# Лабораторная работа N°4

## Сегментация изображений

#### Выполнили:

Гуров Михаил Алексеевич 408510 R3243 Зыкин Леонид Витальевич 470912 R3335 Куликов Илья Вячеславович 470122 R3243

## Цель работы:

Освоение основных способов сегментации изображений на семантические области.

# 1. Теоретическое обоснование применяемых методов и функций сегментации изображений

## 1.1. Бинаризация

Бинаризация – процесс при котором изображение преобразуется в черно-белый формат по заданному порогу. Используются два метода:

Простая бинаризация – задается фиксированный порог (127), пиксели выше порога становятся белыми (255), ниже – черными (0). Выбор порога зависит от освещенности и контрастности изображения.

Метод Отсу – автоматический выбор порога на основе гистограммы изображения, минимизирующий внутриклассовую дисперсию. Подходит для изображений с разными уровнями освещенности.

## 1.2. Сегментация по цвету

Используется сегментация кожи на изображении лица в цветовом пространстве HSV. Выбирается диапазон оттенков, соответствующий человеческой коже. Выбор границ диапазона осуществляется экспериментально на основе анализа цветовой модели кожи и адаптации к условиям освещения.

## 1.3. Кластеризация методом k-средних

Метод k-средних используется для разбиения пикселей изображения на несколько кластеров в цветовом пространстве Lab. Это позволяет выделить цветовые группы объектов. Количество кластеров (k) выбирается в зависимости от количества ожидаемых объектов на изображении.

### 1.4. Текстурная сегментация

Для анализа текстуры применяются три характеристики:

Энергия – оценивается с помощью свертки изображения с ядром, что позволяет выявить однородные участки.

Контраст – вычисляется с использованием оператора Лапласа, помогает обнаруживать границы и резкие переходы.

Энтропия – измеряет степень неопределенности изображения, используется для анализа неоднородных текстур.

## 2. Ход работы

Импорт библиотек

```
import cv2
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.cluster import KMeans
from scipy.spatial import ConvexHull
```

## 2.1. Бинаризация

Бинаризация выполняется двумя методами: пороговой обработкой (фиксированное значение) и методом Оцу (автоматический порог).

```
# 1. Бинаризация изображения image_path = 'image2.jpg' image = cv2.imread(image_path, cv2.IMREAD_COLOR) # Загрузка изображения в цвете

# Преобразуем цветное изображение в градации серого для бинаризации gray_image = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2GRAY)

# Применение простого порога threshold = 127
_, binary = cv2.threshold(gray_image, threshold, 255, cv2.THRESH_BINARY)

# Применение метода Отсу
_, binary_otsu = cv2.threshold(gray_image, 0, 255, cv2.THRESH_BINARY + cv2.THRESH_OTSU)

# Отображение изображений fig, axs = plt.subplots(1, 4, figsize=(20, 5))
```

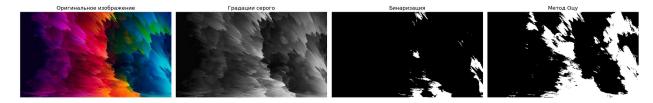
```
axs[0].imshow(cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2RGB)) # Преобразуем
BGR в RGB для корректного отображения
axs[0].set_title('Оригинальное изображение')
axs[0].axis('off')

axs[1].imshow(gray_image, cmap='gray')
axs[1].set_title('Градации серого')
axs[1].axis('off')

axs[2].imshow(binary, cmap='gray')
axs[2].set_title('Бинаризация')
axs[2].axis('off')

axs[3].imshow(binary_otsu, cmap='gray')
axs[3].set_title('Метод Отсу')
axs[3].axis('off')

plt.tight_layout()
plt.show() # Отображаем графики
```



## 2.2. Сегментация по цвету кожи

Сегментация кожи основана на выделении пикселей с характерными оттенками кожи в пространстве HSV. Диапазон цветов определяется на практике.

```
# 2. Сегментация: Цвет кожи
face_image_path = 'face2.jpg'
face_image = cv2.imread(face_image_path, cv2.IMREAD_COLOR) # Загрузка
изображения в цвете

# Преобразуем изображение из BGR в HSV
face_image_hsv = cv2.cvtColor(face_image, cv2.COLOR_BGR2HSV)

# Определяем диапазон цвета кожи в HSV
lower_skin = np.array([0, 48, 80], dtype=np.uint8) # Нижняя граница
цвета кожи
upper_skin = np.array([20, 255, 255], dtype=np.uint8) # Верхняя
граница цвета кожи

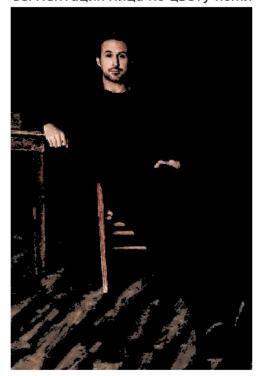
skin_mask = cv2.inRange(face_image_hsv, lower_skin, upper_skin) #
Создаем маску для сегментации кожи
```

```
skin segmented = cv2.bitwise and(face image, face image,
mask=skin mask) # Применяем маску к оригинальному изображению для
получения сегментированного изображения кожи
fig, axs2 = plt.subplots(1, 2, figsize=(10, 5)) # Отображение
оригинального и сегментированного изображения
# Отображаем оригинальное изображение (преобразуем BGR в RGB для
корректного отображения)
axs2[0].imshow(cv2.cvtColor(face image, cv2.COLOR BGR2RGB))
axs2[0].set_title('Оригинальное изображение')
axs2[0].axis('off') # Отключаем оси
# Отображаем сегментированное изображение (также преобразуем BGR в
axs2[1].imshow(cv2.cvtColor(skin segmented, cv2.COLOR BGR2RGB))
axs2[1].set_title('Сегментация лица по цвету кожи')
axs2[1].axis('off') # Отключаем оси
plt.tight layout()
plt.show()
```

#### Оригинальное изображение



#### Сегментация лица по цвету кожи

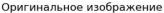


## 2.3. Кластеризация методом k-средних

Метод k-средних используется для разбиения пикселей изображения на несколько кластеров в цветовом пространстве Lab. Это позволяет выделить цветовые группы объектов.

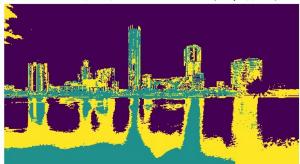
```
# 3. Сегментация цветных объектов методом к-средних
objects image path = 'objects.jpg'
objects image = cv2.imread(objects image path, cv2.IMREAD COLOR)
lab image = cv2.cvtColor(objects image, cv2.COLOR BGR2Lab) #
Преобразование изображения из BGR в LAB цветовое пространство
pixels = lab_image.reshape((-1, 3)) # Изменение формы изображения для
передачи в KMeans (преобразуем в 2D массив)
# Инициализация и обучение модели KMeans
kmeans = KMeans(n clusters=3, random state=42) # Указываем количество
кластеров
kmeans.fit(pixels)
                                                 # Обучаем модель на
пикселях
# Получение сегментированного изображения (метки кластеров)
segmented image = kmeans.labels .reshape(objects image.shape[:2]) #
Преобразуем метки обратно в форму изображения
fig, axs3 = plt.subplots(\frac{1}{2}, figsize=(\frac{10}{5}))
axs3[0].imshow(cv2.cvtColor(objects image, cv2.COLOR BGR2RGB)) #
Преобразуем BGR в RGB для корректного отображения
axs3[0].set title('Оригинальное изображение')
axs3[0].axis('off')
axs3[1].imshow(segmented image, cmap='viridis')
                                                                 #
Используем цветовую карту 'viridis'
axs3[1].set title('Сегментация цветных объектов (k-средних)')
axs3[1].axis('off')
plt.tight layout()
plt.show()
# Визуализация кластеров в LAB пространстве
fig, ax = plt.subplots()
colors = ['red', 'green', 'blue'] # Цвета для кластеров
markers = ['o', '^', 's']
                                    # Маркеры для кластеров
# Получаем метки кластеров
labels = kmeans.labels_.reshape(-1)
# Собираем пиксели по кластерам
```

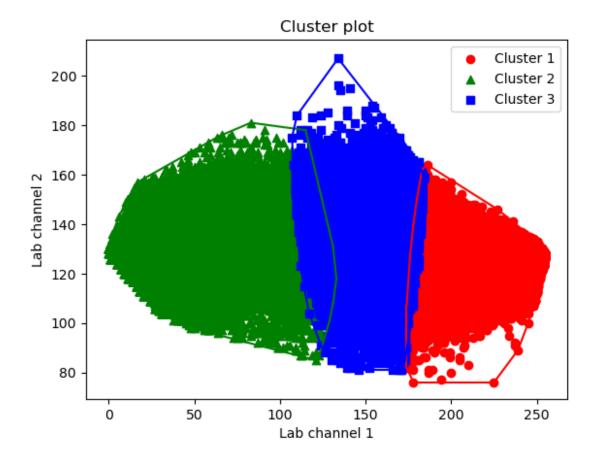
```
cluster pixels = [pixels[labels == i, :2] for i in range(3)] # Берем
только первые два канала LAB для визуализации
# Рисуем каждый кластер с его выпуклой оболочкой
for i in range(3):
   ax.scatter(cluster pixels[i][:, 0], cluster pixels[i][:, 1],
c=colors[i], marker=markers[i], label=f'Cluster {i+1}')
   if len(cluster pixels[i]) >= 3:
                                              # Проверка, чтобы
избежать ошибок при построении оболочки
       hull = ConvexHull(cluster_pixels[i]) # Вычисляем выпуклую
оболочку кластера
        for simplex in hull.simplices:
            ax.plot(cluster pixels[i][simplex, 0], cluster pixels[i]
[simplex, 1], colors[i]) # Рисуем границы оболочки
ax.set_title('Cluster plot')
ax.set xlabel('Lab channel 1')
ax.set ylabel('Lab channel 2')
ax.legend()
plt.show()
/home/leonidas/.local/lib/python3.8/site-packages/sklearn/cluster/
_kmeans.py:1416: FutureWarning: The default value of `n_init` will
change from 10 to 'auto' in 1.4. Set the value of `n init` explicitly
to suppress the warning
  super(). check params vs input(X, default n init=10)
```





Сегментация цветных объектов (k-средних)





## 2.4. Текстурная сегментация

Текстурная сегментация анализирует энергетические, контрастные и энтропийные характеристики изображения, что позволяет выделить текстурные особенности объектов.

```
# 4. Текстурная сегментация
texture image path = 'texture2.jpg' # Путь к изображению текстуры
texture color image = cv2.imread(texture image path, cv2.IMREAD COLOR)
# Цветное изображение
texture image = cv2.imread(texture image path, cv2.IMREAD GRAYSCALE)
# Серое изображение
kernel = np.ones((5, 5), np.uint8) # Создание ядра для фильтрации
# Расчет текстурных признаков
energy = cv2.filter2D(texture image, -1, kernel)
                                                 # Энергия
текстуры (фильтрация)
contrast = cv2.Laplacian(texture image, cv2.CV 64F)
                                                         # Контраст
текстуры (второй производной)
entropy = -texture_image * np.log2(texture_image + 1e-9) # Энтропия
текстуры
```

```
fig, axs4 = plt.subplots(1, 4, figsize=(20, 5))

axs4[0].imshow(cv2.cvtColor(texture_color_image, cv2.COLOR_BGR2RGB))
axs4[0].set_title('Оригинальное изображение')
axs4[0].axis('off')

axs4[1].imshow(energy, cmap='gray')
axs4[1].set_title('Текстурная сегментация (Энергия)')
axs4[1].axis('off')

axs4[2].imshow(contrast, cmap='gray')
axs4[2].set_title('Текстурная сегментация (Контраст)')
axs4[2].axis('off')

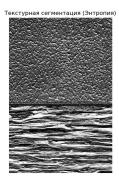
axs4[3].imshow(entropy, cmap='gray')
axs4[3].set_title('Текстурная сегментация (Энтропия)')
axs4[3].axis('off')

plt.tight_layout()
plt.show()
```









# 4. Выводы о проделанной работе

В ходе работы были реализованы и протестированы различные методы сегментации изображений. Полученные результаты показывают:

Метод Оцу лучше адаптируется к изображениям с неравномерным освещением, обеспечивая более точную бинаризацию.

Сегментация по цвету кожи работает хорошо, но чувствительна к освещению и тону кожи, а также может захватывать области такого же цвета, которые не являются кожей.

Метод k-средних позволяет выделить цветовые области, но не учитывает форму объектов и может требовать постобработки.

Текстурные характеристики помогают анализировать неоднородные поверхности, что полезно для задач с выявлением материалов или паттернов.

Таким образом, выбор метода сегментации зависит от типа изображения и поставленной задачи. Оптимальный результат достигается комбинированием различных методов для учета цвета, формы и текстурных характеристик объектов.