

Нейрондук тармактын катаны кайра таратуу алгоритминин незизинде иштешинин анализи

Бул макалада көп катмардуу нейрондук тармактын катаны кайра таратуу алгоритминин негизиндеги модели каралып, анын кандай иштеши көрсөтүлгөн. Изилдөөнүн актуалдуулугун адам баласынын мээсинин маалыматтарды кайра иштеп чыгуу шарттары компьютерлерден айрымалуу экендиги аныктап турат. Адамдын мээси татаал, көп кырдуу, параллелдик компьютер болуп эсептелет (маалымат иштетүү системасы). Ал өзүнүн *нейрон* аталган бөлүкчө-түзүлүштөрү аркылуу сигналдарды кайра иштеп чыгууну заманбап тез иштөөчү компьютерге караганда, бир кыйла тезирээк өздөштүрө алат. [1]

Негизги ачкыч түшүнүктөр: алгоритм, нейрондук тармак, катаны кайра таратуу, машина үйрөтүү, жасалма интеллект.

Суюнбаева Айгуль Жумадиловна

Анализ функционирования нейронных сетей на основе алгоритма обратного распространения ошибки

В данной статье рассматривается модель нейронной сети, позволяющая наглядно представить процесс функционирования многослойных нейронных сетей на основе метода обратного распространения ошибки. Актуальность исследования искусственных нейронных сетей связана с тем, что способ обработки информации человеческим мозгом в корне отличается от методов, применяемых обычными цифровыми компьютерами. Мозг представляет собой сложный, нелинейный, параллельный компьютер (систему обработки информации). Он обладает способностью организовывать свои структурные компоненты, называемые *нейронами* (neuron), так чтобы они могли выполнять обработку сигналов во много раз быстрее, чем могут позволить самые быстродействующие современные компьютеры. [1]

Ключевые слова: алгоритм, нейронная сеть, обратное распространение ошибки, машинное обучение, искусственный интеллект.

Suiunbaeva Aigul

The neural networks functioning analysis using back-propagation algorithm

In this article considers the model of neural networks that allows to visualize the principle of the functioning of multilayer neural networks based on the back-propagation algorithm. The research of neural networks is actual because of the human brain computes in an entirely different way from the conventional digital computer. The brain is a highly complex, nonlinear, and paralleled computer (information-processing system). It has the capability to organize its structural constituents, known as neurons, so as to perform certain computations many time faster than the fastest digital computer in existence today. [1]

Keywords: algorithm, neural networks, back-propagation, machine learning, artificial intelligence.

Введение

Нейронные сети – это технология, *объединяющая* в себе множество дисциплин: нейрофизиологию, математику, статистику, физику, компьютерную науку и технику, находя применение в разнородных областях, как моделирование, анализ временных рядов, распознавание образов, обработка сигналов и управление, в области машинного обучения и искусственного интеллекта, благодаря таким важным свойствам как – способности *обучаться* и способности строить собственные правила на основании того, что мы называем «*опытом*».

В общем случае *нейронная сеть представляет* собой машину, моделирующую способ обработки мозгом конкретной задачи. [1]

Нейронные сети *состоят* из искусственных нейронов или просто нейронов, являющихся прототипами биологических нейронов.

Биологический нейрон

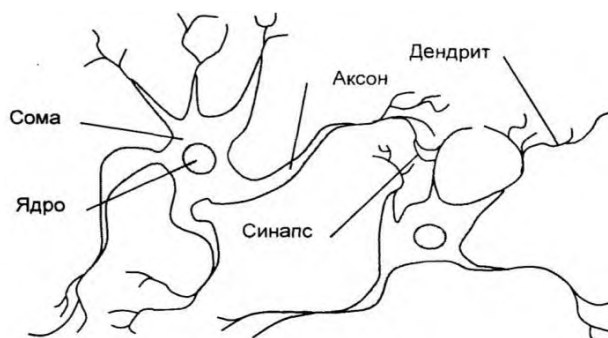


Рисунок 1. Нервная клетка (биологический нейрон) [2]

На рис.1. показана структура пары типичных биологических нейронов. *Нейрон* (нервная клетка) является особой биологической клеткой, которая обрабатывает информацию. Он состоит из тела (cell body), или сомы (soma), и отростков нервных волокон двух типов – дендритов (dendrites), по которым принимаются импульсы, и единственного аксона (аксон) по которому нейрон может передавать импульс. Тело нейрона включает ядро (nucleus), которое содержит информацию о наследственных свойствах, и плазму обладающую молекулярными средствами для производства необходимых нейрону материалов. Нейрон получает сигналы (импульсы) от аксонов других нейронов через дендриты (приемники) и передает сигналы, сгенерированные телом клетки, вдоль своего аксона (передатчика), который в конце разветвляется на волокна (strands). На окончаниях этих волокон находятся специальные образования – синапсы (synapses), которые влияют на величину импульсов. [2]

Искусственные нейроны, которые используются для создания нейронных сетей, сильно упрощены по сравнению с их биологическими прототипами.

Математическая модель нейрона представлена на рис. 2. взята из [3]

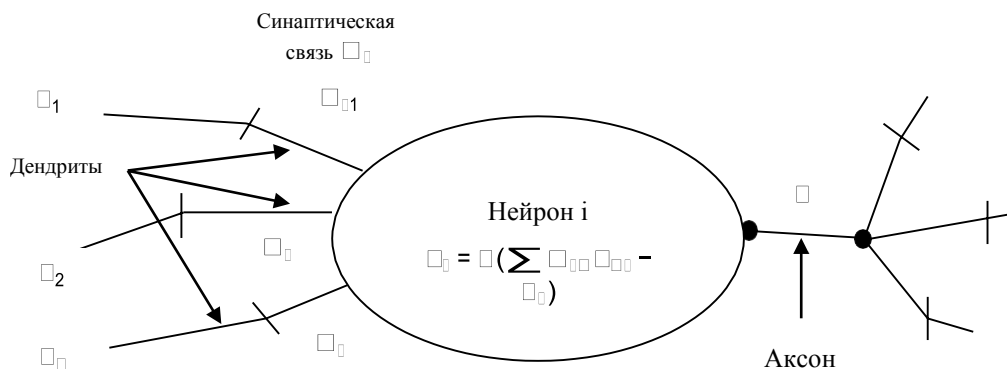


Рисунок 2. Модель нейрона

Здесь φ_{ij} – энергетические доли импульсов φ_i , выработанных другими нейронами и поступивших на дендриты нейрона i ; φ_{ij} – веса дендритов; φ_i – пороги. В свою очередь, выработанный импульс φ_i также распространяется по дендритам нейронов, с которыми связан нейрон i с помощью ветвящегося аксона.

Постановка задачи исследования и средства реализации

Моделирование схемы логической функции XOR (исключающее ИЛИ). Экспериментальное обучение сети. Для программной реализации задачи используется язык программирования C#.

Моделирование и экспериментальное обучение сети функции XOR (исключающее ИЛИ)

Для исследования нейронных сетей был рассмотрен самый распространенный вид сети – многослойный перцептрон. В такой сети нейроны каждого слоя соединяются с нейронами предыдущего и последующего слоев по принципу «каждый с каждым». Первый слой (слева) называется сенсорным или входным, внутренние слои называются скрытыми или ассоциативными, последний (самый правый) – выходными или результативными.

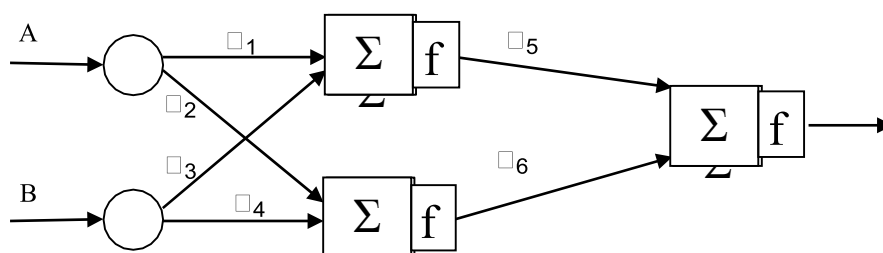


Рисунок 3. Модель нейронной сети, реализующая логическую функцию XOR

Где A и B – входные данные, φ_1 - φ_6 – веса синаптической связи, f – сигмоидальная функция активации.

Функция активации (activation function) ограничивает амплитуду выходного сигнала нейрона. Эта функция называется функцией сжатия (squashing function). Обычно нормализованный диапазон амплитуд выхода нейрона лежит в интервале $[0, 1]$ или $[-1, 1]$. [1]

Сигмоидальная функция активации (sigmoid function). Сигмоидальная функция, график которой напоминает букву S, является, пожалуй, самой распространенной функцией, используемой для создания искусственных нейронных сетей. Примером сигмоидальной функции может служить логистическая функция (logistic function), задаваемая следующим выражением:

$$\varphi(\varphi) = \frac{1}{1 + \exp(-a\varphi)}, \quad (1)$$

где a – параметр наклона (slope parameter) сигмоидальной функции.

Логическая функция XOR – исключаящее ИЛИ. Команда выполняет операцию сложения по модулю 2 (отрицание равнозначности), устанавливает 1 в тех видах результата, в которых исходные числа отличались друг от друга.

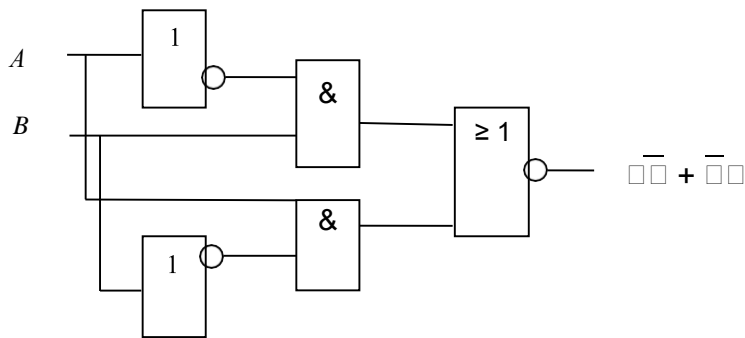


Рисунок 4. Схема логической функции XOR

Таблица 1. Таблица истинности для XOR

| Данные для обучения | | XOR |
|---------------------|---|-----|
| 1 | 0 | 1 |
| 0 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 1 |
| 1 | 1 | 0 |

Следующим важным этапом моделирования нейронной сети является выбор алгоритма обучения сети. *Обучение нейронной сети* – это процесс, в котором параметры нейронной сети настраиваются посредством моделирования среды, в которую эта сеть встроена. Тип обучения определяется способом подстройки параметров. Различают алгоритмы обучения с учителем и без учителя. Процесс обучения с учителем представляет собой предъявление сети выборки обучающих примеров. Каждый образец подается на входы сети, затем проходит обработку внутри структуры нейронной сети, вычисляется выходной сигнал сети, который сравнивается с соответствующим значением целевого вектора, представляющего собой требуемый выход сети. Затем вычисляется ошибка (Error), и происходит изменение весовых коэффициентов связей внутри сети в зависимости от выбранного алгоритма. Изменения продолжаются до тех пор, пока ошибка не станет достаточно малой. [1]

Алгоритм обратного распространения ошибки (алгоритм обучения с учителем) представляет собой градиентный алгоритм обучения многослойного персептрона, основанный на минимизации среднеквадратической ошибки выходов сети. Алгоритм был предложен в 1974 г. П. Дж. Вербосом, а в 1986 г. его развили Д. Румельхарт и Р. Вильямс.

Алгоритм обратного распространения в краткой форме [1]:

1. *Инициализация сети* (initialization).
2. *Предъявление примеров обучения* (presentation of training examples). В сеть подаются образы из обучающего множества (эпохи). Для каждого образа последовательно выполняются прямой и обратный проходы, описанные далее в пп. 3 и 4.

3. *Прямой проход* (forward computation). Пусть пример обучения представлен парой $(x(n), d(n))$, где $x(n)$ – входной вектор, предъявляемый входному слою; $d(n)$ – желаемый отклик, предоставляемый выходному слою нейронов для формирования сигнала ошибки. Вычисляем индуцированное локальные поля и функциональные сигналы сети, проходя по ней послойно в прямом направлении. Индуцированное локальное поле нейрона j слоя l вычисляется по формуле

$$x_j^l(n) = \sum_{i=0}^{n-1} w_{ji}^{l-1} x_i^{l-1}(n), \quad (2)$$

где $x_i^{l-1}(n)$ – выходной (функциональный) сигнал нейрона i , расположенного в предыдущем слое $l-1$, на итерации n ; w_{ji}^{l-1} – синаптический вес связи нейрона j слоя l

Вычисляем сигнал ошибки

$$e_j(n) = d_j(n) - o_j(n), \quad (3)$$

где $d_j(n)$ – j -й элемент вектора желаемого отклика $\mathbf{d}(n)$.

4. *Обратный проход* (backward computation). Вычисляем локальные градиенты узлов сети по следующей формуле:

$$\delta_j^{(l)}(n) = \begin{cases} e_j(n) \cdot f'_j(o_j^{(l)}(n)) & \text{для нейрона } j \text{ выходного слоя } L, \\ f'_j(o_j^{(l)}(n)) \sum_k w_{kj}^{(l+1)}(n) \delta_k^{(l+1)}(n) & \text{для нейрона } j \text{ скрытого слоя } l \end{cases} \quad (4)$$

где штрих в функции f'_j обозначает дифференцирование по аргументу. Изменение синаптических весов слоя l сети выполняется в соответствии с обобщенным дельта-правилом.

5. *Итерации* (iteration). Последовательно выполняем прямой и обратный проходы (согласно пп. 3, 4), предъявляя сети все примеры обучения из эпохи, пока не будет достигнут критерий останова.

Ниже на рис.5-6. представлены результаты экспериментального обучения сети:

Эпоха (для нейронных сетей) – в итерационном обучении нейронной сети – один проход по всему обучающему множеству с последующей проверкой на контрольном множестве. [2]

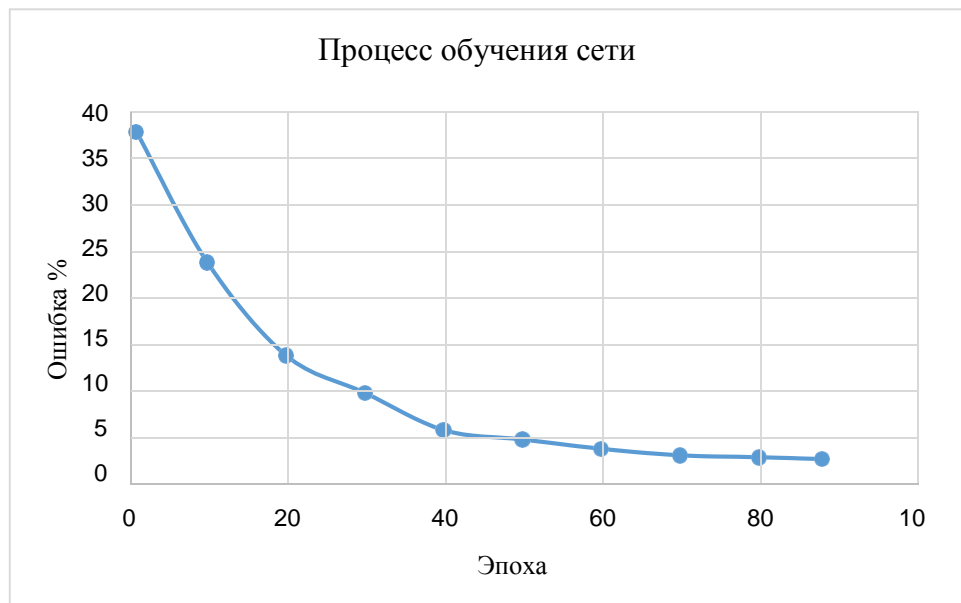


Рисунок 5. Динамика изменения ошибки

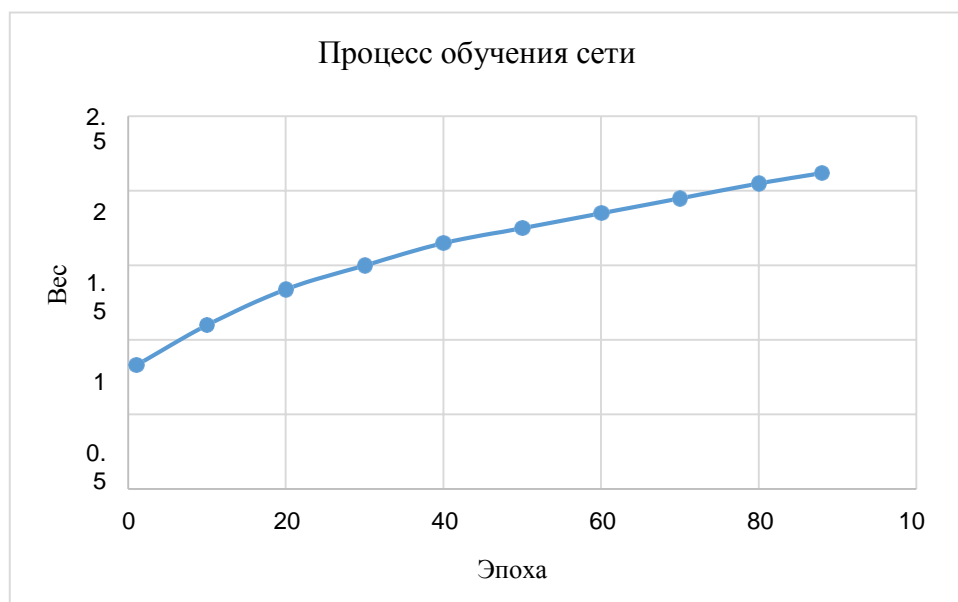


Рисунок 6. Динамика изменения веса

Таким образом, моделирование и экспериментальное обучение сети наглядно показало принцип функционирования нейронной сети на основе алгоритма обратного распространения ошибки, заключающегося в нахождении коэффициентов связей между нейронами, путем минимизации сигнала ошибки.

Список литературы:

1. Хайкин С. Нейронные сети: Пер. с англ. – М.:Издательский дом «Вильямс», 2006 – 1104 с.
2. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети.-М.:Горячая линия-Телеком, 2002.-382с.
3. Заенцев И.В. Нейронные сети: основные модели. Воронеж. 1999 – 76 с.
4. Барский А.Б. Нейронные сети: распознавание, управление, принятие решений. – М.: Финансы и статистика, 2004 – 176 с.
5. Никехин А.А. Основы C++ для моделирования и расчетов. Часть 2. Библиотеки для научных вычислений. Учебное пособие. Санкт-Петербург 2015 – 64 с.