

## ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОСЕТЕЙ ДЛЯ АВТОМАТИЧЕСКОГО РАСПОЗНАВАНИЯ ЧИСЕЛ

Новикова А.Г.

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроник  
Филиал Минский радиотехнический колледж

Научный руководитель: Назарова А.И. – преподаватель первой категории, магистр технических наук

**Аннотация.** В статье рассматривается область нейросетей, которые распознают числа, выявляются достоинства и недостатки использования нейросети в качестве распознавателя чисел, осуществляется поиск сфер, в которых уже используется такая нейросеть, проводится сравнительный анализ и определяется лучший алгоритм для создания такой нейросети.

**Ключевые слова:** нейросеть, алгоритм, распознавание чисел, обработка данных

**Введение.** Искусственные нейросети (ИНС) – это математическая модель функционирования традиционных для живых организмов нейросетей, которые представляют собой сети нервных клеток. Как и в биологическом аналоге, в искусственных сетях основным элементом выступают нейроны, соединённые между собой и образующие слои, число которых может быть разным в зависимости от сложности нейросети и ее назначения (решаемых задач) [1].

Самая популярная задача нейросетей – распознавание визуальных образов. Сегодня создаются сети, в которых машины способны успешно распознавать символы на бумаге и банковских картах, подписи на официальных документах, детектировать объекты и т.д. Эти функции позволяют существенно облегчить труд человека, а также повысить надежность и точность различных рабочих процессов за счет отсутствия возможности допущения ошибки из-за человеческого фактора.

**Основная часть.** Автоматическое распознавание чисел – это одна из ключевых задач в области компьютерного зрения и машинного обучения. Она широко применяется в таких областях, как банковское дело, распознавание рукописных текстов, медицинская диагностика, робототехника и др. Современные методы решения этой задачи включают использование нейронных сетей, которые являются одними из самых эффективных алгоритмов для обработки изображений и последующего анализа данных.

Рассмотрим несколько основных видов нейросетей:

– обычная нейронная сеть – полносвязная нейронная сеть. В ней каждый узел (кроме входного и выходного) выступает как входом, так и выходом, образуя скрытый слой нейронов, и каждый нейрон следующего слоя соединён со всеми нейронами предыдущего. Входы подаются с весами, которые в процессе обучения настраиваются и не меняются в последствии. При этом у каждого нейрона имеется порог активации, после прохождения которого он принимает одно из двух возможных значений:  $-1$  или  $1$ , либо  $0$  или  $1$ ;

– рекуррентные нейронные сети (RNN) используются для обработки последовательностей данных, таких как тексты или звуковые записи. Они имеют память, которая позволяет им учитывать предыдущие значения и контекст, что делает их полезными для распознавания рукописного текста;

– сверточная нейронная сеть (CNN) – имеет специальную архитектуру, которая позволяет ей максимально эффективно распознавать образы. Сама идея СНС основывается на чередовании сверточных и субдискретизирующих слоев (pooling), а структура является однонаправленной. СНС получила свое название от операции свертки, которая предполагает, что каждый фрагмент изображения будет умножен на ядро свертки поэлементно, при этом полученный результат должен суммироваться и записаться в похожую позицию выходного изображения. Такая архитектура обеспечивает инвариантность распознавания относительно сдвига объекта, постепенно укрупняя «окно», на которое «смотрит» свёртка, выявляя всё бо-

лее и более крупные структуры и паттерны в изображении. Рассмотрим принцип операции свертки на рисунке 1 [2].

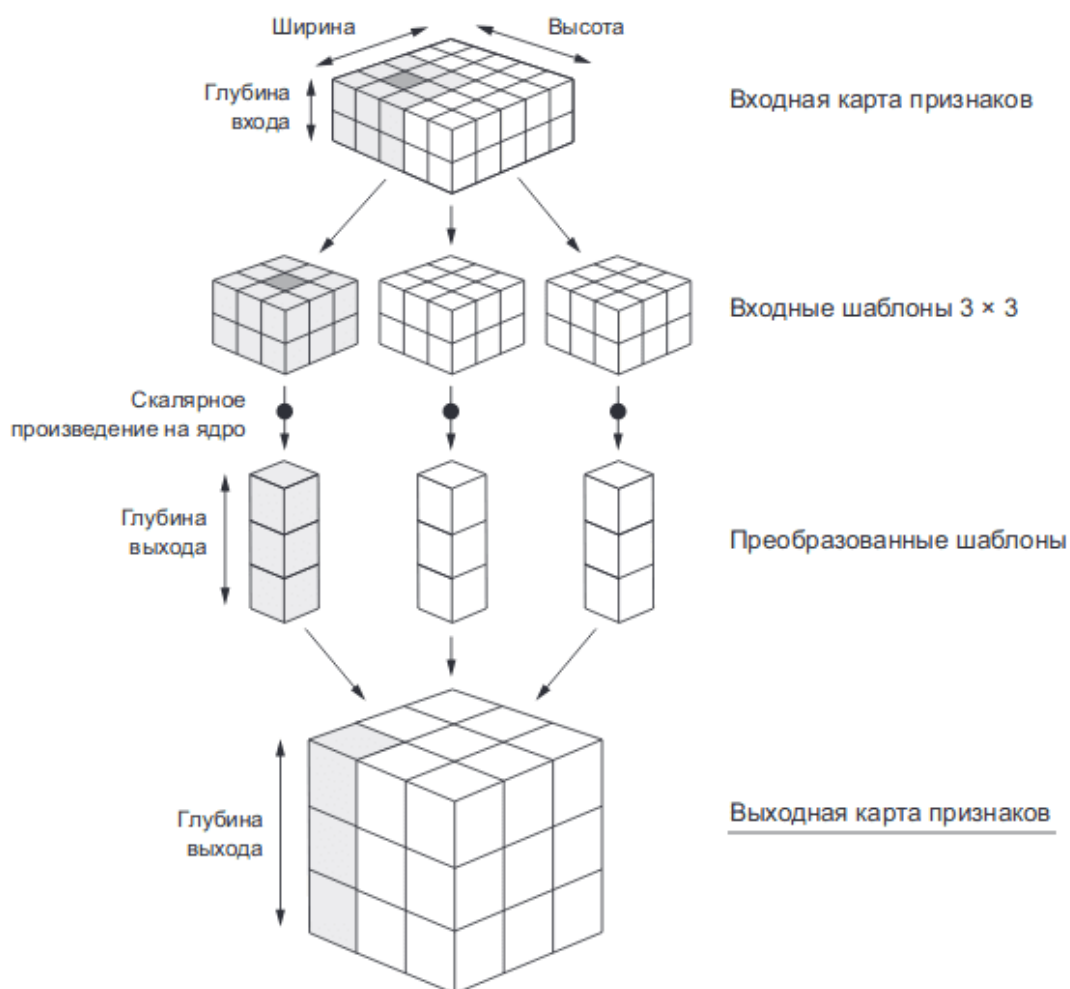


Рисунок 1 – Принцип операции свертки

Операцию свёртки можно представить следующим алгоритмом:

- 1) скользящее окно, называемое фильтром, с размером  $(n,n)$  движется по входному признаку. Количество движений определяется заданным количеством фильтров;
- 2) каждый полученный шаблон имеет форму  $(n, n, d)$ , где  $d$  – глубина входного признака;
- 3) каждый шаблон умножается на своё ядро свёртки, в результате, формируется выходная карта признаков. Полученная выходная карта признаков имеет форму  $(h,w,N)$ , где  $h$  и  $w$  – длина и ширина, полученные в результате отсечения, а  $N$  – количество фильтров[3].

Нейронные сети используются для автоматического распознавания чисел с использованием обучения с учителем. В этом случае нейронная сеть обучается на основе набора изображений, содержащих цифры. Каждое изображение состоит из пикселей, которые представляют собой значения яркости на черно-белом изображении. Значения пикселей подаются на вход нейронной сети, которая в свою очередь выдает предсказание, какая цифра находится на изображении.

Обучение нейронной сети для распознавания цифр может быть выполнено с использованием различных архитектур сетей, таких как сверточные нейронные сети, рекуррентные нейронные сети или комбинации этих архитектур.

Параметры, от которых зависит точность предсказаний обученной нейронной сети:

- архитектура сети;
- количество скрытых слоев;
- количество нейронов на слоях;

- функции активации;
- инициализация весовых коэффициентов.

Также для создания алгоритма обучения могут использоваться следующие алгоритмы (одни из самых популярных):

- метод обратного распространения ошибки;
- метод упругого распространения;
- генетический алгоритм обучения.

Рассмотрим данные алгоритмы.

Метод обратного распространения ошибки (backpropagation) – это алгоритм, который используется для обучения нейронных сетей.

Он работает следующим образом: вначале нейронная сеть получает на вход некоторые данные и вычисляет результат на выходе. Затем алгоритм сравнивает полученный результат с желаемым и вычисляет ошибку.

Далее ошибка распространяется обратно через сеть, от выхода к входу, и каждый нейрон получает информацию о том, какую роль он сыграл в этой ошибке. Нейроны, которые оказали большое влияние на ошибку, будут скорректированы таким образом, чтобы в следующем проходе они давали более точный результат. Эта процедура повторяется многократно, пока сеть не достигнет желаемого уровня точности.

Таким образом, метод обратного распространения ошибки позволяет обучать нейронные сети, оптимизируя их веса, чтобы они могли более точно предсказывать результаты.

Метод упругого распространения (англ. elastic backpropagation) – это алгоритм обучения нейронных сетей, который основан на методе обратного распространения ошибки, но с некоторыми дополнениями.

Он работает так же, как и обычный метод обратного распространения, но кроме корректировки весов каждый раз, когда ошибка распространяется обратно через сеть, этот метод также учитывает эффекты изменения массы и скорости. Это позволяет более точно настроить веса и сделать обучение более устойчивым.

В частности, метод упругого распространения использует дополнительную переменную, называемую "импульс", которая определяет направление изменения весов. Когда ошибка распространяется обратно, эта переменная также обновляется, чтобы учитывать предыдущие изменения весов.

Метод упругого распространения позволяет более эффективно настраивать веса нейронной сети и сделать обучение более быстрым и устойчивым.

Генетический алгоритм обучения – это метод машинного обучения, который использует принципы эволюции для настройки параметров модели.

Он работает следующим образом: сначала создаются случайные наборы параметров модели (например, веса нейронной сети). Затем эти параметры оцениваются на тестовом наборе данных, и каждый набор параметров получает оценку, называемую "фитнесом"

Далее происходит процесс эволюции, где выбираются наилучшие наборы параметров (те, у которых фитнес выше всего), и происходит их скрещивание и мутация, чтобы создать новые наборы параметров. Новые наборы параметров также оцениваются на тестовом наборе данных, и цикл повторяется до тех пор, пока не будет найден оптимальный набор параметров.

Генетический алгоритм обучения позволяет настроить параметры модели таким образом, чтобы она давала наилучший результат на тестовом наборе данных. Этот метод может быть использован для обучения разных моделей, включая нейронные сети, алгоритмы машинного обучения и другие [4].

Сравнительная характеристика алгоритмов обучения нейросетей представлена в таблице 1.

Проанализировав полученные в таблице данные, можно сделать вывод, что для реализации нейросети, распознающей цифры, для начинающего программиста лучше всего использовать метод обратного распространения ошибки, который представляет собой алгоритм градиентного спуска.

Таблица 1 – Сравнение характеристик алгоритмов

Алгоритм	Преимущества	Недостатки	Время обучения	Распространенность
Backpropagation	Прост в реализации, эффективен для многих типов задач.	Может быть медленным при обучении глубоких нейронных сетей, может застревать в локальных минимумах функции потерь.	Среднее	Широко распространен
RPROP	Быстрый, эффективен при обучении глубоких нейронных сетей.	Может становиться неустойчивым при наличии шумовых данных, требует настройки параметров.	Быстрый	Умеренно распространен
GA	Гибкий, эффективен при решении сложных оптимизационных задач.	Медленный при обучении больших нейронных сетей, может застревать в локальных минимумах.	Очень медленный	Используется в некоторых специализированных областях

Нейросети, которые распознают цифры, являются примером задачи машинного обучения, известной как распознавание образов. Они используются для распознавания и классификации рукописных или напечатанных цифр на изображениях.

Такие нейросети могут быть полезными для многих приложений, например:

- системы банковской автоматизации, которые должны обрабатывать банковские чеки, формы оплаты и другие документы, содержащие рукописные цифры;
- почтовые службы, которые могут использовать нейросети для сортировки почты на основе почтовых индексов;
- распознавание номеров автомобилей на дорогах - нейросети могут быть использованы для распознавания номерных знаков автомобилей на изображениях, сделанных камерами на дорогах, что может быть полезно для автоматической фиксации нарушений правил дорожного движения, таких как превышение скорости или проезд на красный свет;
- распознавание кодов на продуктах в магазинах – нейросети могут помочь считывать коды на продуктах, такие как штрих-коды или QR-коды, для ускорения и упрощения процесса оплаты;
- распознавание рукописного текста – нейросети могут использоваться для распознавания рукописного текста на документах, что может помочь в автоматической обработке и классификации большого объема информации;
- медицинская диагностика – нейросети могут быть использованы для распознавания и классификации медицинских изображений, таких как рентгеновские снимки или снимки МРТ, что может помочь в более точной диагностике различных заболеваний;
- распознавание цифр в научных и инженерных данных для ускорения обработки и анализа информации.

**Заключение.** Нейросети позволяют решать сложные задачи, которые трудно решить с помощью обычных алгоритмов. Например, если необходимо создать алгоритм, который будет распознавать изображения цифр, можно написать программу, которая будет искать на изображении определенные формы и признаки, соответствующие цифрам. Однако такой алгоритм может не справиться с большим количеством вариантов написания цифр, а также может быть чувствителен к шуму и искажениям. Нейронные сети, в свою очередь, могут обучаться распознавать цифры на основе большого количества примеров, что позволяет им выявлять более сложные закономерности и шире применяться в разных условиях. Кроме того, нейросети способны адаптироваться к изменениям в данных и давать точные ответы в

условиях, когда обычные алгоритмы могут давать неточные или неполные ответы. В целом, использование нейросетей позволяет решать более сложные задачи, улучшать качество обработки данных, а также автоматизировать процессы, которые ранее требовали большого количества ручной работы.

### **Список литературы**

3. *Официальная интернет-энциклопедия [Электронный ресурс]/Вашингтон, 2001. – Режим доступа: [https://ru.wikipedia.org/wiki/Neural\\_network](https://ru.wikipedia.org/wiki/Neural_network). – Дата доступа: 03.01.2001*
4. *Официальный информационный интернет-портал Habr [Электронный ресурс]/Москва, 2006. – Режим доступа: <https://habr.com/ru/post/348000/>. – Дата доступа: 26.05.2006*
5. *Официальная образовательная онлайн-библиотека [Электронный ресурс]/Москва, 2014. Режим доступа: <https://proglib.io/p/convolution>. – Дата доступа: 23.11.2014*
6. *Официальный информационный интернет-портал Habr [Электронный ресурс]/Москва, 2006. – Режим доступа: <https://habr.com/ru/post/336612/>. – Дата доступа: 26.05.2006*

UDC 004.853

## **USING NEURAL NETWORKS FOR AUTOMATIC NUMBER RECOGNITION**

*Novikova A.G.*

*Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics  
affiliate Minsk Radioengineering College, Minsk, Republic of Belarus*

*Nazarova A.I. - teacher of the first category, master of technical sciences*

**Annotation:** The article discusses the field of neural networks that recognize numbers, identifies the strengths and weaknesses of using a neural network as a number recognizer, searches for spheres in which such a neural network is already used, conducts a comparative analysis, and determines the best algorithm for creating such a neural network.

**Keywords:** neural network, algorithm, number recognition, data processing