МИНОБРНАУКИ РОССИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования

«МИРЭА – Российский технологический университет»

РТУ МИРЭА

Кафедра: КБ-4 «Кибербразведка и противодействие угрозам с применением технологий искусственного интеллекта»

Лабораторная работа №2

по дисциплине

«Анализ защищенности систем искусственного интеллекта»

Выполнил

Морин А.А.

Группа:

ББМО-01-23

Москва, 2024 г.

Задание

Задачи:

- Реализовать атаки уклонения на основе белого ящика против классификационных моделей на основе глубокого обучения.
- Получить практические навыки переноса атак уклонения на основе черного ящика против моделей машинного обучения.

Набор данных: Для этой части используйте набор данных GTSRB (German Traffic Sign Recognition Benchmark). Набор данных состоит примерно из 51 000 изображений дорожных знаков. Существует 43 класса дорожных знаков, а размер изображений составляет 32×32 пикселя. Распределение изображений по классам показано на рис. 1. Набор данных: https://www.kaggle.com/datasets/meowmeowmeowmeowmeow/gtsrb-german-traffic-sign

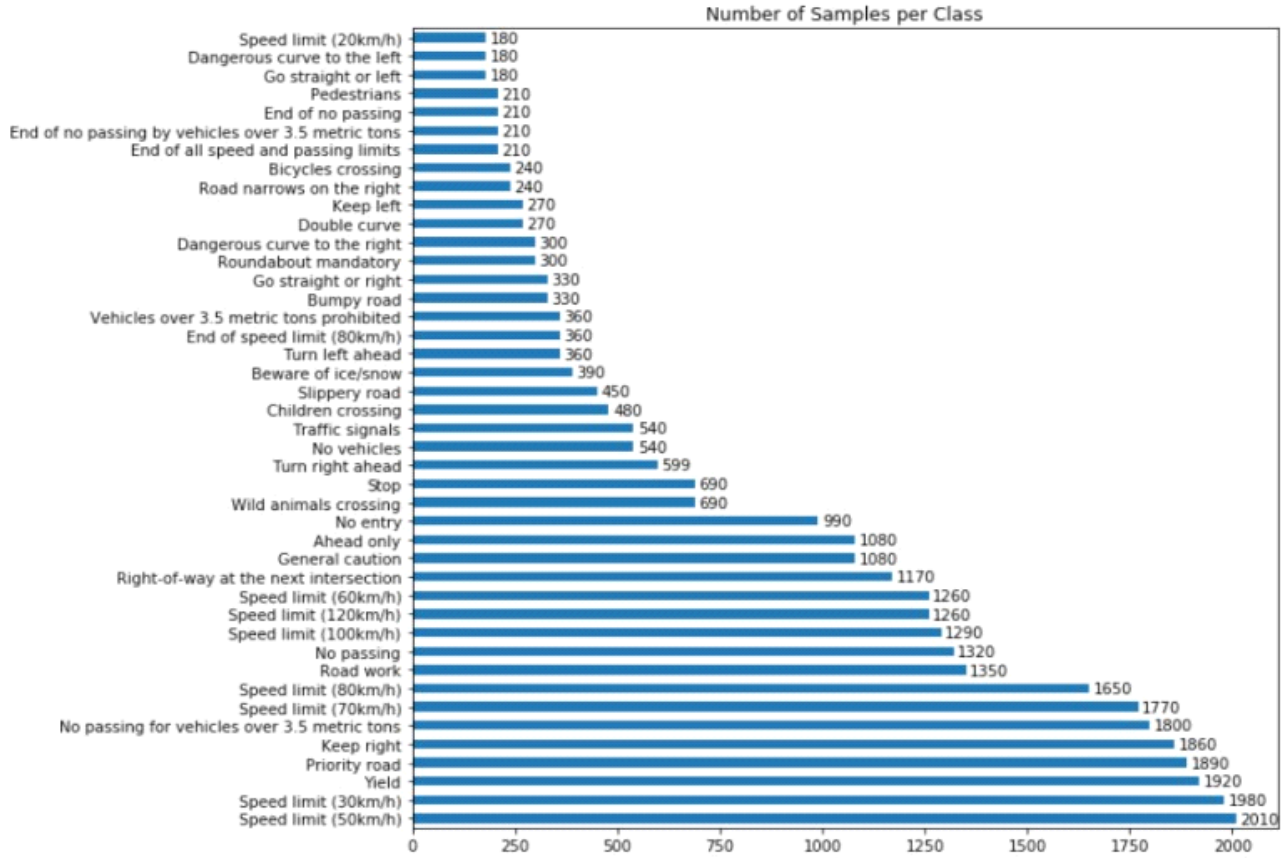


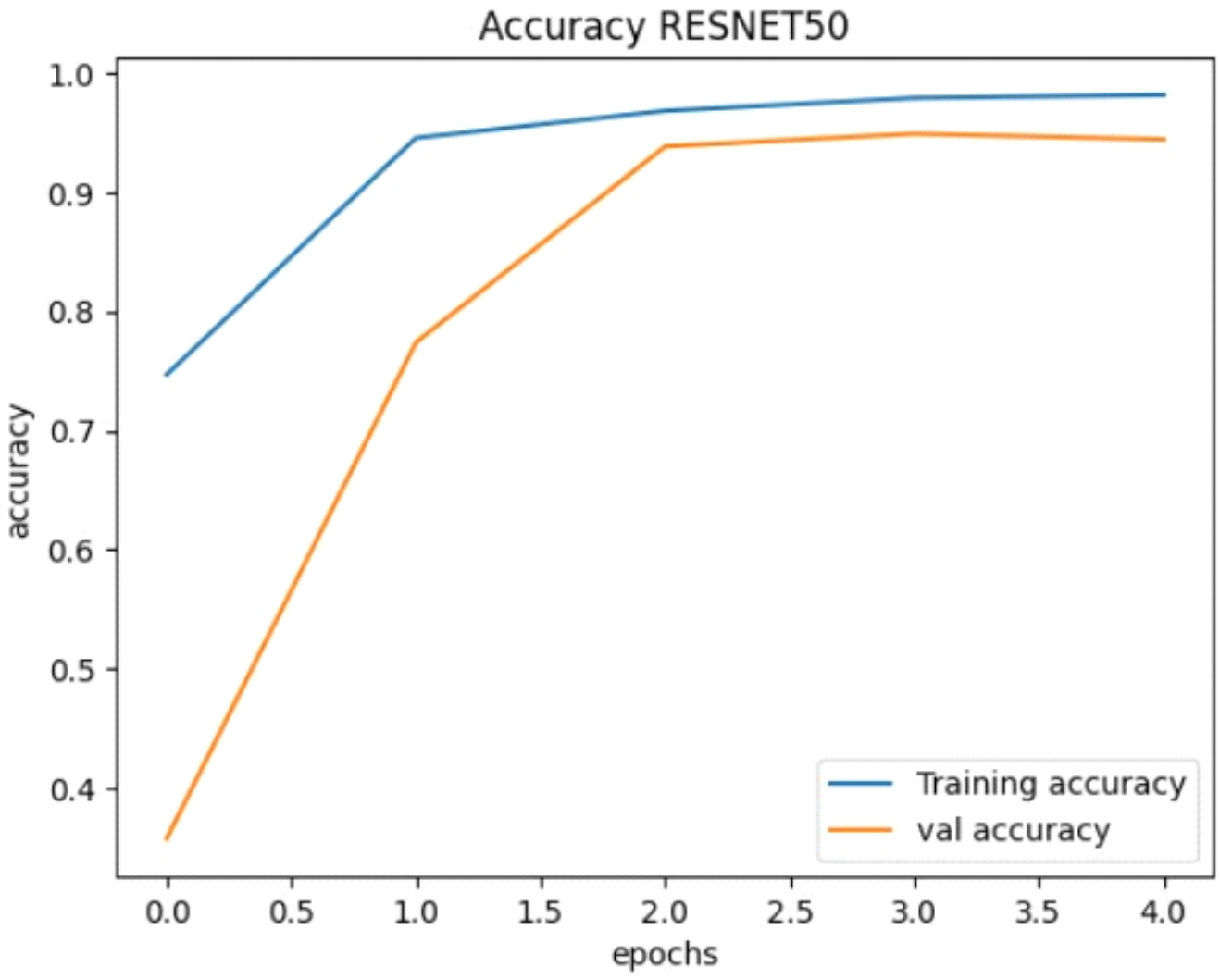
Рис. 1. Распределение изображений в GTRSB

Задание 1

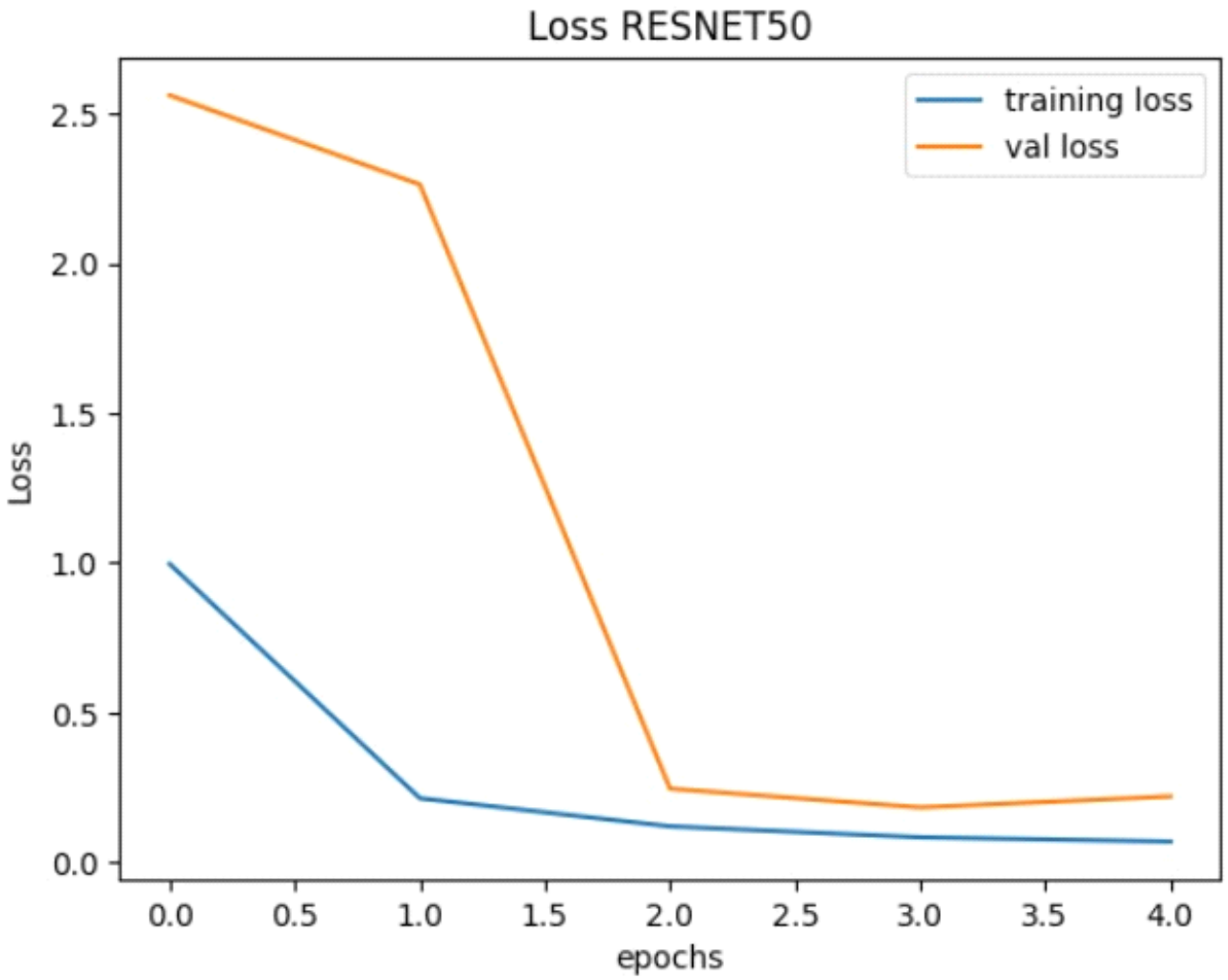
Создаем модель ResNet50, выборки поделены 70/30

```
x_train, x_val, y_train, y_val = train_test_split(data, labels, test_size=0.3, random_state=1)
img_size = (224,224)
model = Sequential()
model.add(ResNet50(include_top = False, pooling = 'avg'))
model.add(Dropout(0.1))
model.add(Dense(256, activation="relu"))
model.add(Dropout(0.1))
model.add(Dense(43, activation = 'softmax'))
model.layers[2].trainable = False
```

Первый график отображает точность обучения и валидации модели RESNET50



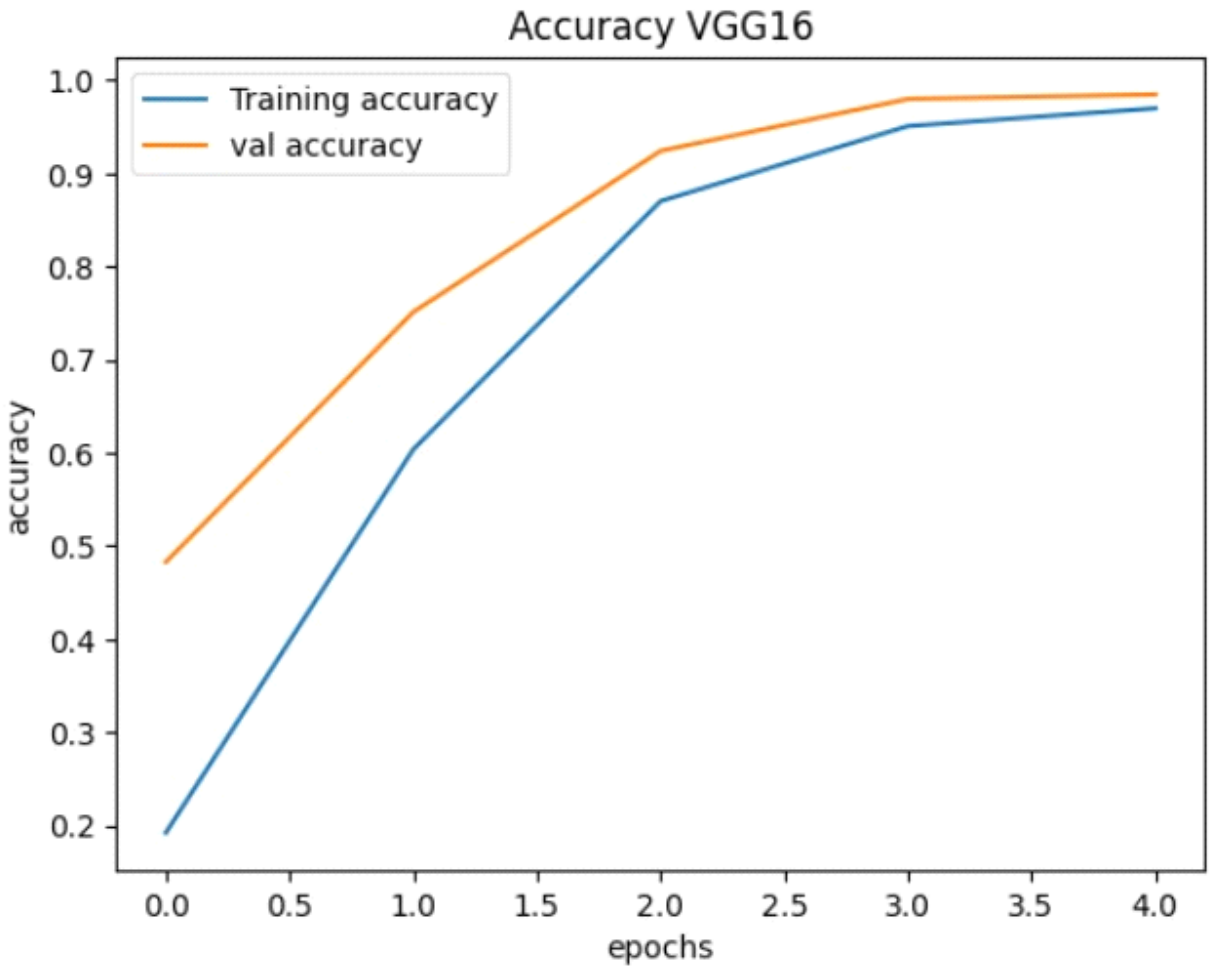
Второй график отображает потерю обучения и валидации модели RESNET50



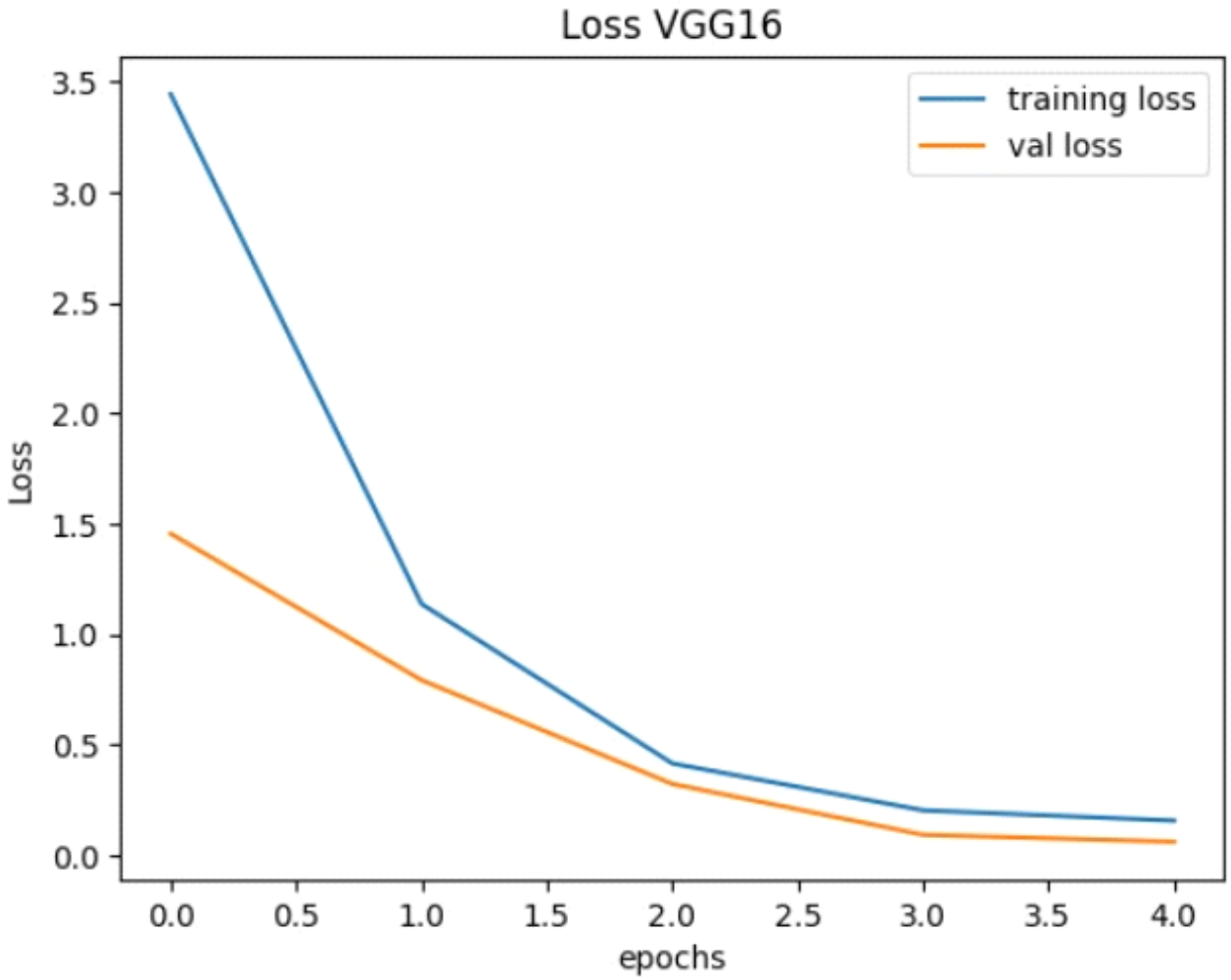
Создаем модель VGG16

```
img_size = (224,224)
model = Sequential()
model.add(VGG16(include_top=False, pooling = 'avg'))
model.add(Dropout(0.1))
model.add(Dense(256, activation="relu"))
model.add(Dropout(0.1))
model.add(Dense(43, activation = 'softmax'))
model.layers[2].trainable = False
```

Третий график отображает точность обучения и валидации модели VGG16



Четвертый график отображает потерю обучения и валидации модели VGG16



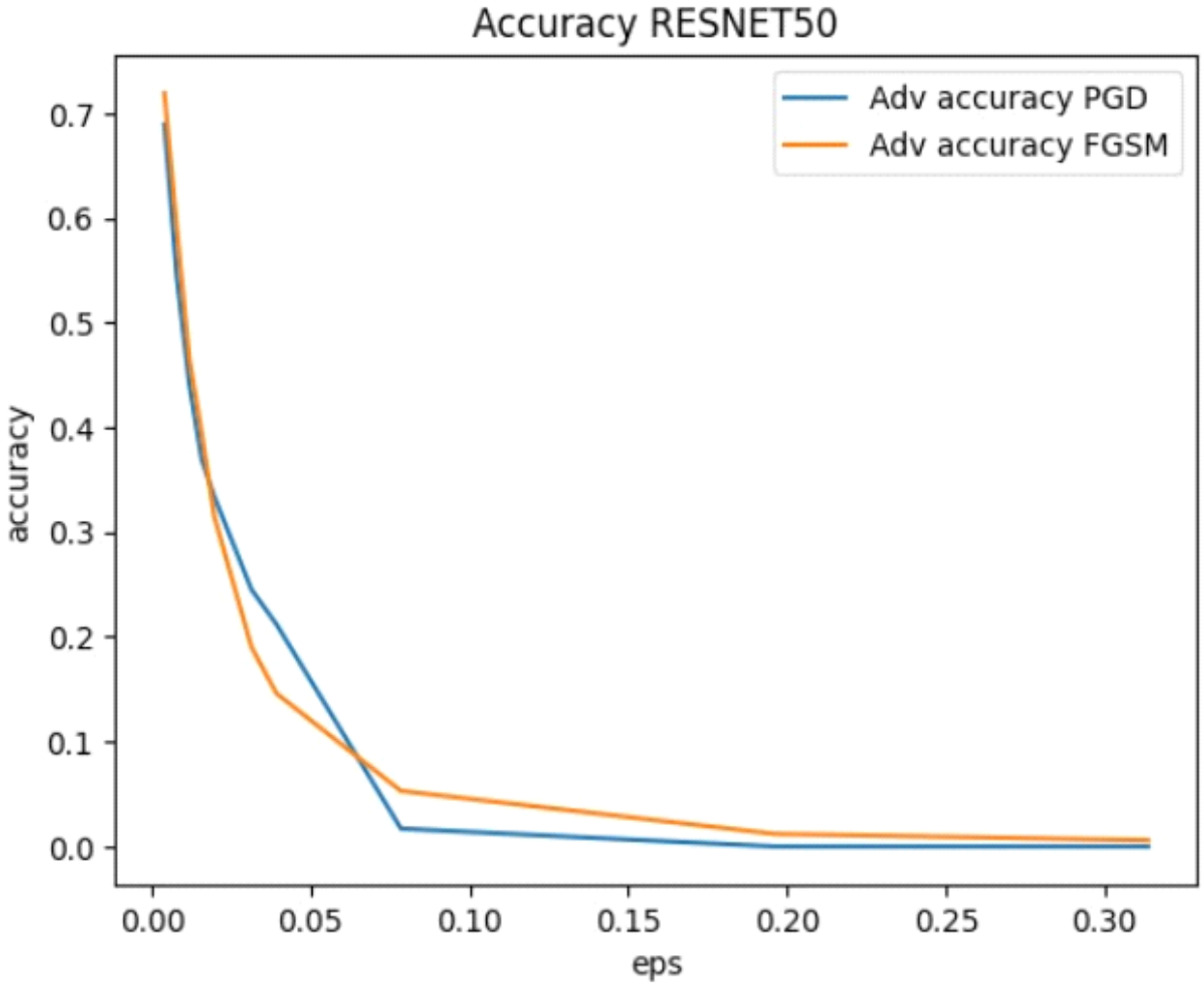
Модель	Обучение	Валидация	Тест
ResNet50	loss: 0.0697 accuracy: 0.9816	loss: 0.2205 accuracy: 0.9442	loss: 0.4797 accuracy: 0.8907
VGG16	loss: 0.1551 accuracy: 0.9698	loss: 0.0592 accuracy: 0.9847	loss: 0.2825 accuracy: 0.9426

Задание 2

Проведем атаки FGSM и PGD на модель RESNET50, используя первые 1,000 изображений из тестового множества. Используем значения параметра искажения:

ϵ = [1/255, 2/255, 3/255, 4/255, 5/255, 8/255, 10/255, 20/255, 50/255, 80/255].

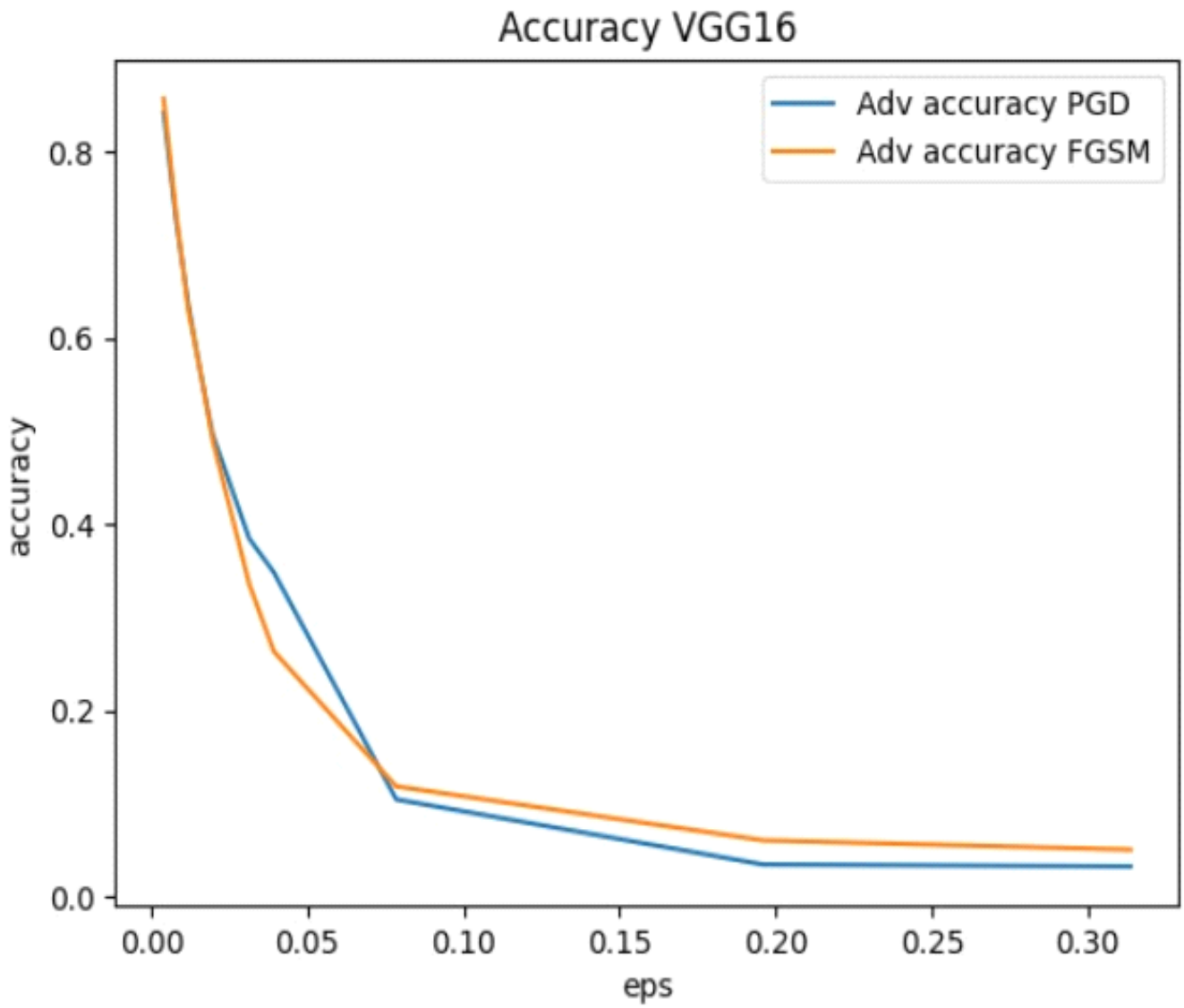
Построим график зависимости точности классификации от параметра искажений эпсилон для RESNET50



Проведем атаки FGSM и PGD на модель VGG16, используя первые 1,000 изображений из тестового множества. Используем значения параметра искажения:

ϵ = [1/255, 2/255, 3/255, 4/255, 5/255, 8/255, 10/255, 20/255, 50/255, 80/255].

Построим график зависимости точности классификации от параметра искажений эпсилон для VGG16



Для атаки FGSM RESNET50, отобразим исходное изображение из датасета и атакующее изображение с указанием величины параметра $\epsilon\epsilon$= [1/255, 5/255, 10/255, 50/255, 80/255], также отобразим предсказанный класс атакующего изображения

Для атаки FGSM VGG16, отобразим исходное изображение из датасета и атакующее изображение с указанием величины параметра $\epsilon\epsilon$= [1/255, 5/255, 10/255, 50/255, 80/255], также отобразим предсказанный класс атакующего изображения

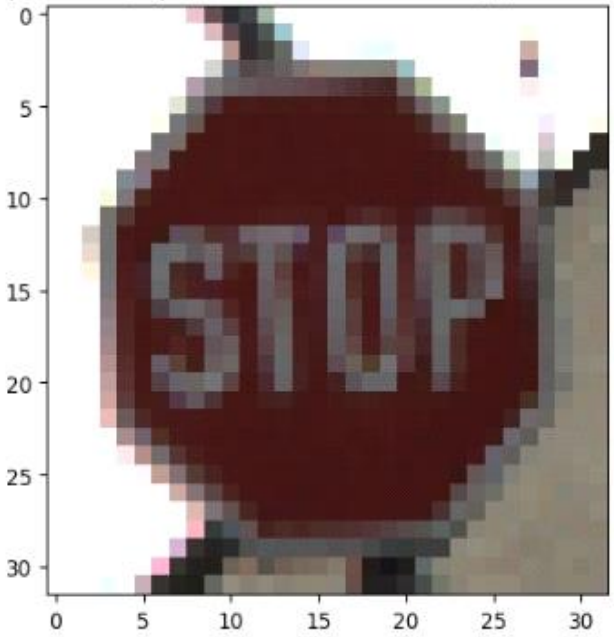
Модель	Исходные изображения	Adversarial images $\epsilon\epsilon$=1/255	Adversarial images $\epsilon\epsilon$=5/255	Adversarial images $\epsilon\epsilon$=10/255
VGG16 - FGSM	89%	79%	44%	21%
VGG16 - PGD	89%	77%	48%	32%
ResNet50 - FGSM	91%	74%	33%	17%
ResNet50 - PGD	91%	71%	30%	23%

Задание 3

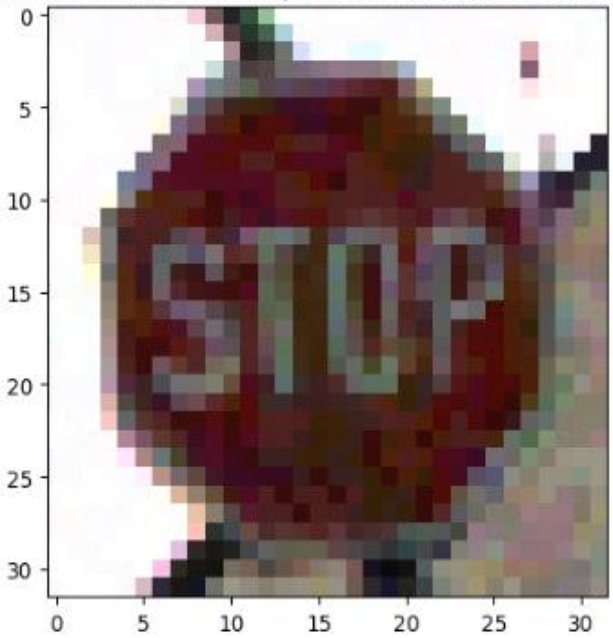
Используя изображения знака «Стоп» (label class 14) из тестового набора данных, применим атаки FGSM и PGD на знак «Стоп» с целью классификации его как знака «Ограничение скорости 30» (target label class = 1), изменяя значения искажений ϵ= [1/255, 3/255, 5/255, 10/255, 20/255, 50/255, 80/255].

Выведем 5 пар примеров исходных изображений знака «Стоп» и соответствующих атакующих примеров для атаки FGSM

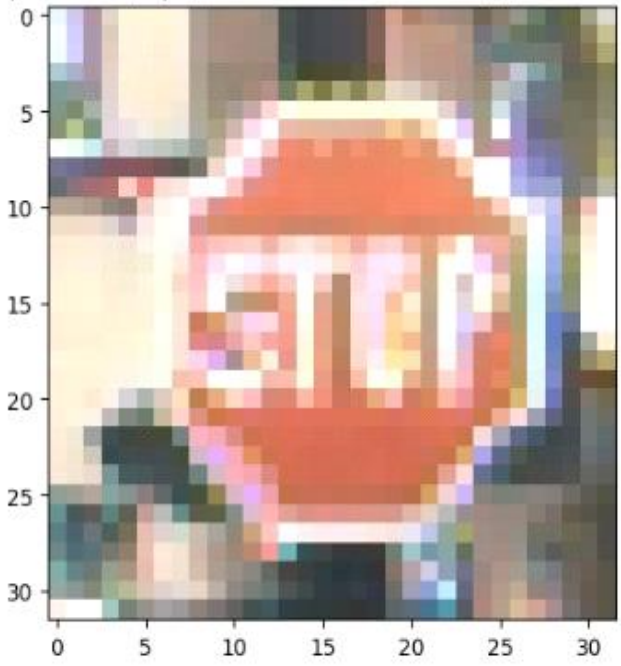
Исходное изображение, предсказанный класс: 14, действительный класс 14



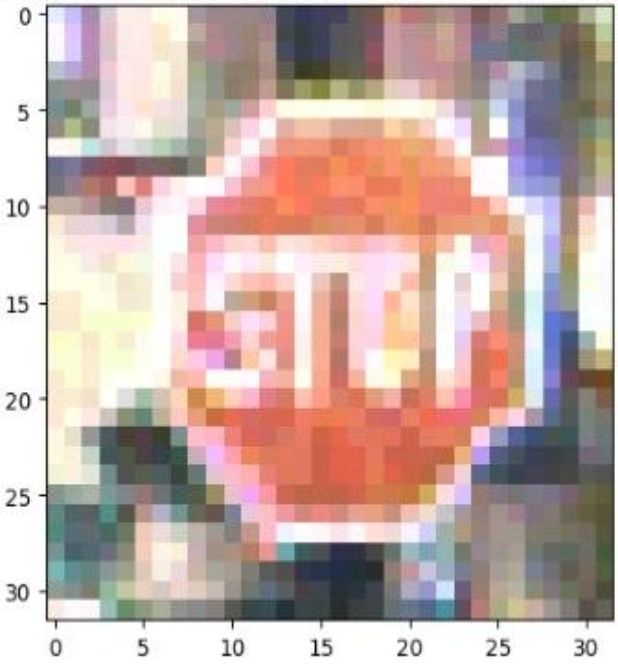
Изображение с eps: 0.0392156862745098 , предсказанный класс: 24, действительный класс 14



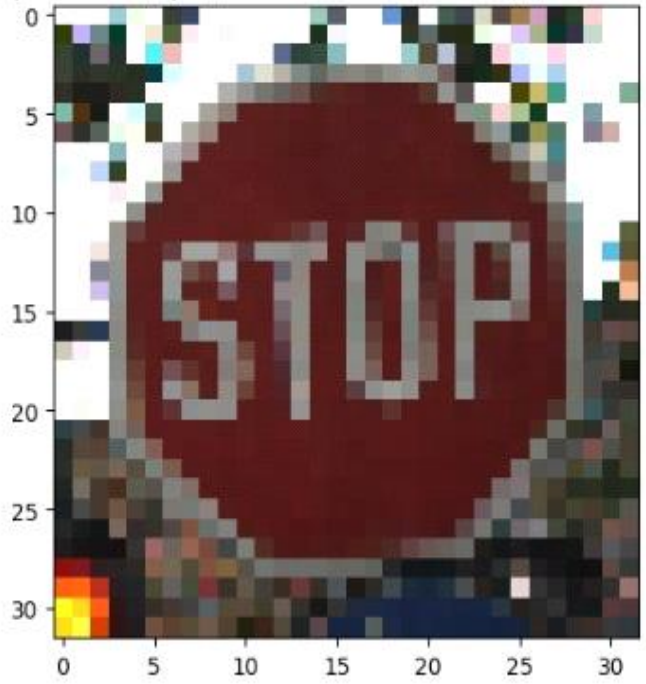
Исходное изображение, предсказанный класс: 11, действительный класс 14



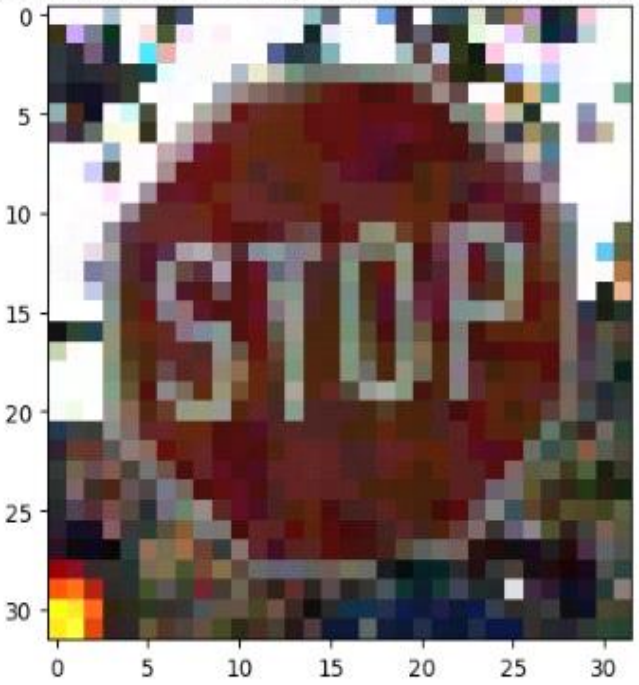
Изображение с eps: 0.0392156862745098 , предсказанный класс: 14, действительный класс 14



Исходное изображение, предсказанный класс: 14, действительный класс 14

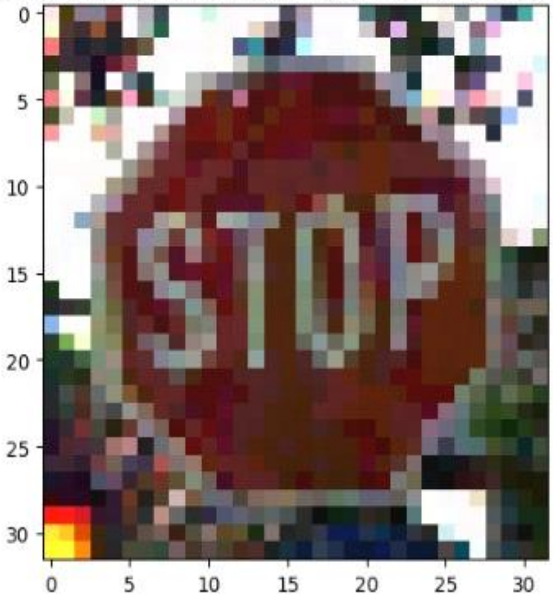


Изображение с eps: 0.0392156862745098 , предсказанный класс: 14, действительный класс 14

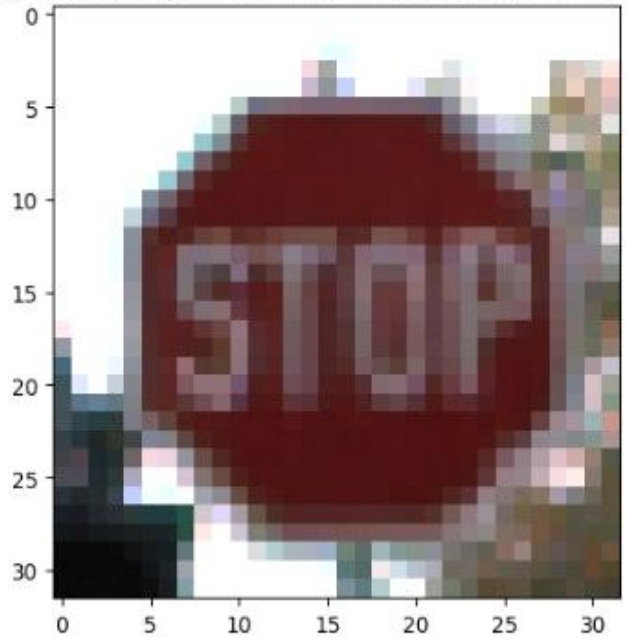


Исходное изображение, предсказанный класс: 14, действительный класс 14

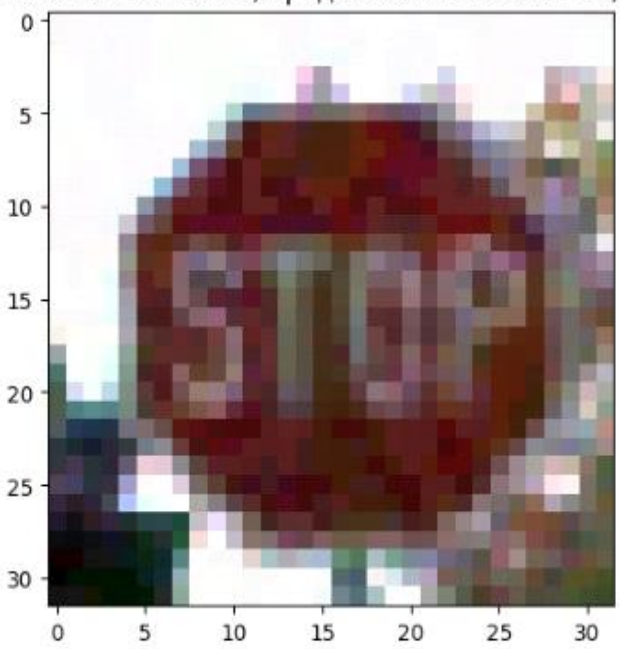
Изображение с eps: 0.0392156862745098 , предсказанный класс: 14, действительный класс 14



Исходное изображение, предсказанный класс: 14, действительный класс 14

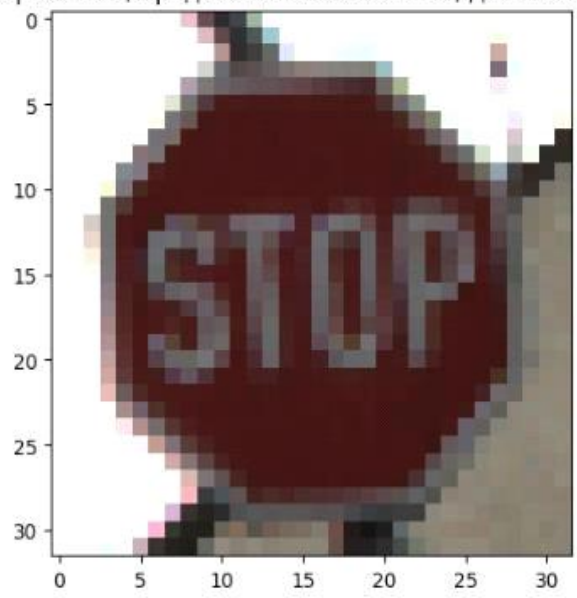


Изображение с eps: 0.0392156862745098 , предсказанный класс: 14, действительный класс 14

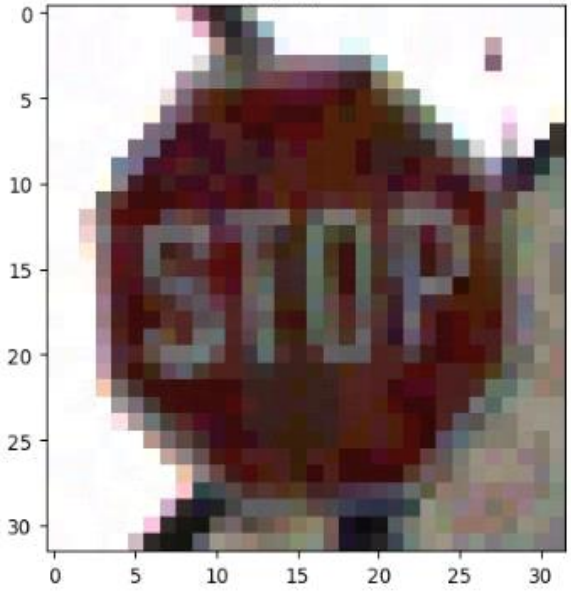


Выведем 5 пар примеров исходных изображений знака «Стоп» и соответствующих атакующих примеров для атаки PG

Исходное изображение, предсказанный класс: 14, действительный класс 14

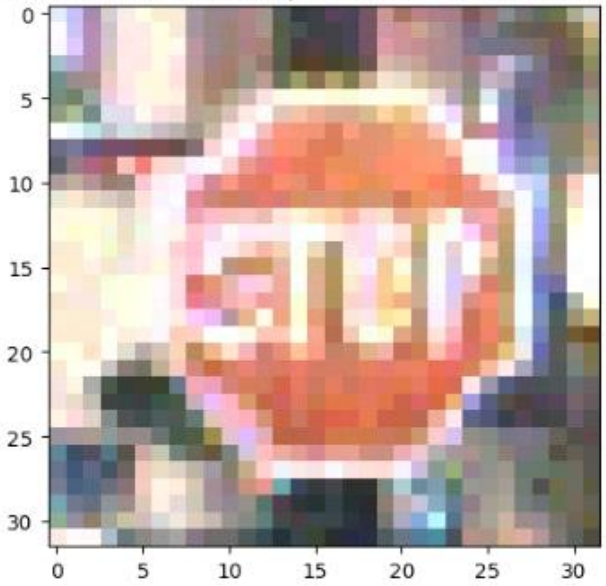


Изображение с eps: 0.0392156862745098 , предсказанный класс: 1, действительный класс 14

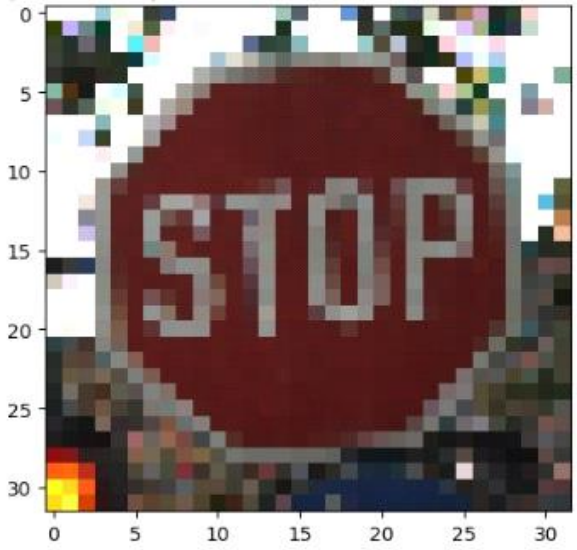


Исходное изображение, предсказанный класс: 11, действительный класс 14

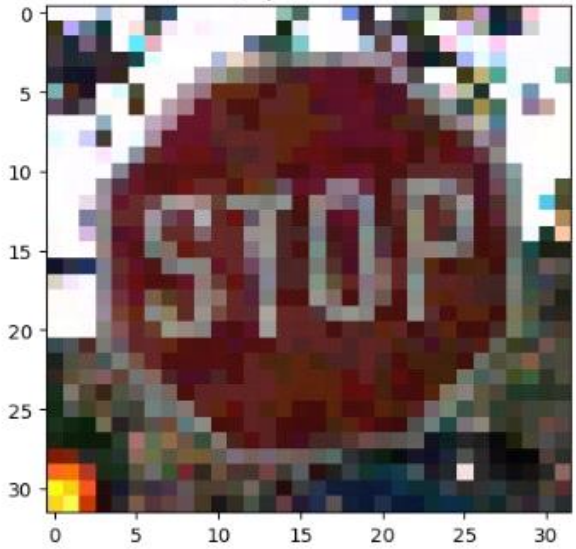
Изображение с eps: 0.0392156862745098 , предсказанный класс: 1, действительный класс 14



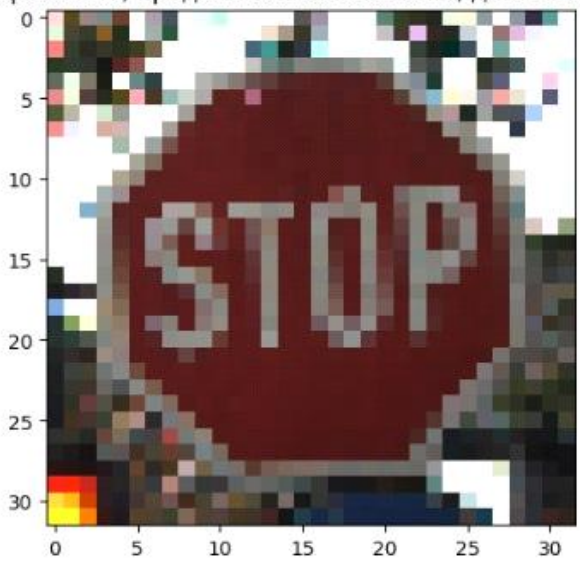
Исходное изображение, предсказанный класс: 14, действительный класс 14



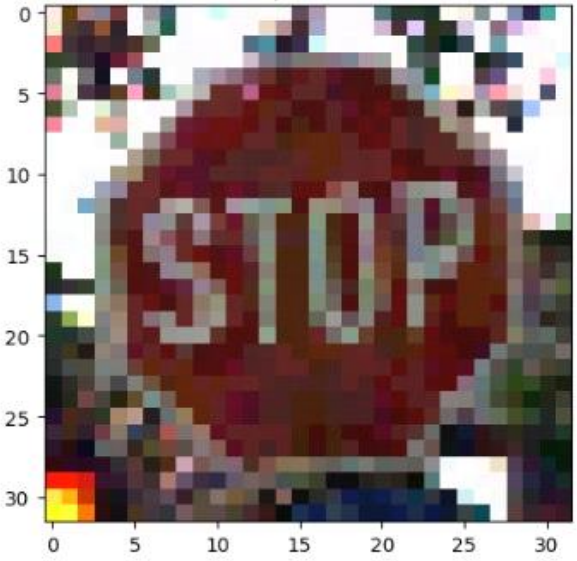
Изображение с eps: 0.0392156862745098 , предсказанный класс: 14, действительный класс 14



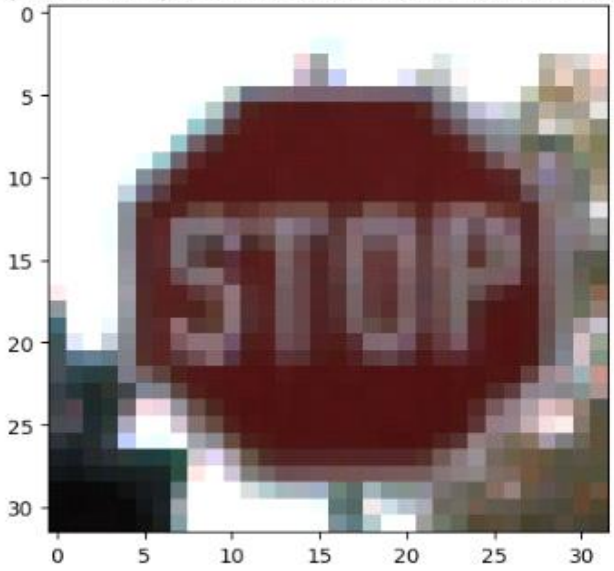
Исходное изображение, предсказанный класс: 14, действительный класс 14



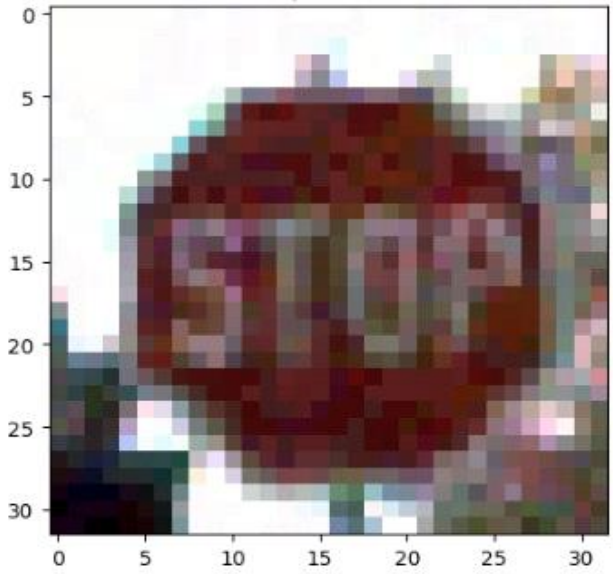
Изображение с eps: 0.0392156862745098 , предсказанный класс: 1, действительный класс 14



Исходное изображение, предсказанный класс: 14, действительный класс 14



Изображение с eps: 0.0392156862745098 , предсказанный класс: 2, действительный класс 14



Искажение	FGSM – Stop	FGSM – Limit 30	PGD - Stop	PGD – Limit 30
1/255	99%	99%	97%	99%
3/255	80%	99%	91%	99%
5/255	73%	99%	90%	99%
10/255	26%	99%	71%	99%

По результатам видно метод PGD значительно лучше подходит для целевой атаки, чем метод FGSM.

Выводы

В ходе работы были реализованы атаки уклонения на основе белого ящика против классификационных моделей на основе глубокого обучения и получены практические навыки переноса атак уклонения на основе черного ящика против моделей машинного обучения.

В целом, работа демонстрирует эффективность атак уклонения на основе белого ящика против моделей машинного обучения и необходимость дальнейших исследований в области безопасности систем ИИ.