

АТРИБУЦИЯ КАРТИН ПРЕРАФАЭЛИТОВ

Выполнили студенты Группы МИВЧТ-11

Кудряшов Алексей Владимирович

Щуковский Денис Владимирович

ВВЕДЕНИЕ. АКТУАЛЬНОСТЬ

- Автоматическое распознавание прерафаэлитного направления искусства, может помочь исследователям и искусствоведам в систематизации и классификации произведений искусства. Это может способствовать более глубокому пониманию характерных черт и стиливых особенностей прерафаэлитов.

ЦЕЛИ И ЗАДАЧИ

- Работа посвящена изучению и разработке модели алгоритма, использующего нейронную сеть, для распознавания произведений художников-прерафаэлитов.
- Поставлен следующий ряд задач:
 - Изучение методов распознавания образов;
 - Определение рассматриваемых художников-прерафаэлитов;
 - Описание особенностей стиля художников-прерафаэлитов;
 - Подготовка рабочего датасета картин;
 - Обучение распознающей нейронной сети
 - Анализ полученных результатов

СТРУКТУРА РАБОТЫ

- 1. Математические методы распознавания образов
- 2. Атрибуция живописи прерафаэлитов
- 3. Реализация нейронной сети

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

- Разработать нейронную сеть, которая будет не только бинарно классифицировать картины, но и будет оценивать вероятность такого решения

ПРЕРАФАЭЛИТЫ. СОСТАВ

- Джон Эверетт Милле
 - Холман Хант
 - Данте Габриэль Россетти
 - Майкл Россетти
 - Томас Вулнер
 - Фредерик Стивенс
 - Джеймс Коллинсон
-
- Распалось в 1853 году



ПРЕРАФАЭЛИТЫ. ОСОБЕННОСТИ СТИЛЯ

Доктрина прерафаэлитов:

- Иметь подлинные идеи для выражения;
- внимательно изучать природу, чтобы знать, как её изобразить;
- Отдавать приоритет прямоте, серьезности и искренности, характерных предшествующему искусству, исключая обыденное и самопоказное;
- «и, что самое главное, создавать действительно хорошие картины и статуи»
- Письмо поверх белил несмешанными полупрозрачными красками
- Высокая детализация и глубоким цвета, вдохновленные живописцев эпохи Кватроченто
- Линейная трактовка форм и декоративно-плоскостных композиций
- Превалирование религиозных и исторических сюжетов

ГЛУБОКОЕ ОБУЧЕНИЕ. CNN

Формулы, используемые в нейронной сети:

- Операция свертки
- Функция активации
- Глобальное усреднение
- Softmax функция активации
- Функция потерь категориальной кросс-энтропии

РЕАЛИЗАЦИЯ. ВЫБРАННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ

- Google colab
 - Python
 - Scikit-learn
 - Numpy
 - Keras
 - TensorFlow

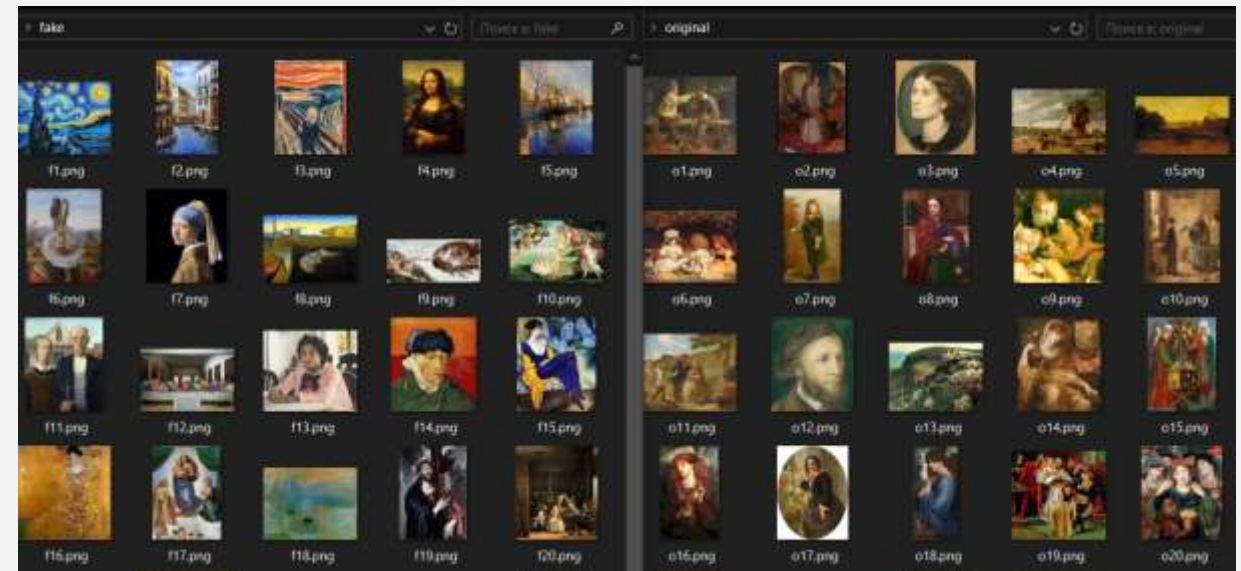


СВЕРТОЧНЫЕ СЕТИ. СРАВНЕНИЕ

Название	Преимущества	Недостатки
MobileNetV2	Высокая эффективность, подходит для встраиваемых систем	Менее точная по сравнению с более сложными архитектурами
InceptionV3	Высокая точность	Требовательная к ресурсам
EfficientNetV2M	Высокая эффективность	Проблемы с обучением в некоторых сценариях

РЕАЛИЗАЦИЯ. ПОДГОТОВКА ДАТАСЕТА

- Изображения приведены к единому формату, проверена целостность
- Изображения разделены по категориям в соотношении 70% - original, 30% - fake
- Соотношение тренировочной, валидационной и тестовой выборки – 70/15/15



РЕАЛИЗАЦИЯ. ОБУЧЕНИЕ МОДЕЛИ

- Для борьбы с переобучением используется метод ранней остановки
- Встроенный генератор изображений Keras оптимизирует процесс подачи данных в модель
- Применение функции shuffle позволяет использовать псевдослучайные выборки

```
early_stopping = EarlyStopping(monitor='val_loss', patience=5, restore_best_weights=True)

# Создание генератора изображений для тренировочного набора
train_datagen = ImageDataGenerator(
    rescale=1./255,
    shear_range=0.2,
    zoom_range=0.2,
    horizontal_flip=True
)

train_generator = train_datagen.flow_from_directory(
    train_dir,
    target_size=img_size,
    batch_size=batch_size,
    class_mode='categorical', # 'binary' для двух классов
    shuffle=True
)
```

РЕАЛИЗАЦИЯ. ОБУЧЕНИЕ МОДЕЛИ

- Обучается ансамбль из 5 моделей
- Каждая из моделей обучается до достижения точки ранней остановки (в среднем 30 эпох)
- Предсказания моделей усредняются

```
# Создание нескольких моделей
models = []
num_models = 5 # Выберите количество моделей

for _ in range(num_models):
    # Загрузка предварительно обученной модели (MobileNetV2 в данном случае)
    base_model = MobileNetV2(weights='imagenet', include_top=False, input_shape=(224, 224, 3))

    # Добавление своего классификатора поверх предварительно обученной модели
    x = base_model.output
    x = GlobalAveragePooling2D()(x)
    x = Dense(128, activation='relu')(x)
    predictions = Dense(train_generator.num_classes, activation='softmax')(x)

    model = Model(inputs=base_model.input, outputs=predictions)

    # Замораживаем слои предварительно обученной модели
    for layer in base_model.layers:
        layer.trainable = False

    # Компиляция модели
    model.compile(optimizer=Adam(learning_rate=0.001), loss='categorical_crossentropy', metrics=['accuracy'])

    models.append(model)

# Обучение каждой модели
for i, model in enumerate(models):
    print(f'Training Model {i+1}')
    model.fit(
        train_generator,
        epochs=18, # Примерное количество эпох (может потребоваться больше)
        validation_data=validation_generator,
        callbacks=[early_stopping]
    )
    model.save(f'/content/drive/MyDrive/model/model_{i}.keras')
```

ОЦЕНКА РЕЗУЛЬТАТОВ

- Согласно средствам аналитики scikit-learn, точность ансамбля, по оценкам нейросети, достигает 85%
- После проверки на тестовых выборках, произведена проверка на произвольных изображениях из сети интернет

```
1/1 [=====] - 1s 965ms/step
1/1 [=====] - 1s 977ms/step
1/1 [=====] - 1s 975ms/step
1/1 [=====] - 1s 978ms/step
1/1 [=====] - 1s 1s/step
Изображение: car.png, Предсказанный класс: 0
Вероятность предсказанного класса: 0.8342493
1/1 [=====] - 0s 81ms/step
1/1 [=====] - 0s 83ms/step
1/1 [=====] - 0s 83ms/step
1/1 [=====] - 0s 82ms/step
1/1 [=====] - 0s 85ms/step
Изображение: man.png, Предсказанный класс: 0
Вероятность предсказанного класса: 0.6593469
1/1 [=====] - 0s 80ms/step
1/1 [=====] - 0s 87ms/step
1/1 [=====] - 0s 76ms/step
1/1 [=====] - 0s 79ms/step
1/1 [=====] - 0s 78ms/step
Изображение: pre.png, Предсказанный класс: 1
Вероятность предсказанного класса: 0.7288103
```



ЗАКЛЮЧЕНИЕ

- Спроектирован алгоритм по распознаванию картин художников-прерафаэлитов, и обучена нейронная сеть, способная распознавать картины данных художников с точностью 85%.
- Выполнены поставленные задачи
- Определены дальнейшие потенциальные векторы развития проекта.
 - необходимость дальнейшего расширения и рефакторинга датасета
 - расширение функционала: определение уже конкретных авторов, и работа с дополнительными метаданными картин, такие как жанры, год создания и иные особенности

СПАСИБО ЗА ВНИМАНИЕ