

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ МЕТОДОМ ОБРАТНОГО РАСПРОСТРАНЕНИЯ ОШИБКИ ДЛЯ ТЕКСТОВОГО НАБОРА ДАННЫХ

APPLICATION OF THE NEURAL NETWORK BY THE METHOD OF BACKPROPAGATION OF THE ERROR FOR A TEXT DATA SET

S. Makhnev

Summary. The article discusses a method for processing textual, unstructured data sets for recognizing them graphically for a neural network using the backpropagation method. The purpose of this work is to develop a neural network and train it with data prepared by the semantic-graphic method. The task of the research is to conduct training and subsequent verification of the effectiveness of pattern recognition. Also, the article presents an analysis of the application of the processed array of input data, both with the use of ready-made tensorflow libraries, and in a properly developed neural network.

Keywords: neural network, backpropagation method, tensorflow.

Махнев Сергей Александрович

Аспирант, ФГБОУ ВО «Иркутский государственный университет путей сообщения»
still-1994@mail.ru

Аннотация. В статье рассмотрен метод обработки текстовых, неструктурированных наборов данных для распознавания их графическим образом для нейронной сети методом обратного распространения ошибки. Целью данной работы является разработки нейронной сети и обучение ее данными, подготовленными семантическо-графическим методом. Задача исследования провести обучение и последующую проверку эффективности распознавания образов. Также, в статье представлен анализ применения обработанного массива входных данных как с применением готовых библиотек tensorflow, так и в собственно разработанной нейронной сети.

Ключевые слова: нейронная сеть, метод обратного распространения ошибки, tensorflow.

В наше время в сфере информационных технологий все чаще применяются нейронные сети для решения многих задач распознавания и прогнозирования. Как раз такая задача распознавания образов послужила толчком к развитию таких областей, как семантический анализ, анализ неисправностей за счет звуковых потоков данных и других. Поэтому, в настоящее время, задача распознавания образов развита больше других. Рассмотренные работы по нейронным сетям [1–4], показывают многообразие методов обработки графической информации. Но среди них выделяется метод обратного распространения ошибок, как универсальный, имеющий отличную точность и полноту, при имеющихся недостатках в виде паралича сети и локального минимума. Данный метод, ориентированный на обработку графической информации, не используется для анализа текстовых выборок.

В рамках исследования, где требуется найти закономерности между интересами выпускников, для системы поддержки принятия решений абитуриентов [5], разработан метод графиков функций, который с помощью семантического метода $TF \times RIDF$ [8], преобразует неструктурированный, не связанный между собой текст, в набор чисел в диапазоне от -1 до 1 , а последующая переработка значений путем применения формулы:

$$wtn = 0.5 + 0.5 \times wt \quad (1)$$

, где wt — это вес одного интереса, а wtn — новый вес в диапазоне от 0 до 1 , позволяет применить входные данные в качестве входных для задачи распознавания образов [9].

Для дальнейшей реализации идеи использования семантическо-графического метода, предложен метод обратного распространения ошибки для нейронной сети, представленный на рисунке 1.

Впервые этот метод был описан в 1974 г. А.И. Галушкиным, а также независимо и одновременно Полем Дж. Вербосом. Далее существенно развит в 1986 г. Дэвидом И. Румельхартом, Дж.Е. Хинтоном и Рональдом Дж. Вильямсом и независимо и одновременно С.И. Барцевым и В.А. Охониным (Красноярская группа) [2]. Это итеративный градиентный алгоритм, который используется с целью минимизации ошибки работы нейронной сети и получения желаемого выхода. Существенным условием применимости метода является дифференцируемость активационной функции.

Выполнение алгоритма начинается с создания произвольно сгенерированных весов для многослойной сети [9]. Затем процесс, описанный ниже повторяется

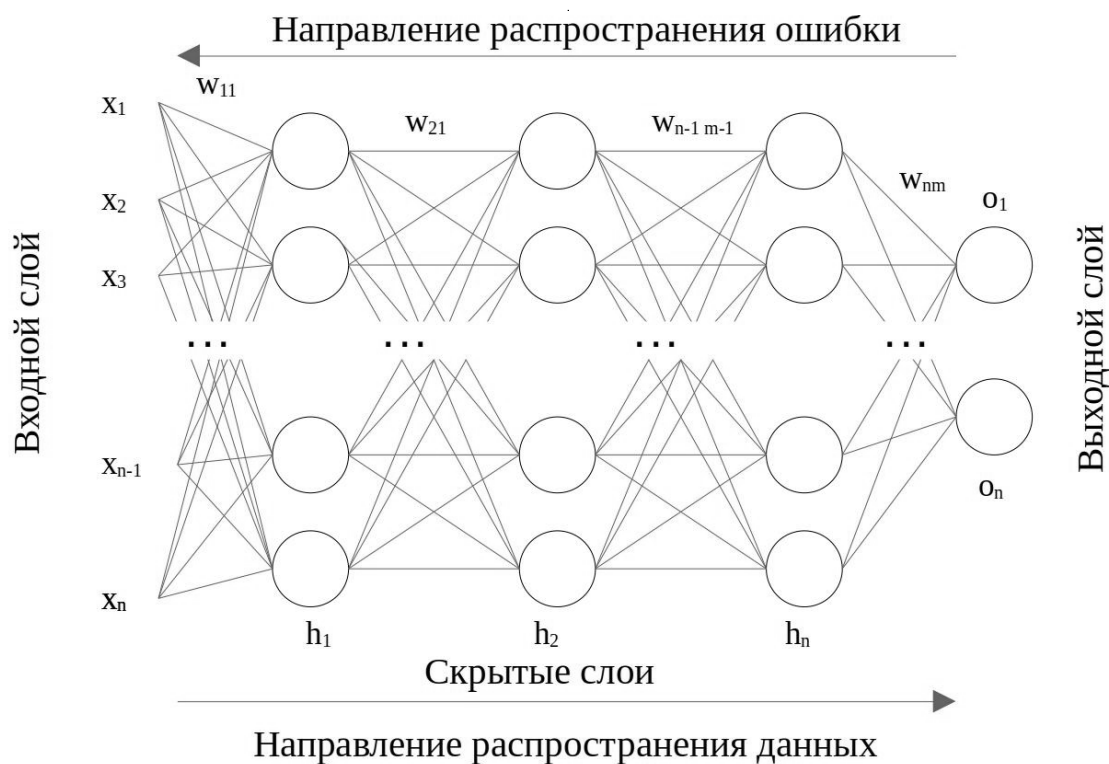


Рис. 1. Нейронная сеть с методом обратного распространения ошибки

до тех пор, пока средняя ошибка на входе не будет признана достаточно малой:

1. Из обучающего множества выбирается очередная обучающая пара (правильно значение и набор входных данных x_n);
2. рассчитывается прямое распространение входного сигнала через сеть (определяются весовые суммы и выходы O_n , для каждой ячейки);
3. начиная с выхода, выполняется обратное движение через ячейки выходного и промежуточных слоев, при этом рассчитываются значения ошибки входных и скрытых ячеек h_n ;
4. веса сети обновляются пропорционально разности между целевым значением входа и рассчитанным значением.

Коэффициент пропорциональности при обновлении можно выбирать, исходя из следующих правил:

1. При малом коэффициенте процесс обучения занимает больше времени, но минимизация вероятности пропуска правильной комбинации весов.
2. При высоком коэффициенте обучения, скорость обучения выше, но правильные веса связей могут быть никогда не найдены.

В связи с этим, целесообразнее начать обучение с достаточного малого коэффициента, постепенно его увеличивая[4].

Для расчетов всех значений нейронной сети методом обратного распространения ошибки используются общепринятые формулы [2].

Для упрощения трудоемких расчетов обратного распространения ошибок используются возможности матричного умножения [6]. Для этого, каждую ячейку нейронной сети мы представляем в качестве матрица, а операции будут направлены на работу только с ними.

$$e_h = wt^T \times e_o, \quad (2)$$

где:

e_h – ошибка скрытого слоя;

wt^T – веса произведения транспонированная матрица скрытого и выходного слоя;

e_o – ошибка выходного слоя.

Для получения результатов исследования, обучение нейронной сети методом обратного распространения ошибок проводилось на CPU Intel® xeon e3–1200 v5 с частотой 3.75 GHz, с использованием языка программирования Python.

Для наилучшего результата, был проведен подбор количества эпох для получения максимальной эффективности (рис. 2).

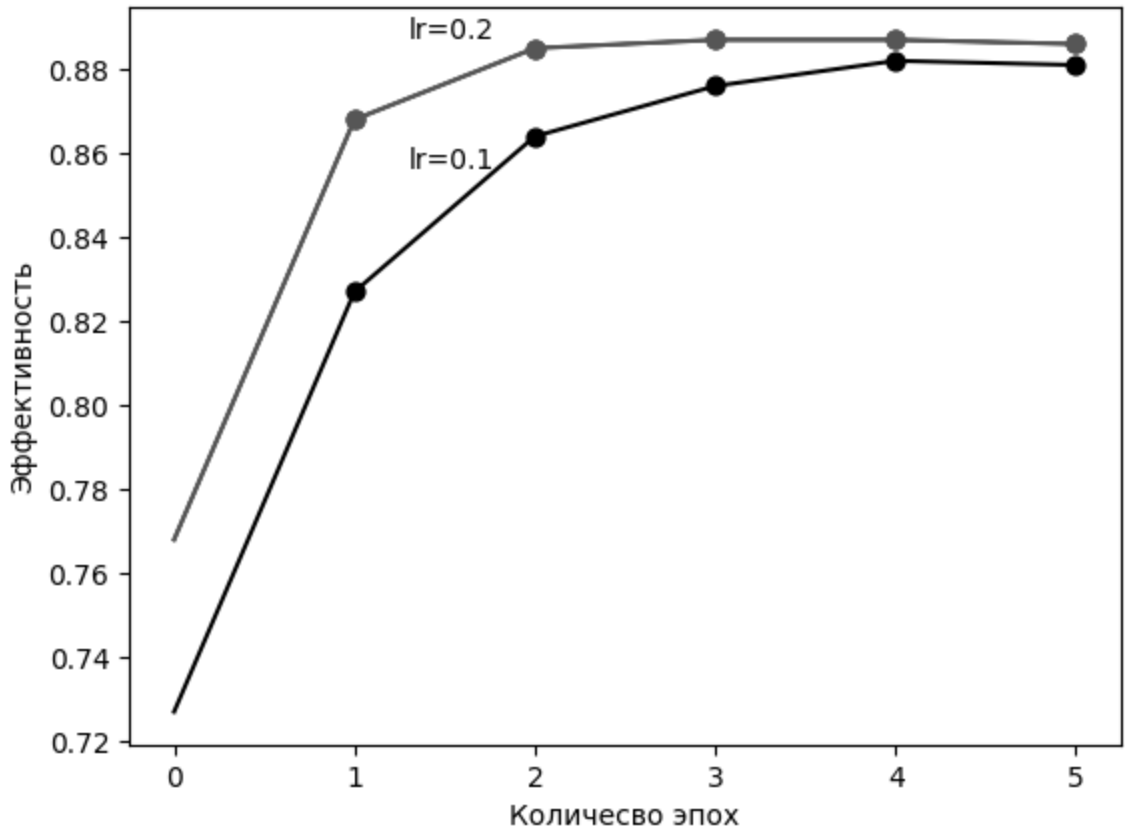


Рис. 2. Сравнение эффективности нейронной сети для разных эпох и шага

При том количестве тренировочных (876) и проверочных данных (122), наилучший результат распознавания 0.886, был продемонстрирован при шаге $lr = 0.2$ и количестве эпох равном 2 и 3, но так как количество эпох напрямую влияет на время обучения, то был взят наименьший результат — 2 эпохи. При этом, немаловажную роль играет количество скрытых слоев, чей показатель не изменялся после отметки в 300 слоев.

Так как скрытые слои нейронной сети являются по факту черным ящиком, то применив обратную операцию прохождения нейронной сети, указав в качестве входных данных одно из правильных значений, мы можем увидеть, как воспринимает нейронная сеть выбранную специальность в графическом виде (рис. 3). Функция активации для прямых сигналов представлена формулой (3), а ее обратная функция — формулой (4):

$$y = \frac{1}{1 + e^{-x}} \tag{3}$$

$$x = \ln\left(\frac{y}{1 - y}\right) \tag{4}$$

Полученный результат соответствует функции $y = -\sin(x)$, что является специальностью: «Информационные системы», согласно выбранному графику функций.

мационные системы», согласно выбранному графику функций.

В рамках исследования применена библиотека TensorFlow [7], для обучения и распознавания такого же набора входных данных (рисунок 4).

TensorFlow — это удобная библиотека с открытым исходным кодом для численных вычислений, применимая для Python. Эта библиотека делает машинное обучение намного проще, а также быстрее. Машинное обучение — достаточно сложная технология, но с каждым годом машинное обучение и его реализация становятся проще, нежели раньше. Все это благодаря таким фреймворкам, как TensorFlow от Google. Они максимально облегчают процесс получения данных, обучения моделей, а также предоставления прогнозов и уточнение будущих результатов.

Результат распознавания TensorFlow варьировался от 0.800 до 0.899, что находится в границах применения собственной нейронной сети. Временные затраты собственной нейронной сети, по сравнению с TensorFlow составил 4 секунды в пользу собственной нейронной сети.

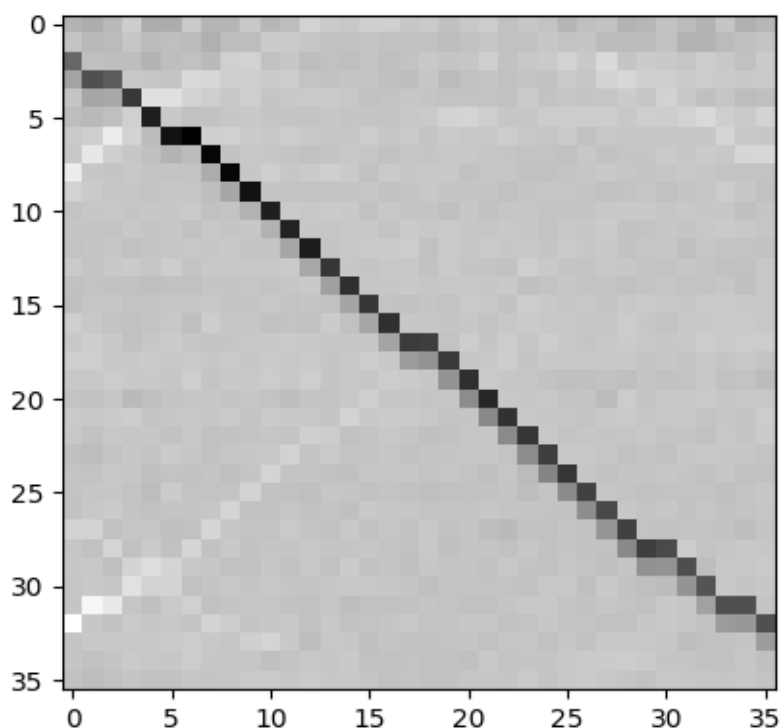


Рис. 3. Результат обратной функции активации

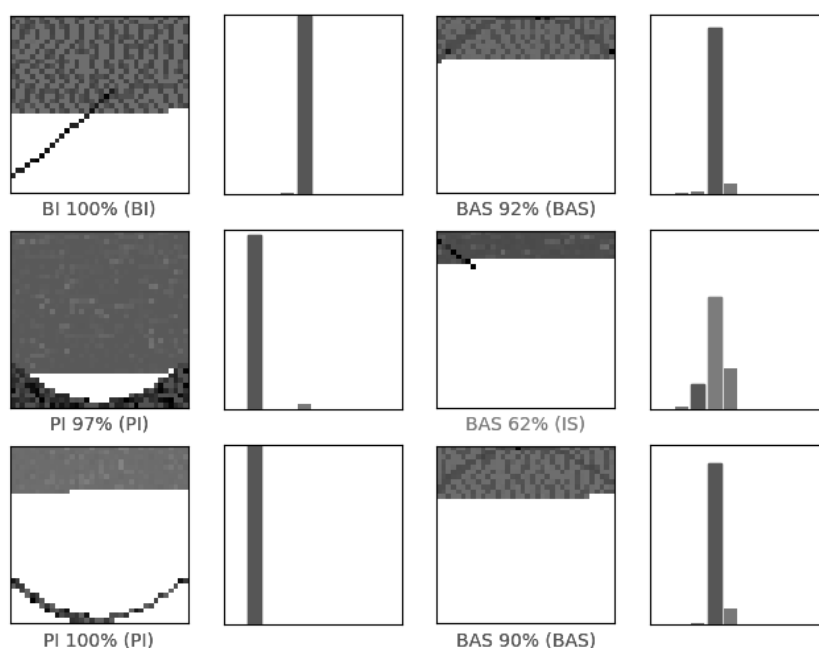


Рис. 4. Применение TensorFlow на части тестовых данных.

В заключении, можно выделить, что выбранный семантически-графический метод работает с нейронной сетью обратного распространения ошибки и показал эффективность 0.886, что является хорошим показателем, согласно которому нейронная сеть ошибется

один раз на каждую десятую попытку. Что конечно же, не является успехом исследования, но дает основания для дальнейшего изучения и развития нейронной сети, например, используя сверточные нейронные сети.

ЛИТЕРАТУРА

1. Баскин, И.И. Многослойные перцептроны в исследовании зависимостей «структура- свойство» для органических соединений / И.И. Баскин, В.А. Палюлин, Н.С. Зефирова // Российский химический журнал. — 2006. — Т. 50. — № 2. — С. 86–96.
2. Романов, Д.Е. Нейронные сети обратного распространения ошибки / Д.Е. Романов // Инженерный вестник Дона. — 2009. — № 3(9). — С. 19–24.
3. Смирнов, А.В. Распознавание типа внутренних элементов планировки зданий в задачах первичной навигации мобильных роботов с использованием нейронных сетей / А.В. Смирнов, Д.Н. Степанов // Программные системы: теория и приложения. — 2018. — Т. 9. — № 4(39). — С. 279–291. — DOI 10.25209/2079–3316–2018–9–4–279–291.
4. Савиных, Н.В. Обучение методами нейронных сетей: алгоритм обратного распространения / Н.В. Савиных, А.В. Светкин // Известия Орловского государственного технического университета. Серия: Информационные системы и технологии. — 2006. — № 1–4. — С. 193–197.
5. Деканова Н.П., Махнев С.А. Анализ социальных сетей — поддержка абитуриентов в профессиональной ориентации // Информационные и математические технологии в науке и управлении. 2019. № 4 (16). С. 131–141.
6. Рашид, Т. Создаем нейронную сеть.: Пер. с англ. — СПб.: ООО «Альфа-Книга», 2017. — С. 97–99
7. Эдель, Г.Е. Глубокое обучение с использованием библиотеки TensorFlow / Г.Е. Эдель // Электронные средства и системы управления. Материалы докладов Международной научно-практической конференции. — 2020. — № 1–2. — С. 162–164.
8. Зеленков, Ю.Г. Сравнительный анализ методов определения нечетких дубликатов для Web-документов /Ю.Г. Зеленков, И.В. Сегалович // Труды IX Всероссийской научной конференции «Электронные библиотеки: перспективные методы и технологии, электронные коллекции» — RCDL'2007. — 9 с.
9. Махнев С.А, Деканова Н.П. Цифровая трансформация и графическая интерпретация социальных интересов студентов вуза / С.А. Махнев, Н.П. Деканова // Перспективы науки. — 2022. — № 2

© Махнев Сергей Александрович (still-1994@mail.ru).

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»

