**Нейросети: принцип работы и перспективы развития**

Нейронные сети - основа новой и интересной области глубинного обучения. Глубинное обучение - область машинного обучения, в наше время помогло сделать большой прорыв во многих областях, начиная с игры в Покер с живыми игроками, и заканчивая беспилотными автомобилями. Но, прежде всего, глубинное обучение требует знаний о работе нейронных сетей.

Искусственные нейросети (ИНС) - это программная реализация нейронных структур нашего мозга. Мозг содержит нейроны, которые являются своего рода органическими переключателями. Они могут изменять тип передаваемых сигналов в зависимости от электрических или химических сигналов, которые в них передаются. Нейросеть в человеческом мозге - огромная взаимосвязанная система нейронов, где сигнал, передаваемый одним нейроном, может передаваться в тысячи других нейронов. Обучение происходит через повторную активацию некоторых нейронных соединений. Из-за этого увеличивается вероятность вывода нужного результата при соответствующей входной информации (сигналах). Такой вид обучения использует обратную связь - при правильном результате нейронные связи, которые выводят его, становятся более плотными.

Искусственные нейронные сети имитируют поведение мозга в простом виде. Они могут быть обучены контролируемым и неконтролируемым путями. В контролируемой ИНС, сеть обучается путем передачи соответствующей входной информации и примеров исходной информации. Например, спам-фильтр в электронном почтовом ящике: входной информацией может быть список слов, которые обычно содержатся в спам-сообщениях, а исходной информацией - классификация для уведомления (спам, не спам). Такой вид обучения добавляет веса связям ИНС.

Неконтролируемое обучение в ИНС пытается "заставить" ИНС "понять" структуру передаваемой входной информации "самостоятельно".

Всякий, кто следит за текущим прогрессом в анализе данных, слышал о применении в машинном обучении искусственных нейронных сетей второго поколения. Эти сети обычно полносвязные, принимающие и выдающие непрерывно изменяющиеся значения. Хотя нейронные сети осуществили прорыв во многих областях, в биологическом отношении они не вполне соответствуют структуре реальных нейронов и механизмам обработки информации в человеческом мозге.

К природной физиологии ближе импульсные (спайковые) нейронные сети (spiking neural network, SNN). Импульсные нейронные сети преодолевают разрыв между нейронаукой и машинным обучением, используя для обработки информации биологически реалистичные модели нейронов.

Импульсная нейронная сеть принципиально отличается от нейронных сетей второго поколения, используемых аналитиками данных. Такая сеть вместо непрерывно меняющихся во времени значений оперирует дискретными событиями, происходящими в определенные моменты времени. Сеть получает на входы серию импульсов и выдаёт импульсы на выходе.

В реальном нейроне передача импульса определяется дифференциальными уравнениями, соответствующим биофизическим процессам образования потенциала на мембране нейрона. Как только потенциал достигает определенной величины, нейрон реагирует на это, передавая импульс, а мембрана приобретает исходный потенциал.

Для описания процесса используются различные модели. Импульсные нейронные сети также отличаются от сетей второго поколения менее связной и более специфичной топологией.

На первый взгляд, подход SNN может показаться шагом назад – от непрерывной, своего рода аналоговой картины, к импульсной, двоичной. Однако преимущество SNN состоит в том, что импульсный подход позволяет оперировать данными, учитывая расстояния между нейронами и длительность распространения сигнала, то есть в контексте пространства и времени. За счет этого сети SNN гораздо лучше приспособлены для обработки данных от настоящих сенсоров.

Пространственный аспект отражает тот факт, что нейроны в первую очередь соединены с ближайшими соседями, и поэтому фрагменты ввода обрабатываются отдельно.

Временной аспект соответствует тому, что тренировочные импульсы приходят с различными задержками, и та информация, что мы "теряем" при переходе от непрерывного сигнала к импульсному, на самом деле сохраняется в информации о задержке импульсов друг относительно друга. Это позволяет естественным образом обрабатывать временны́е данные без дополнительной сложности. Доказано, что импульсные нейроны являются более мощными вычислительными единицами, чем традиционные искусственные нейроны.

Учитывая, что SNN в теории являются более мощными нейронными сетями, чем сети второго поколения, остается удивляться, почему мы не видим их широкого применения. Основная проблема практического использовании SNN – обучение. Несмотря на наличие методов биологического неконтролируемого обучения (без учителя), таких как Hebbian и STDP, пока неизвестны эффективные методы обучения SNN, обеспечивающие более высокую производительность, чем сети второго поколения.

Ввиду проблем с дифференцированием импульсов, SNN невозможно обучать, используя градиентный спуск, не теряя точную временную информацию об импульсах. Поэтому, чтобы эффективно использовать SNN для реальных задач, необходимо разработать соответствующие методы контролируемого обучения. Это трудная задача – учитывая биологический реализм этих сетей, она предполагает точное понимание того, как учится человеческий мозг.

Другая, более близкая к решению, проблема, заключается в аппаратной составляющей. Симуляция SNN на стандартном оборудовании представляет трудоемкую задачу, так как требует моделирования дифференциальных уравнений. Нейроморфные аппаратные средства, такие как IBM TrueNorth, направлены на решение этой проблемы путем моделирования нейронов с использованием специализированного аппаратного обеспечения, соответствующего дискретности и разреженности биологических нейронных сетей.

Будущее SNN остается неясным. С одной стороны, они являются естественными преемниками современных нейронных сетей. С другой стороны, SNN пока далеки от практических инструментов для большинства задач. Уже существуют реальные приложения SNN для обработки изображений и звука в режиме реального времени, однако литература по практическим применениям остается скудной.

Большинство публикаций по SNN являются либо теоретическими, либо демонстрируют неудовлетворительную для современных задач производительность. В виду чрезвычайной перспективности этого направления над решением указанных задач работают многие научные группы.

**Экспертное мнение подготовили ведущие рубрики «Права и обязанности: общий взгляд»**

кандидат технических наук, заведующий кафедройинформационных систем и математического моделирования **О.А. Астафурова**

кандидат технических наук, доцент кафедры информационных систем и математического моделирования **Н.А. Сальникова**