МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ   
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение

высшего образования «Самарский национальный исследовательский

университет имени академика С.П. Королева (Самарский университет)»

ФАКУЛЬТЕТ ИНФОРМАТИКИ

КАФЕДРА ИНФОРМАЦИОННЫХ СИСТЕМ И ТЕХНОЛОГИЙ

РЕФЕРАТ  
на тему «Колоризация изображений нейронной сетью»

Выполнил:  
студент группы 6121  
Шапошников А.А.  
  
Проверил:  
доцент кафедры ИСТ  
Литвинов В.Г.

Самара 2018

СОДЕРЖАНИЕ

[Введение 3](#_Toc532758046)

[1 Описание и анализ предметной области 4](#_Toc532758047)

[1.1 Описание предметной области 4](#_Toc532758048)

[1.2 Классификация НС 5](#_Toc532758049)

[1.2.1 По виду обучения 5](#_Toc532758050)

[1.2.2 По виду входных данных 5](#_Toc532758051)

[1.2.3 По характеру настройки сигналов 6](#_Toc532758052)

[1.3 Персептрон 6](#_Toc532758053)

[1.4 Рекурентные нейронные сети 8](#_Toc532758054)

[1.4.1 Долгая краткосрочная память 9](#_Toc532758055)

[1.4.2 Управляемый рекуррентный блок 9](#_Toc532758056)

[1.5 Свёрточная нейронная сеть 10](#_Toc532758057)

[1.5.1 Архитектура и принцип работы 10](#_Toc532758058)

[1.5.2 Слой свёртки 11](#_Toc532758059)

[1.5.3 Слой активации 13](#_Toc532758060)

[1.5.4 Пулинг или слой субдискретизации 13](#_Toc532758061)

[1.5.5 Обучение 14](#_Toc532758062)

[1.5.6 Преимущества и недостатки 14](#_Toc532758063)

[1.6 Фреймворки для машинного обучения 15](#_Toc532758064)

[1.6.1 Theano 16](#_Toc532758065)

[1.6.2 Caffe 16](#_Toc532758066)

[1.6.3 TensorFlow 17](#_Toc532758067)

[Выводы 18](#_Toc532758068)

[Список использованных источников 19](#_Toc532758069)

Введение

Нейронные сети – это раздел искусственного интеллекта, в котором для обработки сигналов используются явления, аналогичные происходящим в нейронах живых существ [1]. Их важная особенность заключается в параллельной обработке информации всеми звеньями. Также нейронная сеть имеет очень важное свойство – способность к обучению и обобщению накопленных знаний. Натренированная на некотором множестве данных сеть способна обобщать полученную информацию и показывать хорошие результаты на данных, не входящих в обучающую выборку.

Нейронные сети прочно вошли в нашу жизнь и очень широко используются при решении различных задач, часто применяются там, где алгоритмические решения являются неэффективными или вовсе невозможным. Основными областями применения нейронных сетей являются распознавание текстов, музыки, объектов, предсказывание различных величин и так далее.

TensorFlow – открытая программная библиотека для машинного обучения, разработанная компанией Google для решения задач построения и тренировки нейронных сетей с целью автоматического нахождения и классификации образов, достигая качества человеческого восприятия [2]. Основное API для работы с библиотекой реализовано для языка программирования Python.

Колоризация изображений – преобразование монохромного изображения в цветное [3]. Так как это очень ресурсозатратный процесс, появляется необходимость в использовании нейронных сетей.

Целью данного реферата является исследование возможностей нейронных сетей в области колоризации.

# Описание и анализ предметной области

## Описание предметной области

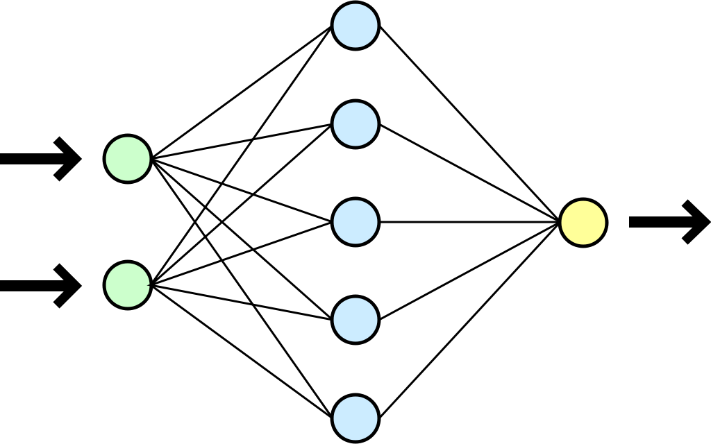
Искусственная нейронная сеть (далее НС) – математическая модель, а также её программное или аппаратное воплощение, построенная по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей [4]. Это понятие возникло при изучении процессов, протекающих в мозге, и при попытке смоделировать эти процессы. Первой такой попыткой были нейронные сети У. Маккалока и У. Питтса.

НС не программируются, а обучаются. Возможность обучения – одно из главных достоинств НС перед обычными алгоритмами. Процесс обучения заключается в нахождении коэффициентов связей между нейронами. Во время обучения НС способна выявлять сложные зависимости между входными и выходными данными, а также в случае успешного обучения сеть может вернуть верный результат на основе данных, отсутствующих в обучающей выборке, или неполных и/или «зашумленных», частично искажённых данных.

НС представляет собой систему соединённых и взаимодействующих между собой искусственных нейронов (далее нейрон). Нейрон – это вычислительная единица, которая получает информацию, производит над ней простые вычисления и передаёт её дальше [4]. Нейроны обычно довольно просты. Каждый нейрон сети взаимодействует только с сигналами, которые он получает, и сигналами, которые он посылает другим нейронам. Будучи соединёнными в достаточно большую сеть с управляемым взаимодействием, простые нейроны вместе могут выполнять сложные задачи.

Когда НС состоит из большого числа нейронов, вводится понятие слой. Слой НС – совокупность нейронов сети, объединяемых по особенностям их функционирования [5].

На рисунке 1.1 приведён пример НС, с двумя входами (зелёные), пятью скрытыми слоями (синие) и одним выходом (жёлтый).

  
Рисунок 1.1 – Пример НС

## Классификация НС

### По виду обучения

По виду обучения НС делятся на следующие типы:

* с учителем;
* без учителя.

При обучении с учителем испытуемая система принудительно обучаются с помощью примеров «стимул-реакция» [6]. Между входами и эталонными выходами «стимул-реакция» может существовать некоторая, неизвестная заранее зависимость. Известна только конечная совокупность прецедентов, называемая обучающей выборкой.

При обучении без учителя испытуемая система произвольно обучается выполнять поставленную задачу без вмешательства со стороны экспериментатора [7]. Обычно это полезно только для задач, в которых известны описания множества объектов (обучающей выборки), и необходимо определить внутренние взаимосвязи, зависимости, закономерности, существующие между объектами.

### По виду входных данных

По виду входных данных НС делятся на следующие типы:

* аналоговые (информация находится в форме действительных чисел);
* двоичные (информация представлена в двоичном виде);
* образные (информация представлена в виде образов: знаков, иероглифов, символов) [4].

### По характеру настройки сигналов

По характеру настройки сигналов НС делятся на следующие типы:

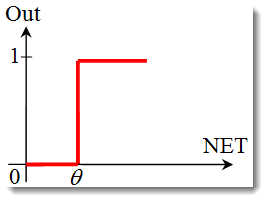
* с фиксированными связями (весовые коэффициенты НС выбираются сразу, исходя из исходной задачи);
* с динамическими связями (для них в процессе обучения происходит настройка синаптических связей) [4].

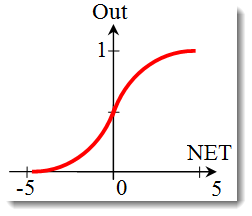
## Персептрон

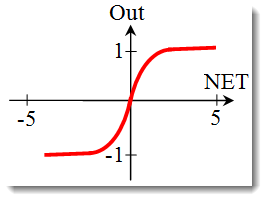
Персептрон – математическая или компьютерная модель восприятия информации мозгом (кибернетическая модель мозга), предложенная Фрэнком Розенблаттом в 1957 [8]. Персептрон стал одной из первых моделей НС.

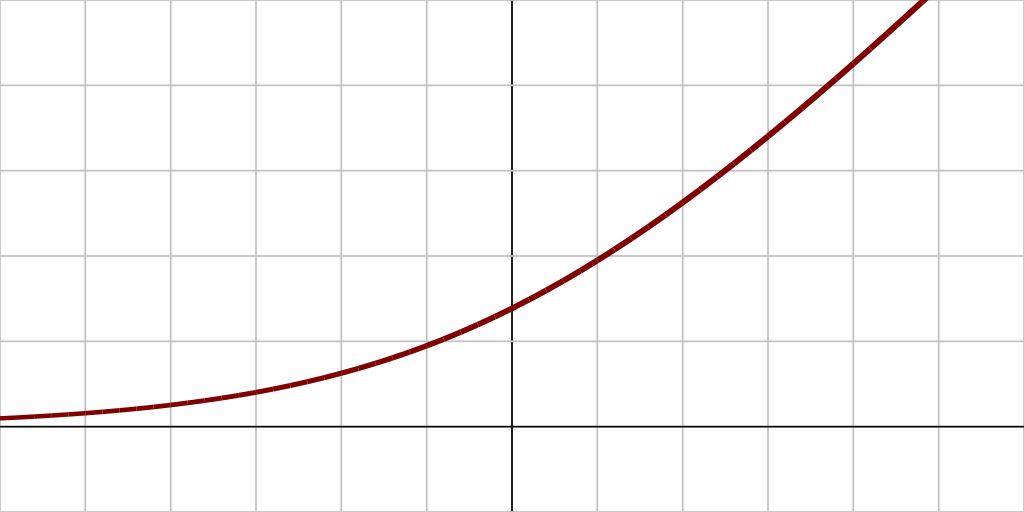
Функция активации – функция, вычисляющая входной сигнал нейрона [9]. Ниже приведены иллюстрации наиболее часто используемых: пороговая (рисунок 1.2), сигмоидальная (рисунок 1.3), гиперболический тангенс (рисунок 1.4), SoftPlus (рисунок 1.5) и ReLU (рисунок 1.6).

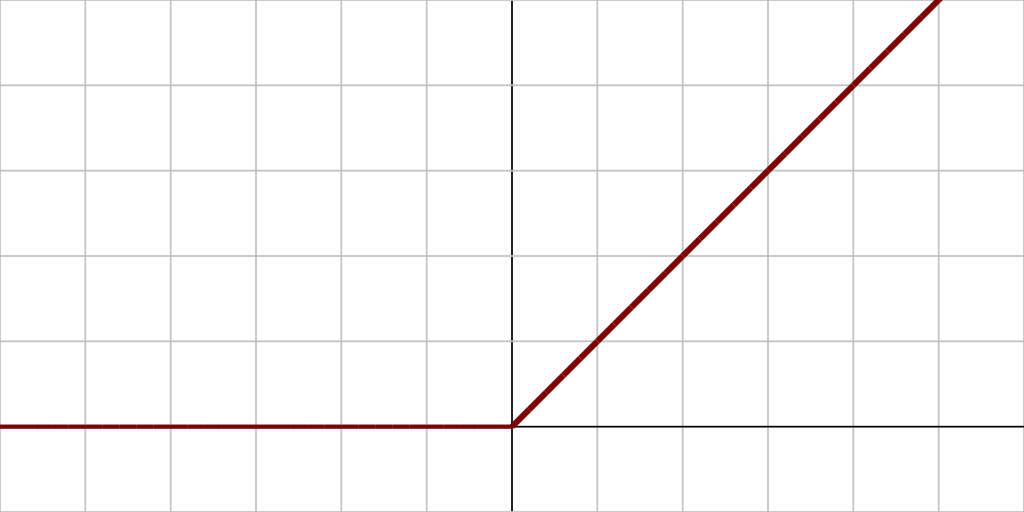
Рассмотрим принцип работы простого персептрона. Первыми в работу включаются входные элементы, они принимают на вход некоторые значения. Далее сигналы от нейронов этого слоя передаются следующему слою (скрытому) по связям, имеющие веса. Полученная взвешенная сумма передаётся в качестве аргумента функции активации. Далее процесс повторяется – с первого скрытого слоя сигналы передаются следующему скрытому слою (если они есть). В конце сигналы передаются выходам, суммируются и выдаются итоговые сигналы.

  
Рисунок 1.2 – Пороговая функция активации

  
Рисунок 1.3 – Сигмоидальная функция активации

  
Рисунок 1.4 – Функция активации «Гиперболический тангенс»

  
Рисунок 1.5 – Функция активации SoftPlus

  
Рисунок 1.6 – Функция активации ReLU

## Рекурентные нейронные сети

Рекурентная нейронная сеть – тип нейронных сетей, взаимосвязи среди компонентов формируют нацеленную очередность [10]. Как следствие, возникает вероятность подвергать обработке серии событий в течение времени, либо поочередные пространственные цепочки. В отличие от многослойных персептронов, рекуррентные сети могут употреблять собственную внутреннюю память с целью обрабатывания последовательностей случайной длины. Следовательно, данные сети применимы лишь в подобных ситуациях, где нечто целое разнесено на части, к примеру: определение рукописного слова или же определение речи.

Был предложен целый ряд разных архитектурных заключений с целью оптимизации рекуррентных сетей с элементарных вплоть до трудных. В заключительный период максимальное популяризация приобрели сеть с долговременной и кратковременной памятью (LSTM – Long short-term memory) и контролируемый рекуррентный источник (GRU).

### Долгая краткосрочная память

Этот вид архитектуры рекуррентных нейронных сетей, был введен впервые Сеппом Хохрайтером и Юргеном Шмидхубером в 1997 году [11].

Как и большая часть рекуррентных нейронных сетей, LSTM-сеть является универсальной в том смысле, что при достаточном числе частей сети она может выполнить любое вычисление, на которое способна обычная ЭВМ, для чего нужна соответственная матрица весов, которая может рассматриваться как программа.

В отличие от обычных рекуррентных нейронных сетей, LSTM-сеть отлично адаптирована к обучению на задачах классификации, обработки и прогнозирования временных рядов в случаях, когда важные события разбиты временными лагами с неопределённой длительностью и границами.

Относительная невосприимчивость к длительности временных разрывов предоставляет LSTM преимущество по отношению к иным рекуррентным нейронным сетям, скрытым марковским моделям и другим обучения для последовательностей в различных сферах применения.

Лучшие показатели LSTM сеть проявляет в распознавании несегментированного слитного рукописного текста, речи.

По состоянию на 2016 время основные научно-технические фирмы, в том числе Google, Apple, Майкрософт, используют LSTM-сети в качестве фундаментального компонента новых продуктов.

### Управляемый рекуррентный блок

Данная система вентилей была рекомендована для рекуррентных нейронных сетей, еще в 2014 году [12]. Было получены сведения, что его продуктивность при решении задач моделирования музыкальных и речевых сигналов сравнима с использованием LSTM [13]. По соотношению с LSTM у этого механизма меньше характеристик, т.к. отсутствует выходной вентиль

## Свёрточная нейронная сеть

Свёрточная нейронная сеть – специальная архитектура искусственных нейронных сетей, предложенная Яном Лекуном в 1988 году и нацеленная на эффективное распознавание изображений, входит в состав технологий глубокого обучения [14].

Применяются отдельные характерные черты зрительной коры, в которой клетки находятся раскрытыми, таким образом, именуемые простые клетки, реагирующие на непосредственные направления под различными углами, и сложные клетки, отклик каковых сопряжен с активацией установленного набора элементарных клеток. Подобным способом, концепция свёрточных нейронных сетей состоит в чередовании свёрточных слоёв и субдискретизирующих пластов.

Структура сети – однонаправленная (без обратных связей), принципиально многослойная. Для обучения применяются стандартные методы обучения, чаще всего метод обратного распространения погрешности. Функция активации нейронов – любая.

### Архитектура и принцип работы

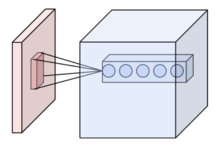
В обычном персепртоне, что предполагает собою полносвязную нейронную сеть, любой нейрон сопряжен со всеми нейронами предшествующего слоя, причём каждая связь имеет свой персональный весовой коэффициент. В свёрточной нейронной сети в операции свёртки используется лишь ограниченная матрица весов небольшого размера, которую «двигают» по всему обрабатываемому слою (в самом начале – непосредственно по входному изображению), формируя после каждого сдвига сигнал активации для нейрона следующего слоя с аналогичной позицией. То есть для различных нейронов выходного слоя используются одна и та же матрица весов, которую также называют ядром свёртки. Ее интерпретируют также как графичное шифрование того или иного признака. К примеру, наличие линии наклона перед определённым углом. В то время как следующий слой, получившийся в результате свёртки такой матрицей весов, демонстрирует присутствие этого показателя в обрабатываемом слое и его местоположение, создавая таким образом именуемую карту признаков (англ. feature map). Естественно, в свёрточной нейронной сети комплект весов предоставлен не в единственном числе, а в целом множестве, кодирующем элементы изображения (к примеру, направления дуги перед различными углами). Примечательно, что в данной ситуации подобные ядра свёртки не установлены исследователем предварительно, а создаются самостоятельно путём обучения сети классическим методом обратного распространения ошибки. Проход каждым набором весов создает собственный свой собственный экзампляр карты особенностей, делая нейронную сеть многоканальной (много независимых карт признаков на одном слое).

Кроме того, необходимо подчеркнуть, что при переборе слоя матрицей весов её передвигают обычно не на полный шаг (размер этой матрицы), а на маленькое расстояние. К примеру, при размерности матрицы весов 5×5 её сдвигают на один либо два нейрона (пикселя) вместо пяти, чтобы не «перескочить» искомый признак.

Рассмотрим стандартную структуру свёрточной нейронной сети более тщательно. Сеть состоит из большого количества слоёв. После начального слоя (входного изображения) сигнал проходит серию свёрточных слоёв, в которых чередуется собственно свёртка и субдискретизация (пулинг). Чередование слоёв позволяет составлять «карты признаков» из карт признаков, на каждом последующем слое карта уменьшается в размере, но возрастает число каналов. На практике это значит способность распознавания трудных иерархий признаков. Как правило в последствии прохождения некоторых слоёв карта свойств вырождается в вектор или даже в скаляр, но подобных карт особенностей становятся сотни. На выходе свёрточных слоёв сети в дополнение определяют ряд слоёв полносвязной нейронной сети (персепртон), на вход которому подаются терминальные карты признаков.

### Слой свёртки

Слой свёртки – это основной блок свёрточной нейронной сети. Слой свёртки содержит в себе для каждого канала собственный фильтр, ядро свёртки которого обрабатывает предшествующий слой по фрагментам суммируя (суммируя показатели матричного произведения для индивидуального показателя). Весовые коэффициенты ядра свёртки (маленькой матрицы) неизвестны и устанавливаются в процессе обучения (рисунок 1.7).

  
Рисунок 1.7 – Нейроны слоя свёртки, преобразуемые по нескольким выходным каналам

Особенностью свёрточного слоя является сравнимо маленькое число характеристик, которое устанавливается при обучении. Например, если начальное изображение имеет размерность 100×100 пикселей по трём каналам (это означает 30000 входных нейронов), а свёрточный слой использует фильтры c ядром 3x3 пикселя с выходом на 6 каналов, тогда в процессе обучения определяется лишь 9 весов ядра, но по всем сочетаниям каналов, другими словами 9×3×6=162, в таком случае этот слой просит нахождения лишь 162 характеристик, что значительно меньше количества искомых характеристик полносвязной нейронной сети.

### Слой активации

Скалярный итог каждой свёртки попадает на функцию активации, представляющий собой некоторую нелинейную функцию. Слой активации обычно логически объединяют со слоем свёртки (думают, что функция активации встроена в слой свёртки). Роль нелинейности способна являться какой угодно, обычно с целью данного применяли функции вида преувеличенного тангенса (f(x) = tanh(x), f(x) = |tanh(x)|) либо сигмоиды (f(x)=(1+e-x)-1) Тем не менее в 2000х годах впервые предложена и изучена [15] новейшая роль активации – ReLU (снижение с англ. rectified linear unit), что дало значительную возможность уверенно форсировать процедуры преподавания и в то же время облегчить расчеты (за счёт несложности заданной функции) [16], а это означает, что источник прямолинейной ректификации, просчитывающий функцию f(x)=max(0,x). В таком случае, согласно сущности, данная процедура означает отнятие отрицательной доли скалярной величины. Согласно заключению 2017 года, данная роль и ее изменения (Noisy ReLU, Leaky ReLU и иные) представлены зачастую используемыми функциями активации в углубленных нейросетях, а в частности, в свёрточных

### Пулинг или слой субдискретизации

Слой пулинга (подвыборки, субдискретизации) дает собой нелинейное уплотнение карты показателей, при этом группа пикселей (традиционно объема 2×2) уплотняется до 1-го пикселя, проходя нелинейное преобразование. Наиболее употребительна при этом функция максимума. Преображения затрагивают непересекающиеся прямоугольники либо квадраты, любой из каких ужимается в один пиксель, при данном выбирается пиксель, имеющий наибольшее значение. Операция пулинга дозволяет значительно уменьшить пространственный объём изображения. Пулинг интерпретируется так: если на предшествующей операции свёртки уже были обнаружены некие признаки, то для дальнейшей обработки настолько подробное изображение уже не нужно, и оно уплотняется до менее подробного. К тому же фильтрация уже ненужных подробностей помогает не переобучаться. Слой пулинга, как правило, вставляется после слоя свёртки перед слоем последующей свёртки. Пример пулинга приведёт на рисунке 1.8.

Кроме пулинга с функцией максимума можно использовать и другие функции – например, среднего значения или L2-нормирования. Но практика показала достоинства конкретно пулинга с функцией максимума, который включается в типовые системы.

В целях наиболее агрессивного убавления объема получаемых представлений, всё чаще обретают распределение идеи применения меньших фильтров [17] либо полный отказ от слоёв пулинга [18].

  
Рисунок 1.8 – Пулинг с функцией максимума и фильтром 2×2 с шагом 2

### Обучение

Более традиционным и известным методом изучения считается способ изучения с учителем (на маркированных данных) – метод обратного распределения ошибки и его модификации. Однако есть еще ряд техник изучения свёрточной сети в отсутствии учителя. К примеру, фильтры операции свёртки можно обучить отдельно и автономно, подавая на них вырезанные случайным образом кусочки исходных изображений обучающей выборки и применяя для них любой известный алгоритм обучения без учителя (например, автоассоциатор или даже метод k-средних) – такая техника известна под названием patch-based training. Соответственно, следующий слой свёртки сети будет обучаться на кусочках от уже обученного первого слоя сети.

Для улучшения работы сети, повышения её устойчивости и предотвращения переобучения применяется также исключение（дропаут）– метод тренировки подсети с выбрасыванием случайных одиночных нейронов.

### Преимущества и недостатки

К преимуществам следует определить следующие пункты:

* Один из лучших алгоритмов по распознаванию и классификации изображений.
* По сравнению с полносвязной нейронной сетью (типа персептрона) – гораздо меньшее количество настраиваемых весов, так как одно ядро весов используется целиком для всего изображения, вместо того, чтобы делать для каждого пикселя входного изображения свои персональные весовые коэффициенты. Это подталкивает нейросеть при обучении к обобщению демонстрируемой информации, а не попиксельному запоминанию каждой показанной картинки в мириадах весовых коэффициентов, как это делает персептрон.
* Удобное распараллеливание вычислений, как следствие, возможность реализации алгоритмов работы и обучения сети на графических процессорах.
* Относительная устойчивость к повороту и сдвигу распознаваемого изображения.
* Обучение при помощи классического метода обратного распространения ошибки.

Единственный недостаток – слишком много варьируемых параметров сети. Непонятно, для какой задачи и вычислительной мощности какие нужны настройки. Так, к варьируемым параметрам можно отнести: количество слоёв, размерность ядра свёртки для каждого из слоёв, количество ядер для каждого из слоёв, шаг сдвига ядра при обработке слоя, необходимость слоёв субдискретизации, степень уменьшения ими размерности, функция по уменьшению размерности (выбор максимума, среднего и т. п.), передаточная функция нейронов, наличие и параметры выходной полносвязной нейросети на выходе свёрточной. Все эти параметры существенно влияют на результат, но выбираются исследователями эмпирически. Существует несколько выверенных и прекрасно работающих конфигураций сетей, но не хватает рекомендаций, по которым нужно строить сеть для новой задачи.

## Фреймворки для машинного обучения

### Theano

Theano – фреймворк для Python, позволяющий эффективно определять, оптимизировать и оценивать математические выражения, содержащие многомерные массивы [17].

К достоинствам можно отнести:

* выполнение вычислений как на GPU, так и на CPU;
* быстрая и стабильная оптимизация;
* расширенные возможности юнит-тестирования и самопроверок.

Программирование под Theano не является программированием в полном смысле этого слова, так как пишется программа на Python, которая создаёт выражение для Theano.

### Caffe

Caffe – среда для глубинного обучения [20]. Название произошло от сокращения «Convolution Architecture For Feature Extraction» (свёрточная архитектура для распознавания признаков).

Caffe манипулирует «блобами» – многомерными массивами данных, которые используются в параллельных вычислениях, помещаемых в CPU или GPU. Обучение в cвёрточной нейронной сети реализуется как параллельные многопроцессорные вычисления блобов от слоя к слою (прямым и обратным ходом). «Solver» (решатель) координирует весь процесс обучения – прямой ход от исходных к выходным данным, получение функции ошибок, обратный ход (метод обратного распространения ошибки) назад от выходного слоя с использованием градиентов ошибок. При этом Caffe реализует различные стратегии обучения для Solverа.

### TensorFlow

TensorFlow – открытая программная библиотека для машинного обучения, разработанная компанией Google для решения задач построения и тренировки НС с целью автоматического нахождения и классификации образов, достигая качества человеческого восприятия [2].

К достоинствам можно отнести:

* возможность работы на многих параллельных процессорах, как CPU, так и GPU, опираясь на архитектуру CUDA для поддержки вычислений общего назначения на графических процессорах;
* реализация произвольных НС;
* обеспечение API для Python, а также C++, Haskell, Java и Go.

TensorFlow является наиболее популярным фреймворком.

Вычисления выражаются в виде потоков данных через граф состояний. Название TensorFlow происходит от операций с многомерными массивами данных, которые также называются «тензорами».

Выводы

В рамках исследовательской работы был проведён анализ предметный области.

Для задачи колоризации изображений лучше всего подойдёт свёрточная нейронная сеть, хорошим выбором станет также и многослойный персептрон, рекурентная нейронная сеть больше подходит для распознавания звуков и изображений.

В качестве фреймворка для обучения был выбран TensorFlow. Помимо остальных преимуществ он имеет возможность обучения сети с помощью технологии CUDA, которая позволяет заметно уменьшить большую часть времени.

Показана актуальность данной темы в наше время.

Дальнейшие исследования будут проводиться в изучении варьируемых параметров свёрточной сети, значения которых будут подбираться эмпирически.

Список использованных источников

1. Солдатова О.П., Применение нейронных сетей для решения задач прогнозирования [Электронный ресурс] / О.П. Солдатова, В.В. Семёнов // Электронный научный журнал «ИССЛЕДОВАНО В РОССИИ». – 2006. –   
   № 136. – С. 1270-1276. – URL: http://elibrary.lt/resursai/Uzsienio%20leidiniai/  
   MFTI/2006/136.pdf (дата образщения: 13.12.2018).
2. TensorFlow [Электронный ресурс] // Википедия: электрон. энциклопедия. – 2001-2018. – URL: https://ru.wikipedia.org/wiki/TensorFlow (дата обращения: 13.12.2018).
3. Колоризация [Электронный ресурс] // Википедия: электрон. энциклопедия. – 2001-2018. – URL: https://ru.wikipedia.org/wiki/Колоризация (дата обращения: 13.12.2018).
4. Нейронные сети для начинающих. Часть 1 [Электронный ресурс] // Хабрхабр: электронная энциклопедия. – 2006-2018. – URL: https://habrahabr.ru/ post/312450/ (дата обращения: 13.12.2018).
5. Слой нейронной сети [Электронный ресурс] // BaseGroup Labs. – 2018. – URl: https://basegroup.ru/community/glossary/layer (дата обращения: 13.12.2018).
6. Обучение с учителем [Электронный ресурс] // Википедия: электрон. энциклопедия. – 2001-2018. – URL: https://ru.wikipedia.org/wiki/ Обучение\_с\_учителем (дата обращения: 13.12.2018).
7. Обучение без учителя [Электронный ресурс] // Википедия: электрон. энциклопедия. – 2001-2018. – URL: https://ru.wikipedia.org/wiki/ Обучение\_без\_учителя (дата обращения: 13.12.2018).
8. Персепртон [Электронный ресурс] // Википедия: электрон. энциклопедия. – 2001-2018. – URL: https://ru.wikipedia.org/wiki/Персепртон (дата обращения: 13.12.2018).
9. Нейронные сети - от теории к практике [Электронный ресурс] // MQL5 Ltd. – 2018. – URL: https://www.mql5.com/ru/articles/497 (дата обращения: 13.12.2018).
10. Рекуррентная нейронная сеть [Электронный ресурс] // Википедия: электрон. энциклопедия. – 2001-2018. – URL: ru.wikipedia.org/wiki/ Рекуррентная\_нейронная\_сеть (дата обращения: 13.12.2018).
11. Долгая краткосрочная память [Электронный ресурс] // Википедия: электрон. энциклопедия. – 2001-2018. – URL: https:// ru.wikipedia.org/wiki/ Долгая\_краткосрочная\_память (дата обращения: 13.12.2018).
12. Управляемый рекуррентный блок [Электронный ресурс] // Википедия: электрон. энциклопедия. – 2001-2018. – URL: https:// ru.wikipedia.org/wiki/Управляемый\_рекуррентный\_блок (дата обращения: 13.12.2018).
13. Empirical Evaluation of Gated Recurrent Neural Networks on Sequence Modeling [Электронный ресурс] // Cornell University Library – 2001-2018. – URL: https://arxiv.org/abs/1412.3555 (дата обращения: 13.12.2018).
14. Свёрточная нейронная сеть [Электронный ресурс] // Википедия: электрон. энциклопедия. – 2001-2018. – URL: https:// ru.wikipedia.org/wiki/ Свёрточная\_нейронная\_сеть (дата обращения: 13.12.2018).
15. Xavier, G, Deep Sparse Rectifier Neural Networks [Электронный ресурс] // G. Xavier, A. Bordes, B. Yoshua – 2011. URL: http://proceedings.mlr.press/v15/glorot11a/glorot11a.pdf (дата обращения: 13.12.2018).
16. Hinton G., Rectified Linear Units Improve Restricted Boltzmann Machines [Электронный ресурс] // G. Hinton – 2010. URL: http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.165.6419&rep=rep1&type=pdf (дата обращения: 13.12.2018).
17. Fractional Max-Pooling [Электронный ресурс] // Cornell University Library – 2001-2018. – URL: https://arxiv.org/abs/1412.6071 (дата обращения: 13.12.2018).
18. Striving for Simplicity: The All Convolutional Net [Электронный ресурс] // Cornell University Library – 2001-2018. – URL: https://arxiv.org/ abs/1412.6806 (дата обращения: 13.12.2018).
19. Welcome [Электронный ресурс] // Theano Development Team. – 2018. – URL: http://deeplearning.net/software/theano/ (дата обращения: 13.12.2018).
20. Caffe [Электронный ресурс] // Википедия: электрон. энциклопедия. – 2001-2018. – URL: https://ru.wikipedia.org/wiki/Caffe (дата обращения: 13.12.2018).