

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ  
УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ  
«НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИЙ  
УНИВЕРСИТЕТ «МИСиС»

---

Институт: ИТАСУ

Кафедра инженерной кибернетики

Направление подготовки: «01.03.04 Прикладная математика»

Квалификация: бакалавр

Группа: БПМ-17-2

**ОТЧЕТ**  
**ПО КУРСОВОЙ РАБОТЕ**  
**«ИСКУССТВЕННЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ»**

на тему: «Предобученные нейронные сети для извлечения  
признаков в задаче датирования изобразительных произведений  
искусства»

**Студенты**

\_\_\_\_\_ / Петрова Д.А.

\_\_\_\_\_ / Порватов В.А.

**Руководитель**

\_\_\_\_\_ / Кондыбаева А.Б.

**Оценка:**

**Дата защиты:**

# Содержание

<b>Список исполнителей</b>	<b>2</b>
<b>Введение</b>	<b>3</b>
<b>1 Постановка задачи</b>	<b>4</b>
<b>2 Методы решения</b>	<b>5</b>
2.1 Нейронные сети	5
2.2 Матрица Грама	5
2.3 Понижение размерности	6
2.4 Метод опорных векторов	6
2.5 Оценка работы алгоритма	6
<b>3 Реализация</b>	<b>7</b>
<b>4 Результаты</b>	<b>8</b>
<b>Заключение</b>	<b>13</b>
<b>Список литературы</b>	<b>14</b>

## Список исполнителей

Петрова Д.А.:

- разработка архитектуры решения;
- обучение моделей PCA и SVM;
- постановка экспериментов (работа с сетью VGG-19),

Порватов В.А.:

- сбор и предобработка данных;
- разработка принципов тестирования моделей;
- постановка экспериментов (работа с сетью ResNet 18).

## Введение

На данный момент машинное обучение находит применение во многих областях науки и техники: начиная от анализа последовательностей ДНК [1] и осуществления предсказаний химических реакций [2], заканчивая распознаванием образов варьирующейся сложности [3].

Так, одним из интересных с точки зрения прикладных приложений направлений является автоматизация оценки произведений искусств. В рамках данной задачи отдельного внимания заслуживает аспект датировки картин – алгоритм, обеспечивающий высокоточное выделение техники рисунка с последующим сопоставлением эпохи, позволил бы ускорить работу искусствоведов вплоть до полного исключения из нее существенной части задач.

Авторы полагают, что решение данной задачи должно базироваться на реализации алгоритмом распознавания ключевых особенностей того или иного изображения, присущих соответствующей эпохе. С целью предотвращения неоправданного усложнения проводимого исследования, было принято решение о рассмотрении возможности сопоставить направления в живописи и промежутки времени, в которые они были популярны.

К текущему времени было предпринято несколько попыток решить задачу выделения стиля рисунка [4, 5] – будучи вполне успешными, результаты данных работ не были распространены на задачу классификации, рассматриваемую в рамках данной работы.

# 1 Постановка задачи

Содержательная постановка задачи: разработать программный модуль, обеспечивающий классификацию картин по признаку принадлежности к временным промежуткам, соответствующим годам написания.

Основные этапы реализации проекта:

1. Сбор данных: поиск подходящего информационного ресурса, написание скрипта-парсера.
2. Предварительная обработка графических данных: нормализация изображений, деление обучающей выборки на батчи.
3. Выбор моделей нейронной сети для извлечения признаков: анализ основных используемых архитектур и эвристик.
4. Построение классификатора.
5. Сравнительный анализ эффективности моделей.



Такой подход используется, в частности, в задаче определения стиля изображений.

## 2.3 Понижение размерности

Наиболее простой способ отбора признаков — поиск зависимостей между соответствующими им векторами. Зачастую здесь используются коэффициенты корреляции, t-тест и ANOVA.

Более сложный способ уменьшения количества данных — метод главных компонент (PCA). Основной его недостаток — сложность интерпретации результатов, тем не менее, он позволяет понизить размерность с наименьшими потерями в качестве.

## 2.4 Метод опорных векторов

SVM (метод опорных векторов) состоит в поиске разделяющей гиперплоскости, расстояние от которой до ближайших объектов каждого из классов в случае двухклассовой будет максимальным. В работе рассматривается модель с линейным ядром, прямая строится для каждого из классов (ovr).

## 2.5 Оценка работы алгоритма

Ввиду наличия большого количества классов в задаче классификации наиболее подходящий подход для оценки качества работы алгоритма — использование  $F$ -меры. Здесь применяется мера с параметром 1:

$$F_1 = \frac{2 \text{ precision} \times \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}}. \quad (2)$$

Так как задачу восстановления года можно рассматривать и в качестве регрессии, разумно учитывать и MSE:

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum (y_{\text{true}} - y_{\text{pred}})^2. \quad (3)$$

### 3 Реализация

Обучение и тестирование модели реализовано на языке Python 3.8 с использованием библиотек PyTorch для нейронных сетей, scikit-learn для PCA и SVM, а также OpenCV, numpy и pandas.

В рамках работы были написаны функции

- загрузки и предобработки данных;
- загрузки предобученной сверточной нейронной сети;
- дообучения нейронной сети;
- выделения признаков с помощью матрицы Грама;
- понижения размерности с PCA;
- обучения линейного классификатора SVM;
- получения финальных предсказаний для каждого из объектов тестовой выборки.

В качестве набора данных рассматривался датасет с сайта Web Gallery of ART [6], состоящий из 31747 фотографий произведений искусства периода с III по XIX век.

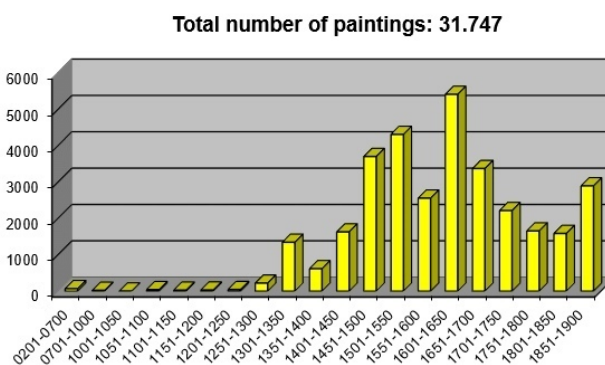


Рис. 3: Гистограмма распределения изображений по годам с сайта Web Gallery of ART

Так как в датасете присутствует сравнительно небольшое количество объектов, датированных III — XIII веками, было принято решение объединить их в один класс.



## 4 Результаты

Была исследована зависимость выбранных метрик от следующих параметров пайплайна:

- нейронная сеть;
- номер слоя, выход которого используется в качестве признаков;
- наличие или отсутствие матрицы Грама в алгоритме;
- количество признаков, на котором проводилось обучение SVM.

Сравнение результатов работы алгоритмов можно изобразить графически.

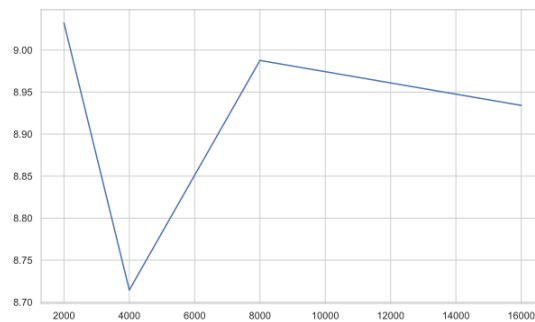


Рис. 4: Зависимость MSE от количества признаков с сетью VGG-19

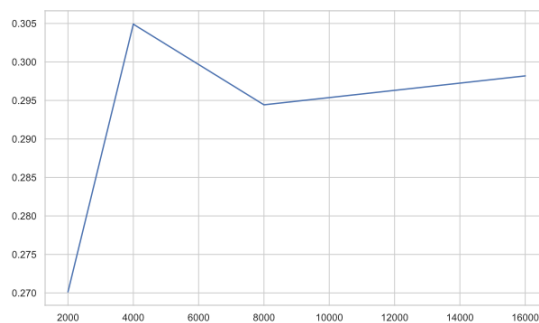


Рис. 5: Зависимость  $F1$  от количества признаков с сетью VGG-19

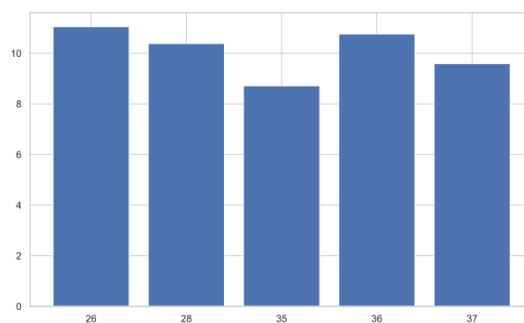


Рис. 6: Зависимость MSE от номера последнего слоя сети VGG-19 (4000 признаков)

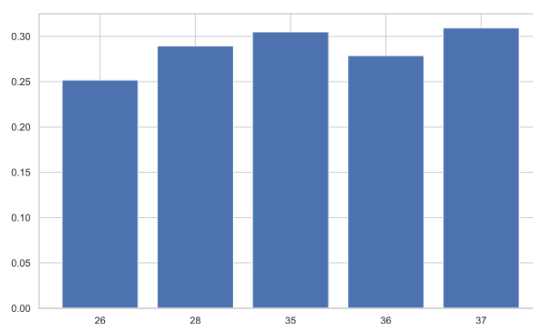


Рис. 7: Зависимость  $F1$  от номера последнего слоя сети VGG-19 (4000 признаков)

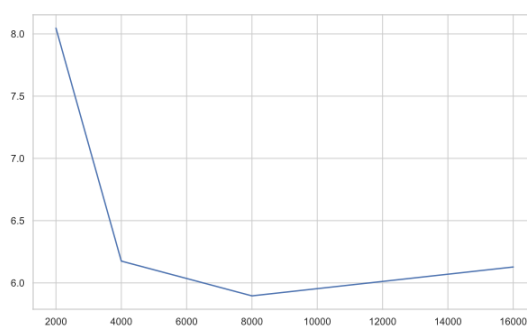


Рис. 8: Зависимость MSE от количества признаков с сетью VGG-19 и матрицей Грама

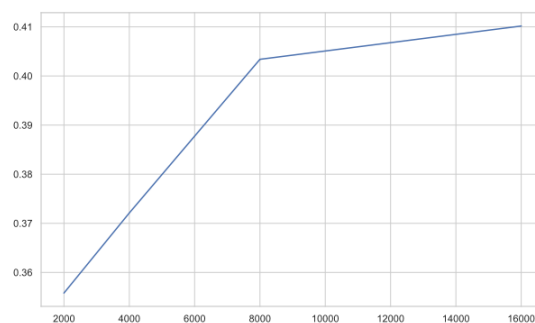


Рис. 9: Зависимость  $F1$  от количества признаков с сетью VGG-19 и матрицей Грама

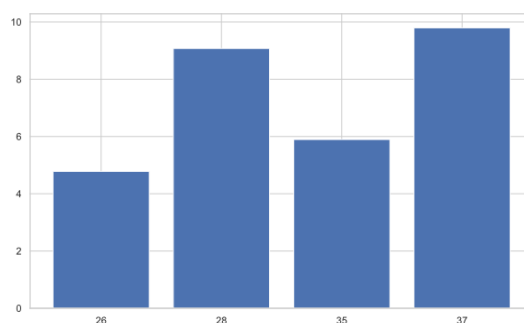


Рис. 10: Зависимость MSE от номера последнего слоя сети VGG-19 с матрицей Грама (8000 признаков)

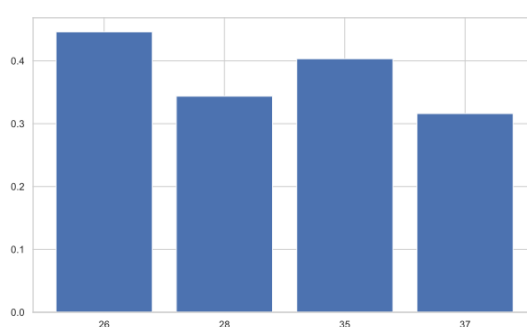


Рис. 11: Зависимость  $F1$  от номера последнего слоя сети VGG-19 с матрицей Грама (8000 признаков)

В случае VGG-19 наилучший результат получен при использовании 8000 признаков с 26 слоя. Большой интерес составляет сравнение нейросетевых архитектур непосредственно.

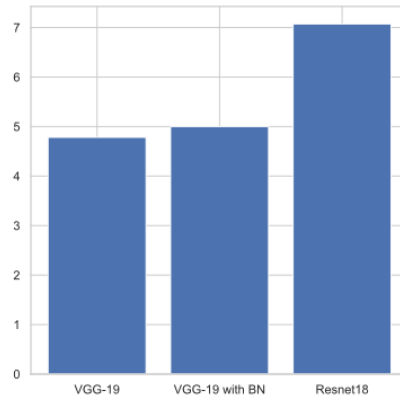


Рис. 12: Зависимость MSE от выбора нейронной сети

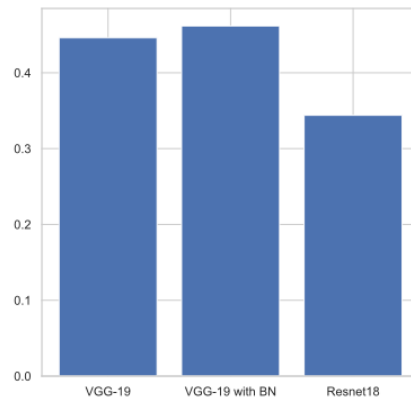


Рис. 13: Зависимость  $F1$  от выбора нейронной сети

Здесь можно заметить, что наилучший MSE даёт VGG-19, но при этом лучшее значение  $F1$ -меры достигается с той же сетью с батч-нормализацией.

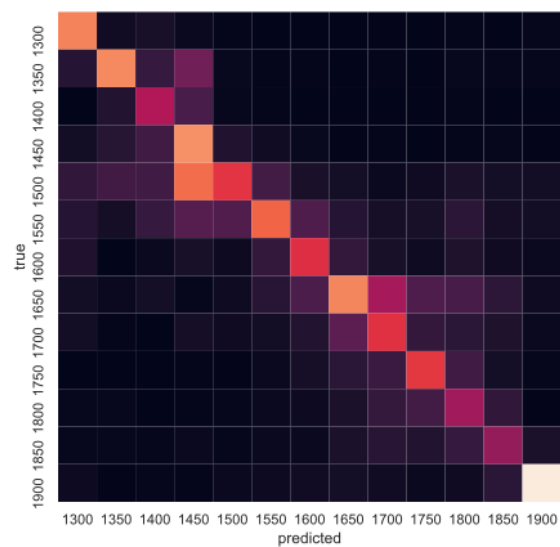


Рис. 14: Матрица ошибок лучшей сети по  $F1$ -мере

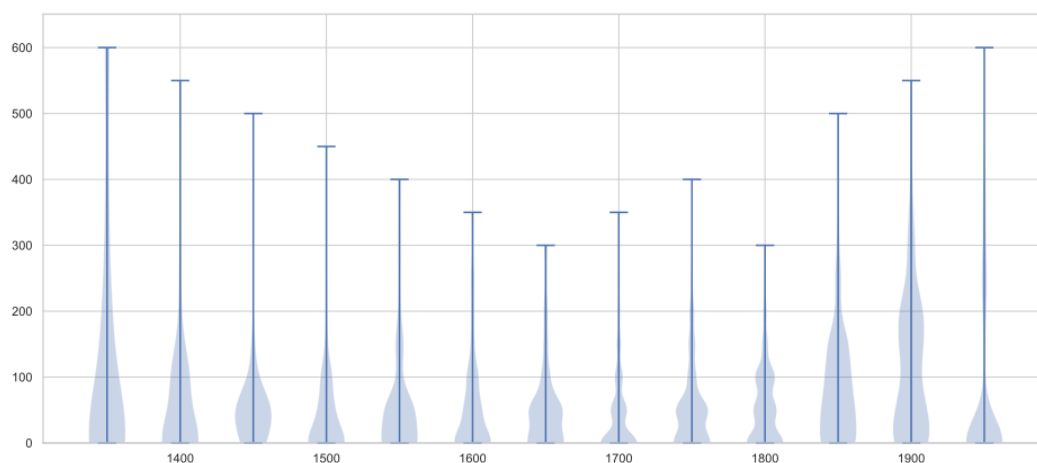


Рис. 15: Violin plot лучшей сети по  $F1$ -мере

## Заключение

В результате проделанной работы были решены задачи, связанные с временным анализом картин с X-XIX веков. Так, среди прочих выполненных подзадач, стоит выделить:

1. Осуществление парсинга веб-галереи, формирование на основе полученных изображений датасета.
2. Проведение серии тестовых запусков различных архитектур.
3. Сравнительный анализ полученных предсказаний, проверка гипотезы об эффективности имплементации матриц Грама для извлечения информации о стилях.

В результате проделанной работы авторами заключается, что гипотеза о повышении качества классификации при использовании матрица Грама подтверждена.

К перспективам нашей работы стоит отнести возможность тестирования большего количества архитектур нейронных сетей для уточнения предсказательного алгоритма, а также проверка других классификаторов с целью выявления лучшей модели.

## Список литературы

- [1] Aimin Yang, Wei Zhang, Jiahao Wang, Ke Yang, Yang Han, and Limin Zhang. Review on the application of machine learning algorithms in the sequence data mining of dna. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, 8:1032, 2020.
- [2] Alexander Y. Cui Travis J. DeLano Yisong Yue Sarah E. Reisman Serim Ryou, Michael R. Maser. Graph neural networks for the prediction of substrate-specific organic reaction conditions, 2020.
- [3] Qing Liu, Ningyu Zhang, Wenzhu Yang, Wang Sile, Zhenchao Cui, Xiangyang Chen, and Liping Chen. A review of image recognition with deep convolutional neural network. pages 69–80, 07 2017.
- [4] Babak Saleh and Ahmed Elgammal. Large-scale classification of fine-art paintings: Learning the right metric on the right feature, 2015.
- [5] Cha EY Lee, S.G. Style classification and visualization of art painting’s genre using self-organizing maps, 2016.
- [6] Emil Krén and Daniel Marx. Web gallery of art, url: <https://www.wga.hu/>, (Дата обращения: 2020-05-05).