

## СВЕРТОЧНАЯ НЕЙРОННАЯ СЕТЬ КАК МЕТОД ДЛЯ ВЫБОРА СПЕЦИАЛЬНОСТИ

### CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK AS A METHOD FOR CHOOSING A SPECIALTY

**S. Makhnev  
A. Shedikov**

*Summary.* This work is devoted to the use of convolutional neural networks for solving problems of finding dependence and the subsequent prediction of the results of text belonging to independent words. The purpose of this work is to develop a convolutional neural network and subsequent verification of the semantic-graphic method as input parameters. The task of the research is to consider the search for weights of each element of a text set using the product of the methods of semantic analysis TF and RIDF. The result is an analysis of the proposed method for further processing of input data, based on graphs of functions that have huge potential.

*Keywords:* convolutional neural, semantic analysis, TF and RIDF, function graphs, neural network input data.

**Махнев Сергей Александрович**

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

**Шедиков Андрей Александрович**

Программист, ФГБОУ ВО «Иркутский государственный университет путей сообщения»  
shedikov\_aa@mail.ru

*Аннотация.* Данная работа посвящена применению сверточных нейронных сетей для решения задач поиска зависимости и последующий прогноз результатов принадлежности текста по независимым друг от друга словам. Целью данной работы является разработка сверточной нейронной сети и последующая проверка семантического-графического метода в качестве входных параметров. Задача исследования, рассмотреть поиск весов каждого элемента текстового набора с помощью произведения методов семантического анализа TF и RIDF. Результатом является анализ предложенного метода дальнейшей обработки входных данных, основывающийся на графиках функций, имеющих огромный потенциал.

*Ключевые слова:* сверточные нейронные сети, семантический анализ, TF и RIDF, графики функций, входные данные нейронной сети.

**В**ыбор направления высшего образования является сложным этапом в жизни абитуриента. Его профессия будет зависеть от того, какую специальность он успешно освоит и какие навыки получит. Также немаловажным является заинтересованность школьника в том направлении, которое станет для него фундаментом будущей жизни. Согласно исследованиям [1], больше десяти процентов поступающих, за время обучения, меняют не только специальность, но и вуз, осознав, что их выбор был ошибочным.

В качестве помощи абитуриентам предлагаются тестирования, основанные на работе Центра профориентации в МГУ им. Н.П. Огарева [2]. Тесты включают в себя различные методики и имеют широкий перечень вопросов, что несомненно повышает шансы школьников для нахождения специальности. К минусам можно отнести длительность прохождения всех тестов. Так же, разработана Имитационная экспертная система выбора университетов для обучения [3], которая на основе факторов предлагает абитуриенту составить частные индикаторы, выражающиеся в классификации вузов по привлекательности для обучения. Данное решение безусловно помогает выбрать вуз для обучения, но не решает важной пробле-

мы, не осознанности выбора будущего направления обучения.

В рамках данной проблемы предложена система поддержки принятия решения в образовательной среде на основе нейронных сетей [4], где в качестве входных данных предлагались интересы абитуриентов, а в качестве выходных список специализаций, ранжированных от самых подходящих, до мало подходящих. На вход для обучения нейронных сети предлагаем интересы выпускников, успешно закончивших обучение.

Для самих входных данных был предложен графический метод в связке с семантическим TF и RIDF, где основой подготовки входного набора нейронной сети является произведение локальных интересов выпускника с общим списком по всей специальности, основанном на модели Пуассона, предполагающим, что слова в коллекции, распространяются случайным и независимым образом [12].

Проблемой данной системы являлся объем данных и несвязанность интересов между собой. Для решения данной проблемы предложена нейронная сеть обратного распространения ошибки, чья точность

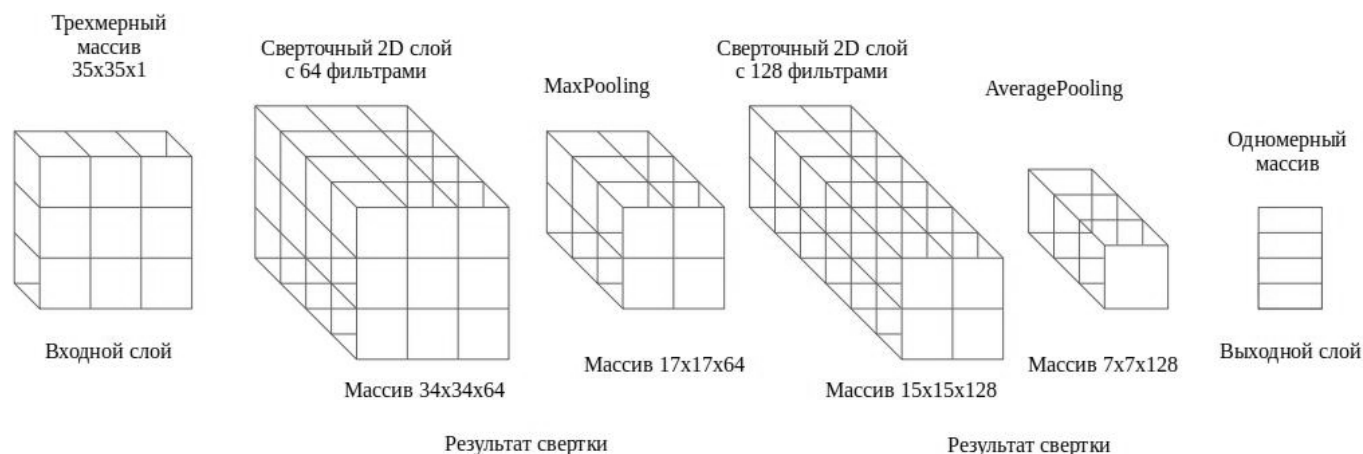


Рис. 1. Этапы свертки

не поднималась выше 0,886. Для улучшения результата и решения указанных выше проблем, требуется дополнительная фильтрация. Предлагается использовать сверточные нейронные сети.

Сверточные нейронные сети успешно зарекомендовали себя в задачах распознавания и классификации изображений. Это привело к множественным попыткам использования этой модели в других областях с целью улучшить результаты в сравнении с традиционными методами. На сегодняшний день классификация текста, т.е. определение принадлежности текста к какой-либо категории (классу) в условиях постоянно возрастающего объема информации является актуальной задачей. Классификация текста применяется в решении многих практических задач, таких как фильтрация документов, классификация слов и т.д.[5].

### Цель исследования

Применение модели сверточной нейронной сети для фильтрации неструктурированных входных данных и улучшение результатов точности.

Сверточная нейронная сеть впервые была предложена Я. Лекуном и Й. Бенгуа [6], которые построили математическую модель, разделенную на следующие этапы обработки изображения:

- ◆ свертка исходного изображения объекта при помощи нескольких небольших фильтров;
- ◆ субдискретизация (объединение) полученных на предыдущем шаге ключевых признаков;
- ◆ повтор предыдущих шагов (свертки, а затем субдискретизации) до тех пор, пока на выходе не получится достаточное количество признаков исходного изображения;

- ◆ использование модели полносвязного слоя для получения решения конкретной задачи.

Сверточная нейронная сеть имеет ряд значительных преимуществ, благодаря которым она превосходит по вычислительной мощности алгоритмы распознавания прошлых десятилетий [7]. В данной работе, в качестве входных данных рассматриваются интересы выпускников, что включает в себя книги, игры, подписки и другие аспекты, что в среднем содержит в себе до шестисот единиц информации. Единица информации — слово или словосочетание, которое имеет законченную форму и представляет из себя интерес выпускника. Формализованные входные данные представлены в слоях (входной, скрытый, сверточный, субдискретный и выходной) и являются обязательными для системы поддержки принятия решения с использованием сверточной нейронной сети (Рис. 1).

Как итог, ход работы будет разбит на этапы:

1. Сбор неструктурированных данных (интересы выпускников);
2. очистка данных от посторонних шумов, редко используемых и нечитаемых символов;
3. подготовка словаря, имеющих в своей основе единицу информации разделенные запятой;
4. формализация словаря, посредством прогона данных метод TF и RIDF;
5. преобразование словаря методом графиков;
6. подбор фильтров для свертки входного массива;
7. применение фильтров для создания карты признаков;
8. применение операции объединения (pooling), для уменьшения размерности массива;
9. повторение этапа 7 и 8;

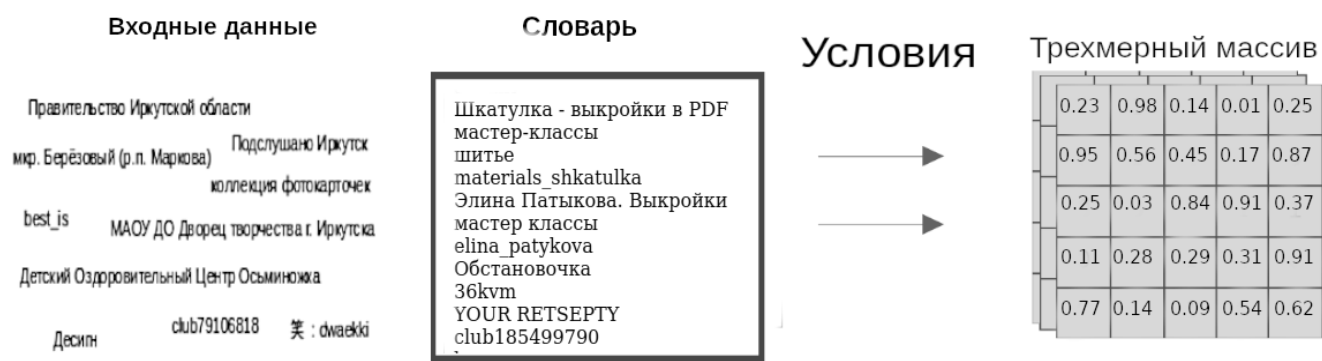


Рис. 2. Перевод текстовой информации в числовую

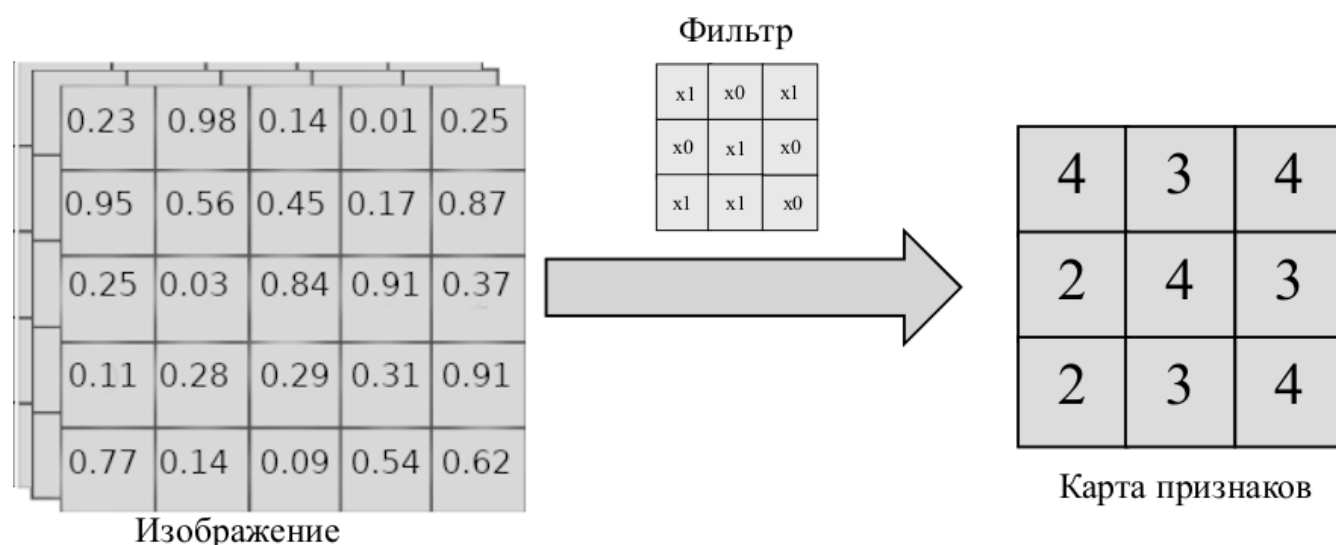


Рис. 3. Пример использования трехмерной операции свертки для формирования карты признаков с помощью фильтра размытия.

10. выбор и применение функции активации нейронной сети;
11. вывод полученных данных в выходной слой.

Используемые данные представляют собой массив интересов выпускников и их специальность, которую они успешно закончили. Сведения получены из социальной сети Vkontakte и представляют из себя набор данных о подписках, книгах, играх и интересах выпускников. Данные обезличены согласно 155-ФЗ о персональных данных и составляют единицу информации, состоящий как из слов, так и словосочетаний.

Так как данные могут и будут содержать различные элементы, не несущие в себе никакой информации, от них следует избавиться, чтобы уменьшить корреляцию входных данных. Для этого подойдет прогон

неструктурированных данных через цикл с узким набором разрешенных символов (русский и английский алфавиты и цифры).

Применение выбранного метода семантического анализа TF \* RIDF и метода графиков, для подготовки трехмерного массива, где результат применения методов будет выступать числовыми значениями от 0,1 до 0,99. (Рис. 2).

Для трехмерного массива сверточной сети обычно используются фильтры для работы с изображениями, такие как размытие Гаусса, выделение границ и увеличение резкости [9] (Рис. 3).

Так как числовой диапазон в трехмерном массиве [0,1], соответственно, мы работаем с некоторым подо-



Рис. 4. Пример использования макспулинга на примере двумерного массива

бием черно-белой фотографии, для которых размытие Гаусса или фильтр Соболя не могут быть применены, поэтому используем размытие.

Далее следует уменьшить пространство признаков, сохраняя наиболее важную информацию. Слой подвыборки, он же субдискретизирующий, может использовать любой из разных версий слоя объединения (pooling), среди которых максимальный пулинг, средний пулинг и пулинг суммы [8]. Наиболее часто используется именно слой макспулинга (Рис. 4).

Связка из применения фильтров и объединяющего слоя повторяется до выявления четких признаков, достаточных для дальнейшего применения, после чего используя функцию активации, обучаем нейронную сеть.

Как описывалось ранее, данные преобразованы из текстового набора в числовой, элементы которого находятся в вещественном промежутке между нулем и единицей. Применение нейронной сети методом обратного распространения ошибки выдала точность определения специальности выпускников 0.886, а применение готовой библиотеки TensorFlow подняло точность распознавания до 0.899. Дальнейшим шагом исследования, стала работа над входными данными, методом свертки исходного «изображения» и последующего обучения.

Для написания сверточной нейронной сети использовалась надстройка Keras библиотеки Tensorflow, имеющая все инструменты для продолжения работы со сверточными нейронными сетями, так как нацелена на оперативную работу с сетями глубокого обучения [10].

Обучающая выборка состоит из 879 элементов размерностью 35x35x1, где каждый из 879 элементов

представляется матрицей 35x35x1, последнее значение в котором требуется для перевода двумерного изображение в трехмерное. В рамках работы, первый сверточный слой имеет 64 фильтра, размерность ядра 3 и функцией активации (5), где  $x$  двумерный массив размерностью 3x3. Результатом применения операции свертки является массив 34x34x64.

$$RELU = \max(x) \quad (5)$$

Последующий субдискретный слой — Average Pooling, уменьшает размерность сверточной сети по осям  $x$  и  $y$ , за счет нахождения среднего значения среди четырех значений в каждом слое и результатом данной операции является массив 17x17x64.

Повторное применение операции свертки с применением 128 фильтров и операции субдискретизации по максимальному элементу преобразовала исходные «изображения» в массивы 7x7x128, которые мы прогнозируем через нейронную сеть с функцией активации:

$$softmax(x)_j = \frac{e^{x_j}}{\sum_{k=1}^n e^{x_k}} \quad (6)$$

где  $x$  входное значение  $j$ -го элемента, а  $k$  — общее количество входных значений и функцией потерь категориальной перекрестной энтропии

$$CCE = - \sum_{i=1}^n (x_i \times \log(y_i)), \quad (7)$$

где  $y_i$  — прогнозируемое значение,  $x_i$  — истинное значение,  $n$  — размер вектора  $x_i(y_i)$ , и которая наилучшим образом работает в связке с softmax [11].

Итогом выбранных операций свертки и субдискретизации является повышение точности распознавания

до 0.978, что значительно выше результатов полученных без применения сверточных нейронных сетей.

Как результат, в данной работе рассматривается сверточная нейронная сеть, в качестве метода для работы с входной, неструктурированной информацией.

С помощью фильтров и последующей операции объединения достигается нелинейное сжатие входных данных, которые эффективно используются в дальнейшем обучении и работе нейронной сети. Результаты распознавания близки к единице, т.е. к почти безошибочной помощи абитуриентам с выбором специальности.

---

#### ЛИТЕРАТУРА

1. Деканова Н.П., Махнев С.А. Анализ социальных сетей — поддержка абитуриентов в профессиональной ориентации // Информационные и математические технологии в науке и управлении. 2019. № 4. С. 131–141.
2. Савкина А.В., Черкасова Т.В., Тимофеев А.А. Новый подход в определении будущей профессии выпускников школ // Образовательные технологии и общество. 2018. № 3. С. 305–314.
3. Московкин, В.М. Имитационная экспертная система выбора университетов для обучения // Информационные процессы и системы. 2009. № 10. С. 19–21.
4. Махнев С.А. Система поддержки принятия решений в образовательной среде на основе нейронных сетей // Образование — Наука — Производство. Чита: Забайкальский институт железнодорожного транспорта — филиал федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего профессионального образования «Иркутский университет путей сообщения», 2018. С. 175–181.
5. Н.В. Воробьев, Е.В. Пучков Классификация текстов с помощью сверточных нейронных сетей // Молодой исследователь Дона. 2017. № 6.
6. An Introduction to Convolutional Neural Networks // stanford.edu URL: [http://scarlet.stanford.edu/teach/index.php/An\\_Introduction\\_to\\_Convolutional\\_Neural\\_Networks](http://scarlet.stanford.edu/teach/index.php/An_Introduction_to_Convolutional_Neural_Networks) (дата обращения: 25.03.2021).
7. Samer Hijazi, Rishi Kumar, Chris Rowen. Using Convolutional Neural Networks for Image Recognition. <http://www.cadence.com/en/default.aspx>
8. А.И. Бредихин Алгоритмы обучения сверточных нейронных сетей // Вестник Югорского государственного университета. 2019. № 1.
9. Использование сверточных нейронных сетей для задачи классификации текстов // machinelearning URL: [http://www.machinelearning.ru/wiki/images/c/c7/2016\\_417\\_RysmyatovaAA.pdf](http://www.machinelearning.ru/wiki/images/c/c7/2016_417_RysmyatovaAA.pdf) (дата обращения: 25.03.2021).
10. Keras // Википедия URL: <https://ru.wikipedia.org/wiki/Keras> (дата обращения: 20.09.2021).
11. Функции потерь библиотеки Keras // 100 BYTE URL: <http://100byte.ru/python/loss/loss.html> (дата обращения: 20.09.2021).
12. 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.

---

© Махнев Сергей Александрович ( still-1994@mail.ru ), Шедиков Андрей Александрович ( shedikov\_aa@mail.ru ).

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»