

суперкомпьютеров, мощность которых измеряется сотнями терафлопов, может самостоятельно решать алгоритмические, математические, программные задачи настолько высокого уровня, что при этом совершенствует заданный ранее начальный программный код, алгоритм до уровня самостоятельного принятия решений, оптимизации процессов управления. Подобного рода задачи ставились и ранее, но мощность вычислительных машин не позволяла обрабатывать большие объемы данных с настолько мощной структурой алгоритмов. В силу своих возможностей алгоритмизация и оптимизация процессов и явлений в XXI веке достигла огромных масштабов в управлении сложными объектами, системами с совершенствованием искусственного интеллекта. Современные системы объектов управления стали самообучаемыми, самонастраиваемыми, самосовершенствованными за счет внедрения искусственного интеллекта. В настоящее время даже современные суперкомпьютеры по своим физическим ресурсам пока по большинству параметров уступают человеческому мозгу, превосходя его лишь по скорости вычислений. Тем не менее, прогресс в области искусственного интеллекта впечатляет, так как развитие компьютерных технологий идет очень быстрыми темпами. И можно предположить, что в обозримом будущем компьютеры сравняются по своим возможностям с человеческим мозгом и превзойдут его.

Отражение в XXI веке развития искусственного интеллекта, его совершенствования все больше находит решение в нейронных сетях. Если приблизить понятие ИИ к человеческому фактору, то можно найти определение нейронных сетей. Нейронные сети строятся по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей, то есть сетей нервных клеток живого организма. Понятие биологических нейронных сетей возникло при изучении процессов, протекающих в мозге и попытке их моделирования. Так попытка моделирования биологических нейронных сетей привела к разработке алгоритмов, где впоследствии полученные модели на основе известных и разработанных алгоритмов стали использовать в задачах идентификации объектов управления для практических целей. Нейронные сети представляют собой систему многосвязных между собой процессоров – искусственных нейронов, которые являются довольно простыми по своей структуре. Подобные процессоры нейронной сети обрабатывают сигналы как поступающие на них, так и сигналы, отсылаемые ими на другие процессоры нейронной сети. Будучи соединенными в достаточно большую сеть с управляемым взаимодействием, такие локально простые процессоры вместе способны выполнять довольно сложные задачи.

Нейронные сети являются основным направлением по изучению возможности моделирования естественного интеллекта с помощью компьютерных алгоритмов. Стоит отметить, что нейронные сети не программируются, а обучаются. Возможность обучения – одно из главных преимуществ нейронных сетей перед *алгоритмами*. Технически обучение заключается в нахождении коэффициентов связей между нейронами. В процессе обучения нейронная сеть способна выявлять сложные зависимости между входными данными и выходными, а также выполнять *обобщение*

Нейронные сети

в принципе высоко параллельное устройство, что позволяет революционно ускорить обработку информации. Нейронные сети можно реализовать в качестве программного обеспечения для обыкновенного компьютера (тогда прощай скоростные преимущества параллельности), или как аппаратное обеспечение: аналоговое, цифровое или смешанное. Наивысшая скорость и гибкость достигается на специальных компьютерах – нейрокомпьютерах с использованием соответствующего программного обеспечения.

Прежде чем нейронная сеть станет способна что-либо обрабатывать, её следует обучить. По сути, понятие «тренинг» ближе к истине, но исторически сложилось употреблять термин «обучение». Необученная нейронная сеть не имеет даже рефлексов, то есть на любые внешние воздействия ее реакция будет хаотичной. Обучение состоит в многократном предъявлении характерных примеров до тех пор, пока нейронная сеть на своем выходе не станет выдавать желаемый отклик. В зависимости от назначения нейронной сети задается определенный желаемый отклик, например, для предсказания это значение предсказываемой величины. В общем случае желаемый отклик задается «учителем». В случае предсказания (на русском точнее будет сказать *прогнозирования*) «учитель» формирует входные данные, выбирает число шагов предсказания на выходе и отфильтровывает ненужные компоненты в исходной временной последовательности, чтобы задать более подходящий желаемый отклик. Например, иногда заранее известно, что высокочастотные флуктуации предсказывать нет необходимости, поэтому их отфильтровывают и получают желаемый отклик в виде сглаженной исходной последовательности.

Разница между реальным выходом нейронной сети и предъявляемым желаемым откликом называется ошибкой. Величина и знак этой ошибки служат для самоадаптации весовых коэффициентов, которые на старте обучения задаются случайными числами. Механизм процесса обучения состоит в целенаправленном изменении (самоадаптации) весовых коэффициентов (иногда и некоторых дополнительных параметров) и называется правилом или алгоритмом обучения. Критерием обучаемости является планомерное, асимптотическое уменьшение среднеквадратичной ошибки, то есть главное, чтобы она уменьшалась с каждым новым повтором некоего примера. Обучение нейронных сетей завершается, когда среднеквадратичная ошибка достигнет некоторой наперед заданной величины или когда нейронная сеть начнет правильно (с требуемой точностью) обрабатывать данные из отдельного тестового набора характерных примеров.

Сама по себе идея самоорганизации архитектуры нейронных сетей не нова. Однако, всему свое время. Именно сейчас количество исследований переходит в качество результатов, и именно сейчас внедрение нейронных сетей разворачивается широким фронтом.

В развитии ИИ пытались отыскать общие методы решения широкого класса задач. Но разработка программных средств оказалась слишком трудоемким занятием, не принесшим весомых результатов в исследовании и разработке ИИ. В период 60-х годов началось зарождение эвристического программирования, что привело к сокращению количества переборov в пространстве поиска. Это правило теоретически не обосновывается, но позволяет сократить количество переборov в пространстве поиска. Второе «рождение» ИИ пережил в 80-х годах. В Японии был создан нейрокомпьютер, в котором ограничения по памяти и быстродействию были практически сняты. Появились параллельные компьютеры с большим количеством процессоров. Основная область применения нейрокомпьютеров заключалась в распознавании образов. В настоящее время используются три подхода к созданию нейросетей: аппаратный, программный и гибридный – сочетание аппаратного с программным.

Просматриваются два направления развития ИИ:

- первое заключается в решении проблем связанных с приближением специализированных систем ИИ к возможностям человека и их интеграции, которая реализована природой человека.
- второе заключается в создании Искусственного Разума, представляющего интеграцию уже созданных систем ИИ в единую систему, способную решать проблемы человечества.

В заключение стоит отметить, что ИИ имеет по своей структуре некий алгоритм последовательности действий принимаемых решений. Однако ИИ ограничивается выбором принятия решений, тогда как человек не ограничивается в большинстве ситуаций, а, следовательно, человеческий фактор не настолько предсказуем как ИИ. Предсказание человеческого фактора не может дать столь хороший прогноз поведения человека, в то время как прогнозирование ИИ возможно с высокой степенью вероятности.

Литература

- 1. Джеф Хокинс и Сандра Блейкли. ОБ ИНТЕЛЛЕКТЕ, 2004.
- 2. Роджер Пенроуз. НОВЫЙ УМ КОРОЛЯ. О КОМПЬЮТЕРАХ, МЫШЛЕНИИ И ЗАКОНАХ ФИЗИКИ, 1989.
- 3. Игнаси Белда. РАЗУМ, МАШИНЫ И МАТЕМАТИКА, 2012.
- 4. Стюарт Рассел и Питер Норвиг. ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ. СОВРЕМЕННЫЙ ПОДХОД, 2006.
- 5. Джеймс Баррат. ПОСЛЕДНЕЕ ИЗОБРЕТЕНИЕ ЧЕЛОВЕКА, 2013.
- 6. Педро Домингос. ВЕРХОВНЫЙ АЛГОРИТМ, 2015.
- 7. http://www.psychologos.ru/articles/view/iskusstvennyy_intellekt
- 8. <http://neuronus.com/nn>
- 9. <https://m.habrahabr.ru/company/1cloud/blog/281282/>