучаться. Это извлечение может происходить разными способами. Наиболее известный из них основан на

процедуре обучения на примерах. Нормативная модель задается заранее. Часто обучение нормативного типа называют обучением с учителем.

Обработка естественного языка - совокупность процессов анализа текстов на естественном языке, их понимания и синтеза текстов. В процессе анализа в наиболее развитых системах обработки естественно-языковых сообщений происходит морфологический, синтаксический и семантический анализ текста, в результате чего выявляется глубинная структура текста, которая переводится во внутреннее представление, используемое в базе знаний интеллектуальной системы. Соотнесение этой структуры с теми знаниями, которые хранятся в системе, позволяет понять смысл исходного текста. При синтезе текстов сначала формируется семантическая структура текста, которая затем наполняется лингвистическими единицами с учетом синтаксиса и морфологии выбранного естественного языка. С обработкой языка связано решение задач машинного перевода, автоматического реферирования, общения с пользователем на ограниченном профессиональном естественном языке и т. п.

Обработка знаний – описание смыслового содержания задач в форме, которая гарантирует их правильную обработку формальными методами.

Онтология – база, знания в которой могут читаться, пониматься, отчуждаться от разработчика и/или физически разделяться пользователями. Формальной моделью онтологии является тройка вида $O = \langle X, R, F \rangle$, где X – множество понятий предметной области, которую представляет онтология; R – множество отношений между понятиями; F – множество функций интерпретации, заданных на понятиях или отношениях онтологии.

Оперативная аналитическая обработка данных (OLAP) – информационный процесс, инструментальные средства и технология, использующая не табличную, а многомерную модель данных за некоторый период времени. OLAP играет важную роль в системах поддержки принятия решений и дополняет другие инструменты ДМ и многомерных СУБД, дает возможность пользователям просматривать, анализировать и манипулировать информацией.

Поиск - движение в структурированном пространстве от одних узлов этого пространства к другим. Если поиск является целенаправленным, то задано множество начальных узлов, с которых поиск может начинаться, и множество конечных узлов, при достижении которых поиск прекращается. Движение по структуре поискового пространства определяется стратегией поиска.

Поиск информации и знаний в Интернет – процесс взаимодействия пользователей с поисковыми системами в Интернет как совокупность операций и процедур, направленных на отбор информации и знаний, хранящихся в информационных системах. Обычно различают документальные, фактографические и гипертекстовые информационно-поисковые системы. Эффективность информационного поиска принято оценивать по коэффициентам информационной полноты и информационного шума (точности). Основная проблема здесь связана с пониманием текстов на естественном языке как сложного многоуровневого процесса обработки информационных объектов, а также желанием пользователя видеть достаточно краткий список классов, в который попадают все возвращенные поисковой системой по его запросу документы. Основное требование к классификации – классы должны содержать близкие по смысловому признаку (релевантные) документы, а признак должен быть основой названия класса, воспринимаемого пользователем. Основными моделями поиска являются булева модель, вероятностная и векторно-пространственная модели, а также оригинальные гибридные модели семантической обработки информации.

Поисковый индекс - образ коллекции документов внутри поисковой системы для обслуживания пользовательских запросов без реального доступа к документам. Является основой архитектуры поисковых систем и обеспечивает возможность оперативного поиска и доступа к информации.

Прогнозирование – определение параметров системы на будущий момент времени по известным значениям параметров в предыдущие моменты времени.

Распознавание образов – (1) в широком смысле это научное направление в искусственном интеллекте, основной задачей которого является создание моделей, методов и средств, связанных с решением задач классификации,
Copyright © 2015 ИКТИБ ЮФУ. Все права защищены

таксономии, формирования понятий и т.п.; (2) в узком смысле это отнесение входного набора данных, представляющего распознаваемый объект, к одному из заранее известных классов.

Расстояние семантическое – оценка смысловой близости информационных единиц, хранящихся в памяти интеллектуальной системы или человека. Понятие смысловой близости неоднозначно, зависит от поставленной цели и может интерпретироваться как ситуационная, ассоциативная или таксономическая близость. До настоящего времени нет удовлетворительных моделей, в рамках которых можно было бы измерять семантическое расстояние.

Система MatLab – система, включающая в себя высокопроизводительный язык, среду программирования, графическую подсистему, библиотеку функций, программный интерфейс и множество полезных пакетов прикладных программ для решения аналитических и инженерных задач. MatLab позволяет пользователю программировать в удобной среде различные задачи искусственного интеллекта, создавать алгоритмы и модели вычислений, анализировать, исследовать и визуализировать символьные и графические данные, разрабатывать различные приложения, включая создание графического интерфейса.

Сопоставление с образом – процедура сравнения фрагмента знаний или описания с эталоном-образцом. Входит в состав процедуры поиска по образцу в базах знаний и используется при распознавании образов.

Тезаурус – это система понятий, семантических отношений и связей между ними в виде множества терминов, определений, ключевых слов и т.п.

Теория аргументации – направление в искусственном интеллекте, охватывающее мотивирование, оправдание или объяснение действий интеллектуальной системы путем предъявления цели, законов или правил решения задачи.

Терм – константа, переменная или выражение вида $f(t_1, t_2, \dots, t_n)$, где f – функциональный символ, t_i – термы.

Факт – декларативные знания, утверждающие истинность или ложность в искусственном интеллекте.

Фильтрация данных – процесс наилучшего восстановления первоначального сигнала на фоне помехи, применяется в системах интеллектуального анализа данных при их первичной обработке. Для фильтрации, например, используется математический аппарат адаптивных фильтров рекурсивного типа (фильтры Калмана), вейвлет-преобразования, алгоритм быстрого преобразования Фурье и др.

Фрейм – декларативная модель представления и формализации знаний в виде структуры данных для представления стереотипных ситуаций. Фрейм идентифицируется уникальным именем и включает в себя множество слотов, в которых описывается информация о свойствах и характеристиках фрейма. Передать данные во фрейм, заполнив его слоты, можно несколькими способами. Организация вывода во фреймовой системе базируется на обмене сообщениями между фреймами, активации и выполнении присоединенных процедур. Отражение в иерархии фреймов родовидовых отношений обеспечивает возможность реализации операции наследования.

Эволюционные алгоритмы – группа методов эвристического поиска решений, моделирующих процессы природной эволюции. Представляется объектом вида ЭА(P_0, N, L, F, Sl, Cr, M), где P_0 – исходная популяция решений, N – размер популяции, L – длина битовой строки (хромосомы), кодирующей решение, F – функция фитнеса, определяющая «пригодность» решения, Sl – оператор селективного отбора, Cr – оператор кроссинговера (скрещивания), определяющий возможные новые решения, M – оператор мутации. Группа ЭА включает генетические алгоритмы, генетическое программирование, эволюционные стратегии, эволюционное программирование.

Эвристика - прием решения задачи, основанный не на строгих математических моделях и алгоритмах, а на соображениях "здорового смысла". Если этот прием удастся запрограммировать, то такие программы называются эвристическими. Э. часто используются при программировании игр, имитации творческих процессов и т. п. В экспертных системах при формализации

профессиональных знаний человека, касающихся способов решения задач в той или иной проблемной области, широко используются эвристики, которыми руководствуются профессионалы.

Экспертная система – интеллектуальная система, основанная на знаниях, использующая логику эксперта для эффективного решения задач в узкой предметной области. Такие системы представляют знания символически, исследуют и объясняют свои рассуждения. В динамических экспертных системах, в отличие от статических, информация изменяется в режиме реального времени решения задачи.

Эффективность – (1) степень достижения цели, (2) отношение входа к выходу, (3) приемлемое использование ресурса.

Язык представления знаний - способ описания моделей представления знаний. На сегодняшний день известны языки для модели знаний в виде фреймов (LISP, FRL, KRL и др.), а также ряд продукционных языков.

Языки программирования ИИ. *Язык Lisp* (Лисп) предложен в конце 1958 г. математиком Дж. Маккарти из МТИ. Программа на этом языке и большая часть структур данных представляют собой связанные списки. Базовыми операциями языка являются операции над списками. Название идет от List Processing language. Язык функционального программирования, базирующийся на лямбда-исчислении. Диалекты для PC: MuLISP фирмы Soft Warehouse, Honolulu, Hawaii; INTERLISP, Common Lisp, MacLisp. *Язык SmallTalk* (Смолтолк - досл. "короткий разговор") разработан в 1972 г. А. Кеем и сотрудниками фирмы Xerox PARC (США). Первый объектно-ориентированный язык сверхвысокого уровня. Характеризуется интерактивным графическим взаимодействием с пользователем. В нём использованы концепции классов и сообщений из языка Simula-67. *Язык Prolog* (Пролог) - декларативный язык программирования для задач искусственного интеллекта, обработки естественных языков и др. Его разработали в 1971-1972 гг. А. Колмероз и Ф. Рассель в Марсельском университете. В дальнейшем Пролог развивали различные коллективы. В настоящее время имеется обширное семейство языков логического

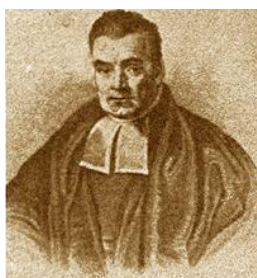
УЧЕБНОЕ ПОСОБИЕ «СИСТЕМЫ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА»
программирования, построенных на базе языка Пролог, например, Prolog-2,
Prolog++, Prolog-Linda, Prolog-III, Turbo Prolog, PDS Prolog и др.

Персоналии

Анохин Петр Кузьмич (1898- 1974)-советский физиолог. В отличие от И.П. Павлова, понимал подкрепление не как эффект действия безусловного раздражителя. Им была выдвинута теория функциональных систем. В основе теории лежит представление о функции как достижении организмом приспособительного результата во взаимодействиях со средой. Согласно теории, поведение целенаправленно, а отношения организма со средой носят циклический характер.



Байес Томас (1702 – 1761) английский математик и пресвитерианский священник, член Лондонского королевского общества. Математические интересы Байеса относились к теории вероятностей. Он сформулировал и решил одну из основных задач этого раздела математики (теорема Байеса). Работа, посвящённая этой задаче, была опубликована в 1763 году, уже после его смерти. Формула Байеса, дающая возможность оценить вероятность событий эмпирическим путём, играет важную роль в современной математической статистике и теории вероятностей. Другая крупная его работа — «Очерки к решению проблемы доктрины шансов». Широко используется терминология: байесовская оценка решения, байесовский подход к статистическим законам, и т. п.



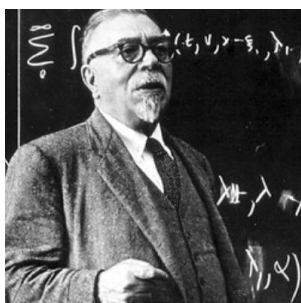
Бернерс-Ли Тим - (род.1950 г.) - 6 августа 1991 года, работая в ЦЕРНе в Швейцарии, разместил в конференции alt.hypertext краткое описание проекта World Wide Web. Этот исторический документ можно найти в архиве Usenet, поддерживаемом в рамках проекта Google Groups. В этот же день веб стал общедоступным интернет-сервисом. За изобретение веба получил множество наград, включая титул рыцаря Ордена Британской империи, премию Millennium Technology Prize, почётные учёные звания многих университетов. В настоящее время посвящает много времени развитию и популяризации концепции Семантической Сети, которая должна придти на смену вебу.



Бонгард Михаил Моисеевич – (1924-1971) - выдающийся советский кибернетик, один из основоположников теории распознавания образов, автор фундаментальных результатов в области цветоразличения, исследователь процессов восприятия и адаптивного поведения. Один из основателей научной школы, круг интересов которой составляют проблемы математического моделирования в биологии, физиологии, медицине и этологии. Достижения

этой школы в области индуктивного формирования понятий, моделей зрения, коллективного поведения автоматов на протяжении вот уже сорока лет составляют передний край мировой науки.

Винер Норберт (1894 - 1964) — выдающийся математик и философ,



основоположник кибернетики и теории искусственного интеллекта. «Кибернетика, или управление и связь в животном и машине» Винера увидела свет в 1948 году. Был удостоен золотой медали Учёного, высшей награды для человека науки в Америке. На торжественном собрании, посвящённом этому событию, тогдашний президент США Л.Джонсон произнёс: «Ваш вклад в науку на удивление универсален, ваш взгляд всегда был

абсолютно оригинальным, вы потрясающее воплощение симбиоза чистого математика и прикладного учёного». При этих словах Винер достал носовой платок и прочувственно высморкался.

Дориго Марко – (род. 19 г.) – профессор, автор работ в области роевого интеллекта, руководит проектом создания роботов, получивших название swarm-bots («роботы-сообщества»). Разработка самособирающихся роботов финансируется в рамках программы Future and Emerging Technologies ЕС.



Заде Лотфи (род. 1921 г. в Баку) – основатель теории нечётких множеств и



нечёткой логики, профессор Калифорнийского университета (Беркли). В 1965 г. опубликовал основополагающую работу, в которой изложил математический аппарат теории нечётких множеств. В 1973 г. предложил теорию нечёткой логики, позднее — теорию мягких вычислений, а также — теорию вербальных вычислений и представлений.

Курейчик Виктор Михайлович (род. 1945) – доктор технических наук,

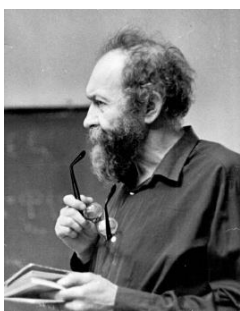


профессор, академик РАЕН, член Американского математического общества, автор фундаментальных работ в области физического проектирования СБИС, искусственного интеллекта, научный руководитель школы «Эволюционное моделирование, генетические алгоритмы и интеллектуальные САПР».

Лебедев Сергей Алексеевич (1902-1974) – академик, основоположник вычислительной техники в СССР. Под его руководством была разработана первая в СССР и Европе Малая электронно-счетная машина (МЭСМ), созданы 15 типов ЭВМ, начиная с ламповых (БЭСМ-1, БЭСМ-2, М-20) и заканчивая суперкомпьютером «Эльбрус». Резко выступал против начавшегося в 1970-е годы копирования американской системы IBM 360, которая в советском варианте носила название ЕС ЭВМ. РАН учредила премию имени Лебедева — за выдающиеся работы в области разработок вычислительных систем.



Ляпунов Алексѣй Андрѣевич (1911 - 1973) — выдающийся математик, один из основоположников кибернетики, член-корреспондент АН СССР. Специалист в области теории функций вещественного переменного и математических вопросов кибернетики. Основные труды относятся к теории множеств, теоретическим вопросам программирования, математической лингвистике, математической биологии. В 1996 году Алексей Андреевичу была присуждена медаль «Пионер компьютерной техники» («Computer Pioneer»).



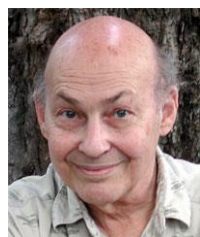
Маккарти Джон (род. 1927) - американский учёный, специалист по теории ЭВМ, математической логике, языкам программирования ЭВМ, искусственному интеллекту. Автор одного из языков программирования (LISP), используемого при решении ряда сложных задач на ЭВМ, член ряда научных ассоциаций, занимающихся теорией ЭВМ, методами вычислений.



Мелихов Аскольд Николаевич (1939 - 1996) – основатель кафедры МОП ЭВМ Таганрогского радиотехнического института, доктор технических наук, профессор, академик РАЕН. Фундаментальные труды в области теории автоматов, теории графов, интеллектуальных систем и нечетких множеств.



Минский Марвин (род. 1927) — американский учёный в области искусственного интеллекта, основатель Лаборатории искусственного интеллекта в Массачусетском технологическом институте, автор многочисленных публикаций по искусственному интеллекту и философии, в том числе книги «Перцептроны» (с С. Папертом), ставшую фундаментальной работой для последующих разработок в области искусственных нейронных сетей. Лауреат премии

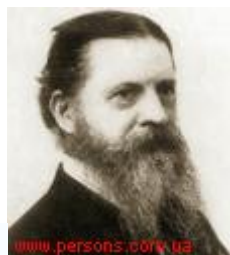


Тьюринга (1969).

Нейман Джон (1903 - 1957) - выдающийся математик, сделавший важный вклад в квантовую логику, функциональный анализ, теорию множеств, информатику, экономику и другие отрасли науки. Наиболее известен как праотец современной архитектуры компьютеров, применением теории операторов к квантовой механике, а также как участник Манхэттенского проекта и как создатель теории игр. С 1933 года работал в Принстонском университете.



Пирс Чарлз Сандерс (1837-1914) - один из основоположников семиотики. Различал экстенционал, т.е. широту охвата понятия и интенционал, т.е. глубину содержания понятия. Ввел для предложения понятия субъекта, предиката и связки, при помощи которой обозначал противопоставление предложения и высказывания.



Поспелов Дмитрий Александрович (род. 1932) - профессор, разработал подход к принятию решений, опирающийся на семиотические модели. Работы в области ситуационного управления большими системами. Создал теорию псевдофизических логик, моделирующих рассуждения "здорового смысла" о времени, пространстве, действиях, каузальных цепочках и т.п., что позволило в интеллектуальных системах поддержки принятия решений



рассуждать о закономерностях физического мира и действиях в нем. Заведующий отделом ВЦ РАН, заведующий Международной лабораторией ЮНЕСКО по искусственному интеллекту, президент российской Ассоциации искусственного интеллекта.

Тарасов Валерий Борисович – (род. 1955 г.) – член научного совета Российской ассоциации искусственного интеллекта, автор многочисленных работ по искусственному интеллекту, проектированию многоагентных систем.



Тьюринг Алан (1912-1954) Его роль в истории информатики отнюдь не исчерпывается одним лишь изобретением "машины Тьюринга". Он вполне может быть причислен к плеяде величайших математических и философских умов, составляющих гордость человечества, таких, как Р.Декарт, Г.В. Лейбниц, Б.Рассел, Д.Гильберт, А.Витгенштейн и др. Был безразличен к борьбе за приоритет в научных открытиях. Мемориальная доска, установленная на стене



одной из лондонских гостиниц, гласит: «Здесь родился Алан Тьюринг (1912 — 1954), взломщик кодов [Code-breaker] и пионер информатики [computer science]». Только сейчас (но отнюдь не при жизни!) Тьюринг признан одним из основателей информатики и теории искусственного интеллекта, его считают первым теоретиком современного программирования и, наконец, первым в мире «хакером» (внес во время второй мировой войны существенный вклад в победу союзных войск над германским флотом, расшифровав код «Энигмы»).

Холланд Джон – (род. В 1929 г.) - американский ученый, инноватор сложных адаптивных систем и нелинейной науки, отец «генетических алгоритмов».



Шеннон Клод – (1916-2001) - американский математик и электротехник, один из создателей математической теории информации. Работал в знаменитой Лаборатории Белла, преподавал в МТИ. В 1948 году опубликовал фундаментальную работу «A Mathematical Theory of Communication», в которой сформулированы основы теории информации. Большую ценность представляет другая работа — «Communication Theory of Secrecy Systems» (1949), в которой сформулированы математические основы криптографии.

