

# ВЫСШАЯ МАТЕМАТИКА

УДК 51-37

## АНАЛИЗ ЭФФЕКТИВНОСТИ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ЗАДАЧАХ КЛАССИФИКАЦИИ

Арсений Сухобоков

Научные руководители – Королёва М.Н., старший преподаватель кафедры ВМ, Воюш Н.В., старший преподаватель кафедры РТС

### *Метрика оценки*

Оценка эффективности решения в задаче распознавания объекта не является тривиальной, так как измерение должно включать в себя информацию о наличии объекта на изображении (классификация). Кроме того, в наборе данных, где распределение классов неравномерно, метрика, содержащая оценку по единичной точности, может вводить отклонения. Также важно оценить риск неправильной классификации. Таким образом, необходимо связать показатель достоверности и соотнести предсказанные ограничивающие рамки с истинными.

Для оценки эффективности используются такая величина, как точность  $2[1]$ . Ее можно рассчитать на основании таблицы 1.

Таблица 1 – Таблица ошибок

		Истинное значение	
		Positive	Negative
Предсказание	Positive	True Positive	False Positive
	Negative	False Negative	True Negative

- а) True Positive: выдвинуто предположение о наличии объекта и объект существовал;
- б) False Positive: выдвинуто предположение о наличии объекта и объекта не существовало;
- в) True Negative: выдвинуто предположение об отсутствии объекта и объекта не существовало;
- г) False Negative: выдвинуто предположение об отсутствии объекта и объект существовал;

Точность — это отношение правильных предсказаний к их общему числу:

$$\text{Точность} = \frac{TP(c)}{TP(c) + FP(c)}$$

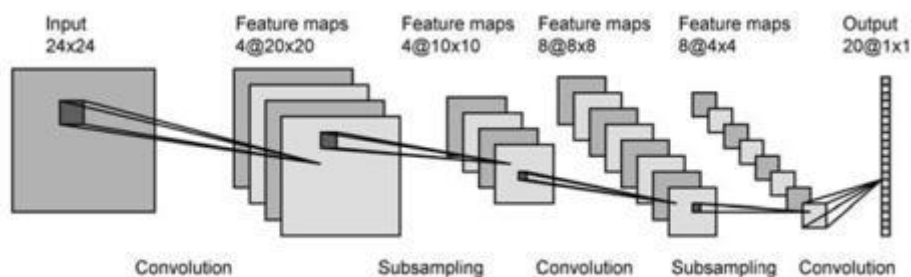
Для оценки точности в работе использовалась метрика top-5. Точность top-n – это часть объектов, для которых правильный ответ модели попал в один из n наиболее вероятных ответов.

### *Архитектуры, рассматриваемых сверточных нейросетей*

Сверточная нейронная сеть представляет собой перцептрон, состоящий из множества слоев [2]. Перцептрон – математическая модель, основанная на поведении и восприятии мозгом информации. Слои представляют собой фильтры (рис. 1), для получаемых векторов информации, в зависимости от выполняемой функции их можно поделить на 3 типа: Слой свертки ищет разные особенности в изображении, которые дадут возможность составить представление об объекте.

Слой подвыборки уменьшает размер изображения, сохраняя его основные черты. Это помогает уменьшить количество данных, с которыми сеть должна работать, что делает ее более эффективной.

Полносвязные слои собирают особенности из предыдущих слоев и формируют результат классификации объекта на изображении.



*Рис. 1. Структура сверточной нейронной сети*

AlexNet – сверточная нейронная сеть, которая имела частично схожую архитектуру с сетью LeNet [3], но была более глубокой, с большим количеством сверточных слоев. Структура сети это – 11×11, 5×5, 3×3 сверток.

VGG Net. В VGG-сетях в каждом свёрточном слое применили фильтры 3x3 и объединили эти слои в последовательности. Вместо применяемых в AlexNet фильтров 5x5 и 11x11 стали применять гораздо более мелкие фильтры [3].

В модуле сверточной нейросети Inception v2 [4] декомпозируется слой с фильтром 5×5 на два слоя 3×3, и используется пакетная нормализация, позволяющая увеличить скорость обучения посредством распределения выходов слоёв внутри сети.

Модуль Inception v3[4] отличается от Inception-v2 декомпозированием фильтра размером N×N двумя последовательными фильтрами 1×N и N×1.

Resnet строится на основе простой сети, состоящей из прямых связей, которые вдохновлены сетью VGG [3]. Слои свертки имеют  $3 \times 3$  фильтры и используют следующие правила:

а) Для одной и той же полученной карты признаков слои имеют одинаковое количество фильтров;

б) Если размер карты признаков уменьшается вдвое, количество фильтров удваивается, чтобы сохранить временную сложность каждого слоя.

### *Результаты анализа*

Для обучения выбранных сетей был выбран датасет RP2K dataset [5]. Набор по сравнению с другими имеет больше преимуществ, таких как: большой охват данных, данные реалистичны, информация разделена на категории при помощи метаданных.

Проведено сравнение стандартно используемых архитектур для классификации изображений в задаче классификации товаров. Результаты оценки эффективности этих моделей представлены в табл. 2

Нейронная сеть	top-5
AlexNet	15,3%
VGG Net	7,3%
Inception v2	5,67%
Inception v3	4,8%
ResNet-152	3,57%

В результате анализа можно сделать вывод о высокой эффективности использования сверточных нейросетей в задаче классификации. Сравнительный анализ архитектур нейросетей ResNet и Inception v3 для классификации объектов на изображениях, обученных и протестированных на RP2K dataset, показал преимущество архитектуры ResNet с процентом ошибочных результатов 3,57%.

### *Литература*

1. Паттанаяк С. Глубокое обучение и TensorFlow для профессионалов. М.: Изд-во Диалектика, 2019, 480 с
2. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс. М.: Изд-во Вильямс, 2018, 1104 с
3. Москалев Н.С. Виды архитектур нейронных сетей. Молодой ученый. М., 2017, Вып. 29, С. 30-34
4. Стэнфордский курс: лекция 9. Архитектуры CNN [Электронный ресурс]. – URL: <https://www.reg.ru/blog/stehnfordskij-kurs-lekciya-9-arhitektury-cnn/> (дата обращения 5.05.2024)

5. RP2K: A Large-Scale Retail Product Dataset for Fine-Grained Image Classification [Электронный ресурс]. – URL: [https://www.pinlandata.com/rp2k\\_dataset](https://www.pinlandata.com/rp2k_dataset) (дата обращения 8.05.2024).

УДК 51(075.8)

**ОПРЕДЕЛЕНИЕ ЧИСЛОВЫХ ХАРАКТЕРИСТИК ГРАФА ПО МАТРИЦАМ ИНЦИДЕНТНОСТИ, СМЕЖНОСТИ, КИРХГОФА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ АЛГОРИТМА ВЕТВЛЕНИЯ**

Жоров Е. А

Научный руководитель - Юринок В. И., к.т.н, доцент

В данной научной работе представлен анализ и разработка программного приложения для работы с матрицами смежности, инцидентности и Кирхгофа в теории графов. Графы — это абстрактные структуры, используемые для моделирования связей между объектами. Они находят применение в различных областях, таких как социальные сети, транспортные системы, биоинформатика и многие другие.

Целью данной работы является создание интуитивно понятного и удобного инструмента, который позволит пользователям вводить квадратные матрицы Кирхгофа, смежности и инцидентности, а затем визуализировать соответствующие графы с использованием логики алгоритма ветвления. Приложение также предоставляет характеристики графа, такие как кол-во вершин, ребер, диаметр, радиус, плотность, эксцентриситет каждой вершины.

**Описание алгоритма можно представить следующим образом:**

1. Пользователь выбирает тип матрицы .
2. Пользователь вводит матрицу вручную.
3. Программа проверяет корректность введенной матрицы и вычисляет основные числовые характеристики графа.
4. Программа строит граф на основе введенной матрицы.