

2. ОБЛАСТЬ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Под областью ИИ следует понимать не только результаты и накопленный опыт по созданию ИИ, но и сферу деятельности людей, в которой применяются разработанные методы и подходы ИИ для решения конкретных практических задач. С момента появления ИИ как области научной и практической деятельности ее парадигма менялась множество раз, приводя к различному пониманию ИИ. Это можно проиллюстрировать на следующем примере:

В 1968 году ассоциация по вычислительной технике (АВТ) [Хант, 1978] рекомендовала программу курса Искусственного интеллекта, в которой рассматриваются следующие темы: доказательство теорем, игры, распознавание образов, решение задач, адаптивное программирование, принятие решений, сочинение музыки вычислительной машиной, обучающиеся (нейронные) сети, обработка данных на естественном языке, вербальное и концептуальное обучение.

В настоящее время большая часть разделов этого курса выделилась в отдельные теории и уже порой не считается составной частью области ИИ. Игры и решение задач теперь относятся к таким разделам математики, как Исследование операций и Теория игр. Адаптивное программирование выразило себя в CASE-системах и современных языках программирования, распознавание образов и принятие решений выделились в одноименные теории. Создание естественно-языкового процессора многими считается как отдельное направление, параллельное ИИ. В области нейронных сетей, образовались такие научные дисциплины как нейроматематика и нейроинформатика. Все это свидетельствует о достаточно большой динамике развития области ИИ.

Исключение вопросов из области ИИ связано с изменением взглядов людей на свой интеллект. Научив компьютеры выполнять сложные действия, которые раньше считались уникальной способностью человека, люди пересматривают свои взгляды, выдвигая на передний план новые, еще нерешенные задачи.

Область ИИ можно условно разделить на несколько направлений, и выделить этапы ее развития. Условность разделения на направления связана с тем, что область ИИ находится на стыке различных наук (математики, информатики, биологии, химии, психологии, философии и др.) и постоянно меняется, стремясь охватить самые последние достижения.

Условность деления на этапы вызвана тем, что практически все современные подходы в области ИИ были заложены на момент ее появления и раннего развития. Однако, на протяжении долгого периода вплоть до настоящего времени интерес то к одному, то к другому направлению преобладал над остальными. На сегодняшний день область ИИ сильно увеличилась и разделилась на несколько подобластей, некоторые из которых долгое время развивались относительно автономно, но сегодня одной из существующих тенденций является интеграция различных парадигм ИИ и создание гибридных интеллектуальных систем (ИС).

НАЧАЛЬНЫЙ ЭТАП — ЭВРИСТИЧЕСКИЕ ПРОГРАММЫ

Начало исследований в области искусственного интеллекта относится к концу 50-х годов и связывается с работами Ньюэлла, Саймона и Шоу [Newell, 1972], исследовавших процессы решения различных задач. Результатами их работ явились такие программы, как Логик-Теоретик, предназначенная для доказательства теорем в исчислении высказываний, и Общий Решатель Задач. Эти работы положили начало первому этапу исследований в области искусственного интеллекта, связанному с разработкой программ, решающих задачи на основе применения разнообразных эвристических методов.

Эвристический метод решения задачи при этом рассматривался как свойственный человеческому мышлению "вообще", для которого характерно возникновение "догадок" о пути решения задачи с последующей проверкой их. Ему противопоставлялся используемый в ЭВМ алгоритмический метод, который интерпретировался как механическое осуществление заданной последовательности шагов, детерминировано приводящей к правильному ответу. Трактовка эвристических методов решения задач как сугубо человеческой деятельности и обусловила появление и дальнейшее распространение термина *искусственный интеллект*. Исследователям того времени казалось, что создание компьютера, обладающего человеческим разумом, вопрос 10-15 лет.

В это же время был сформирован бионический подход к ИИ. Он был представлен только простейшими нейронными сетями, поэтому не получил своего развития. Другие направления (генетические алгоритмы, нечеткая логика и др.) датируют свое появление тем же промежутком времени, но тогда они были мало популярны и также не нашли области применения.

Примерно в то время, когда работы Ньюэлла и Саймона стали привлекать к себе внимание, в Массачусетском технологическом институте, Стэнфордском университете и Стэнфордском исследовательском институте также сформировались исследовательские группы в области ИИ. В противоположность ранним работам Ньюэлла и Саймона эти исследования больше относились к формальным математическим представлениям. Способы решения задач в этих исследованиях развивались на основе расширения математической и символической логики. Моделированию же человеческого мышления

придавалось второстепенное значение. К исследователям этого направления можно отнести таких известных в области ИИ ученых, как Минский, Мак-Карти, Слейгл, Рафаэль, Бобров, Бенерджи и др.

На дальнейшие исследования в этой области ИИ большое влияние оказало появление метода резолюции, предложенного Робинсоном, основанного на доказательстве теорем в логике предикатов и являющегося теоретически исчерпывающим методом доказательства.

Методологическое значение работ Робинсона и других аналогичных работ заключалось в том, что основное внимание в исследованиях по ИИ переместилось с разработки методов воспроизведения в ЭВМ человеческого мышления на разработку машинно-ориентированных методов решения задач.

При этом определение термина "искусственный интеллект" претерпело существенное изменение. Целью исследований, проводимых в направлении ИИ, стало не моделирование способов мышления человека, а разработка программ, способных решать "человеческие задачи". Так, один из видных исследователей ИИ того времени Р. Бенерджи в 1969 г. писал: "Область исследований, обычно называемую искусственным интеллектом, вероятно, можно представить как совокупность методов и средств анализа и конструирования машин, способных выполнять задания, с которыми до недавнего времени мог справиться только человек. При этом по скорости и эффективности машины должны быть сравнимы с человеком" [Бенерджи, 1972].

Исследовательским полигоном для развития методов ИИ на первом этапе являлись всевозможные игры, головоломки, математические задачи. Выбор таких задач для исследований обуславливался простотой и ясностью проблемной среды, ее относительно малой размерностью, возможностью достаточно легкого подбора решений. В то же время такие среды подходили для моделирования достаточно сложных процессов решения и исследования всевозможных стратегий решения с относительно небольшими затратами как человеческих, так и машинных ресурсов.

Основной расцвет такого рода исследований приходится на конец 60-х годов, после чего стали делаться первые попытки применения разработанных методов для задач, решаемых не в искусственных, а в реальных проблемных средах. Однако такие попытки натолкнулись на большие трудности, обусловленные главным образом необходимостью моделирования внешнего мира. Эти трудности были связаны с проблемами описания знаний о внешнем мире, организации их хранения, эффективного поиска, введения в память ЭВМ новых знаний и устранения устаревших, проверки полноты и непротиворечивости и т. п.

ВТОРОЙ ЭТАП — ИНТЕГРАЛЬНЫЕ РОБОТЫ

Необходимость исследования систем искусственного интеллекта при их функционировании в реальном мире привела к постановке задачи создания интегральных роботов. При разработке проектов таких роботов использование термина "искусственный интеллект" стало звучать более обоснованно, так как в них решались не отдельные задачи ИИ, а исследовался и реализовывался необходимый спектр "интеллектуальных" функций, таких, как организация целенаправленного поведения, восприятие информации о внешней среде, формирование действий, обучение, общение с человеком и другими роботами.

Для формирования целенаправленного поведения, т.е. программы решения некоторой внешней по отношению к роботу задачи, он должен обладать необходимым комплексом знаний об окружающем мире и среде функционирования. Эти знания должны быть заложены в робота в виде модели проблемной среды, т.е. той части внешнего мира, которая существенна для решения задач, ставящихся перед роботом.

Проведение работ, связанных с созданием интегральных роботов, можно считать вторым этапом исследований по искусственному интеллекту.

В нескольких научно-исследовательских институтах были разработаны экспериментальные роботы, функционирующие в лабораторных условиях. Проведение экспериментов в реальных условиях показало необходимость кардинального пересмотра вопросов, связанных с проблемой представления знаний о среде функционирования; и недостаточную исследованность таких проблем, как зрительное восприятие, построение сложных планов поведения в динамических средах, общение с роботами на естественном языке и т.д.

ТРЕТИЙ ЭТАП — ЭКСПЕРТНЫЕ СИСТЕМЫ

Проблемы интеллектуальных роботов были более или менее ясно сформулированы и поставлены перед исследователями в середине 70-х годов и связаны с началом третьего этапа исследований систем ИИ. Его характерной чертой явилось смещение центра внимания исследователей от создания автономно функционирующих систем, к созданию человеко-машинных систем, интегрирующих в единое целое интеллект человека и способности вычислительных машин.

Такое смещение обуславливалось двумя причинами:

во-первых, к этому времени выяснилось, что даже простые на первый взгляд задачи, возникающие перед интегральным роботом при его функционировании в реальном мире (например, движение по пересеченной местности, распознавание объектов на сложном фоне с естественным освещением, организация сложного поведения и т. п.), не могут быть решены методами, разработанными для экспериментальных задач в специально сформированных проблемных средах;

во-вторых, стало ясно, что сочетание дополняющих друг друга возможностей человека и ЭВМ позволяет "обойти острые углы" путем перекладывания на человека тех функций, которые пока еще недоступны для ЭВМ. Вычислительная машина, со своей стороны, способна обрабатывать большие объемы информации с использованием регулярных методов, многократно просматривать различные пути решения, предлагаемые человеком, предоставлять ему всевозможную справочную информацию.

На первый план выдвигалась не разработка отдельных методов машинного решения задач, а разработка методов и средств, обеспечивающих тесное взаимодействие человека и вычислительной системы в течение всего процесса решения задачи с возможностью оперативного внесения человеком изменений в ходе этого процесса.

Развитие исследований ИИ в данном направлении обуславливалось также резким ростом производства средств вычислительной техники и таким же резким их удешевлением, делающим их потенциально доступными для более широких кругов пользователей. Однако эта доступность для большинства реальных пользователей так и осталась "потенциальной", поскольку требовала для реализации овладения большими объемами специальных знаний по использованию ЭВМ.

Создание человеко-машинных систем ИИ нашло свое наиболее яркое выражение в экспертных системах (ЭС). Для их реализации разрабатывались многочисленные модели и языки представления знаний, специальные языки программирования и символьные ЭВМ.

После появления первых ЭС и интенсивного их развития в литературе появились утверждения о том, что ЭС не нашли своего применения и не оправдали надежд. Некоторые также утверждали, что ЭС систем не существует вообще, что это обычные расчетно-логические программы.

Причины первого заблуждения состоят в том, что ЭС рассматривается как альтернатива традиционному программированию, т.е. ЭС должна в изоляции от других программных средств решать задачи, стоящие перед заказчиком. Надо отметить, что на заре появления ЭС специфика используемых в них языков, технологии разработки приложений и используемого оборудования (например, Lisp-машины) давала основания предполагать, что интеграция ЭС с традиционными, программными системами является сложной и, возможно, невыполнимой задачей при ограничениях, накладываемых реальными приложениями. Однако в настоящее время коммерческие инструментальные средства для создания ЭС разрабатываются в полном соответствии с современными технологическими тенденциями традиционного программирования, что снимает проблемы, возникающие при создании интегрированных приложений.

Причина второго заблуждения вытекает из того, что любой программный продукт является эргатической (человеко-машинной) системой, и создают его, по большей мере, эксперты и специалисты. Все программы (кроме некоторых компьютерных игр) можно отнести к системам поддержки деятельности человека. Каждый программный продукт реализует вычисление формул и алгоритмов и, следовательно, обладает, как минимум, базой знаний и машиной вывода. Известно, что гипертекстовые системы, CASE-системы и многие другие классы программ впервые сформировались именно в ЭС. Поэтому можно справедливо утверждать, что большинство современных программ включают в себя элементы (компоненты) ЭС. Однако, обратное утверждение, что любая программа является ЭС, неверно. Можно предположить, что в ближайшем будущем многие компьютерные программы будут содержать интеллектуальные компоненты, близкие по своей структуре и технологиям к экспертным системам.

Появление ЭС сыграло важную роль в развитии ИИ, т.к. позволило перевести разработки в области ИИ из исследовательской плоскости в область реализации практических программных комплексов. Первые успехи систем ИИ для решения коммерческих задач можно отнести к 1985 году, однако массовое распространение они получили только в середине 90-х годов. Так, например, коммерческий рынок продуктов искусственного интеллекта в мире в 1993 году оценивался примерно в 0,9 млрд. долларов и разделялся на следующие основные направления [Попов, 1995]:

- экспертные системы (системы, основанные на знаниях);
- нейронные сети и нечеткая логика;
- естественно-языковые системы.

В США в 1993 году рынок между этими направлениями распределился так: экспертные системы – 62%, нейронные сети и нечеткая логика – 26%, естественно-языковые системы – 12%. Рынок этот можно разделить и иначе: на системы искусственного интеллекта (приложения) и инструментальные средства, предназначенные для автоматизации всех этапов существования приложения. Например, на рынке США доля приложений составила примерно две трети, а доля инструментария — одну треть.

Экспертные системы, показав практическую ценность, оказали большую услугу всей области искусственного интеллекта. Увеличение финансирования позволило породить новые и оживить старые направления ИИ.

Большие успехи в области ЭС (инженерии знаний) привели к идеи постепенной интеллектуализации машинных функций, направленной в конечном итоге на создание автономных систем ИИ — интеллектуальных агентов. Одними из основных проблем, препятствующих созданию автономных ИС являются ограниченность базы знаний, модели представления знаний и несовершенство интерфейса взаимодействия с окружающей средой и пользователями.

ЧЕТВЕРТЫЙ ЭТАП — НЕЙРОННЫЕ СЕТИ

Отправной точкой четвертого этапа развития в области ИИ можно назвать резкое увеличение интереса к бионическому направлению и, в первую очередь, к нейронным сетям в середине–конце 80-х годов. Это было обусловлено несколькими причинами. Во-первых, сложности представления знания и обучения в ЭС заставили обратиться к более пристальному и подробному изучению того, как это делает человек.

Во-вторых, нейробиологи и нейроанатомы к этому времени достигли значительного прогресса. Усердно изучая структуру и функции нервной системы человека, они значительно расширили свои знания об организации восприятия, мышления, памяти и моторике.

В-третьих, к этому времени был решен ряд теоретических проблем в области обучения многослойных нейронных сетей, сформулированных в конце 60-х годов, и преодолен ряд технологических вопросов. Немаловажную роль сыграл и коммерческий интерес к ИС, который был направлен на поиск инновационных подходов и подогрет возможностью патентования аппаратной реализации нейросетевых парадигм.

Одной из проблем ЭС в частности, и ИС в целом является сложность в приобретении новых знаний, обучение. Вопросами обучения и понимания традиционно занималась психология. Развитие вычислительной техники, появление теории информации, интеллектуализация компьютеров оказали сильное влияние на гуманитарные науки и не только как инструментарий. Появились, например, такие науки (направления) как когнитивная психология и компьютерная лингвистика.

Искусственные нейронные сети (НС) имитируют естественный прототип, который играет главенствующую роль в организации высшей нервной деятельности человека и его интеллектуальных способностях.

Лучшее понимание функционирования нейрона и картины его связей позволило исследователям создать математические модели для проверки своих теорий. Появилась возможность проводить эксперименты на цифровых компьютерах без привлечения человека или животных, что решает многие практические и морально-этические проблемы. В первых же работах выяснилось, что эти модели не только повторяют свойства мозга, но и способны выполнять функции, имеющие свою собственную ценность. Поэтому возникли и остаются в настоящее время две взаимно обогащающие друг друга цели нейронного моделирования: первая – понять функционирование нервной системы человека на уровне физиологии и психологии и вторая – создать вычислительные системы (искусственные нейронные сети), выполняющие сходные с человеческим мозгом функции.

Параллельно с прогрессом в нейроанатомии и нейрофизиологии психологами были созданы модели человеческого обучения. Одной из таких моделей, оказавшейся наиболее плодотворной, была модель Д.Хэбба [Hebb, 1949], который в 1949г. предложил закон обучения, явившийся стартовой точкой для алгоритмов обучения искусственных нейронных сетей. Дополненный сегодня множеством других методов он продемонстрировал ученым того времени, как сеть нейронов может обучаться.

В пятидесятые и шестидесятые годы группа исследователей, объединив эти биологические и физиологические подходы, создала первые искусственные нейронные сети. Выполненные первоначально как электронные сети, они были позднее перенесены в более гибкую среду компьютерного моделирования, сохранившуюся и в настоящее время. Первые успехи вызвали взрыв активности и оптимизма. Минский, Розенблатт, Уидроу [Widrow, 1959 — цит. по XXXXXX, 1995] и другие разработали сети, состоящие из одного слоя искусственных нейронов. Часто называемые перцептронами, они были использованы для такого широкого класса задач, как предсказание погоды, анализ электрокардиограмм и искусственное зрение. В течение некоторого времени казалось, что ключ к интеллекту найден, и воспроизведение человеческого мозга является лишь вопросом конструирования достаточно большой сети.

Но эта иллюзия скоро рассеялась. Сети не могли решать задачи, внешне весьма сходные с теми, которые они успешно решали. С этих необъяснимых неудач начался период интенсивного анализа. Минский, используя точные математические методы, строго доказал ряд теорем, относящихся к функционированию нейронных сетей.

Его исследования привели к написанию книги, в которой он вместе с Пайпертом доказал, что используемые в то время однослойные сети теоретически неспособны решить многие простые задачи, в том числе реализовать функцию «Исключающее ИЛИ». Минский также не был оптимистичен относительно потенциально возможного здесь прогресса.

Перцептрон показал себя заслуживающим изучения, несмотря на жесткие ограничения. У него много привлекательных свойств: линейность, теорема об обучении, простота модели параллельных вычислений.

Блеск и строгость аргументации Минского, а также его престиж породили огромное доверие к книге – ее выводы были неувязимы. Разочарованные исследователи оставили поле исследований ради более обещающих областей, а правительства перераспределили свои субсидии, и искусственные нейронные сети были забыты почти на два десятилетия.

Тем не менее, несколько наиболее настойчивых ученых, таких как Кохонен, Гроссберг, Андерсон продолжили исследования. Наряду с плохим финансированием и недостаточной оценкой ряд исследователей испытывал затруднения с публикациями. Поэтому исследования, опубликованные в семидесятых и начале восьмидесятых годов, разбросаны в массе различных журналов, некоторые из которых малоизвестны. Постепенно появился теоретический фундамент, на основе которого сегодня

конструируются наиболее мощные многослойные сети. Оценка Минского оказалась излишне пессимистичной, многие из поставленных в его книге задач решаются сейчас сетями с помощью стандартных процедур.

За несколько лет теория стала применяться в прикладных областях, появились новые корпорации, занимающиеся коммерческим использованием этой технологии. Нарастание научной активности носило взрывной характер. В 1987 г. было проведено четыре крупных совещания по искусственным нейронным сетям и опубликовано свыше 500 научных сообщений – феноменальная скорость роста.

С одной стороны, блестящая научная работа Минского задержала развитие искусственных нейронных сетей, но с другой стороны, нет сомнений в том, что область пострадала вследствие необоснованного оптимизма и отсутствия достаточной теоретической базы. И возможно, что шок, вызванный книгой «Перцептроны», обеспечил необходимый для созревания этой научной области период.

В настоящее время имеется много впечатляющих демонстраций возможностей искусственных нейронных сетей: сеть научили превращать текст в фонетическое представление, которое затем с помощью уже иных методов превращалось в речь; другая сеть может распознавать рукописные буквы; сконструирована система сжатия изображений, основанная на нейронной сети. Все они используют сеть обратного распространения – наиболее успешный, по-видимому, из современных алгоритмов. Обратное распространение, независимо предложенное в трех различных работах, является систематическим методом для обучения многослойных сетей, и тем самым преодолевает ограничения, указанные Минским.

Разработано много других сетевых алгоритмов обучения, имеющих свои специфические преимущества. Следует подчеркнуть, что никакая из сегодняшних сетей не является панацеей, все они страдают от ограничений в своих возможностях обучаться и вспоминать.

Область нейронных сетей, продемонстрировала свою работоспособность и имеет уникальные потенциальные возможности, но в то же время и много ограничений, множество открытых вопросов. Такая ситуация настраивает на умеренный оптимизм. Существует, однако, опасность, что искусственные нейронные сети начнут продавать раньше, чем придет их время, обещая функциональные возможности, которых пока невозможно достигнуть. Если это произойдет, то область в целом может пострадать от потери кредита доверия и вернуться к застойному периоду семидесятых годов. Для улучшения существующих сетей требуется много основательной работы. Должны быть развиты новые технологии, улучшены существующие методы и расширены теоретические основы, прежде чем данная область сможет полностью реализовать свои потенциальные возможности.

Искусственные нейронные сети предложены для задач, простирающихся от управления боем до присмотра за ребенком. Потенциальными приложениями являются те, где человеческий интеллект малоэффективен, а обычные вычисления трудоемки или неадекватны. Этот класс приложений не меньше класса, обслуживаемого обычными вычислениями, и можно предполагать, что искусственные нейронные сети займут свое место наряду с обычными вычислениями в качестве дополнения такого же объема и важности.

Одним из перспективных направлений развития нейронных сетей является их интеграция с экспертными системами и другими ИС.

Прежде чем искусственные нейронные сети можно будет использовать там, где поставлены на карту человеческая жизнь или ценное имущество, должны быть решены вопросы, относящиеся к их надежности. Подобно людям, структуру мозга которых они копируют, искусственные нейронные сети сохраняют в определенной мере непредсказуемость. Единственный способ точно знать выход состоит в испытании всех возможных входных сигналов. В большой сети такая полная проверка практически неосуществима, и должны использоваться статистические методы для оценки функционирования.

Одной из ключевых проблем ИС заключается в их неспособности "объяснить", как они решают задачу. Внутреннее представление, получающееся в результате обучения, часто настолько сложно, что его невозможно проанализировать, за исключением самых простых случаев. Это напоминает неспособность объяснить, как происходит процесс узнавания человека, несмотря на различие в расстоянии, угле, освещении и на прошедшие годы. Эта особенность ИС противопоставляется возможностям экспертных систем, которые могут проследить процесс своих рассуждений в обратном порядке для проверки разумности полученного результата.

Нейронные сети традиционно считаются второй волной интеллектуальных программ, которая постепенно оттесняет ЭС и занимает значительное место на рынке систем искусственного интеллекта. Наибольшее распространение нейронные сети получили в прогнозирующих и аналитических программах. Меньшее распространение они получили в системах распознавания. Тем не менее, задачу обучения новым знаниям нейронные сети не могут решать эффективно. Причины этого сложность представления и организации знаний (значительные размеры сети), трудность извлечения знаний и неоптимальные процедуры (алгоритмы) обучения.

ПЯТЫЙ ЭТАП — НЕЧЕТКАЯ ЛОГИКА

Начало пятого этапа развития области ИИ связано с активным применением математического аппарата нечеткой логики (НЛ) для решения практических и теоретических задач. По времени увеличение внимания

к этому направлению совпадает с четвертым этапом, однако пик интереса смещен по времени на 5–10 лет вперед (начало–середина 80-х).

При этом основы нечеткой логики были заложены в конце 60-х годов в трудах известного математика Заде [Заде, 1976]. В ту пору весьма популярными были эксперименты с "мажоритарными" пространствами, в которых намеренно устранялось понятие меры и вместо него вводился ряд качественных факторов (типа квантора "большинства") - прообраз первых нечетких утверждений. Аналогичное явление можно наблюдать в модальных логиках. Социальный заказ на исследования подобного рода был вызван растущим недовольством экспертными системами и связан с отсутствием математического аппарата, переводящего неясные и неоднозначные житейские утверждения на язык четких математических формул. Первым серьезным шагом в этом направлении явилась теория нечетких множеств, разработанная Заде. Он же дал и название для новой области науки - "fuzzy logic".

Аппарат теории нечетких множеств, продемонстрировав ряд многообещающих возможностей применения - от систем управления летательными аппаратами до прогнозирования итогов выборов, оказался вместе с тем чрезмерно сложен для воплощения при тогдашнем уровне технологии - и на многие годы нечеткая логика заняла свое место в ряду других специальных научных дисциплин - где-то посередине между экспертными системами и нейронными сетями.

Свое второе рождение теория нечеткой логики пережила в начале восьмидесятых годов, когда сразу несколько групп исследователей (в основном в США и Японии) всерьез занялись созданием электронных систем различного применения, использующих нечеткие управляющие алгоритмы. Теоретические основы для этих попыток были заложены в ранних трудах Коско [Kosko, 1994, 1997] и других ученых. Наибольшую роль сыграли, пожалуй, два научных результата: доказательство FAT-теоремы и комбинация нечеткой логики с нейронными сетями Кохонена, указавшая путь к преодолению наиболее критического "узкого места" новой теории - автоматизированного формирования системы нечетких правил по содержимому входных данных. Теорема FAT (Fuzzy Approximation Theorem), доказывает, что любая математическая система может быть аппроксимирована системой, основанной на нечеткой логике.

К 90-му году появилось около 40 патентов, относящихся к нечеткой логике. Сорок восемь японских компаний образовали совместную лабораторию LIFE (Laboratory for International Fuzzy Engineering), японское правительство финансировало 5-летнюю программу по нечеткой логике, включающую 19 различных проектов - от систем оценки глобального загрязнения атмосферы и предсказания землетрясений до АСУ заводских цехов и складов [Internet1, 2002].

Результатом выполнения этой программы явилось появление целого ряда новых массовых микрочипов, основанных на нечеткой логике. Сегодня их можно найти в стиральных машинах и видеокамерах, цехах заводов и моторных отсеках автомобилей, в системах управления складскими роботами и боевыми вертолетами.

Новый подход к представлению знаний не только повысил эффективность многих технических решений (фаззи-контроллеров), но и упростил задание правил в системах основанных на знаниях. Нечеткие ЭС явились третьей волной коммерческих интеллектуальных систем.

Например, в США развитие нечеткой логики идет по пути создания систем, служащих большому бизнесу и военной промышленности. Нечеткая логика применяется при анализе новых рынков, биржевой игре, оценке политических рейтингов, выборе оптимальной ценовой стратегии и т.п. Появились и коммерческие системы массового применения (CubiCalc, FIDE, FuziCalc и др.).

В настоящее время НЛ активно используется не только в СИИ, но и во многих традиционных информационных системах. Появились и стали активно развиваться другие математические аппараты (теория доверия, возможности, интервальных множеств и др.), направленные на преодоление ограничений классической логики.

ШЕСТОЙ ЭТАП — ЭВОЛЮЦИОННЫЙ ПОДХОД

Начало шестого этапа развития ИИ связано с ростом интереса к использованию генетических алгоритмов (ГА) для эффективного обучения широкого класса нейронных сетей. В связи с этим этот этап можно было исходно назвать *нейрогенетическим*, однако необходимость усовершенствования ГА оказала влияние на увеличение интереса к другим направлениям и полученным достижениям в области эволюционного подхода. Наряду с тенденцией к автономности интеллектуальных систем (создания интеллектуальных агентов, синергетических систем, ботов, роботов и т.д.), восходящей к третьему этапу развития ИИ, это привело к значительному расширению нейрогенетической парадигмы.

Возможность того, что вычислительная система, наделенная простыми механизмами изменчивости и отбора, могла бы функционировать по аналогии с законами эволюции в природных системах, была очень привлекательна. И это стало причиной появления ряда вычислительных систем, построенных на принципах естественного отбора.

История эволюционных вычислений началась с разработки ряда независимых моделей, основными из которых были генетические алгоритмы и классификационные системы Голланда (Holland), опубликованные в начале 60-х годов. Они получили всеобщее признание после выхода в свет книги, ставшей классикой в этой области, - "Адаптация в естественных и искусственных системах" [Adaptation in Natural and Artificial Systems, 1975]. В 70-х годах в рамках теории случайного поиска Растрининым Л.А. был предложен ряд

алгоритмов, использующих идеи бионического поведения особей. Развитие этих идей нашло отражение в цикле работ Букатовой И.Л. по эволюционному моделированию. Развивая идеи Цетлина М.Л. о целесообразном и оптимальном поведении стохастических автоматов, Неймарк Ю.И. предложил осуществлять поиск глобального экстремума на основе коллектива независимых автоматов, моделирующих процессы развития и элиминации особей. Большой вклад в развитие эволюционного программирования внесли Фогель (Fogel) и Уолш (Walsh). Несмотря на разницу в подходах, каждая из этих "школ" взяла за основу ряд принципов, существующих в природе, и упростила их до такой степени, чтобы их можно было реализовать на компьютере.

Главная трудность с построения вычислительных систем, основанных на принципах естественного отбора, и их применением в прикладных задачах, состоит в том, что природные системы достаточно хаотичны и не носят четкую направленность. Обычно компьютер используется как инструмент для решения определенных задач, в которых акцентируется внимание на максимально быстром выполнении действий при минимальных затратах. Природные системы не имеют никаких таких целей или ограничений, во всяком случае, они не очевидны. Выживание в природе не направлено к некоторой фиксированной цели, вместо этого эволюция совершает шаг вперед в любом доступном направлении.

Условно усилия, направленные на моделирование эволюции по аналогии с природными системами, к настоящему времени можно разбить на две большие категории:

— системы, которые смоделированы на биологических принципах. Они успешно использовались для задач типа функциональной оптимизации и могут легко быть описаны на небологическом языке

— системы, которые являются биологически более реалистичными, но которые не оказались особенно полезными в прикладном смысле. Они больше похожи на биологические системы и менее направлены. Они обладают сложным и интересным поведением, и, видимо, вскоре получат практическое применение.

Конечно, на практике трудно разделять эти вещи так строго. Эти категории — просто два полюса, между которыми лежат различные вычислительные системы. Ближе к первому полюсу — эволюционные алгоритмы, такие как Эволюционное Программирование (Evolutionary Programming), Генетические Алгоритмы (Genetic Algorithms) и Эволюционные Стратегии (Evolution Strategies). Ближе ко второму полюсу — системы, которые могут быть классифицированы как Искусственная Жизнь (Artificial Life).

Генетические Алгоритмы - адаптивные методы поиска, которые в последнее время часто используются для решения задач функциональной оптимизации. Они основаны на генетических процессах биологических организмов: биологические популяции развиваются в течении нескольких поколений, подчиняясь законам естественного отбора и по принципу "выживает наиболее приспособленный", открытому Чарльзом Дарвином. Подражая этому процессу генетические алгоритмы способны "развивать" решения реальных задач, если те соответствующим образом закодированы. Например, ГА могут использоваться, чтобы проектировать структуры моста, для поиска максимального отношения прочности/веса, или определять наименее расточительное размещение для нарезки форм из ткани. Они могут также использоваться для интерактивного управления процессом, например на химическом заводе, или балансировании загрузки на многопроцессорном компьютере.

Основные принципы ГА были сформулированы Голландом [Holland, 1975], и хорошо описаны во многих работах. В отличие от эволюции, происходящей в природе, ГА только моделируют те процессы в популяциях, которые являются существенными для развития. Точный ответ на вопрос: какие биологические процессы существенны для развития, и какие нет? - все еще открыт для исследователей.

В природе особи в популяции конкурируют друг с другом за различные ресурсы, такие, например, как пища или вода. Кроме того, члены популяции одного вида часто конкурируют за привлечение брачного партнера. Те особи, которые наиболее приспособлены к окружающим условиям, будут иметь относительно больше шансов воспроизвести потомков. Слабо приспособленные особи либо совсем не произведут потомства, либо их потомство будет очень немногочисленным. Это означает, что гены от высоко адаптированных или приспособленных особей будут распространяться в увеличивающемся количестве потомков на каждом последующем поколении. Комбинация хороших характеристик от различных родителей иногда может приводить к появлению "суперприспособленного" потомка, чья приспособленность больше, чем приспособленность любого из его родителя. Таким образом, вид развивается, лучше и лучше приспособляясь к среде обитания.

ГА используют прямую аналогию с таким механизмом. Они работают с совокупностью "особей" - популяцией, каждая из которых представляет возможное решение данной проблемы. Каждая особь оценивается мерой ее "приспособленности" согласно тому, насколько "хорошо" соответствующее ей решение задачи. Например, мерой приспособленности могло бы быть отношение силы/веса для данного проекта моста. (В природе это эквивалентно оценке того, насколько эффективен организм при конкуренции за ресурсы). Наиболее приспособленные особи получают возможность "воспроизводить" потомство с помощью "перекрестного скрещивания" с другими особями популяции. Это приводит к появлению новых особей, которые сочетают в себе некоторые характеристики, наследуемые ими от родителей. Наименее приспособленные особи с меньшей вероятностью смогут воспроизвести потомков, так что те свойства, которыми они обладали, будут постепенно исчезать из популяции в процессе эволюции.

Так и воспроизводится вся новая популяция допустимых решений, выбирая лучших представителей предыдущего поколения, скрещивая их и получая множество новых особей. Это новое поколение содержит

более высокое соотношение характеристик, которыми обладают хорошие члены предыдущего поколения. Таким образом, из поколения в поколение, хорошие характеристики распространяются по всей популяции. Скрещивание наиболее приспособленных особей приводит к тому, что исследуются наиболее перспективные участки пространства поиска. В конечном итоге, популяция будет сходиться к оптимальному решению задачи.

В последние годы, реализовано много генетических алгоритмов. По этой причине в настоящее время под термином "генетические алгоритмы" скрывается не одна модель, а достаточно широкий класс алгоритмов, подчас мало похожих друг от друга. Исследователи экспериментировали с различными типами представлений, операторов кроссовера и мутации, специальных операторов, и различных подходов к воспроизводству и отбору.

Хотя модель эволюционного развития, применяемая в ГА, сильно упрощена по сравнению со своим природным аналогом, тем не менее, ГА является достаточно мощным средством и может с успехом применяться для широкого класса прикладных задач, включая те, которые трудно, а иногда и вовсе невозможно, решить другими методами. Однако, ГА, как и другие методы эволюционных вычислений, не гарантирует обнаружения глобального решения за полиномиальное время. ГА не гарантируют и того, что глобальное решение будет найдено, но они хороши для поиска "достаточно хорошего" решения задачи "достаточно быстро". Там, где задача может быть решена специальными методами, почти всегда такие методы будут эффективнее ГА и в быстродействии и в точности найденных решений. Одним из главных преимуществ ГА является то, что они могут применяться как в сложных задачах, где не существует никаких специальных методов, так и там, где хорошо работают существующие методики, эффективность которых можно повысить за счет сочетания с ГА.

ТЕНДЕНЦИИ ДАЛЬНЕЙШЕГО РАЗВИТИЯ ОБЛАСТИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

В этом параграфе представлена попытка определения наиболее перспективных тенденций развития ИИ.

Характеризуя всю область в целом, можно отметить, что рассмотренные выше этапы и направления демонстрируют быстрое развитие и расширение области ИИ, поэтому четкое выделение новых (будущих) этапов станет еще более трудной задачей.

В рамках *первой тенденции*, которая остается неизменяемой в течение всей истории развития ИИ, можно отметить процесс выделения и смещения направлений ИИ в отдельные или другие научные дисциплины. На сегодняшний день информационные технологии получили широкое распространение, а уровень их интеллектуализации сильно возрос, что привело не просто к возможности, а к постоянно растущей потребности в интеллектуальных системах. Слово интеллект (intelligence) стало крайне популярным и активно эксплуатируется в самых разных аспектах: Business Intelligence (BI), интеллектуальная камера, интеллектуальный дом, интеллектуальный анализ данных и т.д., а апогеем этой идеи можно назвать слоган компании Motorola «Intelligence everywhere».

Особенностью современной формы этой тенденции является разделение области не только по направлениям (методологиям) исследований и разработки, но и по прикладным аспектам (ИС в экономике, в медицине, в военной отрасли, в сфере развлечений и т.д.). Кроме того, можно заметить наметившиеся разделение ИИ на два уровня, направленных с одной стороны, на широкую аудиторию, а с другой стороны, — на узкоспециализированных специалистов-профессионалов.

Второй тенденцией является обновление парадигмы второго этапа развития ИИ, соответствующей задачам создания интегральных роботов. Создание автономных роботов, интегрирующих множество различных интеллектуальных функций и способных функционировать в реальных условиях, является одной из самых быстро развивающихся областей ИИ.

В качестве *третьей тенденции* можно выделить смежную с робототехникой область создания ботов и интеллектуальных компьютерных программ, называемых *интеллектуальными агентами (ИА)*. Они выступают в роли виртуальных помощников или советчиков в рабочих программах, в компьютерных играх используются как AI-персонажи, в чатах и форумах — как модераторы и т.д. На сегодня актуальными являются идеи о создании сообществ ИА, интеллектуальных организаций и предприятий.

Четвертой тенденцией в области ИИ является создание естественно-языковых (ЕЯ) систем. ЕЯ-процессор позволит преодолеть многие сложности взаимодействия человека и компьютера, даст возможность извлечения знаний из текстов без использования специальных устройств, увеличит производительность и эффективность взаимодействия компьютерных программ с помощью более гибких языков.

Особенно актуальна эта задача потому, что пользователи ИТ все больше времени проводят в виртуальном информационном мире (Интернет, компьютерные игры, мобильная телефония и т.д.). Необходимость эффективного взаимодействия внутри информационной сети выдвигает задачу создания ЕЯ-модулей на передний план всей области ИТ.

Пятой тенденцией развития искусственного интеллекта, особенно его бионической составляющей, является внедрение в область ИИ новых достижений нейронауки и генетики. Вопросы об организации системы обработки информации, мышления и памяти остаются до сих пор мало изученными, поэтому

основные усилия исследователей человеческого мозга направлены сейчас на изучение интеллектуальных функций, и, особенно, памяти человека.

Шестой тенденцией в области ИИ является внедрение разработок в творческую деятельность людей. Так, например, уже сейчас существуют виртуальные музыкальные группы, которые имеют не только компьютерный вид, но и компьютерный голос, неотличимый от человеческого.

ВОПРОСЫ ДЛЯ САМОПРОВЕРКИ

1. Перечислите основные этапы развития ИИ.
2. Как изменялась парадигма ИИ на каждом этапе развития?
3. Какие основные направления и поднаправления в области ИИ сформировались за эти годы?
4. Что исходно подразумевало понятие «эвристики» и почему методы ИИ противопоставляют традиционным алгоритмическим подходам?
5. В чем причины основных неудач по созданию интегральных роботов?
6. Назовите преимущества эргатических интеллектуальных систем.
7. Какие существуют распространенные заблуждения относительно экспертных систем и в чем их причина?
8. Какую роль сыграли ЭС в развитии ИИ?
9. Назовите три поколения интеллектуальных систем, нашедших массовое коммерческое применение.
10. Какими недостатками обладали первые искусственные нейронные сети и как они повлияли на развитие бионического направления в области ИИ?
11. Перечислите области применения нейронных сетей.
12. Сравните преимущества и недостатки ЭС и НС.
13. Какие актуальные проблемы в области ЭС решаются за счет интеграции с другими интеллектуальными системами?
14. Для каких целей был исходно разработан математический аппарат нечеткой логики? Перечислите другие теории, направленные на достижение тех же целей.
15. Назовите область применения НЛ.
16. В чем состоит важность FAT-теоремы с точки зрения применения НЛ для решения практических задач?
17. Для каких целей используется интеграция НС и НЛ?
18. Как используется НЛ в ЭС?
19. Какие направления существуют в рамках эволюционного подхода к созданию ИИ?
20. В чем состоит основное отличие направленности методов, относящихся к категории искусственная жизнь и генетических алгоритмов?
21. Для каких задач возможно использование ГА?
22. Перечислите основные тенденции в области ИИ.