

Аналитический обзор использования искусственных нейронных сетей в промышленности.

Андреева Д.О., Тимофеева Д.К., Астапов В.Н.
Самарский Государственный технический университет
Самара, Россия (443100, Самара ул. Молодогвардейская, 244), e-mail:
e-mail: dianaandreeva0225@gmail.com, asta-2009@mail.ru

Аннотация

В данной работе проведен аналитический обзор применения нейросетей в промышленности, медицине и образовании. Проведенный анализ применения ИНС в различных разработках современных средств автоматизации и автоматизированной диагностики существующего оборудования, а также диагностики в медицине, показывает, что интеллектуальные нейросети являются сегодня одним из перспективных направлений в промышленности. В этой области ощутима тенденция перехода к производственным модулям с высоким уровнем автоматизации, что требует увеличения количества интеллектуальных саморегулирующихся и самонастраивающихся машин. В статье показано, что в основе нейронных сетей лежит преимущественно-поведенческий подход к решаемой задаче: сеть «учится в процессе проведения экспериментов» и подстраивает свои параметры при помощи так называемых алгоритмов обучения. Поэтому возрастает интерес моделирования производственных процессов с использованием ИНС, предоставляющим возможности создавать модели, работающие в реальном времени с малыми погрешностями, способные и далее обучаться в процессе использования.

Ключевые слова: Нейронные сети, Искусственные нейронные сети, промышленность, обучение, нейроны, сети, применение

Analytical review of the use of artificial neural networks in industry.

Andreeva D.O., Timofeeva D.K., Astapov V.N.
Samara State Technical University
Samara, Russia (244 Molodogvardeyskaya str., Samara, 443100),
e-mail: dianaandreeva0225@gmail.com, asta-2009@mail.ru

Annotation

In this paper, an analytical review of the use of neural networks in industry, medicine and education is carried out. The analysis of the use of INS in various developments of modern automation tools and automated diagnostics of existing equipment, as well as diagnostics in medicine, shows that intelligent neural networks are one of the promising areas in industry today. In this area, there is a noticeable tendency to switch to production modules with a high level of automation, which requires an increase in the number of intelligent self-regulating and self-adjusting machines. The article shows that the nature of developments in the field of neural networks is fundamentally different from expert ones. Neural networks are based primarily on a behavioral approach to the problem being solved: the network "learns in the process of conducting experiments" and adjusts its parameters using so-called learning algorithms. Therefore, there is an increasing interest in alternative approaches to modeling production processes using INS, which provide opportunities to create models that work in real time with small errors, capable of further learning in the process of use.

Keywords: Neural networks, Artificial neural networks, industry, training, neural networks, application

Введение:

Нейронные сети- раздел искусственного интеллекта, в котором для обработки сигналов используются явления, аналогичные происходящим в нейронах живых существ. [1]

Нейронную сеть можно обучить - это значит, сообщить ей, чего мы от нее добиваемся. В программных реализациях можно видеть, что в процессе обучения величина ошибки (сумма квадратов ошибок по всем выходам) постепенно уменьшается. Когда величина ошибки достигает нуля или приемлемого малого уровня, тренировку останавливают, а полученную нейронную сеть считают натренированной и готовой к применению на новых данных.

Важно отметить, что вся информация, которую нейронная сеть имеет о задаче, содержится в наборе примеров. Поэтому качество обучения нейронной сети напрямую зависит от количества примеров в обучающей выборке, а также от того, насколько полно эти примеры описывают данную задачу. Обучение нейронных сетей - сложный и наукоемкий процесс. Алгоритмы обучения нейронных сетей имеют различные параметры и настройки, для управления которыми требуется понимание их влияния. [2]

Анализируя всё вышесказанное можно сделать вывод, что технология на применении нейронных сетей уже зарекомендовала себя как надёжная система, использующаяся во многих технических и научных работах. Цель моей статьи состоит в том, чтобы более подробно провести обзор, с анализом структуры, общие понятия, требования, задачи искусственных нейронных сетей .

Для достижения поставленной цели, в статье рассмотрены принципы работы и практическое применение нейронных сетей в различных областях человеческой деятельности.

1 Принципы работы нейронных сетей

Контролируемое обучение нейронной сети можно рассматривать как решение оптимизационной задачи. Ее целью является минимизация функции ошибок, или невязки, E на данном множестве примеров путем выбора значений весов W .

Целью процедуры минимизации является отыскание глобального минимума - достижение его называется сходимостью процесса обучения. Поскольку невязка зависит от весов нелинейно, получить решение в аналитической форме невозможно, и поиск глобального минимума осуществляется посредством итерационного процесса - так

называемого обучающего алгоритма, который исследует поверхность невязки и стремится обнаружить на ней точку глобального минимума. Обычно в качестве меры погрешности берется средняя квадратичная ошибка (MSE).

В основе нейронных сетей лежит преимущественно-поведенческий подход к решаемой задаче: сеть «учится в процессе проведения экспериментов» и подстраивает свои параметры при помощи так называемых алгоритмов обучения через механизм обратной связи.

Введенную Кохоненом «самоорганизующуюся карту признаков» можно рассматривать как вариант нейронной сети. Сеть такого типа рассчитана на самостоятельное обучение: во время обучения сообщать ей правильные ответы необязательно. В процессе обучения на вход сети подаются различные образцы. Сеть состоит из одного входного и одного выходного слоя. Количество элементов в выходном слое непосредственно определяет, сколько кластеров сеть может распознавать. Каждый из выходных элементов получает на вход весь входной вектор. Как и во всякой нейронной сети, каждой связи приписан некоторый синаптический вес. В большинстве случаев каждый выходной элемент соединен также со своими соседями. Эти внутренние связи играют важную роль в процессе обучения, так как корректировка весов происходит только в окрестности того элемента, который наилучшим образом откликается на очередной вход.

Выходные элементы соревнуются между собой за право вступить в действие и «получить урок». Выигрывает тот из них, чей вектор весов окажется ближе всех к входному вектору в смысле расстояния, определяемого, например, евклидовой метрикой. У элемента-победителя это расстояние будет меньше, чем у всех остальных. На текущем шаге обучения менять веса разрешается только элементу-победителю (и, может быть, его непосредственным соседям); веса остальных элементов при этом как бы заморожены. Выигравший элемент заменяет свой весовой вектор, немного перемещая его в сторону входного вектора. После обучения на достаточном количестве примеров совокупность весовых векторов с большей точностью приходит в соответствие со структурой входных примеров - векторы весов в буквальном смысле моделируют распределение входных образцов.

Сеть со встречным распространением соединяет в себе свойства самоорганизующейся сети Кохонена и концепцию Oustar - сети Гроссберга. Эта схема возникла из работ Хехта - Нильсена. CPN-сеть нацелена на постепенное построение искомого отображения входов в выходы на основе примеров действия такого отображения. Сеть хорошо решает задачи, где

требуется способность адаптивно строить математическое отражение по его точным значениям в отдельных точках.

Сети данного вида успешно применяются в таких финансовых и экономических приложениях, как рассмотрение заявок на предоставление займов, предсказание трендов цен акций, товаров и курсов обмена валют. Есть два вида нейронных сетей: статические, которые также часто называют сетями с прямой связью (feed-forward), и динамические, или рекуррентные сети.

Нейронные сети с прямой связью состоят из статических нейронов, так что сигнал на выходе сети появляется в тот же момент, когда подаются сигналы на вход. Если не все составляющие ее нейроны являются выходными, говорят, что сеть содержит скрытые нейроны. Наиболее общий тип архитектуры сети получается в случае, когда все нейроны связаны друг с другом (но без обратных связей). В конкретных задачах нейроны обычно бывают сгруппированы в слои.

Интересно отметить, что, согласно теоретическим результатам, нейронные сети с прямой связью и с сигмоидными функциями являются универсальным средством для приближения (аппроксимации) функций. Говоря точнее, любую вещественнозначную функцию нескольких переменных на компактной области определения можно сколь угодно точно приблизить с помощью трехслойной сети. При этом, правда, мы не знаем ни размеров сети, которая для этого потребуется, ни значений весов. Сети с прямой связью, действительно, могут служить универсальным средством для аппроксимации, но нет никакого правила, позволяющего найти оптимальную топологию сети для данной задачи.

Следующий класс нейронных сетей - динамические или рекуррентные, сети. Они построены из динамических нейронов, чье поведение описывается дифференциальными или разностными уравнениями, как правило, первого порядка. Сеть организована так, что каждый нейрон получает входную информацию от других нейронов (возможно, и от себя самого) и из окружающей среды. Этот тип сетей - весьма общая модель, которую потенциально можно использовать в самых разных приложениях, например: ассоциативная память, нелинейная обработка сигналов, моделирование конечных автоматов, идентификация систем, задачи управления. [3]

Искусственная нейронная сеть, это математическая модель, имеющая программно - аппаратную реализацию, построенная по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей — сетей нервных клеток живого организма. Это понятие возникло при изучении процессов, протекающих в мозге, и при попытке смоделировать эти процессы.

Основу каждой искусственной нейронной сети составляют относительно простые, в большинстве случаев - однотипные, элементы, имитирующие работу нейронов мозга.

Нейрон обладает группой синапсов - однонаправленных входных связей, соединенных с выходами других нейронов. Каждый синапс характеризуется величиной синаптической связи или ее весом w_i .

Обработка сигналов происходит параллельно, это достигается путем объединения большого числа нейронов в так называемые слои и соединения определенным образом нейронов различных слоев, а также, в некоторых конфигурациях, и нейронов одного слоя между собой, причем обработка взаимодействия всех нейронов ведется послойно. Выбор структуры нейронной сети осуществляется в соответствии с особенностями и сложностью задачи. Для некоторых классов задач уже существуют оптимальные конфигурации. Если же задача не может быть сведена ни к одному из известных классов, разработчику приходится решать задачу синтеза новой конфигурации. Проблема синтеза искусственной нейронной сети сильно зависит от задачи, дать общие подробные рекомендации затруднительно. В большинстве случаев оптимальный вариант искусственной нейронной сети получается опытным путем. [1]

2 Практическое применение нейронных сетей в различных областях человеческой деятельности

Широкое применение нейронных сетей в жизнедеятельности человека показывает нижеприведенная классификация по функциональному назначению:

- аппроксимация;
- классификация и распознавание образов;
- прогнозирование;
- идентификация и оценивание;
- ассоциативное управление.

Анализ зарубежных исследований, посвященных ИНС и нейрокомпьютерам, позволяет выделить следующие перспективные направления современного развития нейросетевых и нейрокомпьютерных технологий [2]

- нейросетевые экспертные системы;
- СУБД с использованием нейросетевых алгоритмов;
- обработка сигналов и изображений;
- управление динамическими системами и финансовой деятельностью;
- оптические нейрокомпьютеры;

– системы виртуальной реальности.[7]

2.1 Нейронные сети в медицине, назначение

Наиболее широкое распространение нейросети в медицине получили в области работы с изображениями, а именно для медицинского диагностирования. Компьютерное зрение - направление является наиболее перспективным в медицинской диагностике и скрининге патологий. Один из таких проектов — Цельс, разработка российской компании «Медицинские скрининг системы». На данный момент сервис работает по четырём направлениям диагностики — маммография, флюорография, компьютерной томография лёгких и гистология. [4]

2.2 Применение медицинских нейросетей

2.2.1 Нейронная сеть и генетика

Анализ ДНК — ещё одно перспективное и активно развивающееся направление применения нейросетей. Например, инструмент, разработанный Университетом штата Мичиган, осуществляет генетические исследования и позволяет по геному человека установить его рост с точностью до трёх сантиметров, спрогнозировать развитие у него таких серьёзных заболеваний как рак, инсульт и инфаркт, выявить мутации, влияющие на плотность костной ткани, и даже предсказать уровень образования, которого может достичь человек.[4]

3 Нейронные сети в промышленности

3.1 Применение искусственных нейронных сетей в геофизических и геотехнических задачах

Искусственные нейронные сети успешно применяются в решении различных задач. Привлечение ИНС позволяет сократить требуемое количество скважин и проводимых тестов для определения характеристик грунтов и свойств коллекторов, приводя к значительной экономии денежных средств и времени.

Применение нейронных сетей снижает себестоимость проводимых исследований, улучшает качество геологической оценки и облегчает интерпретацию структуры подземных слоев. Искусственные нейронные сети, наряду с линейными регрессиями, применяются для

прогнозирования различных геофизических параметров, для построения кривых геофизических исследований скважин.

Анализ геологических данных крайне важен для оценки нефтегазоности исследуемых участков. Искусственные нейронные сети позволяют анализировать геологический разрез по материалам сейсморазведки.

3.2 Эксплуатация месторождений

Наглядным примером применения искусственного интеллекта являются «интеллектуальные» месторождения — smart fields. Такие месторождения предполагают удаленное управление объектами нефтегазодобычи и персоналом с помощью различных методов искусственного интеллекта.

Первые опыты с «интеллектуальными» месторождениями проводятся и в России. Один такой проект реализуется совместным предприятием компаний Shell и «Газпромнефть» — компанией «Салым Петролеум». Благодаря быстрой передаче информации на пункты управления растет эффективность использования фонда скважин, снижаются эксплуатационные расходы, оптимизируется закачка воды в пласт, увеличиваются объем и скорость добычи.

Разновидностью интеллектуальных технологий в нефтегазовой отрасли являются «умные» скважины — smart wells. Такая технология позволяет добывать нефть из разных коллекторов и при этом вести непрерывный учет отдельно по каждому пласту.

Методы искусственного интеллекта снижают и расходы компаний, занимающихся сланцевой добычей. Например, использование породоразрушающих инструментов со встроенными компьютерными чипами, нацеленных на поиск трещин в породе, повышает эффективность гидроразрыва пласта.[5]

3.3 Искусственная нейронная сеть для диагностики нефтепродуктов

Искусственные нейронные сети (ИНС) широко применяются в различных прикладных областях. Возможности ИНС по моделированию сложных нелинейных систем используются при моделировании измерительных устройств. Из многочисленных описанных в литературе структур ИНС для применения в области измерений наиболее подходят сети прямого распространения, называемые многослойным персептроном (МСП), в котором нет обратных связей и обучающие алгоритмы обратного распространения ошибки (алгоритм Румельхарта-Хинтона-Вильямса).[6]

Заключение

В данной работе проведен аналитический обзор применения нейросетей в различных сферах деятельности человека.

В статье показано применение ИНС в медицинской диагностике, в военных разработках, исследования и прогнозирования различных экономических процессов и явлений и т.д. В свою очередь, при решении технических задач, таких, например, как идентификация объектов управления, синтез регуляторов, диагностика неисправностей, применение ИНС до сих пор достаточно ограничено. Отчасти это объясняется наличием развитого математического аппарата, описывающего процессы и явления, происходящие в объектах, а также наличием большого количества методов решения указанных задач. [7]

Список литературы

1. Полимиальная аппроксимация функции посредством нейронных сетей. Горенко А.С., «Кубанский государственный университет» (ФГБОУ ВО «КубГУ»), г. Краснодар, Российская Федерация(https://www.kubsu.ru/sites/default/files/users/8791/portfolio/kursovaya_rabota_gorenko_a.s_0.pdf) (Дата обращения 12.09.2022).
2. Обучение нейронных сетей. Студопедия-2014-2022 год. (URL: <https://studopedia.info/4-43320.html>) (Дата обращения 12.09.2022).
3. Искусственные нейронные сети и их приложения, Ф.М. ГАФАРОВ, А.Ф. ГАЛИМЯНОВ, Казань – 2018, Издательство Казанского университета.
4. Проект „CELSUS“, г. Калуга AI-Платформа для анализа медицинских изображений (<https://celsus.ai/>)(Дата обращения 20.10.2022).
5. Применение методов искусственного интеллекта для Повышения эффективности в нефтегазовой и других сырьевых отраслях,Петр КАЗНАЧЕЕВ, Регина САМОЙЛОВА, Никола КУРЧИНСКИ, Центр сырьевой экономики РАНХиГС (119571, Москва, просп. Вернадского, д. 82). (<https://cyberleninka.ru/article/n/primenenie-metodov-iskusstvennogo-intellekta-dlya-povysheniya-effektivnosti-v-neftegazovoy-i-drugih-syrievyh-otraslyah>) (Дата обращения 27.10.2022)
6. Искусственная нейронная сеть для диагностики нефтепродуктов. Никифоров И.К., Кречка П.М. 552.(<http://matlab.exponenta.ru/conf2002/proceedings.php>)(Дата обращения 29.10.2022).
7. Проблемы и перспективы использования искусственных нейронных сетей для идентификации и диагностики технических объектов. А.С. Михайлов, Б.А. Староверов. ФГБОУВПО «Костромской государственный технологический университет», «Вестник ИГЭУ» Вып. 3 2013 г., г. Кострома, Российская Федерация.