

ИССЛЕДОВАНИЕ МОДЕЛЕЙ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ, ИСПОЛЬЗУЕМЫХ ДЛЯ АНАЛИЗА СТАТИСТИЧЕСКИХ ХАРАКТЕРИСТИК ТРАФИКА

**Касенова Мерейлим Нурлановна, Шингисов Данияр Серикович,
Сейлов Амиралы Ажибекович**

mikassen@gmail.com

преподаватель кафедры Радиотехника, электроника и телекоммуникации,
докторанты кафедры «Информационные системы»
ЕНУ им. Л.Н.Гумилева, Нур-Султан, Казахстан
Научный руководитель – Ш.Сейлов

Без знания природы циркулирующего в сети трафика и законов его поведения невозможно эффективное управление сетями, выработка решений по их развитию, обеспечение сетевой безопасности и поддержка необходимого уровня качества.

В основе теории искусственных нейронных сетей [1] лежит идея создания интеллектуального устройства по образу и подобию человеческого мозга. Способ обработки информации человеческим мозгом принципиально отличается от способов, используемых в обычных компьютерах. Главное преимущество биологического мозга заключается в параллельности производимых им вычислений и накоплении знаний и опыта.

Исследования работы мозга, взаимодействия биологических нейронов послужили основой для разработки теории нейронных сетей и их практической реализации. Искусственные нейронные сети представляют собой математическую модель, воспроизводящую структуру, взаимосвязи и функционирование человеческого мозга.

Основываясь на результатах анализа моделей нейронных сетей, а также учитывая то, что обрабатываемые при анализе телетрафика данные, во-первых, не обладают очень высокой размерностью, во-вторых, входной вектор полностью описывает исследуемый процесс, а в-третьих, главной прогнозируемой задачей предполагаемого анализа является классификация – следует сделать вывод о предпочтительном использовании в дальнейших исследованиях многослойных нейронных сетей с прямым распространением сигналов.

Обобщенный принцип работы нейронных сетей заключается в следующем. Формируется нейронная сеть, состоящая из нейронов, объединенных в слои. Выходы одних нейронов соединяются со входами других, входам нейронов присваиваются определенные веса, в соответствии с вышеприведенной моделью искусственного нейрона. На входы нейронов первого слоя подаются сигналы, определяющие входные данные решаемой задачи. Эти сигналы суммируются, с учетом присвоенного входам нейрона весов, то есть с учетом значимости каждого входа и передаются на входы нейронов следующего слоя. Сигналы, формируемые нейронами последнего (выходного) слоя интерпретируются, как решение задачи.

Однако, для получения достоверных результатов, необходимо провести процедуру обучения сети, во время которой корректируются веса входов нейронов таким образом, чтобы на поступающие входные данные формировался правильный ответ.

Эффективность работы нейронных сетей определяется выбором метода обучения сети и её архитектуры.

От того, насколько качественно будет выполнено обучение сети, зависит её способность решать поставленные перед ней задачи во время эксплуатации. Следует также иметь в виду, что качество обучения и время обучения связаны обратной зависимостью и, если между ними приходится выбирать, то делать это придется на компромиссной основе.

Методы обучения нейронной сети. Существуют два основных метода обучения нейронных сетей – "с учителем" и "без учителя".

Метод обучения с учителем предполагает, что во время обучения имеется множество пар векторов $\{(X, Y)\}$, где x_i – один из векторов, задающих условие задачи, а y_i – известное

решение для вектора x_i . В процессе обучения сеть меняет свои веса так, чтобы формировать нужное отображение $X \rightarrow Y$. Следует отметить, что размер множества $\{(X, Y)\}$ должен быть достаточно большим.

Метод обучения без учителя применяется, когда известны только входные вектора. При предъявлении этих векторов сеть само организуется, настраивая свои веса таким образом, чтобы формировать одинаковые результаты для достаточно близких входных значений. Фактически, при этом нейронная сеть ищет закономерности в обучающих данных и выполняет группирование схожих входных векторов по неявным признакам.

Существует также метод, являющийся промежуточным между указанными двумя методами обучения - метод критики. Его суть в том, что имеется возможность на этапе обучения оценивать правильность работы сети и указывать желаемое направление изменений. Подобная ситуация часто встречается в системах, связанных с оптимальным управлением.

В основе всех этих алгоритмов лежат следующие основные правила:

Коррекция по ошибке – относится к методу обучения с учителем, здесь, при помощи соответствующих процедур оптимизации, производится минимизация заранее заданной целевой функции, характеризующей правильность работы сети.

Обучение по Больцману – в основе этого правила лежит стохастический алгоритм, который следует из принципов теоретической термодинамики. Целью обучения по Больцману является такая настройка весовых коэффициентов, при которой состояния нейронов удовлетворяют желаемому распределению вероятностей, определяемых на основе вероятностной функции Больцмана:

$$P_k = 1 / (1 + \exp(-E_k / t)) \quad (5)$$

где t - аналог уровня теплового шума, E_k - сумма весов связей k -го нейрона со всеми активными в данный момент нейронами.

Обучение по Хэббу – основано на нейрофизиологическом постулате, утверждающем, что если нейроны с обеих сторон синапса находятся в возбужденном состоянии, то вес связи между ними возрастает, если же соседние нейроны находятся в разных состояниях – то вес связи между ними уменьшается.

Конкурентное обучение – особенностью этого правила является процесс возбуждения нейронов выходного слоя в соответствие с принципом "победитель забирает все". Это означает, что при подаче любого входного вектора всегда возбуждается только один нейрон выходного слоя.

Выбор архитектуры нейронной сети. Создание искусственной нейронной сети, выбор её архитектуры - это выбор способа объединения нейронов в сеть, обеспечивающего условия для эффективного решения поставленной задачи.

По архитектуре нейронные сети разделяют на однослойные и многослойные.

Однослойные сети. В однослойных нейронных сетях сигналы с входного слоя сразу подаются на выходной слой. Он производит необходимые вычисления, результаты которых сразу подаются на выходы.

В однослойных сетях нейроны соединяются, либо по принципу каждый с каждым — такие сети называются полносвязанными, либо регулярно — такие сети называются регулярными.

В полносвязных нейронных сетях каждый нейрон передает свой выходной сигнал остальным нейронам, в том числе и самому себе. Все входные сигналы подаются всем нейронам. Выходными сигналами сети могут быть все или некоторые выходные сигналы нейронов.

В слабосвязных нейронных сетях нейроны располагаются в узлах прямоугольной или гексагональной решетки. Каждый нейрон связан с четырьмя, шестью или восемью своими ближайшими соседями.

Топология простейшей однослойной нейронной сети показана на рисунке 1.

Нейроны представлены в виде кружков и расположены в узлах сети, линии связи условно означают передачу информации.

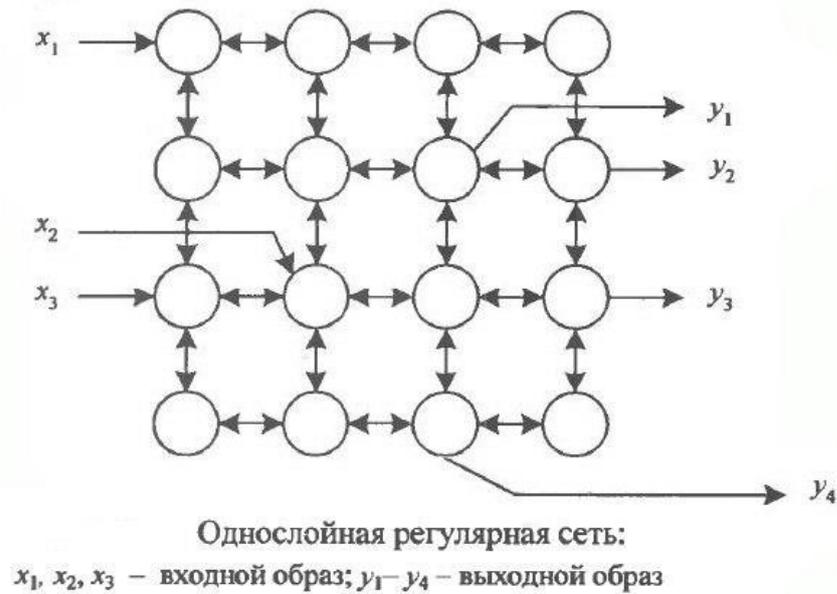


Рисунок 1 – Однослойная регулярная сеть

В однослойной сети все нейроны функционируют независимо друг от друга, поэтому возможности всей сети ограничиваются свойствами отдельных нейронов.

Многослойные сети. В многослойных сетях нейроны группируют по слоям. Внешние слои многослойной сети называют входным и выходным слоями. Внутренние слои называют скрытыми. Число скрытых слоев неограниченно, если скрытых слоев больше, чем 1, нейросеть считается глубокой. Среди наиболее применяемых конфигураций многослойных нейронных сетей следует выделить сети с прямыми и перекрестными связями.

Сети с прямыми связями. Сети с прямым распространением сигналов или как их еще называют – сети с прямыми связями определяют структуру связей, при которой сигналы передаются строго от входного слоя к выходному, обратная передача сигналов – невозможна.

Представленная модель сети является универсальной для реализации любого функционального преобразования. Частным случаем таких сетей являются сети с перекрестными связями.

Пример двухслойной сети с перекрестными связями приведен на рисунке 2.

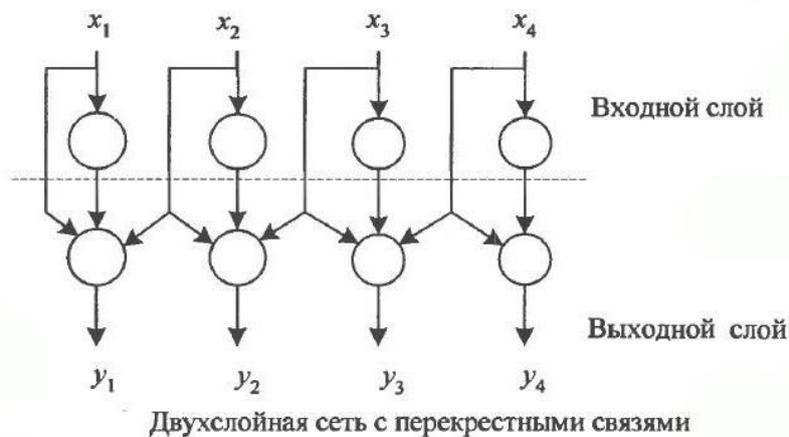


Рисунок 2 – Двухслойная сеть с перекрестными связями

Такие сети характерны тем, что нейроны второго слоя имеют настраиваемые синаптические связи, как с выходов нейронов первого слоя, так и непосредственно с их входов.

Сверточные нейронные сети. Сверточные нейронные сети, в основном нацелены на эффективное распознавание изображений и, стало быть, должны обрабатывать очень большой объем информации. Сверточные нейронные сети работают на основе **фильтров**, которые занимаются распознаванием определенных характеристик изображения

На рисунке 3 показан пример свёрточного слоя с ядром свертки размера 3 x 3.

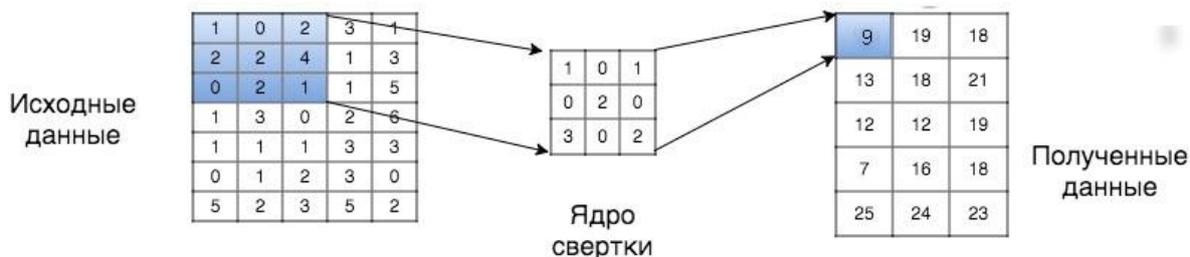


Рисунок 3 – Пример свёрточного слоя

Последовательное применение операций свёртки позволяет выделить в исследуемом образе характерные элементы, на основе которых и осуществляется распознавание образа.

Многообразие моделей нейронных сетей, их базовых архитектур и разновидностей, в совокупности с различными методами обучения определяют большое количество используемых видов нейронных сетей.

Класс задач, которые можно решить с помощью нейронной сети, определяется её свойствами, т.е. тем, как сеть *построена* и тем, как она *обучается*, т.е. от архитектуры сети.

Анализ наиболее употребляемых моделей нейронных сетей. Сети с прямым распространением сигналов (сети с прямыми связями).

Однослойные сети имеет небольшое практическое применение, их продолжают использовать только там, где для решения поставленной задачи достаточно линейной делимости.

Выбор архитектуры такой сети весьма прост. Количество входных нейронов (сенсоров) определяется размерностью входного вектора, а количество выходных нейронов определяется размерностью вектора. Обучение сети производится с учителем.

Решаемые задачи – это классификация и распознавание простых элементов.

Многослойные сети - самая известная и очень хорошо изученная архитектура, которая содержит последовательно соединенные несколько слоев нейронов — входной, один или несколько скрытых слоев, и выходной слой. В многослойных сетях с прямым распространением сигналов, как правило, используется сигмоидальная функция активации.

Число слоев в многослойной сети определяет, каким образом входное пространство может быть разбито на подпространства меньшей размерности. Так, нейронная сеть с одним слоем нелинейных нейронов разбивает входное пространство образов на классы при помощи гиперплоскости. Сеть с двумя слоями нейронов с нелинейной функцией активации, позволяет формировать любые выпуклые области в пространстве решений. Сеть, имеющая три нелинейных слоя, дает возможность получать область решений любой формы и сложности, в том числе и невыпуклой.

Для многослойных сетей с прямым распространением сигналов, обычно, применяется обучение с учителем, с использованием алгоритма обратного распространения ошибки.

Свое название сверточные сети получили из-за реализуемого ими этапа обработки данных, который называется свертка. Эта операция обеспечивает извлечению из поступающих входных данных характерных признаков, используемых для последующего распознавания.

Сверточные нейронные сети являются наиболее характерным примером глубоких нейронных сетей, т.е. содержат все большее количество слоев. Так первые глубокие сети содержали чуть более десятка слоев, а теперь подобные сети насчитывают свыше 150 слоев.

Главное назначение сверточных нейронных сетей – распознавание образов.

Основываясь на результатах анализа моделей нейронных сетей, а также учитывая то, что обрабатываемые при анализе телетрафика данные, во-первых, не обладают очень высокой размерностью, во-вторых, входной вектор полностью описывает исследуемый процесс, а в-третьих, главной прогнозируемой задачей предполагаемого анализа является классификация – следует сделать вывод о предпочтительном использовании в дальнейших исследованиях многослойных нейронных сетей с прямым распространением сигналов.

Нейронные сети позволяют на основе большого числа накопленных данных, самостоятельно найти заранее неявные закономерности и связи и использовать эту информацию для реализации процессов классификации и управления.

Список использованных источников

1. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание / С. Хайкин. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2008. – 1104 с.
2. Гойхман, В.Ю. Построение архитектуры нейронной сети для выявления вида распределения случайных величин / В.Ю. Гойхман, А.И. Лапий // Технологии и средства связи. – 2016. – № 3. – С. 36-40.
3. Гойхман, В.Ю. Исследование вероятностных характеристик трафика при помощи аппарата нейронных сетей/ В.Ю. Гойхман, А.И. Лапий // Электросвязь. – 2018. – № 4. – С. 64–67.
4. Авраменко, М.В. «Выбор дисциплины передачи данных сенсорного узла» / М.В. Авраменко, В.Ю. Гойхман// Первая миля № 2, 2017. С. 34-39.
5. Vadim Goykhman, Luiza Korganbaeva, Alexey Ermakov, Maria Nikolaeva. Research of Typical Information Objects Traffic. Advances in Science and Technology Research Journal, Volume 13, Issue 2, June 2019, P.51–55.
6. V. Goikhman, Sh. Seilov, N. Sokolov, L. Korganbayeva Evaluating the packet traffic parameter measurements. Telecommunications and Radio Engineering, №78 (6), 2019, P. 489-499.
7. Сеилов Ш.Ж., Боранбаев С.Н., Касенова М.Н., Сейлов А.А., Шингисов Д.С. Интеллектуальный анализ информационно-коммуникационного трафика. Вестник Евразийского национального университета имени Л.Н. Гумилева. Серия Технические науки и технологии. 2019 г. №3(128). С.76-86.
8. Sh. Seilov, V. Goikhman, M. Kassenova, A.Seilov, D. Shingissov. Development of neural network models for the analysis of infocommunication traffic. Bulletin of the Karaganda University. «Mathematics» series. 2019 №4. P.118-126.

УДК 004.67

DATA MANAGEMENT ИЛИ ВАЖНОСТЬ КАЧЕСТВЕННОГО УПРАВЛЕНИЯ ОСНОВНЫМИ БИЗНЕС-ДААННЫМИ КОМПАНИИ

Кенжебаева Ж.

магистрант факультета информационных технологий
Кинтонова А.Ж, научный руководитель

Введение

В настоящее время управление данными становится основной движущей силой успеха компаний на рынке, особенно для глобальных предприятий. Данные стали важным активом глобальных предприятий, и они все больше осознают влияние данных.

Из-за этого все больше компаний вкладывают средства в технологические инструменты в разных областях.