

НЕЙРОННЫЕ СЕТИ КАК КОМПЬЮТЕРНЫЕ ПРОГРАММЫ СТАРЕЙШИХ АЛГОРИТМОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

■ Абрамов Н. В., Василенко К. А.

Искусственная нейронная сеть — это компьютерная программа, состоящая из множества однотипных подпрограмм, называемых нейронами. Отличие такой программы от других заключается в ее способности обучаться, на основе получаемой ей же информации. Несмотря на то, что нейросети попали в центр всеобщего внимания совсем недавно, это один из старейших алгоритмов машинного обучения.

Первая версия формального нейрона, ячейки нейронной сети, была предложена Уорреном Маккалоком и Уолтером Питтсом в 1943 году. А уже в 1958 году Фрэнк Розенблатт разработал первую нейронную сеть. Несмотря на свою простоту, она уже могла различать, например, объекты в двумерном пространстве.

Таким образом, поставив перед ИНС задачу определить, изображена на картинке кошка или собака и предоставив сколько-то картинок с собаками и сколько-то картинок с кошками, итогом будет то, что ИНС, как ребенок, научится различать изображена на картинке кошка или собака. На сегодняшний день таких примеров очень много, нейронные сети могут писать картины, стихи и определять огромное количество разнообразных объектов и даже пере-

водить написанный текст в устную речь и наоборот.

Раньше человек взаимодействовал с вычислительной машиной через карты и лампочки, сейчас через клавиатуру и мышь, а в недалеком будущем человек и машина могут взаимодействовать друг с другом благодаря способности искусственных нейронных сетей учиться. Например, ниже на рисунке 1 показано как нейросетью создается картинка (справа) на основе двух других (слева). Так на сегодняшний день нейросети могут определять звуки, эмоции и мысли человека, при помощи нейронных интерфейсов.

Очень скоро не будет необходимости в средствах ввода информации, так как человек сможет общаться с машинами на своем обычном языке, а та сможет отвечать, полностью подражая человеческой речи, чем и занимается команда канадского стартапа в своей разработке «Lyrebird». Например, на рисунке 2 показано как нейросеть добавляет на фото несуществующие объекты. ИНС также могут «создавать» людей, их мимику так, к примеру, сделали специалисты из Вашингтонского университета, их нейросеть учится подражать мимике реальных людей по видео, затем ИНС предоставляют аудио файл с речью и



Рисунок 1. Созданная нейросетью картинка (справа) на основе двух других (слева)



Рисунок 2. Искусственная нейронная сеть добавляет на фото несуществующие объекты

она подставляет необходимую мимику под этот файл.

Очень скоро не будет необходимости в средствах ввода информации, так как человек сможет общаться с машинами на своем обычном языке, а та сможет отвечать, полностью подражая человеческой речи, чем и занимается команда канадского стартапа в своей разработке «Lyrebird». ИНС также могут «создавать» людей, их мимику так, к примеру, сделали специалисты из Вашингтонского университета, их нейросеть учится подражать мимике реальных людей по видео, затем ИНС предоставляют аудио

файл с речью и она подставляет необходимую мимику под этот файл.

Искусственные нейронные сети помимо обычных сигналов и объектов могут также распознавать, например, симптомы болезней или показания приборов, что уже помогает ставить точные предварительные диагнозы.

Так команда исследователей из Ноттингемского университета разработала четыре алгоритма машинного обучения для оценки степени риска сердечно-сосудистых заболеваний пациентов. Для обучения использовались данные 378 тыс. британских пациентов.

Обученный искусственный интеллект определял риск кардиологических заболеваний эффективнее реальных врачей.

Нейронные сети даже могут использоваться для ликвидации чрезвычайных ситуаций. Применение нейросетей, обладающих возможностью обучения, позволит их использовать в штабах по предотвращению чрезвычайных ситуаций, а значит наиболее качественно решить задачу, как оптимизации прибытия людских ресурсов, так и техники, а также их перераспределения в очаге происшествия. Так как задачей любого алгоритма оптимизации является нахождение такого решения, которое удовлетворяет системе ограничений в подобного рода случаях, мы получим минимальную целевую функцию.

Наилучшее выполнение поставленных задач, благодаря постоянному обучению — основное достоинство искусственных нейронных сетей, которое позволяет добиться больших успехов в разных сферах жизни человека, но оно же является и недостатком такой программы, так как может выполнять свои задачи чересчур хорошо, находя такие решения, которые человек не должен реализовывать. Например, необходимо оптимизировать работу предприятия и программа решит, что необходимо уволить большую часть сотрудников или полностью автоматизировать предприятие. Другим примером является использование таких программ в военных целях. Но, не смотря на это, машинное обучение помогает людям, предоставляя решение, а использовать этот вариант решения или нет, остается за человеком.

Можно выделить определенный в своей последовательности алгоритм действий для решения выбранной задачи прикладного уровня, прибегая за

помощью к нейронной сети, к ним относятся:

- определение и типологизация задачи;
- выявление входных и выходных данных в выбранной задаче;
- выбор и определение с топологией нейронной сети;
- нормализация и уточнение под определенную выбранную нейронную сеть;
- экспериментальное уточнение и подбор необходимых параметров;
- процесс обучение нейронной сети;
- проверка и детализация качества работы нейронной сети, анализ количества ошибок в ходе определенное число проверок.

Как правило, после одной итерации такого алгоритма полученная сеть не удовлетворяет всем требованиям задачи. Обычно необходимо около 10 таких итераций. Из топологий нейронных сетей выделяют сети прямого распространения (Feedforward), радиально-базисные функции (RBF), рекуррентные нейронные сети, сверточные сети (LeNet-5, неоконитрон), самоорганизующаяся карта Кохонена (SOM), а также адаптивно-резонансная теория.

В Feedforward-сетях входная информация слой за слоем обрабатывается и отдается на выход. В сетях обратного распространения входная информация также слой за слоем обрабатывается, но выходной слой отправляется снова на вход.

Сегодня радиально-базисные функции и адаптивно-резонансная теория в чистом виде уже не применяются, это дань истории. В частности радиальная сеть не удовлетворяет стандартам качества, она выдает, в среднем, 72 процента верных исходов. Конечно есть универсальные нейронные сети — многослой-

ный перцептрон, который можно применять практически для любых типов задач. Но как у всякого универсального инструмента, качество его работы на тех или иных задачах колеблется. Поэтому лучше выбирать нейронную сеть под конкретную задачу.

Обучение является одной из важнейших частей нейронной сети. По факту эту задачу можно отнести к многопараметрической с критериями нелинейной параметризации. Программе необходимо найти и соотнести коэффициенты определенных точек соприкосновения и связей между нейронами. Нейронная сеть имеет в данном случае два способа обучения: с учителем и самообучение. Если рассматривать обучение с учителем, то в него входит следующий процесс: разработчику необходимо указать соответствие определенной информации конкретному выходу. При процессе самообучения нейронной сети: все решения и выводы по полученной информации нейросеть принимает самостоятельно.

Нейронные сети чаще всего используются для следующих задач:

- ассоциативная память;
- сжатие информации;
- производство потоков искусственного интеллекта, например, отраженные в работах Джефа Хокинса (HTM);
- прогнозирование и аналитика;
- управленческие функции и принятие определенных решений, подходящий для роботов и автомобилей;
- распознавание образов, например, изображения, звуков, текста.

Программа FineReader от компании Abbyy является весьма показательным примером, поскольку указанный программный продукт обладает умением

считывать текст с выбранного изображения при его сканировании.

Графический интерфейс, обладающий определенной спецификацией, с успехом обрабатывает и распознает направляемый текст перед поступлением в саму нейронную сеть. При выделении определенного отдельного символа, происходит некая его фильтрация и «отшумование» самого символа, затем образуется определенное изображение. В следующем этапе полученное изображение отправляется на входящий трафик нейронной сети. Технические требования к вычислительным ресурсам для подобного рода сложных операций весьма высоки, например, чтобы распознать иероглифы Древнего Египта, нейронной сети понадобилось целую неделю обучаться работать непрерывно, в результате образовалось около восьми ста тысяч нейронов.

Для распознавания образов, обычно, используют сверточные сети (LeNet-5 (Франция), неокогнитрон (Япония)), а для распознавания видео- и аудио-потока рекуррентные сети. Обучение происходит только с учителем, когда вы четко даем понять нейронной сети, что это изображение человека, машины, буквы, слова и т.д.

Для решения задач прогнозирования используют сети GRNN, RMLP, сеть Эльмана, сеть Фальмана. Самая популярная и качественная по работе это сеть GRNN, которая дает то же качество распознавания, что и обычный регрессионный анализ в математике, но при этом менее требовательна к входным данным. Для решения задач связанных с ассоциативной памятью используют сеть Коско (двунаправленная ассоциативная память).

Работу модуля нейронной сети чаще всего регламентируют протоколом

Distributed Neural Network Configuration (DNNC). Протокол включает в себя три схемы XSD, описывающие обрабатываемые модулем пакеты данных. Схема конфигурации физической и нейронной сети описывает каждый узел системы и состоит из двух основных частей: часть, описывающая структуру нейронной сети, и часть, описывающая структуру физической сети. Для каждого отдельного физического узла из общей схемы настройки сети можно выделить конфигурацию в соответствии со схемой отдельного физического узла. В этой схеме описываются все нейроны, которые необходимо разместить на текущем узле.

Схема передачи данных между нейронами описывает формат XML пакета для передачи данных от множества нейронов одного физического узла к множеству нейронов другого, причем под данными понимается некоторое число с плавающей запятой. В соответствии с этой схемой физические узлы могут группировать множества исходящих сигналов от нейронов по направлениям их отправки, благодаря чему уменьшается нагрузка на сеть.

На начальном этапе запуска все узлы считаются равнозначными. Пользователю необходимо определить один из узлов основным, так как все взаимодействие и управление сетью будет выполняться через этот узел. Выбор выполняется передачей полной настройки сети в запросе к узлу. Настройки представляют собой XML файл согласно схеме конфигурации физической и нейронной сети протокола DNNC.

Согласно указанным в этом файле параметрам основной узел выполняет размещение узлов нейронной сети по узлам физической сети по приведенному выше алгоритму. Затем для каждого

физического узла сети основной узел создает и рассылает индивидуальный файл настроек. После этого нейронная сеть считается запущенной и готовой к обработке входных данных.

Стоит отметить, что в процессе рассылки индивидуальных настроек возникает дополнительная задача оптимизации сетевого взаимодействия основного узла с остальными узлами. Решением этой задачи является применение метода рассылки по дереву узлов.

В этом методе основной узел выделяет из множества узлов несколько дочерних и отправляет им настройки как самих этих узлов, так и настройки узлов их подсетей. Затем каждый дочерний узел начинает выполнять роль основного для своей подсети и повторяет рассылку настроек.

Таким образом, распределяется процесс рассылки настроек, что в целом уменьшает нагрузку на основной узел и распределяет нагрузку по каналам связи. Для применения этого метода необходимо расширить имеющийся протокол в части схемы конфигурации отдельного физического узла так, чтобы в XML передавалась настройка подсети с указанием физических узлов и уже привязанных к ним нейронов.

Подводя итог необходимо отметить, что для решения многих задач, например, распознавания образов, существуют решения-аналоги, не использующие нейронные сети. Это, во-первых, структурные методы распознавания, практически попиксельное изучение картинок. Во-вторых, синтаксические методы распознавания, когда изображение той же буквы разбивается на элементарные «черточки» и потом из набора «черточек» формируется буква. В-третьих, векторное квантование,

а также байесовский классификатор, построенный на применении теоремы Байеса. В-четвертых, машина опорных векторов, но у всех вышеперечисленных способов качество решения задачи ниже 72%.

У нейронных сетей, в частности сверхточных, качество распознавания 86%. Но есть и методы работающие на уровне с нейросетями. Это такие алгоритмы как «boosting», «рандомизированный решающий лес» и машина опорных векторов. Таким образом, искусственные нейронные сети представляют очень гибкий аппарат для решения широкого спектра задач, от обучения игрового искусственного интеллекта до прогнозирования поведения экономики отдельного региона или целого государства. Качество решения задачи каждый раз зависит от объема и качества исходных данных.

Литература

1. Комашинский В. *Нейронные сети и их применение в системах управления и связи*. М.: ГЛТ, 2017. 94 с.
2. Ширяев В. И. *Финансовые рынки: Нейронные сети, хаос и нелинейная динамика: учебное пособие*. М.: КД Либроком, 2015. 232 с.
3. Барский А. Б. *Логические нейронные сети: учебное пособие*. М.: Бином. ЛЗ, ИНТУИТ.РУ, 2017. 352 с.
4. Попов И. И., Максимов Н. В., Храмцов П. Б. *Введение в сетевые информационные ресурсы и технологии: учебное пособие*. М.: Российский государственный гуманитарный университет, 2017. 355 с.
5. Емельянов С. В. *Информационные технологии и вычислительные системы*. М.: Ленанд, 2016. 84 с.
6. Ионов С. Д. *Распределенная потоковая нейронная сеть // Современные проблемы математики: тез. 42-й Все-*

росс. молодежн. шк.конф., 30 янв. – 6 февр. 2011 г. Екатеринбург: ИММ УрО РАН, 2016. С. 288–290.

7. Толпыгин А. Ю., Штерн Г. П. *Потоковый нейрон с управляющим регистром // Радиотехника и электроника. 2012/6. Т. 47. № 11. С. 1354–1359.*
8. Ларин Р. М., Пяткин А. В. *Двухуровневая задача о назначениях // Дискретн. анализ и исслед. опер. 2009. Сер. 2. Т. 8. № 2. С. 42–51.*