

УДК 004.032.26

ПЛАСТИЧНОСТЬ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Игнатович А.С., студент гр. ИСт-182, II курс
Ивина О.А., к.т.н., доцент каф.ИиАПС
Кузбасский государственный технический университет
имени Т.Ф. Горбачева
г. Кемерово

Нейронные сети являются одним из перспективнейших направлений мировой промышленности, что связано с открытием новых возможностей применения в различных областях деятельности человека. Функциональность сетей зависит не только от количества поступающей обучающей информации, но и от объема накопленного опыта. В последние годы большое число научных работ направлено на анализ использования методов машинного обучения искусственного интеллекта - алгоритмов глубокого обучения многослойных нейронных сетей и глубинных нейросетей. Из-за этого ощутима тенденция рынка технологий разработок перехода к производственным модулям с высоким уровнем автоматизации, что требует повышение количества исходных интеллектуальных самостоятельных машин. Однако, производственным процессам характерно большое разнообразие динамически взаимодействующих факторов самих параметров, что усложняет создание адекватных аналитических моделей. Данные, полученных результатов создания задают вектор исследования, фокусируя внимание на инновационные решения для дальнейшего развития когнитивных технологий.

Фундаментальным аспектом обучения в биологических нейронных сетях является свойство пластичности, которое позволяет им изменять свои конфигурации в течение всей своей жизни в процессе эксплуатации. Сходство искусственных нейронных сетей и эволюционных процессов биологических аналогов дает возможность реализовать идентичные свойства биологических структур, применяя эволюционные вычислительные подходы для оптимизации функционала нейронных систем. В связи с этим возрастает спрос к альтернативным объектно-ориентировочного вариантам моделирования производственных процессов с использованием искусственных нейронных систем, предоставляющим возможности создавать модели, работающие в реальном времени с малыми погрешностями. На основе этих данных процессов создания, к примеру лежит, существующий метод обучения по Хеббу, который заключается в локальной активации нейронов на основе биологических механизмов моделирования пластичности. Иными словами, данный метод заключается в трех основных биологических соображениях: Усилении причинной связи, потере приобретенных знаний и рефлекторной природы правила Хебба [1].

Под усилением причинной связи прежде всего должно пониматься то, что любой нейрон должен быть синаптически связан и синхронизирован с любым другим, тем самым данная связь будет в процессе синаптической адаптивности развиваться до уровня автоматизма. Исходя из этого, потеря приобретенных знаний является обратным действием усиления в том условии, если данная связь нейронов превысила критическое количество накопителя памяти. Принцип данного правила заключается в том, что нейронная связь приглушается при критических обстоятельствах, возникающих в ряду с недостатком памяти внутреннего накопителя, из-за этого возникает сбой, который переходит из одной среды нейронных сетей в другую, тем самым новые данные не пополняются в реестр, а лишь переписывают старые. С рефлекторной природой гораздо проще, ее применение вливается только в последовательной активации цепочки нейронов.

Особое значение пластичность имеет для сетей большой размерности и масштаба, так как большая размерность сети является необходимым условием для процессов самоорганизации и быстрой обработки больших объемов интеллектуальной информации. Однако аппаратная реализация этого свойства достаточно сложна. Отмечена важная роль синаптических структур, являющимися более сложными функциональными узлами по сравнению с нейронами, при разработке искусственных нейроподобных архитектур. Пространственно-распределенные синаптические структуры отражают соответствующую пространственно-временную обработку информации в каждом нейроне. Синаптические структуры должны иметь кратковременную и долговременную внутреннюю память для реализации различных форм пластичности нейронной сети, так как совместно с аксонными сетями реализуют коммуникационную среду для обмена сетевой информацией в виде импульсов активации [2]. Они являются основой для самоорганизации нейронной сети, развития и обучения посредством иерархических обратных связей и локального взаимодействия между соседними нейронами. Информационный обмен между двумя нейронами также осуществляется через синаптические соединения с помощью нейротрансмиттера. Именно пластичность характеризует способность синаптической связи изменять эффективность передачи сигнала [3].

На данный момент сети способны активно развиваться, используя «врожденные» навыки и способность меняться и учиться в условиях новых подходов и поставленных целей. Эволюционные алгоритмы и исследование механизмов работы нейронных сетей наряду с увеличением вычислительной мощности требуют более гибких алгоритмов анализа новых подходов в обучении машин. То есть стоит учитывать преимущества использования искусственных нейронных сетей, такие как прогнозирование и планирование, которые являются неотъемлемой частью создания будущего алгоритма создания нейронной сети продукта. Тем не менее прогнозирование является одной из самых востребованных, но при этом является и самой сложной частью постановлению задач интеллектуального анализа данных. Использование возможностей пластичности интеллектуальных систем в условиях адаптации можно по

праву считать приоритетным направлением в исследованиях механизмов работы искусственного разума [4].

Разберем последнюю тенденцию использования нейронных сетей на основе компании Google - Распознавание речи. Где ещё в процессе создания задали концептуальные цели, основой которых является улучшение телекоммуникационной сети. По началу ввода в оборот продукт был очень сырым, так как база голосовых данных была довольно таки мала, но создатели уже на ранней стадии планирования задались мыслью: “А почему мы сами должны пополнять базу?” из-за этого они предвидели в заложенной в продукте нейронной сети такую возможность, которая характерна только для нейронной сети, о которой мы уже говорили, - самообучение в процессе эксплуатации. Таким образом, нейросеть сама пополняла базу голосовых данных, что улучшило её последующие возможности. На такой же базе устроены такие востребованные платформы, как Google Объектив и поиск по изображению. На самом деле, любая информационно-поисковая сеть построена на нейронных сетях. Это можно легко понять, потому что как мы уже ознакомились с принципом действия взаимосвязанных нейронных сетей, любой результат поисковых действий отражается в последующем схожем запросе или же просто предлагается в списке последних информационных запросов. Помимо этого, с данных, полученных в ходе запроса, образуется тематическая для вас реклама, основанная на последних ваших действиях.

Несмотря на достаточное количество экспериментальных исследований в области нейронных сетей, существует относительно мало теоретических работ, обобщающих полученные результаты. Целью данного обзора является анализ представленных данных и акцентирование важности работы в этом направлении.

Список литературы:

1. Архангельский В. Г., Алюшин А. В., Алюшин С. А. Адаптивная обработка сигналов в масштабируемых и реконфигурируемых мемристивных синаптических структурах для сетей искусственных импульсных нейронов // Цифровая обработка сигналов и её применение–DSPA-2019. – 2019. – С. 554-559.
2. Parisi G. I. et al. Continual lifelong learning with neural networks: A review // Neural Networks. – 2019.
3. Abbott L. F., Nelson S. B. Synaptic plasticity: taming the beast // Nature neuroscience. – 2000. – Т. 3. – №. 11s. – С. 1178.
4. Казаков М. А. Конструктивный метод обучения искусственных нейронных сетей со взвешенными коэффициентами // Программные продукты и системы. – 2019. – Т. 32. – №. 1.