Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
Калужский филиал федерального государственного автономного образовательного учреждения высшего образования
«Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана
(национальный исследовательский университет)»
(КФ МГТУ им. Н.Э. Баумана)

ФАКУЛЬТЕТ ИУК «Информатика и управление»

КАФЕДРА ИУК5 «Системы обработки информации»

ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА №1.1

«Общая информация о библиотеках Keras и TensorFlow. Глубокое обучение сверточных нейронных сетей»

по дисциплине: «Методы глубокого обучения»

Выполнил: студент группы ИУК5-21М _____ А. Э. Дармограй
(Подпись) (И.О. Фамилия)

Проверил: _____ Ю. С. Белов
(Подпись) (И.О. Фамилия)

Дата сдачи (защиты):

Результаты сдачи (защиты):

- Балльная оценка:
- Оценка:

Калуга, 2025

Цель: получение практических навыков построения сверточных нейронных сетей с применением глубокого обучения.

Задачи:
• Ознакомление с методами глубоких сверточных нейронных сетей (визуализация промежуточных активаций, фильтров сверточных нейронных сетей, тепловых карт активации класса);
• Реализация модели глубокой сверточной нейронной сети.

Задание:
1) Продемонстрировать работу метода визуализации тепловых карт на следующих изображениях. Произвольно выбрать объект для распознавания – рыба (Вариант 2).
2) Визуализируйте карту признаков для изображений из задания 1 Количество каналов выбираются произвольно.
3) Реализовать градиентный спуск для изображений из задания 1

Вариант 2: Рыба

Выполнение работы

Код доступен в репозитории GitHub:

https://github.com/Dariarty/Deep_Learning_Methods

Данную лабораторную работы выполнял на Python версии 3.12.7 и Tensorflow версии 2.19

Задание 1. Продемонстрировать работу метода визуализации тепловых карт на следующих изображениях. Произвольно выбрать объект для распознавания – рыба.

https://github.com/Dariarty/Deep_Learning_Methods/blob/main/src/LAB_1_1/heat_map.ipynb

В данной работе визуализируем тепловую карту изображения

Начинаем с подключения библиотек и задания пути к изображению. Выведем исходную картинку.

```
#В данной работе использую Python 3.12.7 и tensorflow 2.19

#Имя входного файла
input_file_name = 'images/fish.jpg'

import os
os.environ['TF_ENABLE_ONEDNN_OPTS'] = '0'
os.environ['TF_CPP_MIN_LOG_LEVEL'] = '1'

#Импорты необходимых модулей
import numpy as np
import cv2
import matplotlib.pyplot as plt
import tensorflow as tf
from tensorflow import keras
from IPython.display import Image, display #Для вывода исходной картинки
from pathlib import Path

# Загружаем изображение
img_path = Path(input_file_name).resolve()
print("Исходное изображение - фото золотой рыбки")
display(Image(filename = img_path))
```

Исходное изображение - фото золотой рыбки

Получение предсказаний при помощи модели VGG16

Выполняем препроцессинг изображения, загружаем модель VGG16. Выводим структуру модели и первые 5 предсказаний. Находим класс предсказанного изображения.

```
#Загружаем изображение и производим препроцессинг
img = keras.preprocessing.image.load_img(img_path, target_size=(224, 224))
img = keras.preprocessing.image.img_to_array(img)
img = np.expand_dims(img, axis=0)
img = keras.applications.vgg16.preprocess_input(img)

# Загружаем модель VGG16
model = keras.applications.VGG16(weights='imagenet', include_top=True)

#Получаем предсказания
preds = model.predict(img)
decoded_preds = keras.applications.vgg16.decode_predictions(preds, top=5)[0];

# Вывод структуры модели
model.summary()

print('Топ 5 предсказаний:')
for pred in decoded_preds:
    print('%s - %.4f%%' % (pred[1], pred[2]*100))

#Предсказанный класс изображения
predicted_class = np.argmax(preds[0])
```

```
Топ 5 предсказаний:
goldfish - 99.9944%
anemone_fish - 0.0031%
sea_slug - 0.0012%
puffer - 0.0006%
sea_anemone - 0.0004%
```

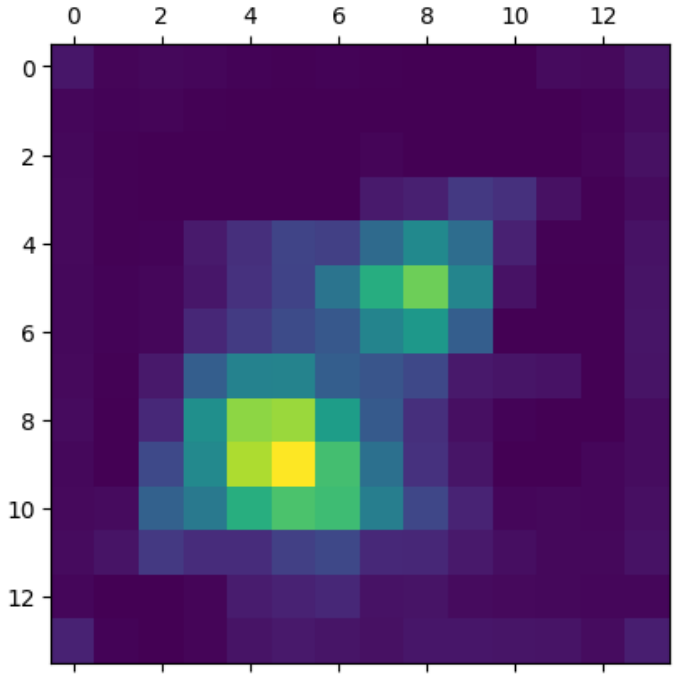
Grad CAM

Выполняем визуализацию карты активации слоя при помощи процедуры Grad CAM. Вычисляем градиенты, создаем карту активации и накладываем ее на исходное изображение

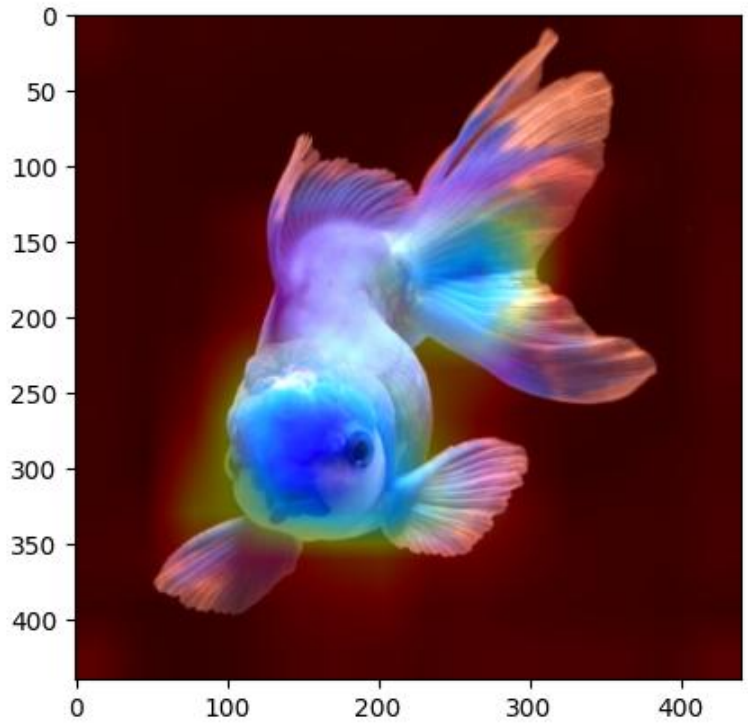
```
target_layer_name = "block5_conv3" # Название слоя, для которого выводим карту активации
target_layer_filters = 512 # Количество фильтров в слое

# Вычисляем градиенты с помощью GradientTape
with tf.GradientTape() as tape:
    target_layer = model.get_layer(target_layer_name)
    iterate = tf.keras.Model([model.input], [target_layer.output, model.output])
    conv_output, predictions = iterate([img])
    loss = predictions[:, predicted_class]  # Выбираем значение предсказанного класса
    grads = tape.gradient(loss, conv_output)  # Вычисляем градиенты
    pooled_grads = tf.reduce_mean(grads, axis=(0, 1, 2))  # Среднее значение градиентов

# Корректируем выход свёрточного слоя
conv_output = conv_output.numpy()[0]
pooled_grads = pooled_grads.numpy()

for i in range(target_layer_filters):
    conv_output[:, :, i] *= pooled_grads[i]

# Создаём карту активации
heatmap = np.mean(conv_output, axis=-1)
heatmap = np.maximum(heatmap, 0)
heatmap /= np.max(heatmap)

# Отображаем карту активации
print('Карта активации')
plt.matshow(heatmap)
plt.show()

# Наложение карты на изображение
img = cv2.imread(img_path)
heatmap = cv2.resize(heatmap, (img.shape[1], img.shape[0]))
heatmap = np.uint8(255 * heatmap)
heatmap = cv2.applyColorMap(heatmap, cv2.COLORMAP_JET)
```

```
superimposed_img = heatmap * 0.4 + img
superimposed_img = np.clip(superimposed_img, 0, 255).astype(np.uint8)

# Сохраняем изображение с наложенной тепловой картой
print('Тепловая карта, наложенная на изображение')
plt.imshow(superimposed_img)
plt.show()

#Сохранение тепловой карты и изображения с наложенной тепловой картой в файлы
write_success = cv2.imwrite('images/superimposed_image.jpg', superimposed_img)
write_success = write_success and cv2.imwrite('images/heat_map.jpg', heatmap)

print("Изображения успешно сохранены" if write_success else "Ошибка сохранения
изображений")
```

Карта активации



```
Тепловая карта, наложенная на изображение
```




```
Изображения успешно сохранены
```

Задание 2. Визуализируйте карту признаков для изображений из задания 1 Количество каналов выбираются произвольно.

https://github.com/Dariarty/Deep_Learning_Methods/blob/main/src//LAB_1_1/feature_map.ipynb

В данной работе визуализируем карты признаков слоев модели VGG16

Начинаем с подключения библиотек и задания пути к изображению. Выведем исходную картинку.

```
#В данной работе использую Python 3.12.7 и tensorflow 2.19

#Имя входного файла
input_file_name = 'images/fish.jpg'

import os
os.environ['TF_ENABLE_ONEDNN_OPTS'] = '0'
os.environ['TF_CPP_MIN_LOG_LEVEL'] = '1'

#Импорты необходимых модулей
import numpy as np
import cv2
import matplotlib.pyplot as plt
import tensorflow as tf
from tensorflow import keras
from IPython.display import Image, display
from pathlib import Path

# Загружаем изображение
img_path = Path(input_file_name).resolve()
print("Исходное изображение - фото золотой рыбки")
display(Image(filename = img_path))
```

Исходное изображение - фото золотой рыбки

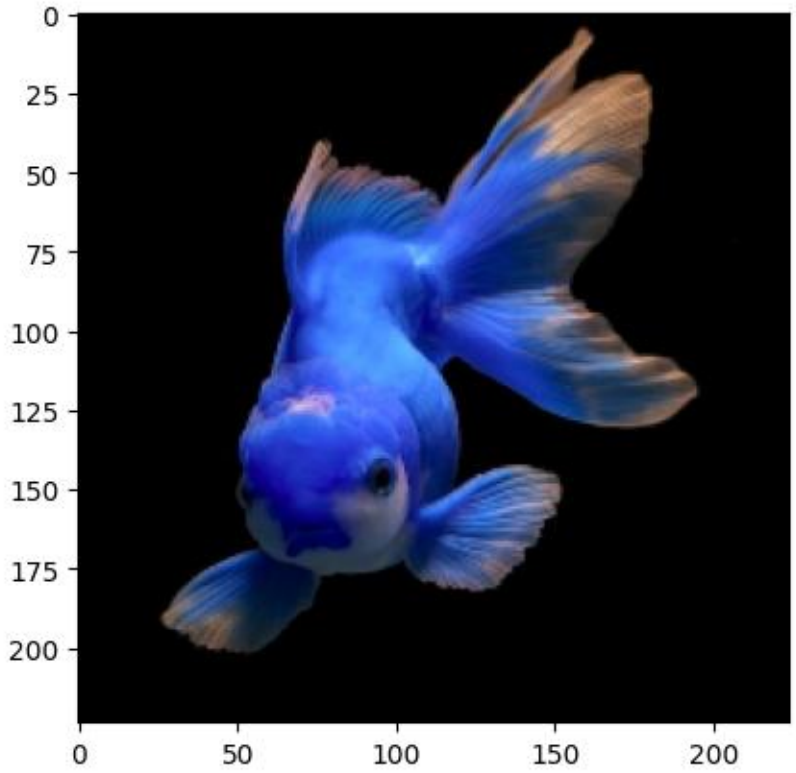
Препроцессинг изображения

tf.keras.applications.vgg16.preprocess_input() изменяет диапазон значений пикселей, вычитая средние значения каналов RGB: [123.68, 116.779, 103.939]

Для корректного отображения изображения перед вызовом plt.imshow() денормализуем значения в диапазон [0,1], добавляя соответствующие средние значение каналов, с учетом использования tensorflow модели BGR вместо RGB

```
#Загружаем изображение и производим препроцессинг
img = keras.preprocessing.image.load_img(img_path, target_size=(224,
224))
img_tensor = keras.preprocessing.image.img_to_array(img)
img_tensor = np.expand_dims(img_tensor, axis=0)
img_tensor = tf.keras.applications.vgg16.preprocess_input(img_tensor)

print("Изображение после препроцессинга")
plt.imshow((img_tensor[0] + [103.939, 116.779, 123.68]).astype(np.uint8))
plt.show()
```

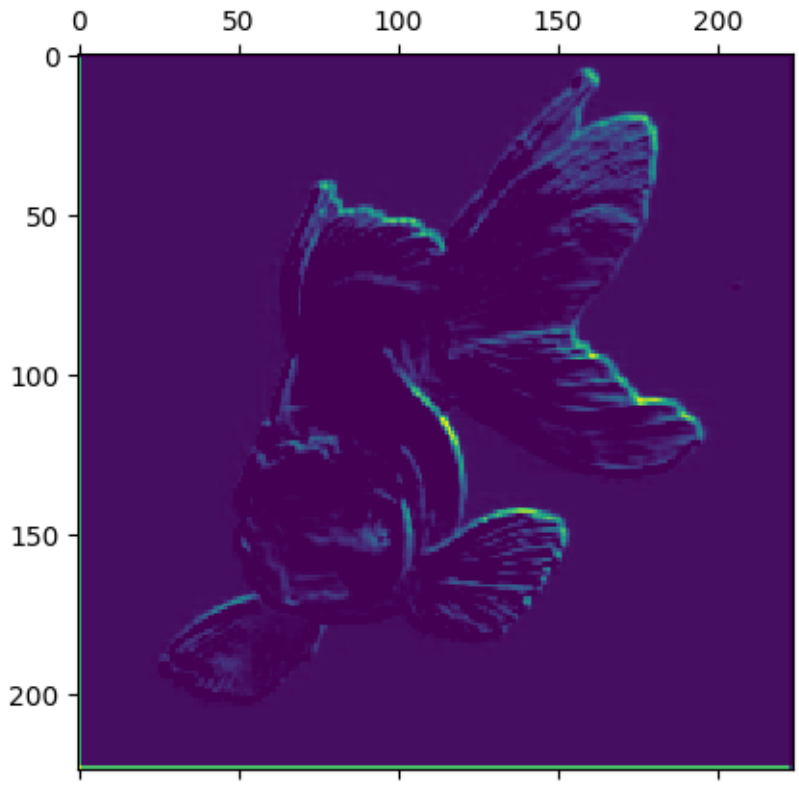
```
Изображение после препроцессинга
```



Продемонстрируем визуализацию каналов активации слоя block1_conv1

```
model = tf.keras.applications.VGG16(weights='imagenet', include_top=True)
layer_outputs = [layer.output for layer in model.layers[1:19]]
activation_model = keras.models.Model(inputs=model.input,
outputs=layer_outputs)
activations = activation_model.predict(img_tensor)

first_layer_activation = activations[0]
print("Форма слоя", model.layers[1].name)
print(first_layer_activation.shape)
print()

print("54 канал активации первого слоя")
plt.matshow(first_layer_activation[0, :, :, 54], cmap='viridis')
plt.show()
```

```
1/1 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 182ms/step
Форма слоя block1_conv1
(1, 224, 224, 64)

54 канал активации первого слоя
```



Составим карту признаков

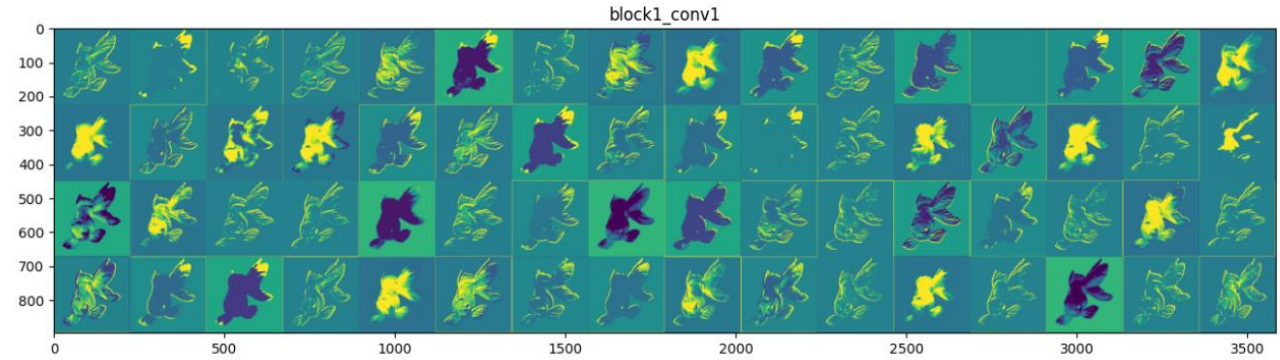
Составим карты признаков всех слоев свертки и пулинга модели VGG16. Начинаем со слоя block_conv1, заканчиваем слоем block5_pool.

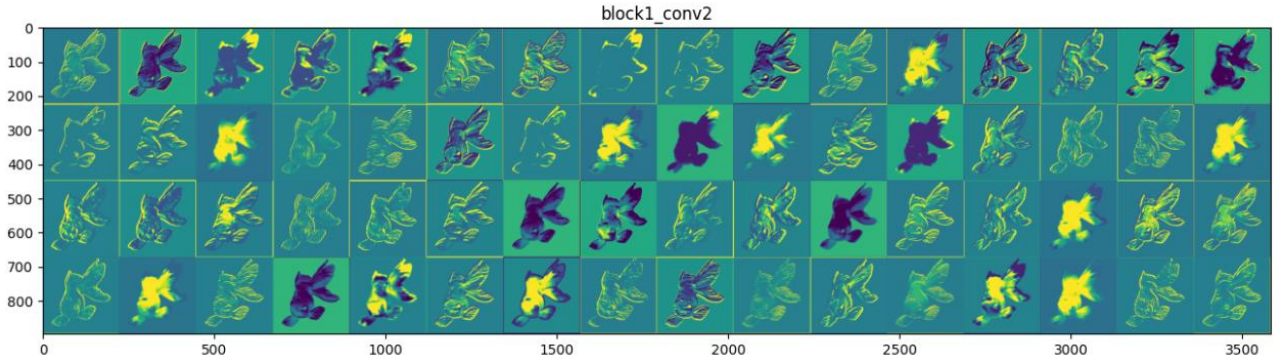
```
layer_names = []
for layer in model.layers[1:19]:
    layer_names.append(layer.name)
images_per_row = 16
for layer_name, layer_activation in zip(layer_names, activations):
    n_features = layer_activation.shape[-1]
    size = layer_activation.shape[1]
    n_cols = n_features // images_per_row
    display_grid = np.zeros((size * n_cols, images_per_row * size))
    for col in range(n_cols):
        for row in range(images_per_row):
            channel_image = layer_activation[0, :, :, col *
images_per_row + row]
            channel_image -= channel_image.mean()
            channel_image /= (channel_image.std() + 1e-5)
            channel_image *= 64
            channel_image += 128
            channel_image = np.clip(channel_image, 0,
255).astype('uint8')
```

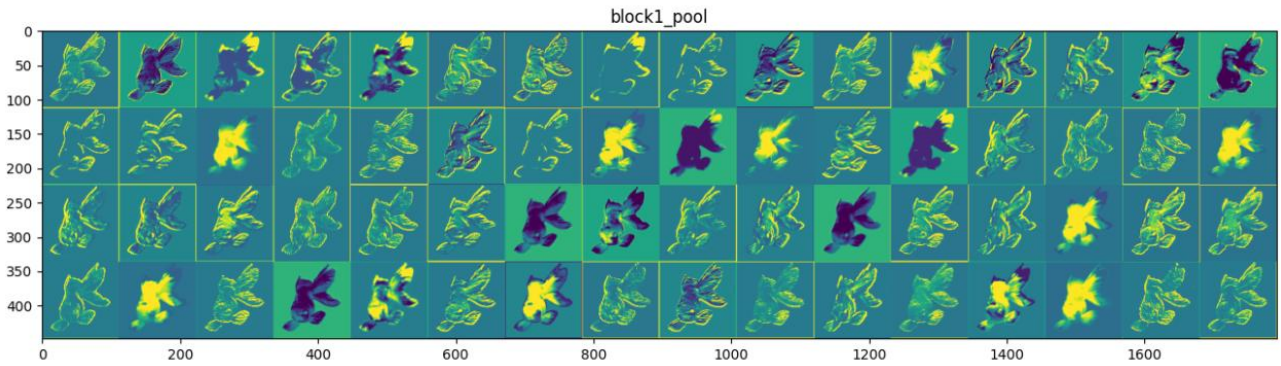
```
            display_grid[col * size : (col + 1) * size, row * size : (row
+ 1) * size] = channel_image
    scale = 1. / size
    plt.figure(figsize=(scale * display_grid.shape[1], scale *
display_grid.shape[0]))
    plt.title(layer_name)
    plt.grid(False)
    plt.imshow(display_grid, aspect='auto', cmap='viridis')
    save_path = 'images/feature_maps/' + layer_name + '.png'
    print('Карта признаков слоя',layer_name,'сохранена в файл',save_path)
    plt.savefig(Path(save_path).resolve())
    plt.close()
```

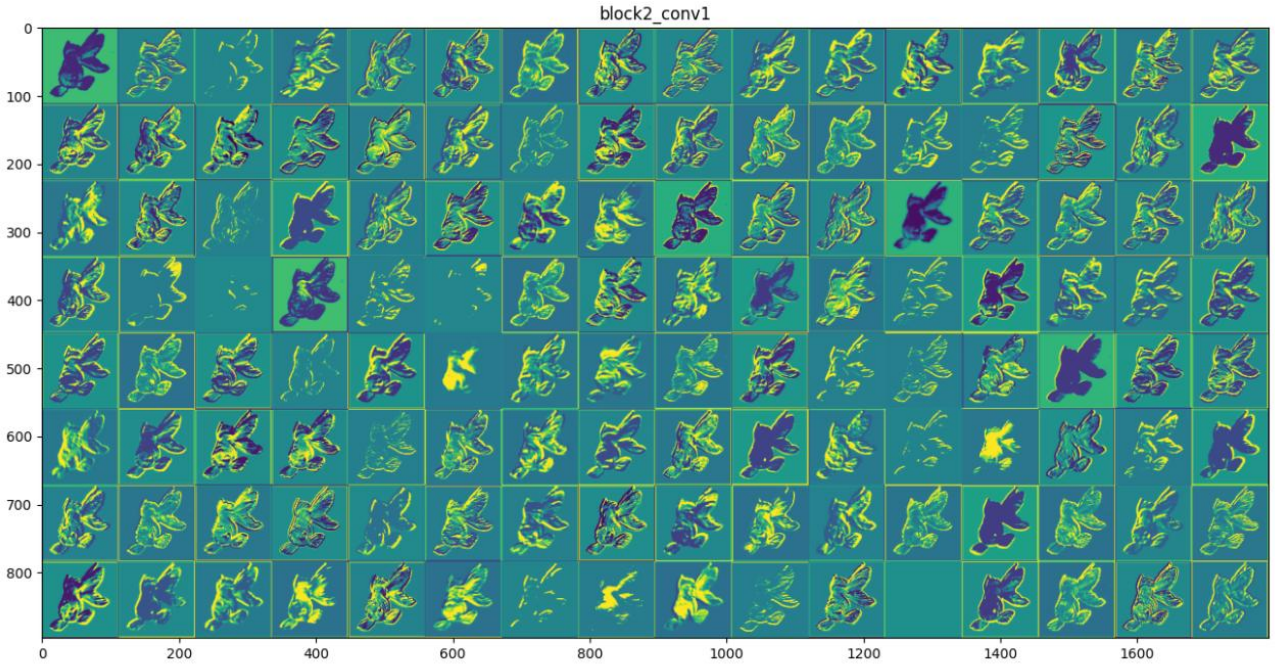
Приведу примеры сохраненных изображений, изображения для всех полученных слоев доступны в репозитории

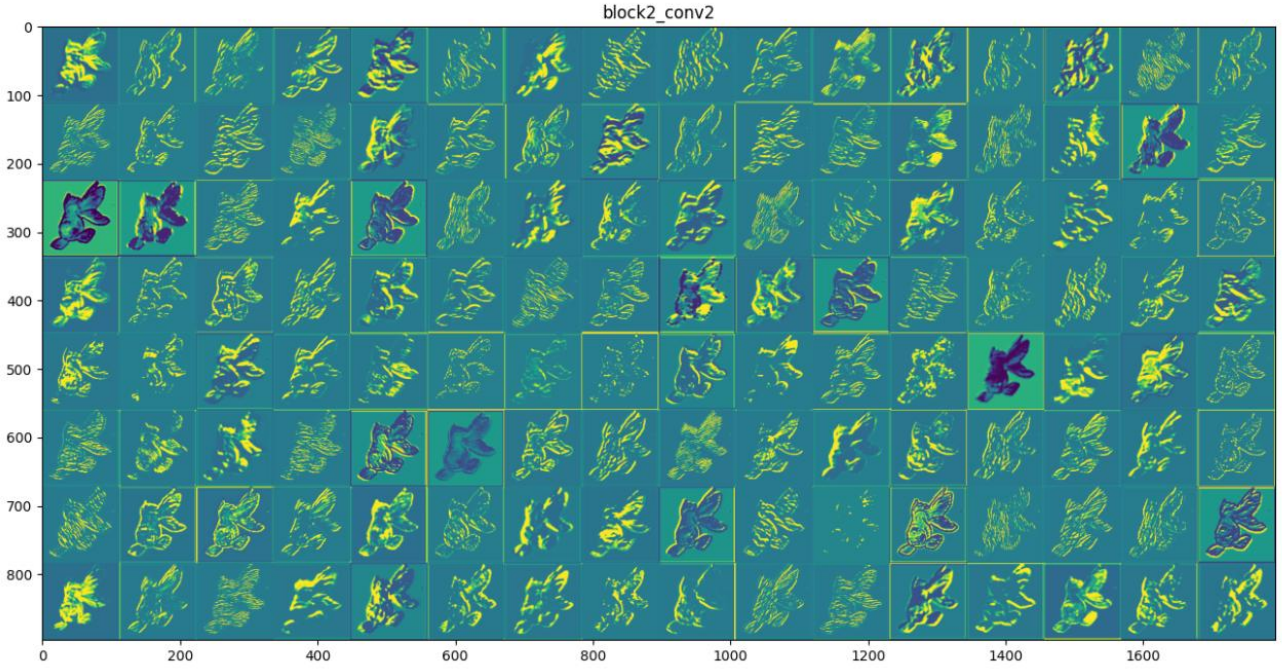
https://github.com/Dariarty/Deep_Learning_Methods/tree/main/src/LAB1/images/feature_maps

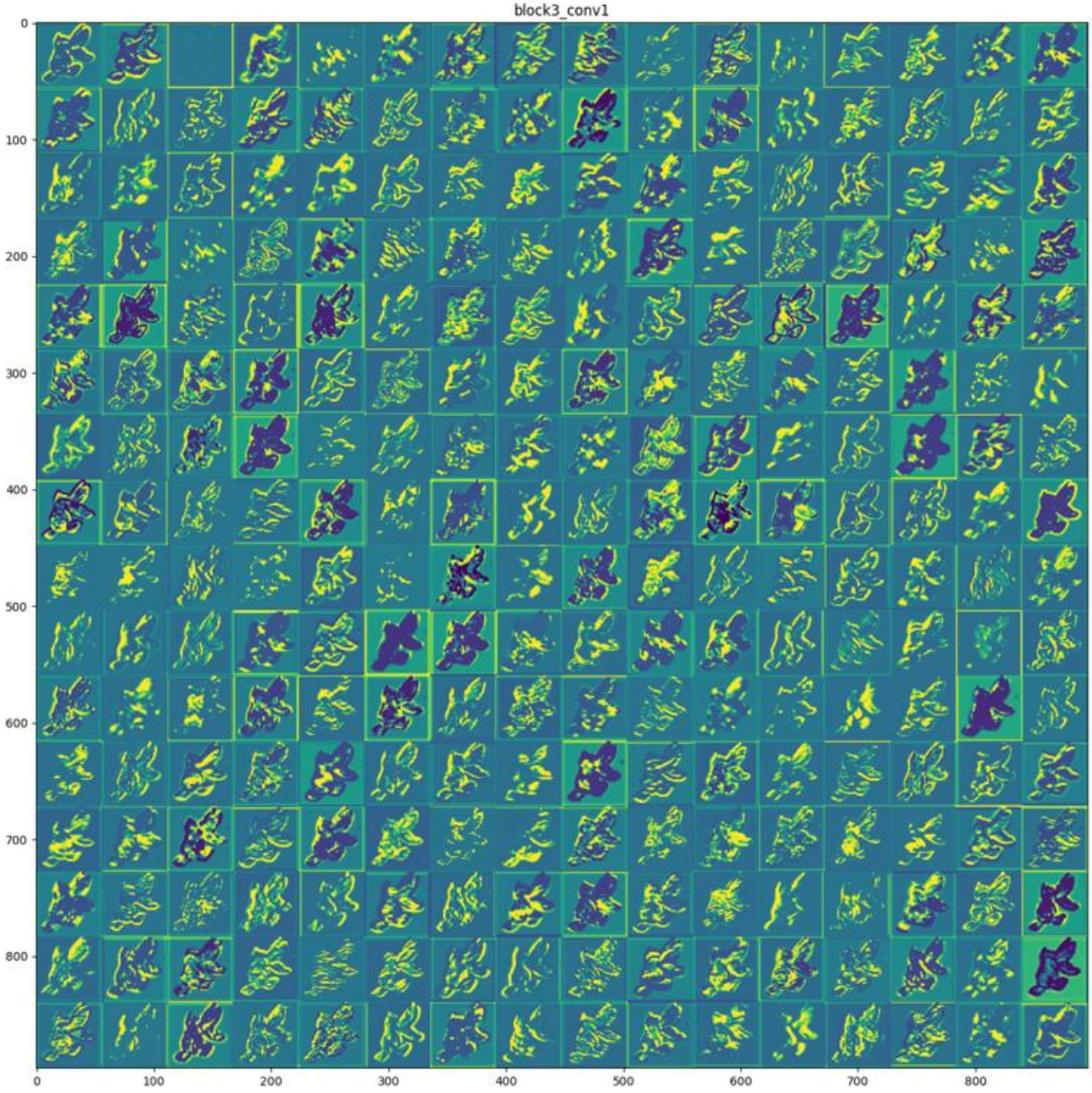


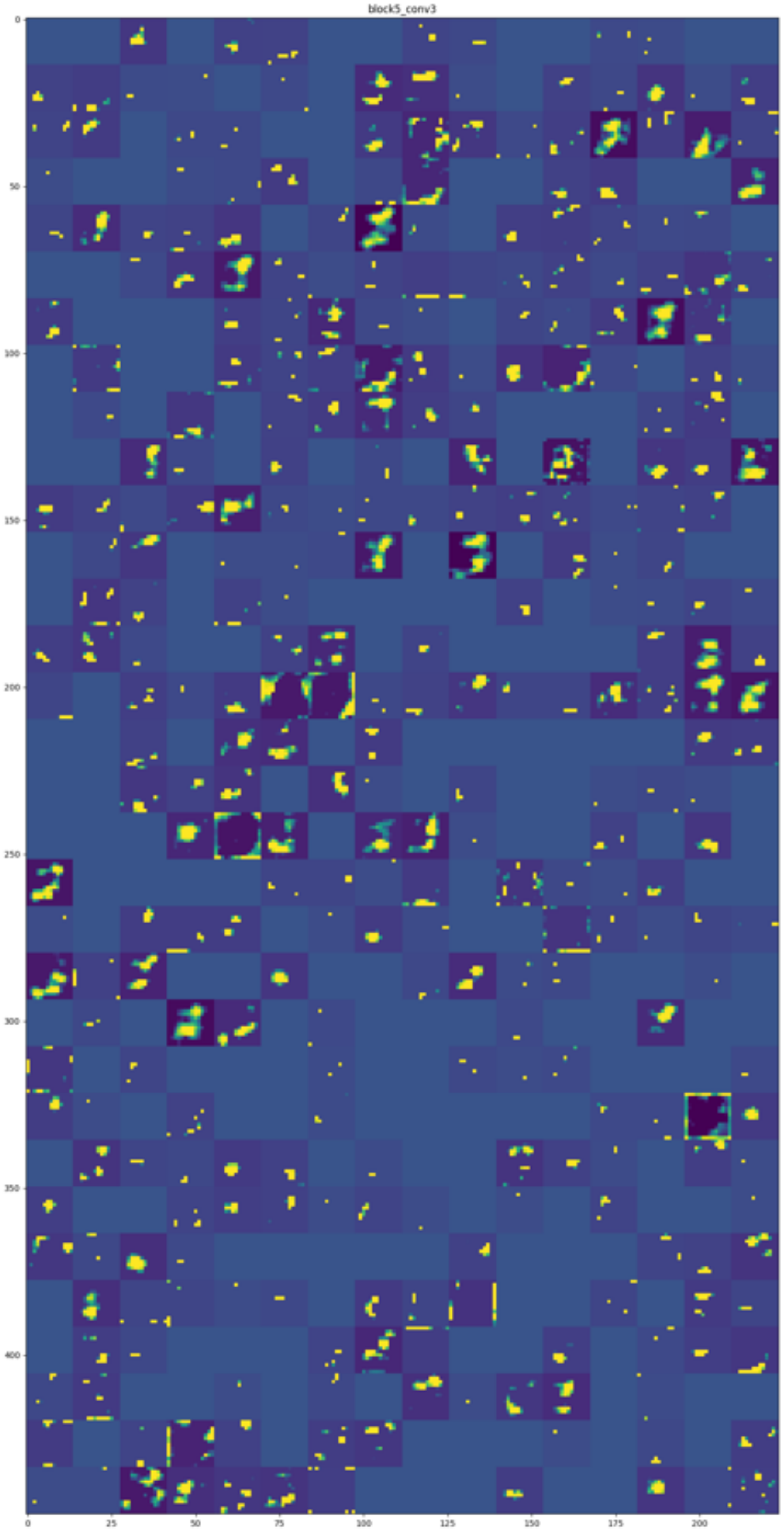





block2_conv1
0
100
200
300
400
500
600
700
800
0
200
400
600
800
1000
1200
1400
1600


block2_conv2
0
100
200
300
400
500
600
700
800
0
200
400
600
800
1000
1200
1400
1600


block3_conv1
0
100
200
300
400
500
600
700
800
0
100
200
300
400
500
600
700
800


block5_conv3
0
50
100
150
200
250
300
350
400
0
25
50
75
100
125
150
175
200

Задание 3. Градиентный спуск.

https://github.com/Dariarty/Deep_Learning_Methods/blob/main/src//LAB_1_1/gradient_descent.ipynb

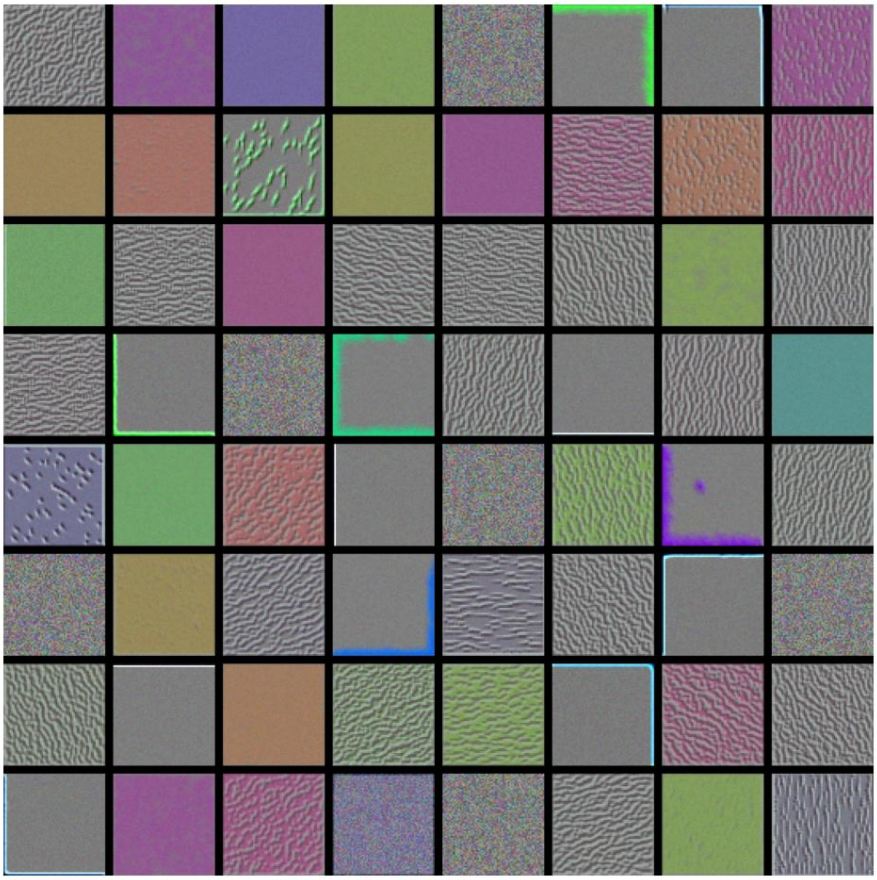
В данной работе реализуем градиентный спуск для вывода шаблонов фильтров слоев модели VGG16

Выводим первые 64 фильтра слоев block1_conv1, block2_conv1, block3_conv1, block4_conv1. Изображения выводятся в размере 64x64 в сетке 8x8.

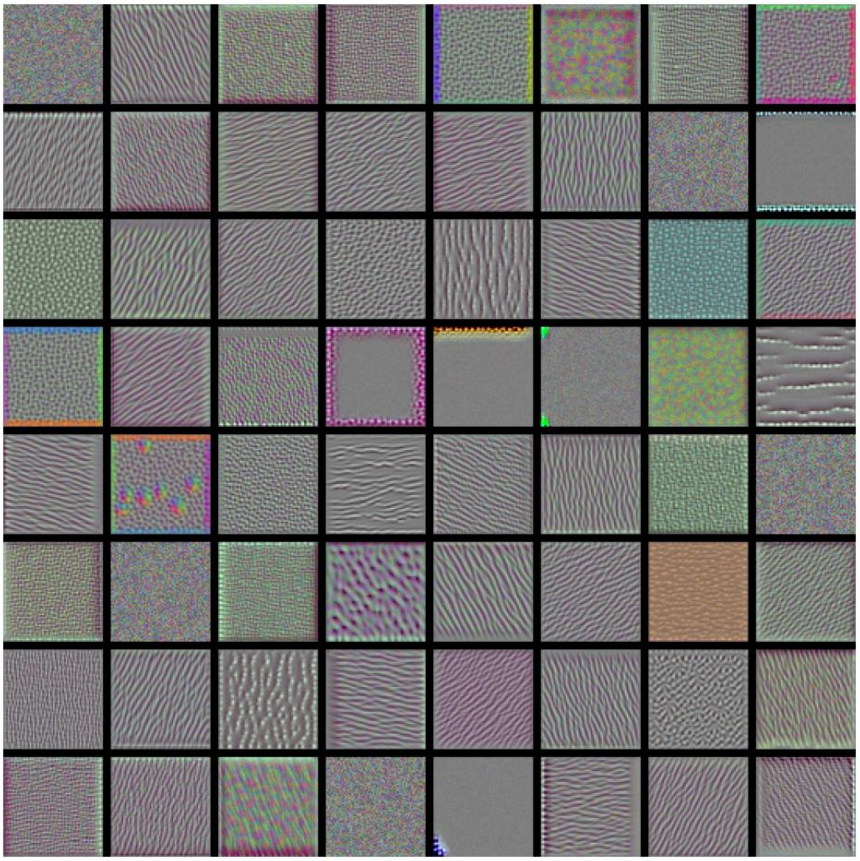
```
#В данной работе использую Python 3.12.7 и tensorflow 2.19

import os
os.environ['TF_ENABLE_ONEDNN_OPTS'] = '0'
os.environ['TF_CPP_MIN_LOG_LEVEL'] = '1'

import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import tensorflow as tf
from tensorflow import keras

# Загружаем модель VGG16
model = keras.applications.VGG16(weights='imagenet', include_top=False)

def deprocess_image(x):
    x -= x.mean()
    x /= (x.std() + 1e-5)
    x *= 0.1
    x += 0.5
    x = np.clip(x, 0, 1)
    x *= 255
    x = np.clip(x, 0, 255).astype('uint8')
    return x

def generate_pattern(layer_name, filter_index, size=64):
    input_img_data = tf.Variable(np.random.random((1, size, size, 3)) * 20 +
128., dtype=tf.float32)
    step = 1.0
    activation_model = keras.Model(inputs=model.input,
outputs=model.get_layer(layer_name).output)
    for i in range(40):
        with tf.GradientTape() as tape:
            tape.watch(input_img_data)
            activation = activation_model(input_img_data)
            loss = tf.reduce_mean(activation[:, :, :, filter_index])
        grads = tape.gradient(loss, input_img_data)
        grads /= (tf.sqrt(tf.reduce_mean(tf.square(grads))) + 1e-5)
        input_img_data.assign_add(grads * step)
    img = input_img_data.numpy()[0]
    return deprocess_image(img)
```

```
def display_results(layer_name):
    # Параметры визуализации
    size = 64
    margin = 5
    print("Шаблоны фильтров из слоя", layer_name)
    results = np.zeros((8 * size + 7 * margin, 8 * size + 7 * margin, 3),
dtype=np.uint8)
    for i in range(8):
        for j in range(8):
            filter_img = generate_pattern(layer_name, i + (j * 8), size=size)
            horizontal_start = i * size + i * margin
            horizontal_end = horizontal_start + size
            vertical_start = j * size + j * margin
            vertical_end = vertical_start + size
            results[horizontal_start:horizontal_end,
vertical_start:vertical_end, :] = filter_img
    plt.figure(figsize=(12, 12))
    plt.imshow(results)
    plt.axis('off')
    plt.show()

display_results('block1_conv1')
display_results('block2_conv1')
display_results('block3_conv1')
display_results('block4_conv1')
```

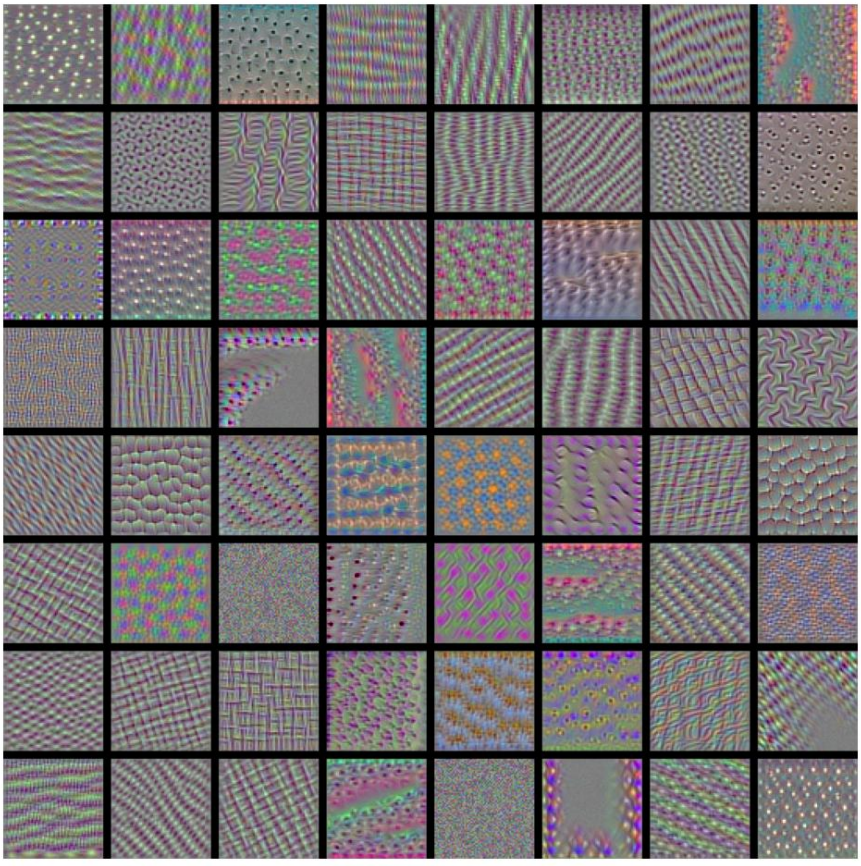
Шаблоны фильтров из слоя block1_conv1



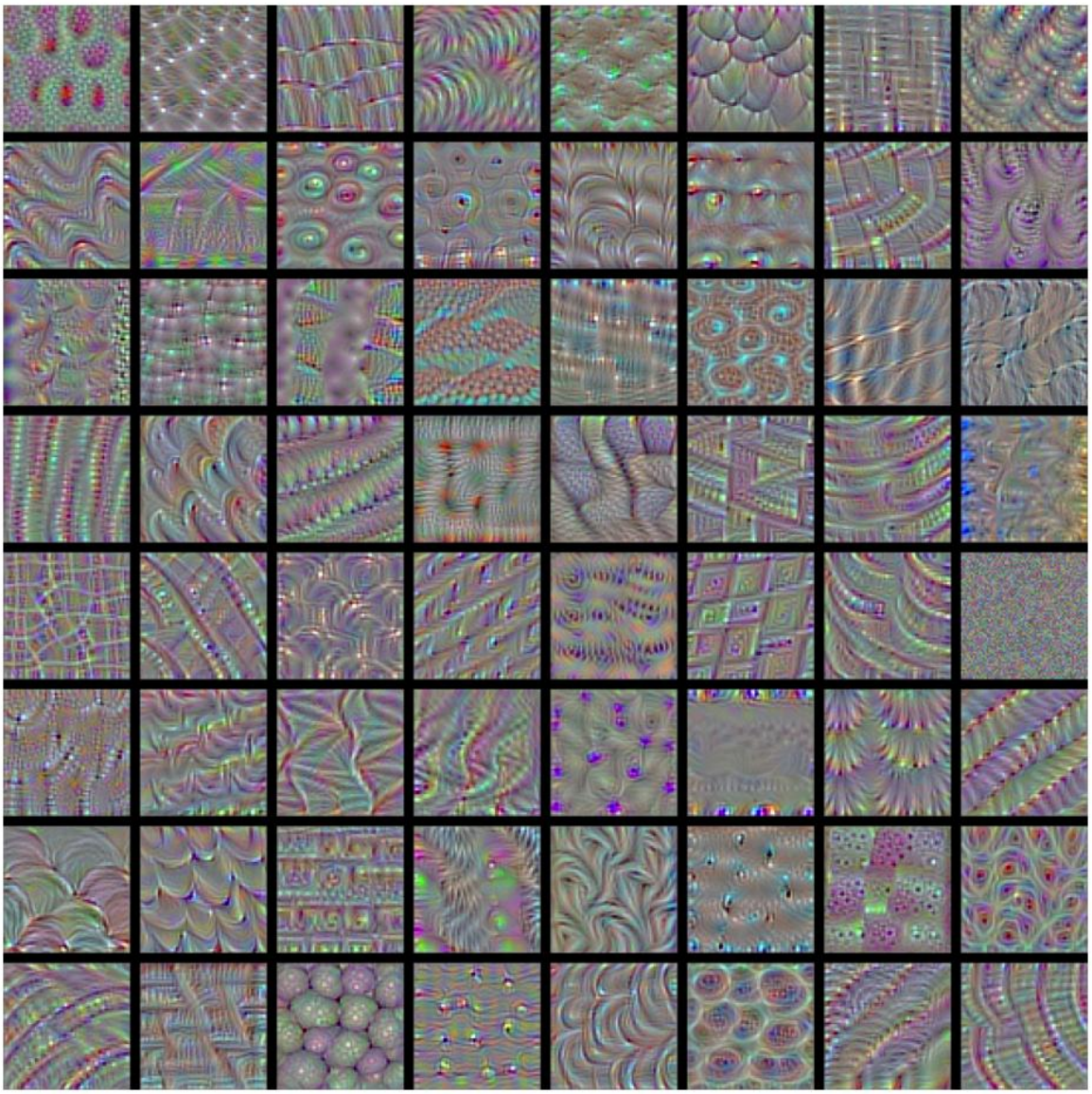
Шаблоны фильтров из слоя block2_conv1



Шаблоны фильтров из слоя block3_conv1



Шаблоны фильтров из слоя block4_conv1



Вывод: в ходе выполнения лабораторной работы была продемонстрирована работа тепловых карт, карт признаков и был реализован градиентный спуск согласно варианту задания.