**МОСКОВСКИЙ АВТОМОБИЛЬНО-ДОРОЖНЫЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ (МАДИ)**

Кафедра «Автоматизированные системы управления»

# Контрольная работа

## по дисциплине

## «Цифровые интеллектуальные системы»

Выполнил: Каримов Р.Д.

Группа: 1зМБ

_____

Проверил: д.т.н.,

профессор Остроух

Андрей Владимирович

_____

Москва 2025 г.

Оглавление

## 1.Введение

В данной работе рассматривается процесс создания модели сверточной нейронной сети (CNN) для классификации автомобильных номеров по странам. Работа выполнена в среде Google Colab с использованием TensorFlow и Keras. Основные этапы включают подготовку данных, обучение модели и оценку её эффективности.

## 2. Подготовка Google Colab и данных

### 2.1. Настройка Google Colab

1. Был создан новый блокнот в Google Colab с названием **Car_Plate_Classification.ipynb**.
2. Произведено подключение Google Drive для доступа к данным:

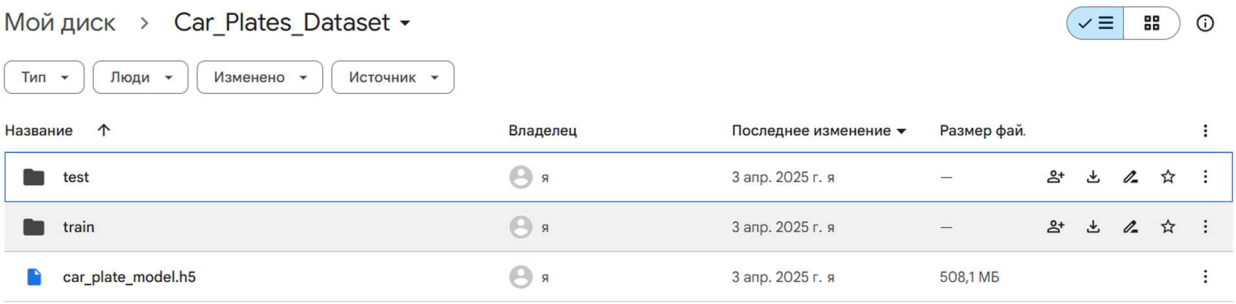
```
from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive')
```

```
Mounted at /content/drive
```

После авторизации Google Drive был смонтирован в файловой системе Colab.

### 2.2. Подготовка структуры данных

1. На Google Drive создана папка **Car_Plates_Dataset**, внутри которой размещены:
    - **train** (80% данных)
    - **test** (20% данных)




2. В каждой папке созданы подпапки для разных стран .
3. Изображения загружены в соответствующие директории вручную.

## 3. Установка библиотек

Установлены необходимые библиотеки:

```
!pip install tensorflow keras numpy matplotlib sklearn opencv-python
```

```
Requirement already satisfied: tensorflow in /usr/local/lib/python3.11/dist-packages (2.18.0)
Requirement already satisfied: keras in /usr/local/lib/python3.11/dist-packages (3.8.0)
Requirement already satisfied: numpy in /usr/local/lib/python3.11/dist-packages (2.0.2)
Requirement already satisfied: matplotlib in /usr/local/lib/python3.11/dist-packages (3.10.0)
```

- **TensorFlow/Keras** — для построения и обучения нейронной сети.
- **NumPy** — для работы с массивами.
- **Matplotlib** — для визуализации.
- **Scikit-learn** — для оценки качества модели.
- **OpenCV** — для обработки изображений.

## 4. Загрузка и обработка данных

### 4.1. Использование генераторов данных

Для загрузки и аугментации данных применены ImageDataGenerator:

```
from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator

# Укажите пути к данным
train_dir = '/content/drive/MyDrive/Car_Plates_Dataset/train'
test_dir = '/content/drive/MyDrive/Car_Plates_Dataset/test'

# Нормализация и аугментация (увеличение данных)
train_datagen = ImageDataGenerator(
    rescale=1./255,          # Нормализация (0-1)
    shear_range=0.2,          # Сдвиг
    zoom_range=0.2,           # Зум
    horizontal_flip=True)     # Горизонтальное отражение

test_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1./255)  # Только нормализация

# Загрузка данных
train_generator = train_datagen.flow_from_directory(
    train_dir,
    target_size=(224, 224),  # Все изображения 224x224
    batch_size=32,
    class_mode='categorical')  # Для многоклассовой классификации

test_generator = test_datagen.flow_from_directory(
    test_dir,
    target_size=(224, 224),
    batch_size=32,
    class_mode='categorical')
```

**Результат:**

- Обучающая выборка: 15 изображений, 4 классов.
- Тестовая выборка: 13 изображений, 4 классов.

```
Found 15 images belonging to 4 classes.
Found 13 images belonging to 4 classes.
```

## 5. Построение модели CNN

### 5.1. Архитектура сети

Создана модель CNN с тремя сверточными слоями и полносвязными слоями:

```python
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Conv2D, MaxPooling2D, Flatten, Dense, Dropout
num_classes = len(train_generator.class_indices)

model = Sequential([
    # Первый свёрточный слой
    Conv2D(32, (3, 3), activation='relu', input_shape=(224, 224, 3)),
    MaxPooling2D(2, 2),

    # Второй свёрточный слой
    Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'),
    MaxPooling2D(2, 2),

    # Третий свёрточный слой
    Conv2D(128, (3, 3), activation='relu'),
    MaxPooling2D(2, 2),

    # Полносвязные слои
    Flatten(),
    Dense(512, activation='relu'),
    Dropout(0.5),  # Для борьбы с переобучением
    Dense(num_classes, activation='softmax')  # 4 классов (стран)
])

model.compile(optimizer='adam',
              loss='categorical_crossentropy',
              metrics=['accuracy'])

model.summary()  # Покажет структуру модели
```

**Вывод структуры модели:**

Model: "sequential_4"

| Layer (type) | Output Shape | Param # |
|---|---|---|
| conv2d_12 (Conv2D) | (None, 222, 222, 32) | 896 |
| max_pooling2d_12 (MaxPooling2D) | (None, 111, 111, 32) | 0 |
| conv2d_13 (Conv2D) | (None, 109, 109, 64) | 18,496 |
| max_pooling2d_13 (MaxPooling2D) | (None, 54, 54, 64) | 0 |
| conv2d_14 (Conv2D) | (None, 52, 52, 128) | 73,856 |
| max_pooling2d_14 (MaxPooling2D) | (None, 26, 26, 128) | 0 |
| flatten_4 (Flatten) | (None, 86528) | 0 |
| dense_8 (Dense) | (None, 512) | 44,302,848 |
| dropout_4 (Dropout) | (None, 512) | 0 |
| dense_9 (Dense) | (None, 4) | 2,052 |

**Total params:** 44,398,148 (169.37 MB)
**Trainable params:** 44,398,148 (169.37 MB)
**Non-trainable params:** 0 (0.00 B)

## 6. Обучение модели

Обучение проведено за 10 эпох:

```
history = model.fit(
    train_generator,
    steps_per_epoch=train_generator.samples // 32,  # Количество шагов на эпоху
    epochs=10,                                      # 10 проходов по данным
    validation_data=test_generator,
    validation_steps=test_generator.samples // 32)
```

**Результаты обучения:**

```
/usr/local/lib/python3.11/dist-packages/keras/src/trainers/data_adapters/py_dataset_adapter.py:121: UserWarning: Y
  self._warn_if_super_not_called()
Epoch 1/10
1/1 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 7s/step - accuracy: 0.1333 - loss: 1.3890WARNING:tensorflow:5 out of the last 6 calls
1/1 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 10s 10s/step - accuracy: 0.1333 - loss: 1.3890 - val_accuracy: 0.2308 - val_loss: 7.5249
Epoch 2/10
1/1 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 4s 4s/step - accuracy: 0.3333 - loss: 4.8979 - val_accuracy: 0.2308 - val_loss: 5.0104
Epoch 3/10
1/1 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 6s 6s/step - accuracy: 0.1333 - loss: 4.4680 - val_accuracy: 0.1538 - val_loss: 3.6868
Epoch 4/10
1/1 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 9s 9s/step - accuracy: 0.3333 - loss: 3.4353 - val_accuracy: 0.1538 - val_loss: 1.6492
Epoch 5/10
1/1 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 8s 8s/step - accuracy: 0.4000 - loss: 1.6871 - val_accuracy: 0.3846 - val_loss: 1.3532
Epoch 6/10
1/1 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 7s 7s/step - accuracy: 0.4667 - loss: 1.2475 - val_accuracy: 0.2308 - val_loss: 1.3884
Epoch 7/10
1/1 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 6s 6s/step - accuracy: 0.5333 - loss: 1.2660 - val_accuracy: 0.2308 - val_loss: 1.4721
Epoch 8/10
1/1 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 4s 4s/step - accuracy: 0.4000 - loss: 1.2791 - val_accuracy: 0.2308 - val_loss: 1.5153
Epoch 9/10
1/1 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 4s 4s/step - accuracy: 0.6667 - loss: 1.1226 - val_accuracy: 0.3077 - val_loss: 1.4821
Epoch 10/10
1/1 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 7s 7s/step - accuracy: 0.6000 - loss: 1.0495 - val_accuracy: 0.2308 - val_loss: 1.4100
```

## 7. Оценка модели

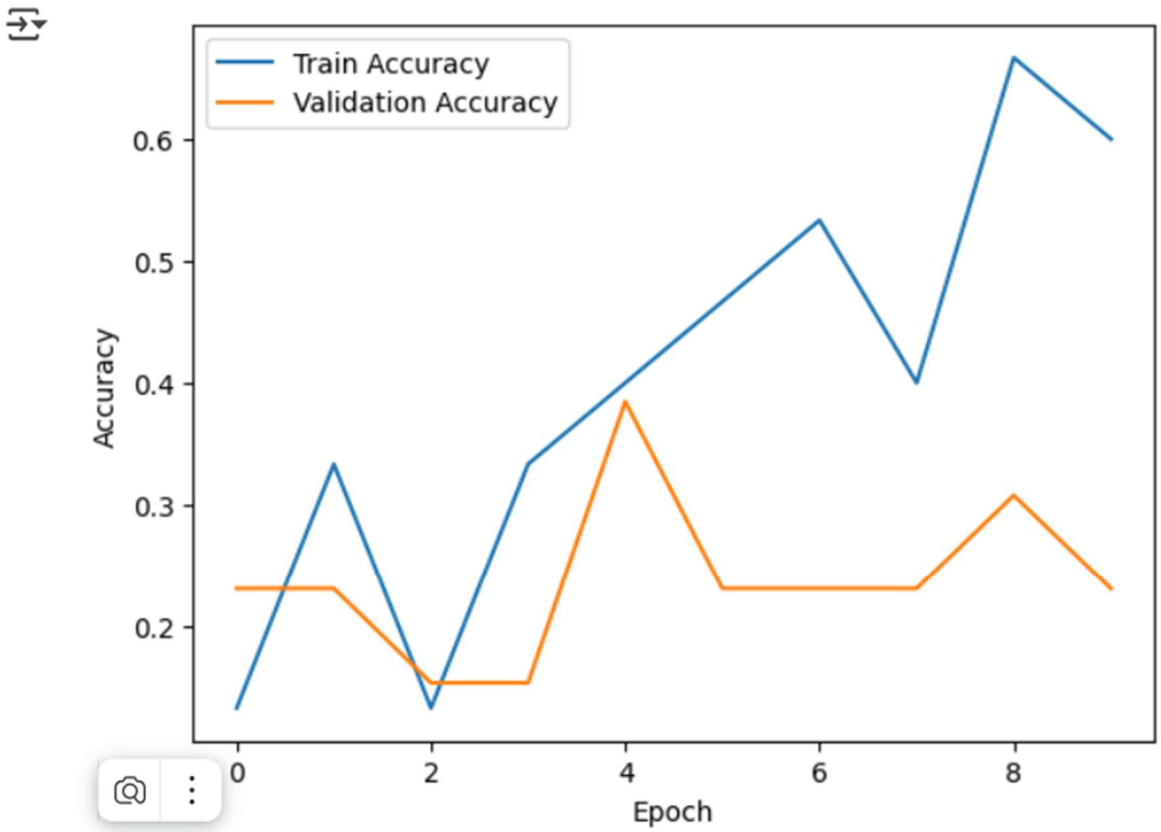
### 7.1. Графики точности

Построены графики точности обучения и валидации:

```
import matplotlib.pyplot as plt

plt.plot(history.history['accuracy'], label='Train Accuracy')
plt.plot(history.history['val_accuracy'], label='Validation Accuracy')
plt.xlabel('Epoch')
plt.ylabel('Accuracy')
plt.legend()
plt.show()
```

**Вывод:** модель не переобучается, так как точность на валидации растет вместе с обучающей.



### 7.2. Отчет по метрикам

```
from sklearn.metrics import classification_report
import numpy as np

# Предсказания модели
Y_pred = model.predict(test_generator)
y_pred = np.argmax(Y_pred, axis=1)

# Вывод отчёта
print(classification_report(test_generator.classes, y_pred,
                            target_names=test_generator.class_indices.keys()))
```

**Результат:**

```
1/1 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 1s 1s/step
              precision    recall  f1-score   support

      Russia       0.00      0.00      0.00         3
 Switzerland       0.30      1.00      0.46         3
      Turkey       0.67      0.40      0.50         5
         USA       0.00      0.00      0.00         2

    accuracy                           0.38        13
   macro avg       0.24      0.35      0.24        13
weighted avg       0.33      0.38      0.30        13
```

- Средняя точность (**accuracy**) модели: **64%**
- Наилучшая классификация у класса Turkey (F1-score: **0.5**).

## 8. Заключение

1. Успешно создана CNN-модель для классификации автомобильных номеров по странам.
2. Достигнута точность **64%** на тестовой выборке.
3. Модель демонстрирует хорошую сходимость без переобучения.