

Генетические алгоритмы как основа нейромоделирования

А. К. Кутелия

Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации (Финуниверситет), Financial University
akkutelia@yandex.ru

Аннотация. В современном мире развитие нейрокомпьютеров принимает все большие обороты. Их основное преимущество состоит в том, что это более совершенный механизм, который во много раз превосходит принцип работы ЭВМ предыдущих поколений, способный к обучению. Его использование во многих сферах жизни общества позволит совершить огромный скачок в развитии человечества.

Ключевые слова: генетические алгоритмы; нейрокомпьютеры и нейронные сети; модели нейронных сетей; программирование

I. ВВЕДЕНИЕ

Первым аспектом, о котором стоит поговорить, является вопрос отличия нейрокомпьютера от ЭВМ предыдущих поколений. Чем же отличаются данные устройства? Тем, что в использовании нейрокомпьютера абсолютно меняется принцип его использования: вместо программирования данный механизм учится решать задачи. Обучение подразумевает корректировку весов связей, в результате которой каждое входное воздействие приводит к формированию соответствующего выходного сигнала. Еще можно добавить в качестве различий между нейрокомпьютерами и традиционными компьютерами следующие аспекты. У обычных компьютеров режим функционирования последовательный, а у нейрокомпьютеров параллельный. Традиционные компьютеры могут работать лишь с заданными алгоритмами, в отличие от нейрокомпьютеров, способных к обучению. У традиционных компьютеров существует иерархия системы алгоритмов, в то время как нейрокомпьютеры действуют с алгоритмами в непосредственной форме.

Таким образом, еще раз подчеркиваю, что благодаря использованию нейрокомпьютеров эффективность решения задач возрастает, становится на новый уровень. Суть нейронной сети состоит в том, что из-за высокой параллельности, ее вычисления можно рассматривать как коллективное явление. Также ключевым моментом является то, что информация в нейронной сети запоминается не в локальных областях, а во всех и сразу. Не менее важным преимуществом нейрокомпьютера можно назвать его возможность использовать физические принципы обработки информации для аппаратных реализаций нейронных сетей благодаря тому, что он состоит из отдельных нейронов, которые имеют простое строение.

Что же такое нейронные сети и чем они служат для нас? Прототипом для создания нейронов нейронных сетей послужил биологический нейрон, являющийся кирпичиком, составляющим нервную систему человека.

Рассмотрим принцип действия нейрона. Нейрон состоит из тела, отростков: аксонов и дендритов. Дендриты принимают сигнал от соседних нейронов, а аксоны передают сигнал другим нейронам. Клетка передает сигнал только в том случае, если он превышает пороговый уровень. Говоря об этом механизме, нужно добавить, что нейрон не просто складывает значения входных сигналов, но и вычисляет скалярное произведение вектора входных сигналов и вектора весовых коэффициентов. В случае если это произведение не превышает некоторого заданного порога, то выходной сигнал не формируется. Если говорить об искусственной нейронной сети, то ее поведение зависит не только от значения весовых параметров, но и от функции возбуждения нейронов. Существует три вида функции возбуждения: пороговая, линейная и сигмоидальная. Выход для пороговых элементов устанавливается на одном из двух уровней в зависимости от того, больше или меньше суммарный сигнал на входе некоторого порогового значения. Выходная активность для линейных элементов пропорциональна суммарному взвешенному входу нейрона. Для сигмоидальных элементов в зависимости от входного сигнала, выход меняется непрерывно, но не линейно, по мере изменения входа. Большие сходства с реальными нейронами имеют сигмоидальные элементы, чем линейные или пороговые, но любой из этих типов можно рассматривать лишь как приближение к биологическому. На рис. 1 можно рассмотреть строение искусственного нейрона.

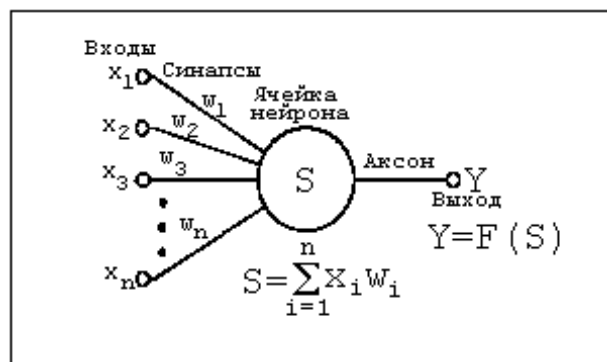


Рис. 1. Строение искусственного нейрона

Нейронная сеть представляет собой совокупность элементов-нейронов, расположение соединений которых зависит от типа сети. Чтобы создать нейронную сеть для решения конкретной задачи, необходимо выбрать принцип соединения нейронов друг с другом и определенным образом подобрать значения весовых параметров на этих связях. Возможность влияния одного элемента на другой зависит от установленных соединений. Определяет силу влияния вес соединения.

Теперь нужно сказать о функционале нейронных сетей. Они находят свое применение в таких системах, как: распознавание образов, обработка сигналов, диагностика и предсказание, в бортовых и робототехнических системах. За время срабатывания порядка электронных цепочек и оптических элементов нейронные сети обеспечивают решение сложных задач. Данное преимущество делает их привлекательными для использования в различного рода бортовых системах.

I. МОДЕЛИ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Рассмотрим модели нейронных сетей:

A. Модель Маккалока-Питтса.

Данная модель была первой в своем роде. Благодаря ей впервые было установлено, что нейронные сети могут реализовать любые логические операции и вообще любые преобразования, выполняемые дискретными устройствами с конечной памятью.

Пусть имеется n входных величин x_1, \dots, x_n бинарных признаков, описывающих объект x . Значения этих признаков трактуем как величины импульсов, поступающих на вход нейрона через n входных синапсов. Возбуждающий синапс будет, если вес положительный, в обратном случае синапс будет тормозящий. Если суммарный импульс превышает указанный порог активации w_0 , то нейрон возбуждается и выдает на выходе 1, в другом случае будет 0. Таким образом, нейроном вычисляется n -арная булева функция.

Функция активации или функция φ в теории нейронных сетей преобразует значения суммарного импульса в выходное значение нейрона. Итогом этой работы стало получение модели нейрона как простейшего процессорного элемента, который выполняет вычисление переходной функции от скалярного произведения вектора входных сигналов и вектора весовых коэффициентов. Также для выполнения логических и арифметических операций была предложена конструкция сети таких элементов. Нельзя оставить без внимания и тот факт, что было сделано основополагающее предположение о том, что данная система способна к обучению, обобщению полученной информации и распознаванию образов.

Однако данная модель имеет ряд недостатков. К примеру, большим минусом является то, что из-за порогового вид функции нейронная сеть не обладает достаточной гибкостью при обучении и настройке на заданную задачу, то есть если значение вычисленного скалярного произведения не соответствует заданному

порогу, то нейрон не реагирует на него никак. Плюс ко всему, модель не учитывает многих аспектов работы биологических нейронов.

B. Модель Розенблата.

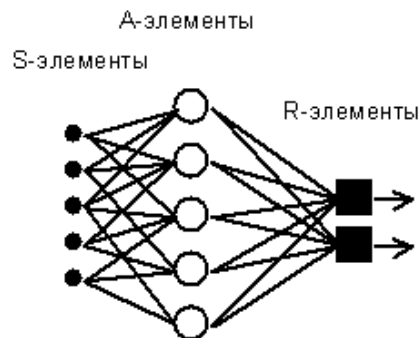


Рис. 2. Модель Розенблата

Этот ученый доработал модель Маккалока-Питтса, добавив в нее способность связей к модификации, что сделало ее обучаемой. Новая версия получила название перцептрон.

Перцептрон применялся для задачи автоматической классификации, суть которой состоит в разделении пространства признаков между заданным количеством классов. В двумерном пространстве нужно провести линию на плоскости, отделяющую одну область от другой. Перцептрон может делить пространство только прямыми линиями (плоскостями). Набор сходных сигналов обозначим за n -мерный вектор x . Все векторы принимают значения «Истина» или «Ложь», иногда оперируют числовыми значениями: 0 – это «ложь», 1 – это «истина».

Обучение перцептрона происходит следующим образом: системе предъявляется эталонный образ; если выходы системы правильно срабатывают, то изменений весовых коэффициентов не наблюдается; если выходы системы срабатывают неправильно, то весовым коэффициентам делается небольшое приращение с целью улучшения распознавания. В работе с перцептроном предполагается, что при решении небольшого количества задач, линия, разделяющая эталоны, будет прямой, однако это является существенным недостатком, так как не всегда существует нужная комбинация весовых коэффициентов, при которой имеющиеся образы будут распознаваться данным перцептроном. Еще можно к этому добавить, что однослойный перцептрон способен реализовать только линейную разделяющую поверхность, что приводит к ошибкам в работе, где требуется нелинейная поверхность. Такая проблема именуется линейной неразделимостью пространства признаков. Для решения этой проблемы используется многослойный перцептрон, который строит ломаную границу между распознаваемыми образами. Однако существует еще одна трудность, появляющаяся при работе с данным устройством – плохо формализованный метод обучения перцептрона.

Ряд вопросов, который поставил перцептрон, поспособствовал тому, что появились более развитые и

продуманные нейронные сети, были разработаны новые методы, которые нашли свое применение в разных областях науки.

С. Модель Хопфилда.

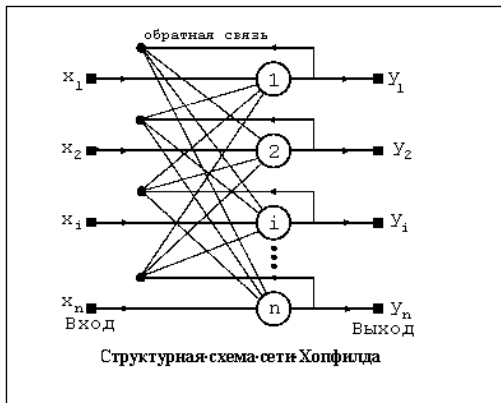


Рис. 3. Модель Хопфилда

Хопфилдом (рис. 3) была сформулирована математическая модель ассоциативной памяти на нейронной сети. Однослойная нейронная сеть со связями типа "все на всех" характеризуется сходимостью к одной из конечного множества равновесных точек, которые являются локальными минимумами функции энергии, которая содержит в себе всю структуру взаимосвязей в сети. Хопфилд и Тэнк показали, как конструировать функцию энергии для конкретной задачи и использовать ее для отображения задачи в нейронную сеть. Этот подход нашел свое применение и для решения других комбинаторных оптимизационных задач. Удобен подход Хопфилда тем, что нейронная сеть для определенной задачи может быть запрограммирована без обучения. Веса связей вычисляются на основании вида функции энергии, созданной для этой задачи.

II. ГЕНЕТИЧЕСКИЙ АЛГОРИТМ

Теперь подробнее остановимся на генетических алгоритмах. Генетический алгоритм является одним из классов обучения нейронных сетей для поиска структуры сети и синоптических связей. Применяют генетические алгоритмы в решении задач на графы, компоновки, в составлении расписаний, игровых стратегий, в создании «искусственного интеллекта», в оптимизировании функций и запросов в базах данных, биоинформатике, в теории приближений и во многом другом. Основными методами генетических алгоритмов являются: мутация, отбор, наследование, описание алгоритма. Если говорить о принципе работы генетических алгоритмов, то можно сказать, что они при решении задачи перебирают не все решения, а лишь лучшие. Далее эти решения немного изменяются, из них снова выбираются наиболее лучшие, остальные отбрасываются. Таким образом, при каждом новом этапе отбора происходит селекция, так как алгоритм считает, что еще предоставляется возможным подобрать лучшие решения.

Хотелось бы рассмотреть принцип работы алгоритмов на примере природных механизмов. Каждое живое

существо обладает своим фенотипом, то есть внешними параметрами, некоторые из которых являются полезными для выживания и размножения особи. Все ее внешние данные кодируются цепью ДНК (генотипом), а отдельные участки этой цепи или гены определяют разные параметры особи.

III. ПРИНЦИП РАБОТЫ ГЕНЕТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА

Задачу формализуют таким образом, чтобы ее решение было возможно закодировать в виде вектора (генотипа), где каждый ген можно обозначить за бит, число или другим объектом. В обычных случаях предполагается, что в генетическом алгоритме генотип будет иметь фиксированную длину, однако бывает так, что некоторые вариации не зависят от этого ограничения.

Начальное количество генотипов популяции обычно создается случайным образом. Оценивают эти генотипы при помощи «функции приспособленности», в результате чего с каждым генотипом ассоциируется определенное значение или «приспособленность», которое определит, насколько фенотип будет соответствовать нужным параметрам.

При выборе «функции приспособленности» важно следить, чтобы её «рельеф» был «гладким».

Решения же выбираются с учетом значения «приспособленности», наибольший шанс быть выбранными получают лучшие особи, к которым, в большинстве случаев, применяются такие принципы, как «скрещивание» и «мутация». Вследствие этого появляются новые решения, для которых также вычисляется значение «приспособленности», а далее проводится отбор для поиска более хороших решений.

Этот процесс происходит итеративно, то есть параллельно с непрерывным анализом результатов происходит корректировка предыдущих этапов работы, а также набор вышперечисленных действий повторяется. Таким образом, моделируется «эволюционный процесс» на компьютере, который будет продолжаться до тех пор, пока не будет выполнен критерий остановки алгоритма. Критерием остановки может быть:

1. Нахождение наиболее оптимального решения
2. Исчерпания числа поколений, которые были отведены на эволюцию
3. Исчерпание времени, которое было отведено на эволюцию.

Каким образом происходит создание популяции? Нужно создать таких особей, которые соответствовали бы формату особей популяции и на которых предоставляется возможным подсчитать «функцию приспособленности».

Рассмотрим подробнее этап отбора. Сущность отбора состоит в том, чтобы из всей популяции отобрать определенное количество особей. Для этого существуют разные способы:

1. Турнирная селекция.

Случайным образом выбирается определенной количество особей, из которых выбирается особь с наилучшими значениями. То есть из популяции, содержащей N строк, выбирается количество t строк, из которых лучшая записывается в промежуточный массив. И так этот процесс продолжается n раз, после чего строки, находящиеся в промежуточном массиве, используются для скрещивания.

Преимуществом этого способа является то, что данный метод не требует каких-либо дополнительных вычислений и упорядочивания строк в популяции по возрастанию приспособленности.

2. Отбор усечением.

Данная стратегия использует выбранную по возрастанию популяцию. Число особей для скрещивания выбирается в соответствии с порогом $TO [0;1]$. Порог определяет, какая доля особей, начиная с самой приспособленной, будет принимать участие в отборе. Среди особей, соответствующих параметрам порога, случайным образом N раз выбирается самая приспособленная и записывается в промежуточный массив, из которого затем выбираются особи непосредственно для скрещивания.

Минусом этой стратегии является то, что процесс отбора может занимать длительной время, так как используется отсортированная популяция.

IV. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Если говорить о нейронных сетях и генетическом алгоритме, то можно сделать вывод о том, что все это является подспорьем к созданию абсолютно нового поколения технологий, более высококоразвитых. Они непосредственным образом связаны с разработками в сфере создания искусственного интеллекта.

Нейронные сети являются гипонимом искусственного интеллекта, то есть выражают более частную сущность этого понятия. Нейронные сети возникли при исследовании искусственного интеллекта, из попыток воспроизвести способность биологических нервных систем обучаться и исправлять ошибки, моделируя низкоуровневую структуру мозга. При этом не любую задачу можно решить с помощью нейронной сети.

Еще одной особенностью нейронных сетей является следующий факт. Зависимость между входом и выходом находится в процессе обучения сети. Машинное обучение использует алгоритмы, позволяющие компьютеру делать выводы на основании имеющихся данных. Оно предполагает, что вместо создания программ вручную с помощью набора команд для выполнения определенной задачи, машину обучают с помощью данных и алгоритмов.

Однако в каждой технологии существуют как преимущества, так и недостатки, на которых хотелось бы остановиться подробнее.

Во-первых, в работе с любым механизмом нужно понимать, что он не может не давать сбой. А так как все

это непосредственно связано с точными науками, то малейший недочет может дать на выходе неверный результат.

Во-вторых, само возникновение искусственного интеллекта подвергает человечество большой опасности, так как в какой-то момент машина сможет достигнуть такого уровня, на котором уже не будет подчиняться человеку, что может привести к ужасающим последствиям.

В-третьих, развитие искусственного интеллекта поставит под угрозу занятость населения в различных сферах жизнедеятельности.

В-четвертых, это вытекает из предыдущего предложения, из-за того, что человеку не потребуются выполнять какую-либо работу, то застынет развитие многих институтов общества.

В качестве примера можно выделить некоторые сферы, где уже нашли свое применение нейрокомпьютеры. В медицине они выполняют такие функции, как: обработка медицинских изображений, отслеживание состояния пациентов, диагностика, анализ эффективности лечения, очистка показаний приборов от шумов; в политических технологиях – анализ социологических опросов и их обобщение, прогнозирование динамики рейтингов, выявление значимых факторов, объективное объединение в группы электората, визуализация социальной динамики населения; в связи – сжатие видео-информации, быстрое кодирование или декодирование, оптимизация сотовых сетей и схем маршрутизации пакетов.

Исходя из изложенного можно сказать, что развитие нейронных сетей играет большую роль в улучшении качества жизни людей. Несмотря на то, что в ходе истории развития нейронных сетей случались как спады, так и подъемы, интерес к этой технологии полностью не угасал, и она продолжала развиваться. Уже в недалеком будущем человечество вступит на абсолютно новый этап развития технологий, который изменит наше бытие в лучшую сторону.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Круг П.Г. Нейронные сети и нейрокомпьютеры: Учеб. пособие по курсу «Микропроцессоры». М.: Издательство МЭИ, 2002. 176 с.
- [2] Панченко Т.В. Генетические алгоритмы [Текст]: учебно-метод. пособие / под ред. Ю.Ю. Тарасевича. Астрахань : Издательский дом «Астраханский университет», 2007. 87 [3] с.
- [3] Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Пер. с польск. И.Д. Рудинского. М.: Горячая линия -Телеком, 2006. 452 с.
- [4] Zvyagin L.S. Competence modern teacher as a tool for assessing the quality of higher education // В сборнике: 2016 IEEE 5th Forum Strategic Partnership of Universities and Enterprises of Hi-Tech Branches, Science. Education. Innovations 2016 5. 2016. С. 30-32.
- [5] Zvyagin L.S. Innovative activity as a basis for successful partnership of business and education spheres// В сборнике: Proceedings of 2017 IEEE 6th Forum Strategic Partnership of Universities and Enterprises of Hi-Tech Branches (Science. Education. Innovations), SPUE 2017 6. 2018. С. 114-117.
- [6] Zvyagin L. Modern trends in the development of the concept of the soft measurements // В сборнике: System analysis in economics - 2018 Proceedings of the V International research and practice conference-biennale. 2018. С. 199-202.