

Базовые информационные технологии: технологии искусственного интеллекта

1. Понятие искусственного интеллекта

Термин интеллект происходит от латинского *intellectus* – что означает ум, рассудок, разум; мыслительные способности человека.

Искусственный интеллект (ИИ) – это раздел информатики, изучающий методы, способы и приемы моделирования и воспроизведения с помощью ЭВМ разумной деятельности человека, связанной с решением задач.

Общая структура интеллектуальной системы состоит из совокупности блоков (база знаний, решатель, естественно-языковой интерфейс пользователя) и связей между ними (рис.1).

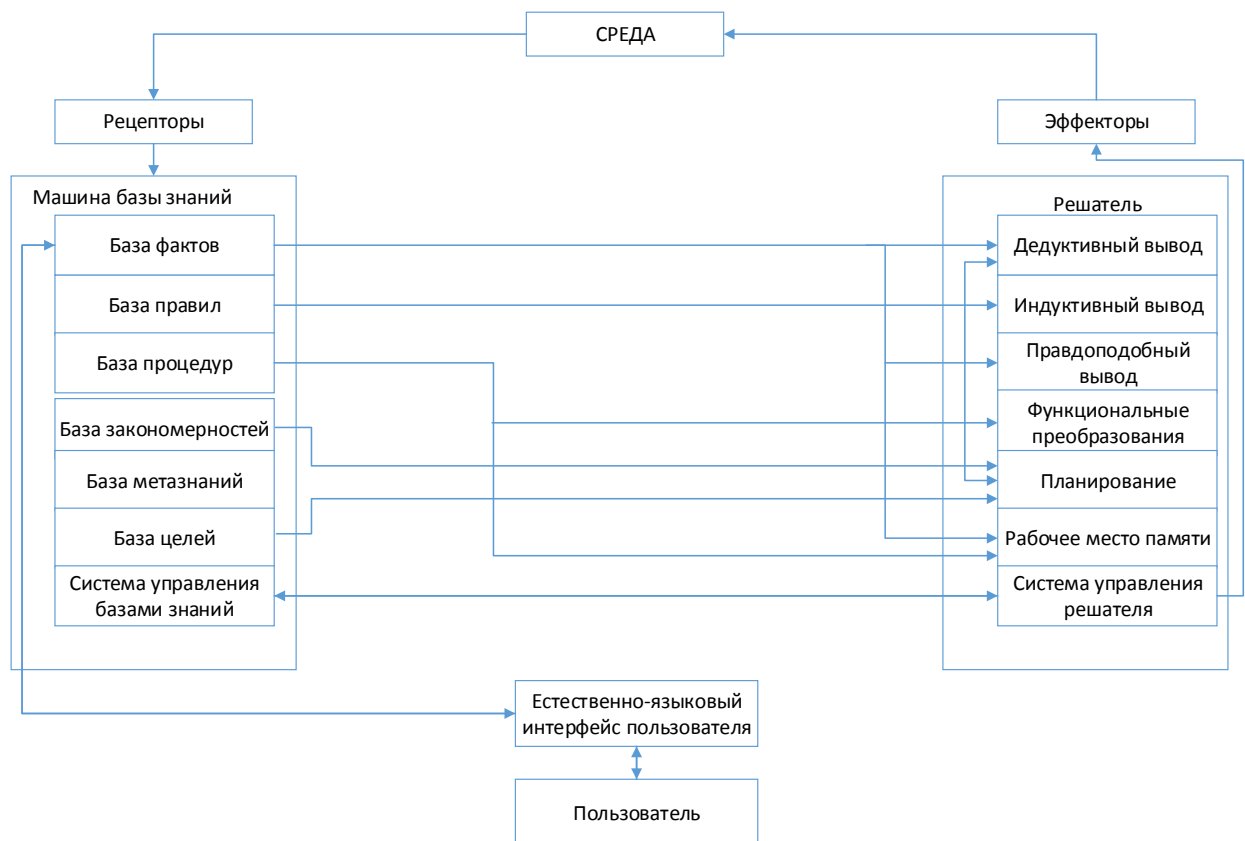


Рис. 1. Общая структура интеллектуальной системы

База знаний представляет собой совокупность сред, хранящих знания различных типов. Рассмотрим кратко их назначение.

- *База фактов* (данных) хранит конкретные данные.
- *База правил* – элементарные выражения, называемые в теории искусственного интеллекта продукциями.

- *База процедур* содержит прикладные программы, с помощью которых выполняются все необходимые преобразования и вычисления.

- *База закономерностей* включает различные сведения, относящиеся к особенностям той среды, в которой действует система.

- *База метазнаний* (база знаний о себе) содержит описание самой системы и способов ее функционирования: сведения о том, как внутри системы представляются единицы информации различного типа, как взаимодействуют различные компоненты системы, как было получено решение задачи.

- *База целей* содержит целевые структуры, называемые сценариями, позволяющие организовать процессы движения от исходных фактов, правил, процедур к достижению той цели, которая поступила в систему от пользователя, либо была сформулирована самой системой в процессе ее деятельности в проблемной среде.

Управление всеми базами, входящими в базу знаний, и организацию их взаимодействия осуществляет система управления базами знаний. С ее же помощью реализуются связи баз знаний с внешней средой. Таким образом, машина базы знаний осуществляет первую функцию интеллектуальной системы.

Выполнение второй функции обеспечивает часть интеллектуальной системы, называемая *решателем* и состоящая из ряда блоков, управляемых системой управления решателя. *Блок дедуктивного* вывода осуществляет в решателе дедуктивные рассуждения, с помощью которых из закономерностей из базы закономерностей, фактов из базы фактов и правил из базы правил выводятся новые факты. Кроме этого данный блок реализует эвристические процедуры поиска решений задач, как поиск путей решения задачи по сценариям при заданной конечной цели.

Пример дедуктивного рассуждения:

«Если гелий – металл, он электропроводен.

Гелий не электропроводен.

Следовательно, гелий не металл».

Дедукция даёт стопроцентную гарантию правильного заключения (при достоверных посылках).

В реальной жизни у нас далеко не всегда есть исчерпывающая информация, на основании которой мы можем строить дедуктивные рассуждения. Чаще всего мы обладаем неполными знаниями о тех или иных предметах, явлениях и ситуациях. Поэтому большое значение для аргументации имеют правдоподобные рассуждения. В правдоподобных рассуждениях между посылками и заключением нет отношения строгого логического следования. Скорее, посылки как бы наталкивают нас на мысль о том, что из них было бы правдоподобно сделать определённый вывод. Переход от посылок к заключению носит не достоверный, а вероятный

характер. Наиболее распространёнными типами правдоподобных рассуждений являются индукция, абдукция и аналогия.

Индуктивное рассуждение – рассуждение, в ходе которого мы переходим от знания об отдельных предметах класса к знанию о классе в целом, то есть переходим от единичных утверждений к общим.

К индуктивным относятся, к примеру, такие рассуждения:

«Все известные нам формы жизни основаны на углероде.

Если мы обнаружим новую форму жизни, она, скорее всего, будет основана на углероде».

«Алюминий – твердое тело; железо, медь, цинк, серебро, платина, золото, никель, барий, калий, свинец – также твердые тела; следовательно, все металлы – твердые тела». Но этот вывод ложен, поскольку ртуть – единственный из всех металлов – жидкость.

Индукция даёт не достоверное, а вероятностное знание, нуждающееся в проверке.

Абдуктивное рассуждение – рассуждение, ориентированное на поиск правдоподобных объяснительных гипотез. Эти рассуждения чаще всего используются для открытия эмпирических законов, которые устанавливают необходимые регулярные связи между наблюдаемыми свойствами и отношениями явлений.

Примеры абдуктивного рассуждения:

«Плохие урожаи, культурные растения погибают, причина неурожаев – засуха».

«Во дворе на асфальте лужи – недавно прошел дождь».

Рассуждение на основе аналогии – вывод о свойствах одного объекта по его сходству с другими объектами.

Например, планеты Марс и Земля во многом сходны: они расположены рядом в Солнечной системе, на обеих есть вода и атмосфера и т.д.; на Земле есть жизнь; поскольку Марс похож на Землю с точки зрения условий, необходимых для существования живого, можно сделать вывод, что на Марсе также имеется жизнь. Это заключение является правдоподобным.

Наряду с достаточно широко используемыми в ИИ методами правдоподобного вывода на основе индукции, абдукции и аналогии в последнее время стали активно применяться методы на основе прецедентов.

Рассуждение на основе прецедентов является подходом, позволяющим решить новую, неизвестную задачу, используя или адаптируя решение уже известной задачи, т.е. используя уже накопленный опыт решения подобных задач.

Например, адвокат, выступающий за конкретный результат в суде на основе судебного прецедента также пользуется методом решения новых проблем на основе уже известных решений.

Для реализации правдоподобных рассуждений используются *блоки*

индуктивного и правдоподобного выводов. Блок планирования используется в задачах планирования решений совместно с блоком дедуктивного вывода. Назначение блока функциональных преобразований состоит в решении задач расчетно-логического и алгоритмического типов.

Третья функция — функция общения — реализуется как с помощью компоненты *естественно-языкового интерфейса*, так и с помощью рецепторов и эффекторов, которые осуществляют так называемое невербальное общение и используются в интеллектуальных роботах.

2. Методы искусственного интеллекта

В философии не решён вопрос о природе и статусе человеческого интеллекта. Нет и точного критерия достижения компьютерами «разумности», хотя на заре искусственного интеллекта был предложен ряд гипотез, например, **тест Тьюринга** или **гипотеза Ньюэлла — Саймона**.

- Гипотеза Ньюэлла-Саймона, формулировка которой выглядит следующим образом: физическая символическая система имеет необходимые и достаточные средства для того, чтобы производить осмысленные действия. Другими словами, без символических вычислений невозможно выполнять осмысленные действия, а способность выполнять символические вычисления вполне достаточна для того, чтобы быть способным выполнять осмысленные действия. Независимо от того, справедлива ли эта гипотеза, символические вычисления стали реальностью, и полезность этой парадигмы для программирования трудно отрицать.

- Тест Тьюринга – мысленный эксперимент, предложенный в качестве критерия и конструктивного определения интеллектуальности. Тест должен проводиться следующим образом. Судья (человек) переписывается на естественном языке с двумя собеседниками, один из которых – человек, а другой – компьютер. Если судья не может надёжно определить, кто есть кто, считается, что компьютер прошёл тест. Предполагается, что каждый из собеседников стремится, чтобы человеком признали его.

Поэтому несмотря на наличие множества подходов как к пониманию задач ИИ, так и созданию интеллектуальных информационных систем можно выделить два основных подхода к разработке ИИ:

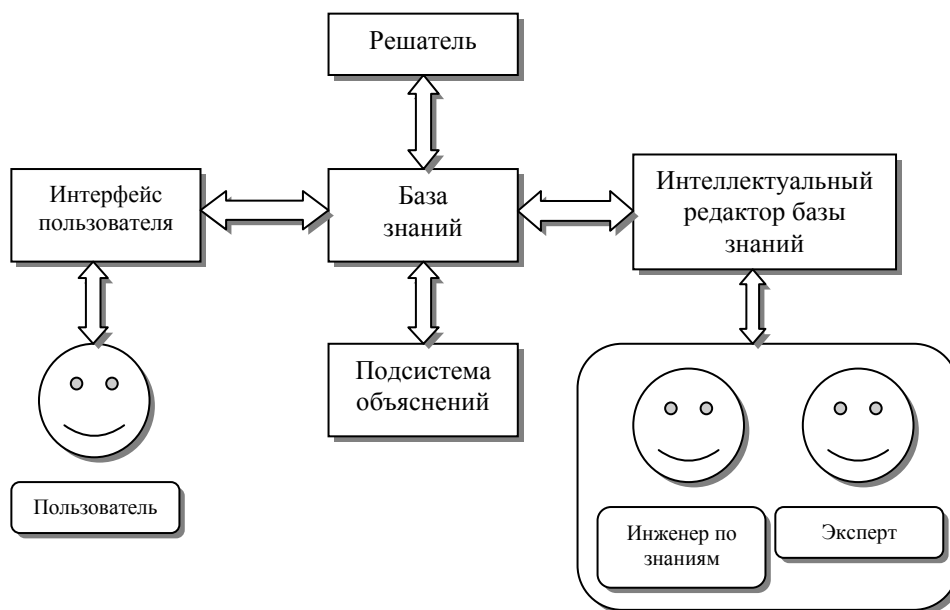
- нисходящий (англ. Top-Down AI), семиотический — создание экспертных систем, баз знаний и систем логического вывода, имитирующие высокоуровневые психические процессы: мышление, рассуждение, речь, эмоции, творчество и т. д.;

- восходящий (англ. Bottom-Up AI), биологический — изучение нейронных сетей и эволюционных вычислений, моделирующих интеллектуальное поведение на основе более мелких «неинтеллектуальных» элементов.

3. Первый подход реализуется в следующих методах и системах:

3.1. Экспертная система (ЭС) – компьютерная программа, которая действуя по определенным правилам, обрабатывает большое количество информации, и в результате выдает заключение или рекомендацию на ее основе. Структура экспертной системы может быть выражена следующей схемой (рис. 2.).

Рис. 2. Обобщенная структура экспертной системы



Главным элементом экспертной системы является база знаний (БЗ), состоящая из правил анализа информации от пользователя по конкретной проблеме.

Решатель, называемый также блоком логического вывода, представляет собой программу, моделирующую ход рассуждений эксперта на основании знаний, содержащихся в БЗ.

Подсистема объяснений – программа, позволяющая пользователю получать ответы на вопросы: «Как была получена та или иная рекомендация?» и «Почему система приняла то или иное решение?» Ответ на вопрос «как» – это трассировка всего процесса получения решения с указанием использованных фрагментов БЗ, т.е. всех шагов цепи умозаключений. Ответ на вопрос «почему» – ссылка на умозаключение, непосредственно предшествовавшее полученному решению, т.е. отход на один шаг назад.

ЭС создается при помощи инженеров по знаниям (аналитиков), которые разрабатывают ядро ЭС и, зная организацию базы знаний, заполняют ее при помощи эксперта по специальности.

Интеллектуальный редактор БЗ – программа, предоставляющая инженеру по знаниям возможность создавать БЗ в диалоговом режиме.

Интерфейс пользователя – комплекс программных средств, реализующих диалог пользователя с ЭС как для ввода информации, так и для получения результатов работы ЭС.

Задачи, решаемые при помощи экспертных систем, чаще всего относятся к одной из следующих областей:

- Интерпретация данных – это одна из традиционных задач для экспертных систем. Под интерпретацией понимается определение смысла данных, результаты которого должны быть согласованными и корректными. Примеры существующих ЭС: SIAP (обнаружение и идентификация различных типов океанских судов), АВТАНТЕСТ, МИКРОЛЮШЕР (определение основных свойств личности по результатам психодиагностического тестирования).

- Диагностика – это обнаружение неисправности в некоторой системе. Трактовка неисправности как отклонения от нормы позволяет с единых теоретических позиций рассматривать и неисправность оборудования в технических системах, и заболевания живых организмов, и всевозможные природные аномалии. Примеры существующих ЭС: ANGY (диагностика и терапия сужения коронарных сосудов), CRIB (диагностика ошибок в аппаратуре и математическом обеспечении компьютера).

- Мониторинг – это непрерывная интерпретация данных в реальном масштабе времени и сигнализация о выходе тех или иных параметров за допустимые пределы. Главные проблемы – «пропуск тревожной ситуации» и инверсная задача «ложного» срабатывания. Сложность этих проблем состоит в размытости симптомов тревожных ситуаций и необходимости учета временного контекста. Примеры существующих ЭС: СПРИНТ (контроль за работой электростанций), REACTOR (помощь диспетчерам атомного реактора), FALCON (контроль аварийных датчиков на химическом заводе).

- Проектирование состоит в подготовке спецификаций на создание «объектов» с заранее определенными свойствами. Под спецификацией понимается весь набор необходимых документов – чертеж, пояснительная записка и т.д. Примеры существующих ЭС: XCON (проектирование конфигураций ЭВМ), CADHELP (проектирование БИС), SYN (синтез электрических цепей).

- Прогнозирование – это логический вывод вероятных следствий из заданных ситуаций. В прогнозирующей системе обычно используется параметрическая динамическая модель, в которой значения параметров «подгоняются» под заданную ситуацию. Выводимые из этой модели следствия составляют основу для прогнозов с вероятностными оценками. Примеры существующих ЭС: WILLARD (предсказание погоды), PLANT (оценки будущего урожая), ECON (экономические прогнозы).

- Планирование – нахождение планов действий, относящихся к объектам, способным выполнять некоторые функции. В таких ЭС

используются модели поведения реальных объектов с тем, чтобы логически вывести последствия планируемой деятельности. Примеры существующих ЭС: STRIPS (планирование поведения робота), ISIS (планирование промышленных заказов), MOLGFN (планирование эксперимента).

- Обучение – процесс диагностирования ошибки при изучении какой-либо дисциплины с помощью компьютера и подсказывают правильные решения. Они аккумулируют знания о гипотетическом «ученике» и его характерных ошибках, а затем в ходе работы способны диагностировать слабости в знаниях обучаемых и находить соответствующие средства их ликвидации. Кроме того, они планируют процесс общения с учеником в зависимости от успехов ученика с целью передачи знаний. Примеры существующих ЭС: PROUST (обучение языку программирования Pascal).

3.2. *CBR*-рассуждения по прецедентам – это метод получения решения путем поиска подобных проблемных ситуаций в памяти, хранящей прошлый опыт решения задач, и адаптации найденных решений к новым условиям. Применение CBR для решения задач оправдано в случае выполнения следующих условий, касающихся природы прикладной области. Во-первых, подобные задачи должны иметь подобные решения (принцип регулярности). В этом случае накопленный опыт решения задач может служить отправной точкой процесса поиска решения для новых подобных задач. Во-вторых, виды задач, с которыми сталкивается решатель, должны иметь тенденцию к повторению. Это условие гарантирует, что для многих проблем в будущем будет существовать аналог в прошлом опыте.

Ключевым понятием CBR-метода является прецедент. Прецедент (case, past case, previous case, stored case, retained case, precedent или episode) можно определить как единичную запись предыдущего опыта. То, какую именно информацию содержит такая запись, зависит от предметной области и целей использования прецедента. В случае применения CBR-метода для решения задач прецедент содержит, по меньшей мере, постановку задачи и способ ее решения. Множество всех прецедентов, накопленных в процессе работы CBR-метода, формируют информационное хранилище, называемое библиотекой прецедентов.

CBR в общем случае представляет собой циклический процесс: решение проблемы, запоминание этого решения в качестве прецедента, решение новой проблемы и так далее. CBR-цикл может быть описан следующими тремя процессами:

Поиск похожего прецедента(ов) (retrieve) — поиск прецедента(ов), у которых постановка задачи наиболее похожа на описание новой задачи.

Адаптация (reuse + revise) — получение на базе найденного прецедента решения для новой задачи. Этот этап может также включать проверку

полученного нового решения на корректность и толерантность к ошибкам и, возможно, дополнительную коррекцию решения.

Сохранение прецедента (retain) — сохранение той части полученного опыта, которая может оказаться полезной для решения новых задач (пополнение или корректировка библиотеки прецедентов).

В литературе, как правило, процесс адаптации разделяют на повторное использование (reuse) и проверку (revise). Так как эти процессы часто оказываются сильно взаимосвязанными, разделение это весьма условно.

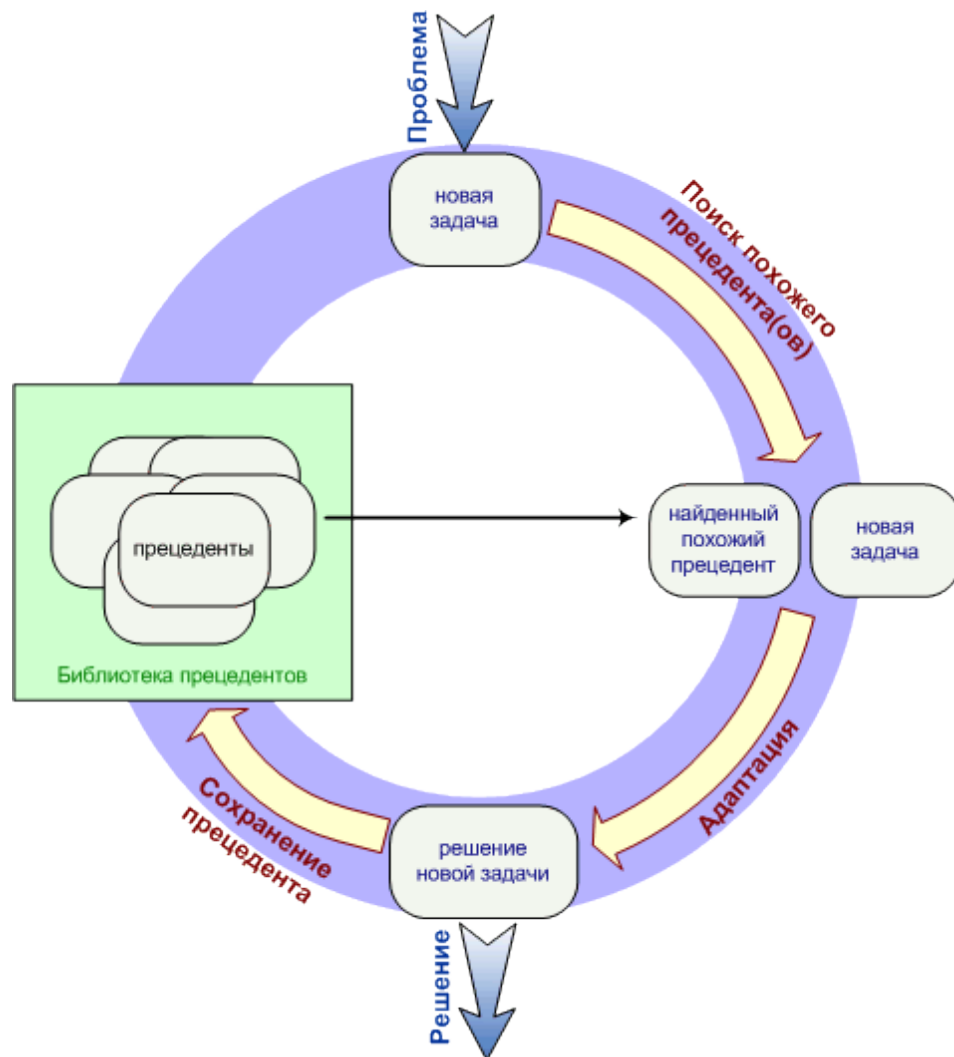


Рис. 3. Диаграмма CBR-цикл

Таким образом, решение каждой задачи в CBR сводится к последовательному решению подзадач поиска схожих прецедентов, получения из них (путем адаптации) решения для новой задачи и сохранения нового случая решения задачи в библиотеке прецедентов. Графически, CBR-цикл можно представить в виде диаграммы рис.3.

Метод рассуждений по прецедентам имеет свои преимущества и недостатки по сравнению с другими методами получения решений. Среди преимуществ можно выделить следующее.

- Легкость приобретения знаний (в противоположность системам, основанным на правилах). Создание системы, основанной на правилах, требует таких трудоемких этапов как получение, формализация и обобщение экспертных знаний, верификация системы на корректность и полноту. В CBR-системах приобретение знаний происходит путем формального описания случаев из практики (нет необходимости обобщения, и вытекающей отсюда угрозы переобобщения).

- Возможность объяснения полученного решения (в противоположность системам, основанным на нейронных сетях). CBR-система может объяснить полученное решение путем демонстрации успешного прецедента(ов) с отражением показателей сходства и рассуждений, использовавшихся при адаптации прецедента к новой ситуации. Такое объяснение может быть даже лучше, чем объяснения, выдаваемые системами, основанными на правилах. Последние иногда выдают очень длинные последовательности рассуждений, а сами правила конечному пользователю (в отличие от эксперта) могут казаться неочевидными или слишком сложными.

- Возможность работы в предметных областях, которые невозможно полностью понять, объяснить или смоделировать.

- Возможность обучения в процессе работы. Причем обучение будет происходить только в определенных направлениях, которые реально встречаются на практике и востребованы (нет избыточности).

- Возможность избежать повторения ошибки (обучение сбоям и их причинам для избегания их появления в дальнейшем).

- Возможность получения решений путем модификации прецедентов позволяет уменьшить объем вычислений в предметных областях, где генерация решения «с нуля» требует больших усилий.

Основными недостатками являются:

- Метод применим только в областях, где выполняется принцип регулярности и имеет место повторяемость видов задач. Если все время решаются принципиально новые задачи или если решения сходных задач различны, то CBR-метод неприемлем.

- Некомпактное (без обобщения) хранение знаний (опыта).

- Сложность и специфичность процессов поиска подобных случаев и адаптации решения.

3.3. Байесовская сеть доверия – это вероятностная модель, представляющая собой множество переменных и их вероятностных зависимостей. Например, байесовская сеть может быть использована для

вычисления вероятности того, чем болен пациент по наличию или отсутствию ряда симптомов, основываясь на данных о зависимости между симптомами и болезнями. Существуют эффективные методы, которые используются для вычислений и обучения байесовских сетей. Байесовские сети используются для моделирования в биоинформатике (генетические сети, структура белков), медицине, классификации документов, обработке изображений, обработке данных и системах принятия решений.

3.4. Поведенческий (модульный) метод построения систем ИИ, при котором система разбивается на несколько сравнительно автономных программ поведения, которые запускаются в зависимости от изменений внешней среды

4.Второй подход реализуется в следующих основных методах:

4.1. Нейронные сети: коннекционистские модели нервной системы, демонстрирующие, в частности, высокие способности к распознаванию образов.

Нейронная сеть (НС) – это распределенный параллельный процессор, состоящий из элементарных единиц обработки информации, накапливающих экспериментальные знания и предоставляющих их для последующей обработки. Она представляет собой действующую модель нервной системы и сходна с мозгом с двух точек зрения:

Знания поступают в нейронную сеть из окружающей среды и используются в процессе обучения.

Для накопления знаний применяются связи между нейронами, называемые синаптическими весами.

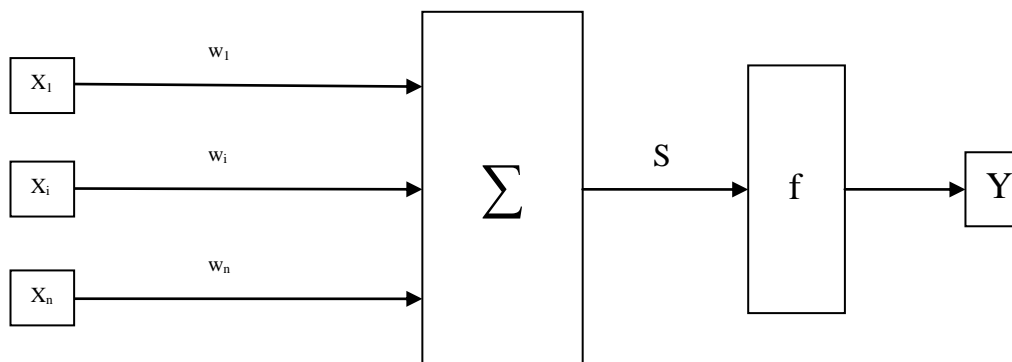


Рис. 4. Структурная схема нейрона

Сигналы X_i , поступающие на вход нейрона, умножаются на соответствующие весовые коэффициенты w_i , после чего суммируются. Результат суммирования поступает на нелинейный преобразователь, реализующий некоторую нелинейную функцию, называемую функцией активации или передаточной функцией нейрона: результат ее действия поступает на выход нейрона.

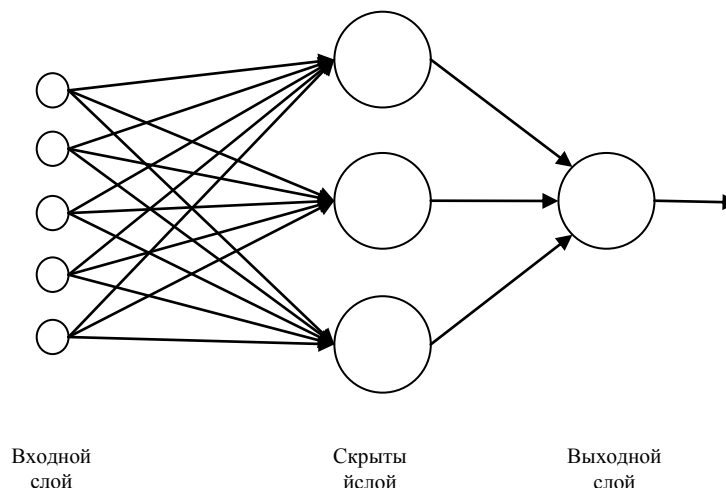


Рис. 5. Структура слоистой нейронной сети

Существует множество способов построения нейронных сетей из отдельных нейронов. Наиболее распространенной является слоистая архитектура НС, обобщенная схема которой представлена на рис. 5. Сигналы входного слоя поступают на входы нейронов первого слоя, после прохождения которого распространяются дальше, пока не достигнут выходов нейронной сети. Для обучения нейронных сетей такого типа используется, как правило, т.н. алгоритм обратного распространения ошибки, позволяющий рассчитать изменения весовых коэффициентов, необходимые для того, чтобы согласовать выходные значения НС с выборкой образцов. Использование нейронных сетей обеспечивает следующие полезные свойства систем:

- **Нелинейность.** Это качество нейронной сети особенно важно в том случае, если сам физический механизм, отвечающий за формирование входного сигнала, сам является нелинейным (например, человеческая речь).
- **Адаптивность.** Нейронные сети обладают способностью адаптировать свои синаптические веса к изменениям окружающей среды. Для работы в нестационарной среде могут быть созданы нейронные сети, изменяющие синаптические веса в реальном времени.

- Контекстная информация. Знания представляются в самой структуре нейронной сети. Каждый нейрон сети потенциально может быть подвержен влиянию всех остальных ее нейронов.

- Отказоустойчивость. Аппаратно реализованные нейронные сети потенциально отказоустойчивы. Это значит, что при неблагоприятных условиях их производительность падает незначительно. Например, если поврежден какой-то нейрон или его связи, извлечение запомненной информации затрудняется. Однако, принимая в расчет распределенный характер хранения информации в нейронной сети, можно утверждать, что только серьезные повреждения структуры нейронной сети существенно повлияют на ее работоспособность.

Представим некоторые проблемы, решаемые применением нейронных сетей:

- Классификация образов. Задача состоит в указании принадлежности входного образа, представленного набором признаков, одному или нескольким предварительно определенным классам. К известным приложениям относятся распознавание букв, распознавание речи, классификация сигнала электрокардиограммы и т.п.

- Кластеризация/категоризация. Кластеризация основана на подобию образов: НС размещает близкие образы в один кластер. Известны случаи применения кластеризации для извлечения знаний, сжатия данных и исследования свойств данных.

- Аппроксимация функций. Задача аппроксимации состоит в нахождении оценки некоторой искаженной шумом функции, генерирующей обучающую выборку.

- Предсказание/прогноз. Задача прогнозирования состоит в предсказании некоторого значения для заданного момента времени на основании ряда значений, соответствующим другим моментам времени.

- Оптимизация. Задачей оптимизации является нахождение решения, которое удовлетворяет системе ограничений и максимизирует или минимизирует целевую функцию.

- Ассоциативная память. Данная сфера применения НС состоит в организации памяти, адресуемой по содержанию, позволяющей извлекать содержимое по частичному или искаженному образцу.

Дальнейшее повышение производительности компьютеров все в большей степени связывают с НС, в частности, с нейрокомпьютерами, основу которых также составляют аппаратно реализованные нейронные сети.

4.2 Нечеткие системы: методики для рассуждения в условиях неопределенности.

Направление базируется на принципах нечеткой логики и теории нечетких множеств – раздела математики, являющегося обобщением

классической логики и теории множеств. Данные понятия были впервые предложены американский ученым Лотфи Заде в 1965 г. Основной причиной появления новой теории стало наличие нечетких и приближенных рассуждений при описании человеком процессов, систем, объектов. В общем случае механизм логического вывода в рамках нечеткой логики включает в себя четыре этапа: введение нечеткости (фазификация), нечеткий вывод, композиция и приведение к четкости или дефазификация (см. рис. 6). Алгоритмы нечеткого вывода различаются главным образом видом используемых правил, логических операций и разновидностью метода дефазификации.

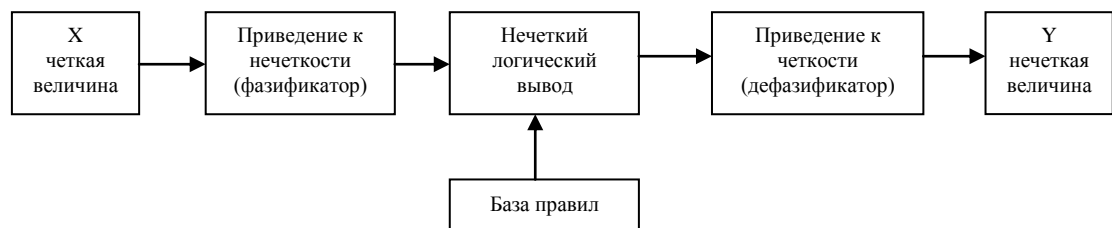


Рис. 6. Механизм нечеткого логического вывода

Нечеткая логика оказала сильное влияние на другие парадигмы искусственного интеллекта. Объединение ее принципов с методами иных направлений породило такие новые направления, как:

- Нечеткие нейронные сети
- Адаптивные нечеткие системы
- Нечеткие запросы
- Нечеткие ассоциативные правила
- Нечеткие когнитивные карты
- Нечеткая кластеризация

Альтернативные методы искусственного интеллекта дополняют методологию нечеткой логики и используются в различных комбинациях для создания гибридных интеллектуальных систем.

4.3. Эволюционные вычисления: модели, использующие понятие естественного отбора, обеспечивающего отсеивание наименее оптимальных согласно заданному критерию решений. В этой группе методов выделяют генетические алгоритмы и т.н. муравьиный алгоритм.

Генетический алгоритм, составляющий основу эволюционных вычислений, – это эвристический алгоритм поиска, используемый для решения задач оптимизации и моделирования путем последовательного подбора, комбинирования и вариации искомых параметров с использованием механизмов, напоминающих биологическую эволюцию. Сущность алгоритма

состоит в следующем. Задача кодируется таким образом, чтобы ее решение могло быть представлено в виде вектора (такой вектор называется хромосомой). Случайным образом создается некоторое количество начальных векторов (начальная популяция). Они оцениваются с использованием т.н. функции приспособленности, в результате чего каждому вектору присваивается определенное значение (приспособленность), которое определяет вероятность выживания организма, представленного данным вектором. После этого с использованием полученных значений приспособленности выбираются вектора (селекция), допущенный к скрещиванию. К этим векторам применяются т.н. генетические операторы (в большинстве случаев – скрещивание и мутация), создавая таким образом следующее поколение. Особи следующего поколения также оцениваются, затем производится селекция, применяются генетические операторы и т.д. Так моделируется эволюционный процесс, продолжающийся несколько жизненных циклов (поколений), пока не будет выполнен критерий останова алгоритма.

Генетические алгоритмы служат, главным образом, для поиска решений в очень больших, сложных пространствах поиска, и применяются для решения следующих задач:

- Оптимизация функций
- Разнообразные задачи на графах (задача коммивояжера, раскраска, нахождение паросочетаний)
- Настройка и обучение нейронной сети
- Задачи компоновки
- Составление расписаний
- Игровые стратегии
- Аппроксимация функций
- Искусственная жизнь
- Биоинформатика

5. Гибридные интеллектуальные системы

Гибридная интеллектуальная система — это многокомпонентная интеллектуальная система, позволяющая использовать преимущества традиционных средств искусственного интеллекта (такие как экспертные системы, нечеткие системы, системы поддержки принятия решений, искусственные нейронные сети, генетические алгоритмы), и в то же время преодолевающая некоторые их недостатки, способная решать задачи, нерешаемые отдельными методами искусственного интеллекта.

Классификация гибридных интеллектуальных систем В свою очередь, гибридные ИС можно классифицировать, в зависимости от архитектуры, на следующие типы: 1) комбинированные (combination), 2) интегрированные

(integration), 3) объединенные (fusion), 4) ассоциативные (association) гибридные интеллектуальные системы и 5) распределенные интеллектуальные системы.

Комбинированные (combination) гибридные интеллектуальные системы. Примером комбинированных гибридных ИС служат гибридные экспертные системы, представляющие собой интеграцию экспертных систем и нейронных сетей и соединяющие как формализуемые знания (в экспертных системах), так и неформализуемые знания (в нейронных сетях). Примерами комбинированных систем могут служить: гибридная экспертная система для анестезиологии тяжелых пациентов, экспертная система адаптивного обучения, гибридная экспертная система для медицинской диагностики. В состав гибридной экспертной системы для медицинской диагностики входят три основных компонента: 1) нечеткая нейронная сеть, 2) нечеткая экспертная система и 3) модуль принятия и объяснения решений. Кроме того, в состав гибридной экспертной системы входят еще два дополнительных интерфейсных модуля, соединяющие нейронную сеть и экспертную систему и позволяющие взаимно преобразовывать данные нечеткой нейронной сети и нечеткой экспертной системы. Гибридная экспертная система для медицинской диагностики сочетает в себе численное и лингвистическое представление знаний, в системе используется иерархическая интеграция самоорганизующейся нечеткой нейронной сети (с возможностью online-обучения) и нечеткой экспертной системы, оптимизированной посредством генетического алгоритма. Нейронная сеть способствует быстрому обучению, в то время как экспертная система позволяет выполнить интерпретацию нечетких данных и объяснить полученное решение. Нейронная сеть может обучаться как с учителем, так и без учителя, может обучаться без переподготовки старой информации. Нечеткая экспертная система – это экспертная система, объединенная с нечеткими множествами. Экспертная система построена на основе знаний, внедренных в обученную нейронную сеть. Экспертная система прозрачна для пользователя, решения, получаемые экспертной системой, легки для понимания, поскольку правила в базе знаний в «if then» формате используют естественный язык. Внешние входные данные поступают в гибридную систему как через экспертную систему, так и через нейронную сеть. Выходные данные экспертной системы и нейронной сети поступают на вход модуля, находящего и объясняющего решения.

Интегрированные (integration) гибридные интеллектуальные системы. В архитектуре интегрированных гибридных ИС главенствует основной модуль-интегратор, который, в зависимости от поставленной цели и текущих условий нахождения решения, выбирает для функционирования те или иные интеллектуальные модули, входящие в систему, и объединяет отклики задействованных модулей. Примерами интегрированных гибридных ИС могут служить: гибридная экспертная система RAISON, гибридная

интеллектуальная система для создания планов движения роботов. Гибридная экспертная система RAISON – это интегрированная, основанная на знаниях, экспертная система, включающая нейронную сеть, базу данных, геоинформационную систему, картографический анализатор, графическую и программно-языковую компоненты. Экспертная система является интегрирующим модулем и связана с другими компонентами гибридной системы. Вспомогательные подсистемы, такие как база данных и геоинформационная система, служат связующими звеньями экспертной системы с полнофункциональными внешними базами данных и геоинформационными системами. Функционирование экспертной системы основано на использовании алгоритма с применением индукционного дерева (алгоритм позволяет генерировать правила на основе образцов наборов данных), известные и существующие правила предлагаются экспертом. Правила могут использоваться как для прямой, так и для обратной последовательности запросов. Так как структура дерева является почти оптимальной, число запросов, требующихся для получения заключения, является минимальным. База данных и карты геоинформационной системы также доступны и нейронной сети. Нейронная сеть используется в системе RAISON как инструмент обучения. Нейронная сеть может принимать входные данные и использовать их в качестве образцов для обучения (обучаться с учителем). Выходные данные системы RAISON 119 могут быть сохранены в базе данных, отображены, например, в графическом виде (в виде геоинформационных карт). Гибридная интеллектуальная система для создания планов движения роботов включает в себя объектно-ориентированную базу знаний для моделирования окружающей среды и адаптивный алгоритм планирования движения (ААПД). На основе полученных данных (предварительно сформированных карт окружающей обстановки и последующей динамической информации об окружении робота) ААПД определяет путь и генерирует последовательность команд для навигации робота. Гибридная система состоит из четырех модулей: 1) планировщика, 2) помощников, 3) исполнителей движений и 4) управляющего центра. В системе реализована архитектура с использованием управляющего центра, который связан с перечисленными модулями и координирует их функционирование. Для управления достаточно сложной концепцией совместно используемой информации в системе применена иерархическая база знаний, которая включает в себя три информационные области: 1) модель окружающей среды, 2) перцептрон и 3) супервизор, осуществляющий настройку управляющего режима. В системе используется упрощенная схема нечеткого вывода для определения дистанции до препятствия и ширины пути. Для уменьшения объема вычислений применяются нечеткие треугольные функции принадлежности. Машина нечеткого вывода работает с нечеткими правилами и нечеткими

треугольными функциями принадлежности. Для поиска подходящего пути в системе используется сеть Хопфилда. Для генерации команд поведения используются правила нечеткого вывода.

Объединенные (fusion) гибридные интеллектуальные системы. Характерной особенностью нейронных сетей и генетических алгоритмов является их способность к обучению и адаптации посредством оптимизации. Соединение этих методов с другими методами искусственного интеллекта позволяет увеличить эффективность их способности к обучению. Такую архитектуру гибридной ИС можно отнести к объединенному типу. Примерами объединенных гибридных ИС могут служить: гибридная экспертная система для инвестиционных рекомендаций, гибридная экспертная система для определения неисправностей в энергетических системах. Гибридная экспертная система для определения неисправностей в энергетических системах состоит из модуля входного условия и модуля вывода. Модуль вывода предназначен для оценки местонахождения и типа неисправности с помощью искусственной нейронной сети (многослойного персептрона). В рассматриваемой гибридной экспертной системе применены методы, основанные на использовании искусственных нейронных сетей, и отличающиеся от традиционных использованием приема входного условия (предусловия), когда входной вектор подается не непосредственно на вход нейронной сети, а на вход предусловного модуля. В свою очередь, выходной сигнал предусловного модуля подается на вход нейронной сети, что позволяет сделать работу сети более эффективной. В системе применены два предусловных метода: один из них использует быстрое преобразование Фурье для измерения отклонений тока, другой – применяет детерминированную нелинейную кластеризации для результатов, полученных с помощью преобразования Фурье.

Ассоциативные (association) гибридные интеллектуальные системы. Архитектура ассоциативных гибридных систем предполагает, что интеллектуальные модули, входящие в состав такой системы, могут работать как автономно, так и в интеграции с другими модулями. В настоящее время, из-за недостаточного развития систем такого типа, системы с ассоциативной архитектурой еще недостаточно надежны и не получили широкого распространения.

Распределенные (distributed) гибридные интеллектуальные системы. Следующим уровнем в развитии гибридных систем могут стать распределенные интеллектуальные системы, представляющие мультиагентный подход в области распределенного искусственного интеллекта. При этом подходе каждый функциональный интеллектуальный модуль работает автономно и взаимодействует с другими модулями (агентами) путем передачи сообщений через сеть. Существующие в настоящее время интеллектуальные системы, такие как экспертные системы,

нейронные сети и т.п. могут быть преобразованы в агенты. В процессе преобразования интеллектуальные модули могут быть дополнены управляющими и коммуникативными знаниями, необходимыми для их объединения в мультиагентную интеллектуальную распределенную систему. Примером распределенной интеллектуальной системы может служить интеллектуальная обучающая система для обучения преподавателей высшей школы новым технологиям, основанная на Web. Интеллектуальная обучающая система формирует обучающий курс (презентацию образовательного материала, адаптированную к требованиям пользователей с использованием технологий искусственного интеллекта для точного определения модели каждого пользователя, а также для создания педагогических решений), отвечающий нуждам пользователей с различными уровнями знаний и различными способностями в освоении нового материала. Интеллектуальная обучающая система основана на экспертной системе, направленной на управление процессом обучения. Экспертная система использует формализм гибридного представления знаний, названного нейроправилами. Система состоит из следующих компонентов: 1) домена знаний, 2) модели пользователя, 3) педагогической модели, 4) машины логического вывода и 5) пользовательского интерфейса. Домен знаний содержит знания, относящиеся к изучаемой теме и представляющие актуальный обучающий материал. Домен состоит из двух частей: 1) понятий знаний и 2) курсовых блоков. Курсовые блоки содержат обучающий материал, представляемый пользователям системы как Web-страница. Каждый курсовой блок ассоциируется с определенным числом понятий знаний. Система поддерживает варианты одной и той же страницы (курсового блока) с различными представлениями знаний. Модели пользователя применяются для записи информации, связанной с пользователем. Модели пользователей обновляются в течение всего процесса обучения. Педагогическая модель формирует процесс обучения. Она предлагает инфраструктуру знаний для адаптации презентации изучаемого материала в соответствии с данными, содержащимися в модели пользователя. Формализм представления знаний в экспертной системе основан на нейроправилах, гибридных правилах, интегрирующих символические правила с нейровычислениями. Нейроправила создаются либо на основе эмпирических данных (обучающих шаблонов), либо на основе символических правил. Каждое нейроправило индивидуально обучается посредством специального алгоритма. Механизм вывода основан на стратегии обратного вывода

Сверхзадачей искусственного интеллекта является построение компьютерной интеллектуальной системы, которая обладала бы уровнем эффективности решений неформализованных задач, сравнимым с человеческим или превосходящим его.