

4) для каждой обучающей выборки необходимо повторить пункты 1,2 и 3. Процесс остановится, когда норма градиента упадет ниже значения точности процесса обучения.

По описанному алгоритму нейронная сеть обучится восстанавливать только одну цветовую компоненту. Посредством того, что любой цвет представляется в виде трёх компонент: красный, зеленый и синий (RGB) [2] можно сделать вывод, что для колоризации изображения понадобится три нейронных сети.

Таким образом для каждой составляющей цвета будет своя нейронная сеть (рисунок 1).

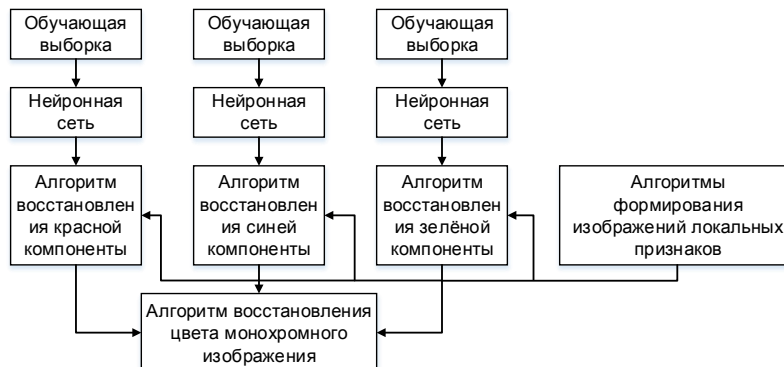


Рисунок 1 – Схема получения восстановления цвета монохромного изображения

После обучения, применяется алгоритм раскрашивания изображений:

- 1) выбирается тип сцены соответствующий содержанию исходного монохромного изображения;
- 2) происходит построение набора локальных признаков изображения;
- 3) формируется синяя составляющая выходного цветного изображения. Нейронная сеть проходит по каждой точке полутонового изображения;
- 4) пункт 3 повторяется для красной и зеленой составляющей выходного изображения;
- 5) из трёх полученных компонент собирается цветное изображение.

**Список использованных источников:**

1. Haykin S. Neural networks, a comprehensive foundation. – N.Y.: Macmillan College Publishing Company, 1994  
2. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений, 3-е издание, исправленное и дополненное. — М.: Техносфера, 2012. — 1104 с.

## КЛАССИФИКАЦИЯ ГАЛАКТИК С ПОМОЩЬЮ КАПСУЛЬНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

*Береснев Д.В.*

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники  
г. Минск, Республика Беларусь*

*Самаль Д.И. – к.т.н., доцент*

Рассмотрена проблематика вопроса классификации галактик. Дано описание данных, а также их специфика. Представлена характеристика капсульных нейронных сетей. Рассмотрены особенности архитектуры капсульных нейронных сетей. Рассмотрено применение капсульных нейронных сетей для решения задачи классификации галактик. Приведены результаты работы капсульной нейронной сети на тренировочном и тестовом наборе данных. Сделаны выводы касательно применимости капсульных нейронных сетей для решения задачи морфологической классификации галактик, а также отмечены перспективы дальнейших исследований.

Очень быстрые темпы прироста объемов информации, улучшение характеристик собранных данных позволяют осваивать новые направления исследований в астрономии и астрофизике. Однако задачи хранения и структуризации очень больших массивов собранных данных требуют внедрения совершенно новых подходов в обработке и разработки новых методов анализа. Таким образом, возникает острая необходимость применения новых методов к последним собранным данным, и астрономические снимки галактик не являются исключением. Поэтому решение задачи классификации галактик крайне актуально сегодня в астрономии и астрофизике.

**Галактика** — это массивная связанная гравитацией система, которая состоит из звезд, звездных остатков, межзвездного вещества и большого количества некоторой субстанции, которая в

современной астрономической и астрофизической литературе условно называется темной материей.[1] *Решение задачи морфологической классификации галактик* — это процесс разработки системы разделения галактик на группы по визуальным признакам, используемая в астрономии и астрофизике. В современной астрономии есть несколько схем для разделения галактик на морфологические типы и одна из наиболее популярных схем была выдвинута Эдвином Хабблом, и впоследствии доработана другими исследователями. На рис. 1 изображена последовательность Хаббла, которая отображает схему классификации на три основных типа галактик: *эллиптические* (пример эллиптической галактики изображен на рис. 2), *спиральные* (пример спиральной галактики изображен на рис. 3) и *иррегулярные* (пример иррегулярной галактики изображен на рис. 4).

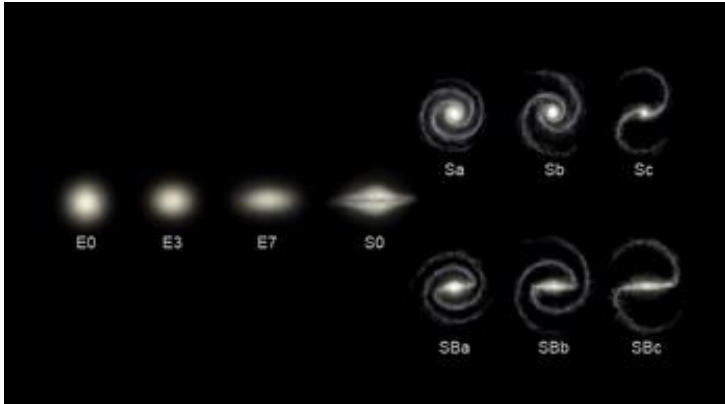


Рисунок 1 – Последовательность Хаббла



Рисунок 2 – Эллиптическая галактика



Рисунок 3 – Спиральная галактика



Рисунок 4 – Иррегулярная галактика

Данные, которые использовались для анализа в рамках данной работы были взяты из проекта **GalaxyZoo**. GalaxyZoo — это международный проект краудсорсинговой (гражданской) науки, одной из задач которого является классификация изображений галактик, собранных телескопами проекта SDSS. *Sloan Digital Sky Survey* (англ. «Слоановский цифровой небесный обзор») — проект крупномасштабного многоспектрального исследования изображений и спектров красного смещения звёзд и галактик при помощи телескопа, который расположен в обсерватории Апаچی-Пойнт в штате Нью-Мексико. Стоит отметить, что большой объем данных в проекте GalaxyZoo классифицировался вручную волонтерами всего мира, что безусловно очень медленно. Таким образом, чтобы повысить эффективность работы с данными, крайне необходимо автоматизировать процесс посредством разработки интеллектуальной системы на базе технологий глубинного обучения. Поэтому, в рамках данной работы рассматривается модель капсульной нейронной сети для решения задачи морфологической классификации галактик. Также, для решения данной задачи использовался практико-ориентированный метод, на базе которого производилось построение программного средства для классификации, подробно описан в [2]. Данный подход использует «дерево принятия решения» из проекта GalaxyZoo.

**Капсульная нейронная сеть** (*capsule neural network, CapsNet*) — это архитектура искусственных нейронных сетей, которая разработана для решения задач распознавания изображений. Положительными особенностями данной нейросетевой архитектуры являются значительно меньшее количество данных, которое требуется для процесса обучения, а также точность распознавания, которая выше по сравнению со сверточными нейронными сетями. Важнейшим новшеством капсульных нейросетей являются капсулы — это структурные единицы капсульной нейронной сети, являющиеся промежуточными между слоями и нейронами. Капсулы — это группы специализированных нейронов, которые отслеживают не только отдельные детали и фрагменты изображения, но и расположение этих фрагментов друг относительно друга. Данная архитектура была придумана Джеффри Хинтоном в 1979 году, сформулирована в 2011 году и опубликована в 2017 году. Архитектура капсульной нейронной сети представлена на рис. 5 [3].

На вход нейронной сети CapsNet подается изображение, которое, стоит отметить, имеет трехмерное представление ввиду наличия цветового канала. Первая часть нейросети CapsNet — сверточный слой. Целью данного слоя является извлечение из входного изображения базовых признаков. ReLU — это активационная функция, аргументом которой является значение. Если это значение отрицательно, ReLU зануляется, если положительное — принимает значение аргумента. Целью данного активационного слоя является добавление нелинейности, которая позволяет описывать все виды функций. Далее следует слой PrimaryCaps, который состоит из множества *капсул*. *Капсула* — это группа нейронов в некотором слое капсульной ИНС, которые являются выходным представлением свойств некоторой сущности на изображении. Затем следует процесс

сжатия, который преобразует значения выходного вектора капсул таким образом, что меняется только его длина, а углы остаются постоянными. Таким образом, получается вектор в диапазоне значений от 0 до 1, что соответствует вероятности. Следующий шаг — это применение алгоритма динамической маршрутизации. В CNN используется операция *max pooling* как способ уменьшить размер. Однако в капсульных сетях используется другой метод — направление по соглашению (*routing by agreement*).

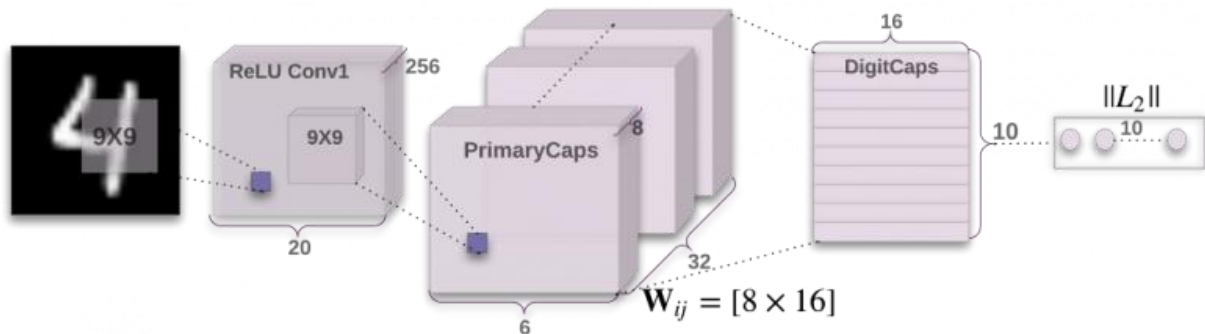


Рисунок 5 – Архитектура капсульной нейронной сети

Капсульные нейронные сети — крайне перспективная архитектура нейронных сетей для решения задачи классификации, которая улучшает распознавание изображений при изменяющихся ракурсах и иерархической структурой. Процесс обучения капсульных нейронных сетей осуществляется с помощью динамической маршрутизации между капсулами. Капсульные сети снижают ошибку распознавания объекта в другом ракурсе в сравнении со сверточными неросетями [4,5]. В настоящее время данная архитектура модифицируется и дорабатывается с целью получения результатов на сравнительно меньшем объеме данных, чем этого требуют CNN [6, 7].

**Список использованных источников:**

1. Сурдин, В.Г. Галактики / В.Г. Сурдин. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2013. – 432 с.
2. Willet, K. W. Galaxy Zoo 2: detailed morphological classifications for 304,122 galaxies from the Sloan Digital Sky Survey / K. W. Willet, Chris J. Lintott, Steven P. Bamford. – USA : Coornell University, 2013. – 30 p. – Mode of access: <https://arxiv.org/pdf/1308.3496.pdf>. – Date of access: 22.03.2019.
3. Sabour, S. Dynamic Routing Between Capsules / S. Sabour, N. Frosst, G. E. Hinton. – Toronto: Google Brain, 2017. – 11 p. – Mode of access: <https://arxiv.org/pdf/1710.09829.pdf>. – Date of access: 22.03.2019.
4. Mukhometzianov, R. CapsNet comparative performance evaluation for image classification / R. Mukhometzianov, J. Carrillo. – Canada: University of Waterloo, 2018. – 14 p. – Mode of access: <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1805/1805.11195.pdf>. – Date of access: 22.03.2019.
5. Xi, Ed. Capsule Network Performance on Complex Data / Ed. Xi, S. Bing, Y. Jin. – Pittsburgh: Carnegie Mellon University, 2017. – 7 p. – Mode of access: <https://arxiv.org/pdf/1712.03480.pdf>. – Date of access: 22.03.2019.
6. Hinton, G. E. Matrix capsules with EM routing / G. E. Hinton, S. Sabour, N. Frosst. – Toronto: Google Brain, 2018. – 15 p. – Mode of access: <https://openreview.net/pdf?id=HJWlfgWRb>. – Date of access: 22.03.2019.
7. Lin, A. On Learning and Learned Representation with Dynamic Routing in Capsule Networks / A. Lin, J. Li, Z. Ma. – Guangdong: Guangdong Polytechnic Normal University, 2018. – 12 p. – Mode of access: <https://arxiv.org/pdf/1810.04041.pdf>. – Date of access: 22.03.2019.

## ЗНАЕТЕ ЛИ ВЫ, ЧТО ПРОИСХОДИТ, КОГДА ГОВОРИТЕ МИРУ “ПРИВЕТ!”?

Борушко А.Н.

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники  
г. Минск, Республика Беларусь

Киклевич У.С. – ассистент кафедры ЭВМ

В данной статье на примере простейшей программы показывается, что в программировании за простыми вещами стоят более сложные абстракции.

При нынешних скоростях развития языков программирования, появления новых техник, фреймворков и технологий мы начинаем забывать то, с чего все начинали.

Каждый, кто хоть когда-нибудь пробовал написать свою первую строчку кода, писал именно “Hello, World!”.

Все знают, что это такое и что мы получим в консоли, но далеко не каждый знает то, как работает программа “Привет, мир!”