

Грязнов Сергей Александрович

канд. пед. наук, доцент, декан

ФКОУ ВО «Самарский юридический институт ФСИН России» г. Самара, Самарская область

ЭВОЛЮЦИЯ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Аннотация: мозг — это эффективная вычислительная система. Он выполняет сложнейшие задачи, занимая при этом около 2 литров объема и потребляя сравнительно мало энергии. Вычислительные задачи выполняются специальными клетками мозга, называемыми нейронами. Тема искусственных нейронных сетей — одна из самых увлекательных в мире технологий. В статье рассмотрены различные типы обучения ИНС и перспективы ее дальнейшего развития.

Ключевые слова: искусственная нейронная сеть, ИНС, перцептрон, глубокое обучение, спайковые нейронные сети, «жидкие» сети.

Искусственная нейронная сеть (ИНС) — программное обеспечение, состоящее из множества узлов, каждый из которых решает небольшую часть входного уравнения — эта архитектура слабо имитирует биологический мозг несмотря на то, что у каждого нейрона небольшая вычислительная мощность, сети, состоящие из множества блоков, могут эффективно решать сложные задачи.

Сходство между искусственными сетями и настоящими нейронными сетями настолько поразительно, что нейробиологи и компьютерные ученые пересекаются в своих областях исследований. Биологический и закодированный мозг имеют общую способность развиваться и совершенствоваться по мере решения проблем. Подобно ребенку, выполняющему домашнее задание, ИНС учится на примерах — чем больше примеров, тем эффективнее и будет решение проблем. Однако аналогия с работой человеческого мозга здесь заканчивается. ИНС реплицируют нейроны как узлы чисел, при этом биологические нейроны используют химические и электрические сигналы для передачи информации. Таким образом, использование ИНС не влечет за собой появление автоматического разума или «разума» машины.

Простейшим строительным блоком ИНС является искусственный нейрон или узел — математическая или компьютерная модель восприятия информации мозгом (перцептрон), предложенная Фрэнком Розенблаттом в 1958 году. Однако, до 1970-х годов ИНС считались непрактичными — из-за недостатка данных и вычислительных мощностей. Кроме того, большинство ученых того времени считали, что для работы машинам нужны правила и строгие инструкции. Британский ученый информатик Джеффри Хинтон не согласился с этим мнением, он предположил, что если мозг человека может учиться с нуля, то и машины могут обучаться. Хинтон, наряду с пионерами искусственного интеллекта Яном Лекуном и Джошуа Бенжио, стал победителем АСМ Turing Award 2018 — аналог Нобелевской премии в области вычислений — за прогресс, запустивший революцию в глубоком обучении [1].

ИНС по своей логической основе представляют собой дерево решений — каждый узел имеет вход, скрытый слой и выход. Если результат вычисления выше заданного порога, узел передает информацию на следующий уровень. После того как все выходные данные рассчитаны, они объединяются в формулу, отражающую выводы, полученные на этом этапе обучения. ИНС с более чем тремя уровнями можно назвать — системой глубокого обучения. Различные типы ИНС обеспечивают различные типы обучения:

- «обучение с учителем» использует помеченные примеры для обучения машины. Например, машине выдается множество фотографий яблок с надписью «яблоко». Затем машина учиться распознавать немаркированные фотографии яблок в наборе данных и маркировать их с высокой степенью точности;
- «неконтролируемое обучение» позволяет машине обнаруживать закономерности в наборе данных без направления. Набор обучающих данных содержит фотографии яблок, апельсинов и груш без категорий машина может заметить, что есть три категории элементов и сортировать новые данные в этих категориях;
- «обучение с подкреплением». Машине даются входные данные без решения, а выходу сети присваивается оценка. В течение многих итераций машина

будет стремиться максимизировать этот показатель и в процессе научится решать задачу. Этот метод позволил машинам, например, играть в игры.

Эволюция готовит почву для более мощных импульсных нейронных сетей. Спайковые (импульсные) нейронные сети (SNN) — это тип искусственной нейронной сети, которая наиболее точно воспроизводит структуру человеческого мозга. Это делает SNN важным шагом на пути к развитию искусственного интеллекта. Недавно исследователи разработали ключевой метод обучения SNN с использованием эволюционного подхода. Этот подход включает в себя распознавание и использование различных сильных сторон отдельных элементов SNN, называемых «кодировками». Подход исследователей включает косвенное кодирование, которое воспроизводит кодировки вместо создания совершенно новой кодировки для каждого человека. Это гораздо более эффективный способ построения больших и, следовательно, более умных SNN.

Косвенное кодирование помогает ученым создавать значительно более крупные нейронные сети с более сложными связями между нейронами. Эти изменения помогут использовать SNN во все более сложных приложениях. Например, улучшенные SNN привнесут новые возможности в сложную задачу классификации больших научных изображений. Улучшая производительность систем искусственного интеллекта, это исследование может позволить ученым найти решения проблем, вызванных изменением климата, открыть или усовершенствовать экологически чистые энергетические технологии.

Спайковые нейронные сети предлагают огромный потенциал для будущего искусственного интеллекта. Во-первых, их можно эффективно реализовать на нейроморфных системах, которые точно имитируют биологический мозг. Одной из проблем при построении функционирующих SNN является процесс обучения. Стандартные процессы обучения трудно применить к SNN. Ученые создали эволюционный подход к обучению SNN, реализующий непрямое кодирование. В частности, исследователи разработали SNN с использованием сетей создания композиционных паттернов (СРРN), которые могут изучать паттерны связи между нейронами, определенными в координатном пространстве [2].

Исследователи Массачусетского технологического института разработали тип нейронной сети, которая обучается в процессе работы, а не только на этапе обучения. Эти гибкие алгоритмы, получившие название «жидких» сетей, меняют лежащие в их основе уравнения, чтобы постоянно адаптироваться к новым входным данным. Такой прогресс может помочь в принятии решений на основе потоков данных, которые со временем меняются, в том числе связанных с медицинской диагностикой и автономным вождением.

Это прорыв для будущего управления роботами, обработки естественного языка и видео – любой формы обработки данных временных рядов. Данные временных рядов жизненно важны для нашего понимания мира, потому что реальный мир состоит из последовательностей. Мы воспринимаем не изображение, а последовательность изображений – данные временных рядов фактически создают нашу реальность.

Обработка видео, финансовые данные и медицинские диагностические приложения — это примеры временных рядов, которые имеют центральное значение для общества. Постоянно меняющиеся потоки данных могут быть непредсказуемыми. Тем не менее, анализ данных в режиме реального времени и их использование для прогнозирования будущего поведения может ускорить разработку новых технологий, таких как автомобили с автоматическим управлением.

В Массачусетском технологическом институте разработали нейронную сеть, которая может адаптироваться к изменчивости реальных систем. К этому открытию ученых подтолкнули исследования микроскопической нематоды С. Elegans. В ее нервной системе всего 302 нейрона, но оказалось, что она может генерировать неожиданно сложную динамику [3].

Особое внимание ученые уделили тому, как нейроны С. Elegans активируются и общаются друг с другом с помощью электрических импульсов. В расчетах, которые ученые использовали для структурирования своей нейронной сети, параметры изменялись с течением времени на основе результатов вложенного набора дифференциальных уравнений — эта гибкость является ключевой. Поведение большинства нейронных сетей фиксируется после фазы обучения, это

означает, что они плохо адаптируются к изменениям входящего потока данных. Текучесть «жидкой» сети делает ее более устойчивой к неожиданным или зашумленным данным, например, если сильный дождь закрывает обзор камеры на беспилотном автомобиле. Планируется продолжать совершенствовать систему и готовить ее для промышленного применения.

Способность машин к обучению уже находит применение почти во всех отраслях: в здравоохранении; банковском деле; финансах и инвестициях; оценке недвижимости, безопасности. Однако чрезмерная зависимость от автоматизированного принятия решений имеет также и существенные недостатки, и по мере того, как машины тестируются в реальном мире, появляется много вопросов (доверие, этика), которые еще предстоит решить.

Список литературы

- 1. Сарханянц К. Развитие искусственного интеллекта / К. Сарханянц [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://www.kommersant.ru/doc/3925539 (дата обращения: 22.02.2022).
- 2. Евграфов В.А. Спайковые нейронные сети / В.А. Евграфов, Е.А. Ильюшин // International Journal of Open Information Technologies. 2021. №7 [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://cyberleninka.ru/article/n/spaykovyeneyronnye-seti (дата обращения: 22.02.2022).
- 3. Jacob Solawetz Liquid Neural Networks in Computer Vision [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://blog.roboflow.com/liquid-neural-netowrks/#:~:text=The%20liquid%20neural%20network%20builds,hid-den%20state%2C%20evolving%20in%20time. (дата обращения: 22.02.2022)