

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ  
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение  
высшего образования  
**«КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»**  
**(ФГБОУ ВО «КубГУ»)**

**Факультет компьютерных технологий и прикладной математики**  
**Кафедра информационных технологий**

**КУРСОВАЯ РАБОТА**

**РАСПОЗНАВАНИЕ ОБЪЕКТОВ С ПОМОЩЬЮ СВЕРТОЧНЫХ  
НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ**

Работу выполнил \_\_\_\_\_ Б.М. Ибрагимов  
(подпись)

Направление подготовки 01.03.02 Прикладная математика и информатика

Направленность (профиль) «Системное программирование и компьютерные технологии» (Математическое и программное обеспечение вычислительных машин)

Научный руководитель  
канд., физ.-мат. наук \_\_\_\_\_ В.В. Подколзин  
(подпись)

Нормоконтролер  
ст. преп. \_\_\_\_\_ А.В. Харченко  
(подпись)

Краснодар  
2018

## **РЕФЕРАТ**

Курсовая работа 30 с., 5 рис., 8 источников.

**НЕЙРОН, СВЕРТОЧНЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ, ОБУЧЕНИЕ, МЕТОД  
ОБРАТНОГО РАСПРОСТРАНЕНИЯ ОШИБКИ, АКТИВАЦИОННАЯ  
ФУНКЦИЯ**

Объектом изучения являются нейронные сети и методы их обучения.

Цель курсовой работы – изучение нейронных сетей и анализ применимости нейронных сетей для решения задачи распознавания образов.

## **СОДЕРЖАНИЕ**

Введение.....	4
1 Общая информация о нейронных сетях.....	7
1.1 Моделирование биологического нейрона.....	7
1.2 Математическая модель искусственного нейрона.....	7
1.3 Активационные функции.....	10
1.4 Гиперпараметры нейронных сетей.....	11
2 Сверточная нейронная сеть.....	14
2.1 Структура сверточной нейронной сети.....	14
3 Обучение Сверточной Нейронной Сети.....	19
3.1 Основные понятия.....	19
3.2 Метод обратного распространения ошибки.....	20
4 Постановка задачи.....	25
Заключение.....	26
Список использованных источников.....	27

## **ВВЕДЕНИЕ**

Математическая модель — приближенное описание объекта моделирования, выраженное с помощью математических формул.

Нейронные сёти (НС) — математические модели, а также их программные или аппаратные реализации, построенные по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей — сетей нервных клеток живого организма. После разработки алгоритмов обучения нейронных сетей, они используются в практических целях: в задачах прогнозирования, распознавания образов, управления и др.

Исследования в области нейронных сетей начались в 40-е годы XX века. Первое систематическое изучение искусственных нейронных сетей было предпринято Маккалокком и Питтсом в 1943 г. Позднее они исследовали сетевые модели для распознавания изображений, подвергаемых сдвигам и поворотам.

Машинное распознавание, описание, классификация и группирование образов — важные задачи в большом количестве инженерных и научных областей, таких как биология, физиология, медицина, маркетинг, компьютерное зрение, искусственный интеллект.

Существуют два класса задач распознавания:

- а) распознавание с учителем, в котором входной образ считается членом определенного класса;
- б) распознавание без учителя, в котором образ считается членом неизвестного класса.

Задача распознавания считается задачей классификации, в которой классы либо заранее определяются создателем нейронной сети (в распознавании с учителем), либо строятся на основании схожести образов (в распознавании без учителя).

Одной из наиболее трудных задач распознавания образов является задача распознавания и классификации изображений. Эта задача возникает в

таких областях как распознавание рукописного текста, дорожных знаков, номеров автомобилей и т.д. Отличительной особенностью задач распознавания является немалая размерность входного вектора. Это ведет к увеличению сложности нейронной сети и вычислительным трудностям.

Классические НС являются решением для задачи распознавания с учителем. Данные нейронные сети успешно применяются для решения задач классификации, управления, прогнозирования. Они заключаются в классификации входного образа, т. е определить его к какому-либо известному сети классу. Изначально сети даются эталонные образы – такие образы, принадлежность которых к определенному классу известна. Затем на вход сети подается некоторый неизвестный образ, и сеть пытается по определенному алгоритму соотнести его с каким-либо эталонным образом. Таким образом, сеть проводит некую классификацию поданных ему образов. Нейронные сети могут быть использованы, например, для прогнозирования стоимости акций, что является актуальной задачей. Также нейронные сети могут применяться и для облегчения работы правоохранительных органов в поимке преступников, т. к. уже созданы программы распознающие лица.

Классические НС обладают существенным недостатком для решения задач распознавания. При больших данных, количество параметров (количество связей между входным и скрытым слоями, а также количество связей между скрытым и выходным слоями) существенно возрастет. Например, если при классификации картинок размером  $m \times n = 8 \times 8$ , необходимо выделять  $k = 50$  признаков и определить их принадлежность по  $s = 5$  классам, тогда входной слой имеет  $m \times n = 8 \times 8 = 64$  нейронов, а выходной слой имеет 5 нейронов. Скрытый слой имеет  $k = 50$  нейронов. Количество весов  $m \times n \times k + k \times s = 8 \times 8 \times 50 + 50 \times 5 = 3450$ . Но, если картинки имеют размер  $m \times n = 100 \times 100$ , то количество весов будет  $100 \times 100 \times 50 + 50 \times 5 = 500250$ . Если скрытых слоев будет несколько, то количество весов возрастет еще сильнее [9].

Современным подходом к распознаванию изображений являются свёрточные нейронные сети (СНС). Они имеют большое количество слоев, по сравнению с классическим многослойным персепtronом. Но удается снизить общее количество обучаемых параметров сети и ускорить обучение.

В данной курсовой работе рассматриваются вопросы построения и использования нейронных сетей для решения задачи распознавания образов.

# **1 Общая информация о нейронных сетях**

## **1.1 Моделирование биологического нейрона**

Развитие искусственных нейронных сетей вдохновляется биологией. То есть, рассматривая сетевые конфигурации и алгоритмы, исследователи применяют термины, заимствованные из принципов организации мозговой деятельности. На этом аналогия заканчивается.

Нервная система человека, построенная из элементов, называемых нейронами, имеет ошеломляющую сложность. Около  $10^{11}$  нейронов участвуют в примерно  $10^{15}$  передающих связях, имеющих длину метр и более. Каждый нейрон обладает многими свойствами, общими с другими органами тела, но ему присущи абсолютно уникальные способности: принимать, обрабатывать и передавать сигналы по нервным путям, которые образуют коммуникационную систему мозга [2].

В строении «нейронной сети» человека, дендриты идут от тела нервной клетки к другим нейронам, где они принимают сигналы в точках соединения, называемых синапсами. Принятые синапсом входные сигналы передаются к телу нейрона, после чего, по аксону передается сигнал другим нейронам [1].

## **1.2 Математическая модель искусственного нейрона**

Искусственный нейрон – это структурная единица нейронной сети.

Входной сигнал – это некоторое значение, переданное от других нейронов или являющееся входным вектором.

Выходной сигнал – это некоторое значение, сформированное нейроном после преобразований для передачи его другим нейронам.

Синапсы – односторонние связи, осуществляющие линейную передачу сигнала от одного нейрона к другому. Каждый синапс характеризуется величиной синаптической связи или ее весом.

Аксон – выходная связь нейрона, с которой выходной сигнал поступает на синапсы следующих нейронов.

Тело нейрона – это сцена, в котором происходит формирование выходного сигнала нейрона.

Искусственные нейроны состоят из синапсов, аксона и тела нейрона.

Выделяют 3 вида нейронов:

- а) входные;
- б) внутренние;
- в) выходные.

Входные нейроны имеют лишь тело, которое хранит один элемент входного вектора, и аксоны для передачи этих же значений другим нейронам по синапсам, которые осуществляют линейную передачу этих значений. Все такие нейроны образуют в нейронной сети входной слой, который является единственным во всей сети.

Внутренние нейроны имеют синапсы, аксоны и тело, в котором происходит преобразование пришедших по синапсам сигналов и формирование выходного сигнала, поступающего на аксон для передачи другим нейронам. Все нейроны такого вида образуют в нейронной сети скрытые слои, которых в сети может быть много.

Выходные нейроны имеют лишь синапсы и тело. Выходной сигнал, поступающий по синапсам в тело такого нейрона, выводится как результат работы нейронной сети. Все такие нейроны образуют в нейронной сети выходной слой, который, также, как и входной слой, является единственным во всей сети.

Нейроны смещения или BIAS-нейроны — это другой вид нейронов, используемый в большинстве нейросетей. Особенность этого типа нейронов заключается в том, что его вход и выход всегда равняются 1 и они никогда не имеют входных синапсов. Нейроны смещения могут, либо присутствовать в нейронной сети по одному на каждый слой, либо полностью отсутствовать. Нейроны смещения связаны со всеми нейронами, кроме BIAS-нейрона,

следующего слоя. Их можно размещать на входном слое и всех скрытых слоях, но не на выходном слое, т. к. им не с чем будет формировать связь.

Искусственные нейронные сети по количеству слоев делятся на:

- а) однослойные;
- б) многослойные.

Однослойные нейронные сети имеют лишь входной и выходной слои.

Многослойные нейронные сети имеют входной, выходной и некоторое количество скрытых слоев.

С математической точки зрения, искусственный нейрон — это сумматор всех входящих в нейрон сигналов, применяющий к полученной сумме некоторую нелинейную функцию, непрерывную на всей области определения. Полученный результат является выходом нейрона. Входящие в нейрон сигналы формируются из выходов других нейронов, которые соединены с ним связями.

В качестве входных сигналов искусственного нейрона поступает множество сигналов  $x_1, x_2, \dots, x_n$ . Каждый вход умножается на соответствующие веса связи  $w_1, w_2, \dots, w_n$ . Связи соединяют соответствующий входной нейрон с соответствующим нейроном следующего слоя. Затем все эти произведения поступают на суммирующий блок, обозначенный  $\sum$ . Суммирующий блок создает выход, который называется NET [2]. В векторных обозначениях это может быть представлено в виде (1):

$$\text{NET} = \mathbf{XW}. \quad (1)$$

Сигнал NET далее, как правило, преобразуется активационной функцией  $F$  и дает выходной нейронный сигнал  $OUT$  (рис. 1).

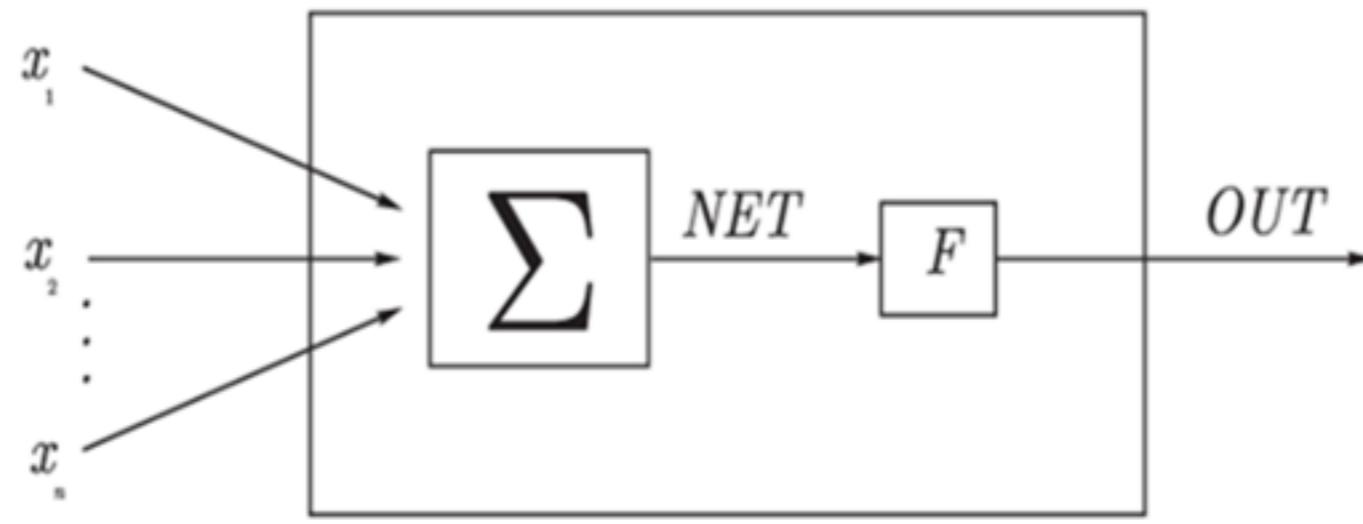


Рисунок 1 – Искусственный нейрон

### 1.3 Активационные функции

Функция активации (активационная функция, функция возбуждения) – функция, вычисляющая выходной сигнал искусственного нейрона. В качестве аргумента принимает сигнал NET, получаемый на выходе входного сумматора  $\Sigma$  [2].

Наиболее часто используются следующие функции активации:

Единичный скачок. Формула имеет вид (2):

$$F(NET) = \begin{cases} 1, & \text{при } NET \geq 0 \\ 0, & \text{при } NET < 0 \end{cases} \quad (2)$$

ReLU. Формула имеет вид (3):

$$F(NET) = \begin{cases} x, & \text{при } NET > 0 \\ 0, & \text{при } NET \leq 0 \end{cases} \quad (3)$$

Гиперболический тангенс. Формула имеет вид (4):

$$F(NET) = \tanh\left(\frac{NET}{\alpha}\right), \quad (4)$$

где

$\alpha$  – степень крутизны графика функции.

Сигмоид. Формула имеет вид (5)

$$F(NET) = \frac{1}{1 + exp^{-\alpha * NET}}, \quad (5)$$

где

$\alpha$  – параметр крутизны функции.

Для решения многих задач, в качестве функции активации используют сигмоидальную функцию активации, потому что она:

- а) является «сжимающей» функцией, т. е. вне зависимости от аргумента, выходной сигнал нейрона, всегда будет в пределах от 0 до 1;
- б) имеет более расширенный набор принимаемых значений, т. е. её результатом могут являться не только крайние значения отрезка [0, 1], но и любое число между ними;
- в) является гладкой на всей области определения. Её производная может быть выражена через эту же функцию [1].

## 1.4 Гиперпараметры нейронных сетей

Гиперпараметры — это значения, которые являются параметрами нейронной сети и задаются при его создании. Определяются они на основе статистических данных или некоторых эвристик.

Скорость обучения — это константа, которая задается при построении сети. Она управляет величиной изменения весов связей.

К гиперпараметрам относятся:

- а) скорость обучения;
- б) количество скрытых слоев;
- в) количество нейронов в каждом слое;
- г) наличие или отсутствие нейронов смещения.

Подбор верных гиперпараметров будет напрямую влиять на сходимость НС (рис. 2).



Рисунок 2 – Варианты сходимости Нейронной сети

Существует зависимость ошибки (ось e), совершаемые нейронной сетью, от времени обучения нейронной сети (ось t). При построении графиков возможных вариантов такой зависимости (рис. 2), получим графики таких функций, которые называются функцией ошибки.

Обучающая последовательность – определенная последовательность данных в нейросети, которыми она оперирует.

Итерация – это обучение на одном элементе обучающей последовательности.

Сходимость предполагает соответствие архитектуры нейронной сети с данными гиперпараметрами для решения поставленной задачи [6]. Если с каждой итерацией ошибка по модулю будет уменьшаться, то нейронная сеть сходится. График такой зависимости ошибки нейронной сети от времени обучения выделен зеленым цветом на рисунке 2. Если же ошибка по модулю будет увеличиваться или станет неизменчивой на определенном уровне, то нейронная сеть расходится. Графики такой зависимости ошибки нейронной сети от времени обучения выделены красным цветом на рисунке 2. График функции ошибки, когда ошибка нейронной сети увеличивается (станет неизменчивой) со временем обучения, показан в центре (справа) рисунка 2. В большинстве случаев, проблема расходимости нейронной сети решается изменением гиперпараметров. Но возможны и случаи, когда нейронная сеть расходится засчет ошибки в архитектуре созданной нейронной сети. Также может случиться, что нейронная сеть расходится из-за неверного выбора

архитектуры для решения поставленной задачи, т. е. нейронная сеть была построена верно, но решала она другую задачу [4].

Количество скрытых слоев и нейронов в каждом скрытом слое в нейронной сети вычисляется эвристическими путями, основываясь на правиле — чем больше нейронов в каждом скрытом слое, тем точнее результат и тем экспоненциально больше время, которое потратится на ее обучение [7].

## 2 Сверточная нейронная сеть

### 2.1 Структура сверточной нейронной сети

Однонаправленной нейронной сетью называется сеть, не имеющая противоположно направленные синапсы, т. е. все связи направлены в одну сторону.

Свёрточная нейронная сеть, предложенная Яном Лекуном в 1988 году, представляет собой специальную архитектуру искусственных нейронных сетей, которая является однонаправленной и многослойной (рис. 3).

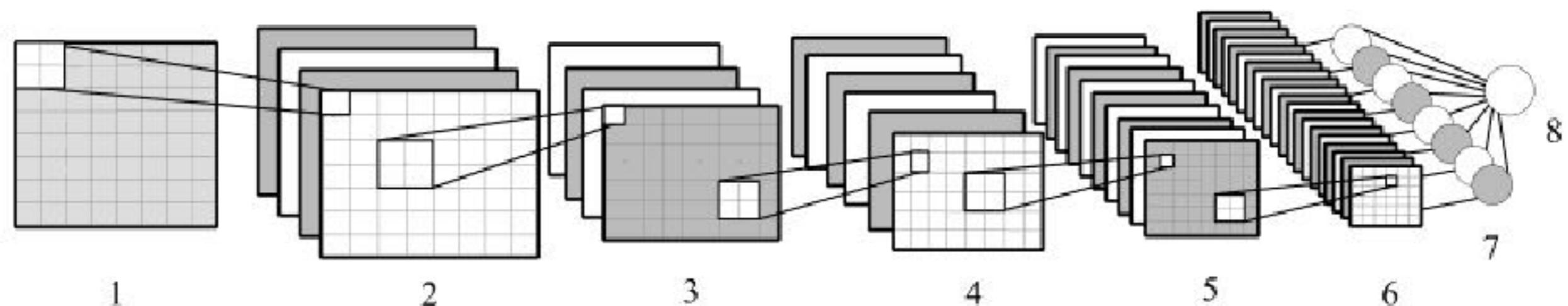


Рисунок 3 – Архитектура сверточной нейронной сети

Сверточная нейронная сеть представляет собой чередование сверточных слоев (convolution layers), субдискретизирующих слоев (subsampling layers) и (при наличии) полносвязных слоев(fully-connectedlayer) на выходе. Все три вида слоев могут чередоваться в произвольном порядке. Если высоту входного образа обозначить за  $n$ , ширину входного образа обозначить за  $m$ , то, с учетом трехканального цвета входного образа (RGB), на входном слое сети находятся  $n \times m \times 3$  нейронов. На выходном слое сети находятся столько нейронов, сколько классов сравнений. Каждый из выходных нейронов покажет вероятность принадлежности входного изображения к определяемому им классу [3].

В персептроне, который представляет собой полносвязную нейронную сеть, каждый нейрон связан со всеми нейронами предыдущего слоя, причем каждая связь имеет свой персональный весовой коэффициент [6].

Ядро свертки – это ограниченная матрица весов небольшого размера. Она построена таким образом, что графически кодирует какой-либо один признак.

Операция свертки – это операция между входным в сверточный слой образом и ядром свертки, при которой каждый элемент (пиксель) в выходном образе есть сумма произведений значения элемента ядра на значение соответствующего покрываемого элемента матрицы входящего в сверточный слой изображения.

Операция свертки описывается формулой (6) [2]:

$$x_{ij}^s = (x^{s-1} * k^s)_{ij} = \sum_{m=0}^{kh-1} \sum_{n=0}^{kw-1} x_{m+i-h+1, n+j-h+1}^{s-1} k_{mn}^s, \quad (6)$$

при

$$0 \leq i \leq xw - kw + 1, 0 \leq j \leq xh - kh + 1,$$

где

$x^s$  – выходной образ слоя  $s$  размера  $xw - kw + 1 \times xh - kh + 1$ ;

$x^{s-1}$  – входной образ в слой  $s$  размера  $xw \times xh$ ;

$k^s$  – ядро свертки слоя  $s$  размера  $kw \times kh$ .

После каждого перемещения соответствующего ядра свертки на  $h$ , совершающего операцию свертки входного в соответствующий сверточный слой образа, по этому образу на заданное количество элементов, формируется сигнал активации для нейрона следующего слоя, т. е., для различных нейронов выходного слоя используются общее ядро свёртки. Следующий слой, получившийся в результате операции свёртки, показывает наличие данного признака в обрабатываемом слое и её координаты, формируя карту признаков (feature map). Операцию свертки можно интерпретировать, как обычный скрытый слой со связями между нейронами, но главное отличие — это то, что эти связи разделяемы, т. е. одна связь с конкретным значением веса может быть у нескольких пар нейронов, а не только у одной. В свёрточной нейронной сети такой набор весов не один. Причем каждый из них кодирует разный

признак, который необходимо выделять. Такие ядра свертки не закладываются заранее, а формируются путем обучения методом обратного распространения ошибки. Каждый набор весов формирует свои собственные карты признаков, делая нейронную сеть многомерной, т. е. много независимых карт признаков на одном слое. При движении по слою матрицей весов, её передвигают обычно на шаг не равный размеру этой матрицы. Чаще всего, этот шаг меньше, чем размер ядра свертки, чтобы не пропустить искомый признак. Если на входном слое ядро свертки проходит лишь по исходному изображению, то на скрытых слоях, одно и то же ядро проходит параллельно по всем картам признаков этого слоя, а результат свертки суммируется и проходит функцию активации, формируя одну карту признаков следующего слоя, соответствующую этому ядру свертки. В зависимости от метода обработки краев входной в слой матрицы, результат может быть меньше исходного изображения (valid), такого же размера (same) или большего размера (full) [3].

Модель сверточного слоя можно записать в виде (7):

$$x_j^s = F\left(\sum_i x_i^{s-1} * k_j^s + b_j^s\right), \quad (7)$$

где

$x_j^s$  - карта признаков  $j$  (выход слоя  $s$ );

$F(\cdot)$  – функция активации;

$b_j^s$  – коэффициент(нейрон) сдвига слоя  $s$  для карты признаков  $j$ ;

$k_j^s$  – ядро свертки  $j$  для образования карты слоя  $s$ ;

\* – операция свертки входа  $x$  с ядром  $k$ .

Нейроны смещения  $b_j^s$  используются, когда необходимо обработать новые участки карт признаков для более качественного распознавания [7].

Изменения весов связей в слоях нейронной сети в ходе обучения приводят к формированию ядра свертки, выделяющего какой-нибудь признак.

Операция субдискретизации выполняет уменьшение размерности сформированных карт признаков. В данной архитектуре сети считается, что информация о факте наличия искомого признака важнее точного знания его координат, поэтому из нескольких соседних нейронов карты признаков выбирается максимальный и принимается за один нейрон карты признаков уменьшенной размерности. Иногда применяют операцию нахождения среднего между соседними нейронами. За счёт данной операции, помимо ускорения дальнейших вычислений, сеть становится более инвариантной к масштабу входного изображения. Подвыборочный слой, как и сверточный имеет карты, но их количество совпадает с предыдущим (сверточным) слоем. Цель слоя – уплотнение карт предыдущего слоя. В процессе сканирования ядром подвыборочного слоя карты предыдущего слоя, сканирующее ядро не пересекается, в отличие от ядра сверточного слоя. В большинстве случаев, в подвыборочном слое применяется функция активации ReLU, которая имеет вид (3).

Операцию подвыборки можно записать формулой (8) [6]:

$$x^s = F(a^s * g(x^{s-1}) + b^s), \quad (8)$$

где

$x^s$  – выход слоя  $s$ ;

$F(\cdot)$  – функция активации (обычно ReLU);

$a^s, b^s$  – коэффициенты сдвига слоя  $s$ ;

$g(\cdot)$  – операция выбора локального максимума (или среднего).

Назначением полносвязного слоя является классификация полученных с подвыборочных слоев карт признаков и выведение вероятностной принадлежности входного образа к каждому выделяемому классу. Это слой многослойного персептрона. Моделируется сложная нелинейная функция, оптимизируя которую, улучшается качество распознавания.

Нейроны каждой карты предыдущего слоя связаны с одним нейроном скрытого слоя. Таким образом, число нейронов скрытого слоя равно числу карт предыдущего слоя. Но связи могут быть не обязательно такими, например, только часть нейронов какой-либо из карт предыдущего слоя быть связана с первым нейроном скрытого слоя, а оставшаяся часть со вторым, либо все нейроны первой карты связаны с нейронами 1 и 2 скрытого слоя. Вычисление значений нейрона можно описать формулой (9) [3]:

$$x_j^s = F(\sum_i x_i^{s-1} * w_{ij}^{s-1} + b_j^{s-1}), \quad (9)$$

где

$x_j^s$  – выход нейронов предыдущего слоя (либо карта признаков предыдущего слоя для первого входа в полносвязный слой);

$w^{s-1}$  – матрица весовых коэффициентов слоя  $s-1$ ;

$b_j^{s-1}$  – коэффициент сдвига слоя  $s-1$ .

### 3 Обучение сверточной нейронной сети

#### 3.1 Основные понятия

На момент инициализации сети, веса или значения элементов ядра свертки случайны, т. е. сеть является необученной. В общем смысле, под обучением понимают последовательное предъявление образов на вход нейросети из обучающей последовательности, затем полученный ответ сравнивается с желаемым выходом. Полученная разница между ожидаемым ответом нейронной сети и полученным, является результатом функции ошибки (дельта ошибки). На основе полученных дельта ошибок происходит вычисление и распространение некоторой величины изменения, называемая корректировкой, весов всех связей каждого слоя от выходного слоя к входному слою. После чего, происходит обновление всех весов связей от входного слоя к выходному слою на основе вычисленных ошибок.

К наиболее популярным методам обучения относятся:

- обучение с учителем;
- обучение без учителя.

Об обучении с учителем и обучении без учителя было рассказано.

Целью любого обучения нейронной сети является сведение к минимизации ошибки, путем некоторых изменений весовых коэффициентов синаптических связей между нейронами (рис. 4) [1].

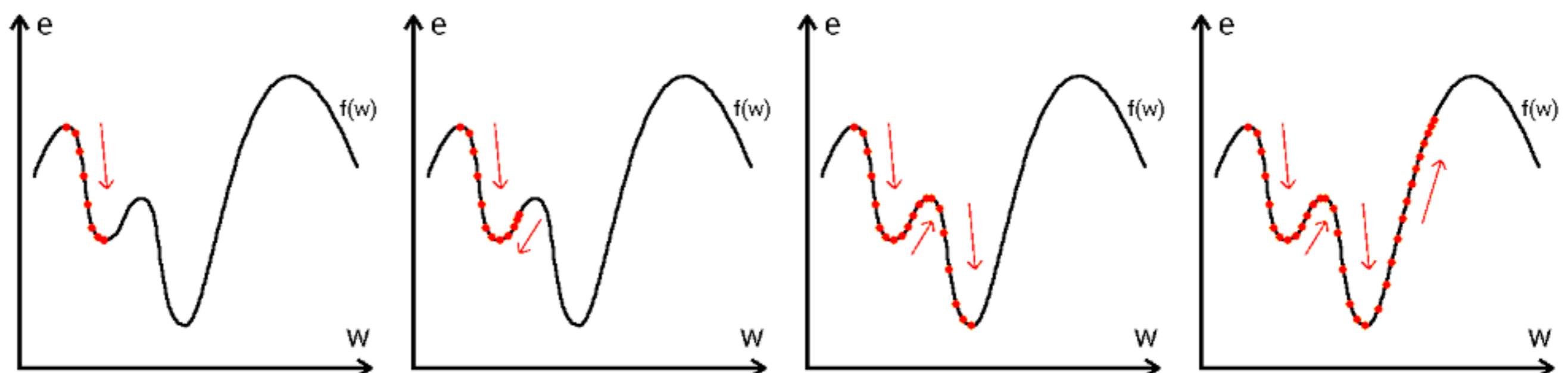


Рисунок 4 – Минимизация функции ошибки

Эпоха — это параметр сети, максимальное значение которого устанавливается при создании сети. Она считается завершенной, когда сеть прошла итерацию со всеми элементами данной обучающей последовательности. После чего, данный набор перемешивается и снова подается на обучение сети как новая обучающая последовательность. И так до тех пор, пока либо точность результатов не превысит некоторое значение, либо не будет пройдено максимальное количество эпох.

Ошибка — это процентная величина, отражающая расхождение между ожидаемым и полученным ответами. Ошибка формируется каждую эпоху и идет на спад. Если этого не происходит, значит была допущена ошибка [7].

### **3.2 Метод обратного распространения ошибки**

Метод обучения многослойной нейронной сети называется обобщенным дельта-правилом. Он был предложен в 1986 г. Румельхартом, Макклеландом и Вильямсом. Данный алгоритм является первым и основным практически применимым для обучения многослойных нейронных сетей. Метод обратного распространения ошибки можно разделить на 4 отдельных блока:

- а) прямое распространение;
- б) функцию потери;
- в) обратное распространение;
- г) обновление веса.

Во время прямого распространения, из обучающей последовательности извлекается один тренировочный образ. Необученная сеть не находит свойства базового уровня и не способна обоснованно определить класс поданного на входы образа. Это приводит к функции потери. В качестве функции потери часто используется среднеквадратическая ошибка (10) [5]:

$$E = \sum \frac{1}{2} * (\text{target} - \text{output})^2, \quad (10)$$

где

$E$  – Функция ошибки;

$target$  – Желаемый результат;

$output$  – Результат, выведенный нейросетью.

Чтобы правильно сформировать ядра свертки, карты признаков и получить верный результат, нужно свести к минимуму дельта-ошибку каждой связи. Задача минимизации потерь — отрегулировать веса так, чтобы снизить потерю.

В качестве метода минимизации ошибки используется метод градиентного спуска. Этот метод сводится к поиску минимума функции ошибки за счет движения вдоль вектора антиградиента.

Градиент функции потери представляет собой вектор частных производных, вычисляющийся по формуле (11) [7]:

$$\nabla E(W) = \left[ \frac{dE}{dw_1}, \dots, \frac{dE}{dw_n} \right], \quad (11)$$

где

$\nabla E(W)$  – градиент функции ошибки от матрицы весов (вектор),

$\frac{dE}{dw_1}$  – частная производная функции ошибки по весу нейрона,

$n$  – общее количество весов сети.

Каждая компонента этого градиента вычисляется по формуле (12):

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial y_j} * \frac{\partial y_j}{\partial s_j} * \frac{\partial s_j}{\partial w_{ij}}, \quad (12)$$

где

$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}}$  – значение производной функции ошибки по весу  $w_{ij}$ , между  $i$  и  $j$  нейронами;

$\frac{\partial E}{\partial y_j}$  – ошибка весового коэффициента связи между нейронами  $i$  и  $j$ ;

$\frac{\partial y_j}{\partial s_j}$  – значение производной функции активации по её аргументу для нейрона  $j$ ;

$\frac{\partial s_j}{\partial w_{ij}}$  – выход  $i$ -го нейрона предыдущего слоя (по отношению к нейрону  $j$ ).

$\frac{\partial E}{\partial y_j}$  также записывают в виде  $\delta$ . Для выходного слоя ошибка  $\delta$  – это разницу между необходимым и полученным результатами. Для расчета ошибки весовых коэффициентов связи на скрытых слоях используется алгоритм обратного распространения ошибки. Суть этого метода заключается в последовательном вычислении ошибок с помощью значений ошибки выходного слоя, т. е. значения ошибки распространяются по сети в обратном направлении.

Ошибка весовых коэффициентов  $\delta$  для скрытого слоя рассчитывается по формуле (13):

$$\delta_i = \sum_j \delta_j * w_{ij}, \quad (13)$$

где

$\delta_i$  – ошибка весового коэффициента связи между нейронами  $i$  и  $j$  скрытого слоя;

$\delta_j$  – ранее вычисленная ошибка весового коэффициента связи между нейроном  $j$  и нейронами следующего за слоем нейрона  $j$  слоя;

$w_{ij}$  – вес связи между нейроном  $i$  текущего (скрытого) слоя и нейроном  $j$  выходного (или скрытого) слоя.

После вычисления ошибок весовых коэффициентов связей, необходимо обновить веса нейронной сети по формуле (14):

$$w_{ij} = w_{ij}^0 - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}, \quad (14)$$

где

$w_{ij}$  – новый вес между нейронами  $i$  и  $j$ ;

$w_{ij}^0$  – предыдущий вес между нейронами  $i$  и  $j$ ;

$\eta$  – коэффициент скорости обучения сети, причем  $0 < \eta < 1$ ;

$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}}$  – значение производной функции ошибки по весу  $w_{ij}$ , между  $i$  и  $j$

нейронами.

$-\frac{\partial E}{\partial w_{ij}}$  в формуле (14) предполагает поиск минимума функции ошибки.

Умножаем на коэффициент скорости обучения  $\eta$  для того, чтобы идти по поверхности ошибок маленькими шагами [7].

Скорость обучения  $\eta$  — это параметр, который выбирается на этапе строения сети. Высокая скорость обучения означает, что при обновлении весов делались более крупные шаги, поэтому сети может потребоваться меньше времени, чтобы набрать оптимальный набор весов. Но слишком высокая скорость обучения может привести к тому, что искомый минимум будет пропущен из-за большого шага. Если же  $\eta$  будет достаточно мал, то возникает проблема длительности обучения сети, т. е. нейронная сеть будет долго обучаться. Значение такого параметра сети выводится экспериментально.

Предыдущий метод расчета ошибки относится к типу многослойных перцептронов, т. е. к полносвязному слою СНС. Расчет ошибки на подвыборочном слое осуществляется таким же методом, как и в полносвязном слое.

Ранее было сказано, что операция свертки представима в многослойном виде. В этом случае, вычисление дельт подвыборочного слоя происходит таким же образом, как и в скрытом слое полносвязной сети. Соответственно, имея вычисленные ранее  $\delta$  сверточного слоя, вычисляется и  $\delta$

подвыборочного слоя. Формула (13) для вычисления  $\delta$  полносвязного слоя остается такой же и для подвыборочного слоя.

Рассмотрим способ вычисления ошибки  $\delta$  на сверточном слое.

Обычно, слой предшествующий сверточному слою — это подвыборочный слой. Необходимо вычислить  $\delta$  сверточного слоя за счет знаний об ошибках  $\delta$  подвыборочного слоя. На самом деле,  $\delta$ -ошибка сверточного слоя не вычисляется, а копируется. При прямом распространении сигнала нейроны подвыборочного слоя формировались за счет неперекрывающегося окна сканирования по сверточному слою. В процессе которого выбирались нейроны с максимальным значением (или средним). При обратном распространении, известная  $\delta$ -ошибка копируется тому ранее выбранному максимальному (или среднему) нейрону. Остальные получают нулевую  $\delta$ -ошибку [5].

## **4 Постановка задачи**

В рамках представленной курсовой работы исследуется задача распознавания образов с помощью нейронных сетей.

В рамках проведенной работы сделан вывод о целесообразности использования сверточных нейронных сетей для решения задачи распознавания образов. Решение принято на основе того, что у многослойного персептрана, при обработке больших данных, количество параметров существенно увеличивается. Преимуществом применения сверточных нейронных сетей для решения задачи распознавания образов на цветовой схеме является небольшое количество обучаемых параметров, по сравнению с многослойным персептроном. Вследствие этого укоряется обучение [9]. Для обучения сверточной нейронной сети используется метод обратного распространения ошибки, т. к. он является основным практически применимым для обучения многослойных нейронных сетей.

## **ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

В курсовой работе был проведен анализ применимости нейронных сетей для решения задачи распознавания образов. Были рассмотрены как нейронные сети в целом, так и сверточные нейронные сети отдельно, которые являются применимыми для решения задачи распознавания образов. Цель предстоящей разработки предполагает создание программного приложения распознавания объектов заданной структуры на сцене. Распознавание предполагает выделение тех областей на сцене, в которых находятся объекты заданной нами структуры. Под объектами заданной структуры понимаются такие трехмерные объекты как шар, пирамида, цилиндр и т.д.

## **СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ**

1 Николенко С., Кадурин А., Архангельская Е. Глубокое обучение. СПб.: Питер, 2018. — 480 с.

2 Нейронные сети для начинающих. – URL: <https://habr.com/post/313216/> [23 ноября 2018].

3 Свёрточная нейронная сеть (convolutional neural network - CNN). – URL: <https://intellect.ml/svertochnaya-nejronnaya-set-convolutional-neural-network-cnn-6013> [2 декабря 2018].

4 Гудфеллоу Я., Бенджио И., Курвиль А. Глубокое обучение / пер. с англ А. А. Слинкина. М.: ДМК Пресс, 2018. – 652 с.

5 Обучение алгоритмом обратного распространения ошибки. URL: <https://habr.com/post/348028/> [2 декабря 2018].

6 Сверточная нейронная сеть: структура, топология, функции активации и обучающее множество. – URL: <https://habr.com/post/348000/> [3 декабря 2018].

7 Нейрон, обучение, ошибка. назначение нейрона смещения, градиентного спуска и момента, метод обратного распространения ошибки, сущность переобучения. URL: <https://intellect.ml/nejron-obuchenie-oshibka-naznachenie-nejrona-smeshheniya-gradientnogo-spuska-i-momenta-momentum-metod-obratnogo-rasprostraneniya-oshibki-sushhnost-pereobucheniya-6856> [3 декабря 2018].

8 Применение сверточных нейронных сетей. – URL: <https://nauchforum.ru/studconf/tech/xxxix/13350> [3 декабря 2018].

9 Свёрточные нейронные сети: взгляд изнутри. – URL: <http://ru.datasides.com/code/cnn-convolutional-neural-networks/> [3 декабря 2018].