

Отчет по лабораторной работе №2
Обработка растровых изображений

Константин Филипович

Студент группы 3

Вариант 11

2025

Содержание

1 Цель работы	3
2 Теоретическая часть	3
2.1 Пороговая обработка изображений	3
2.1.1 Метод Оцу (Otsu's Method)	3
2.1.2 Адаптивная пороговая обработка со средним	4
2.1.3 Адаптивная пороговая обработка по Гауссу	4
2.1.4 Метод Ниблэка (Niblack's Method)	4
2.2 Линейная коррекция контраста	5
2.3 Арифметические операции над изображениями	5
2.3.1 Сложение изображений	6
2.3.2 Вычитание изображений	6
2.3.3 Умножение изображений	6
2.3.4 Деление изображений	6
2.4 Эквализация гистограмм	6
2.4.1 Математическая основа	7
2.4.2 Эквализация в RGB	7
2.4.3 Эквализация в HSV (канал V)	7
2.4.4 Эквализация в HLS (канал L)	7
3 Практическая реализация	8
3.1 Архитектура приложения	8
3.2 Особенности реализации	8
3.2.1 Обработка изображений	8
3.2.2 Пользовательский интерфейс	9
4 Результаты и анализ	9
4.1 Пороговая обработка	9
4.2 Линейная коррекция контраста	9
4.3 Арифметические операции	10
4.4 Эквализация гистограмм	10
5 Выводы	11
5.1 Методологические выводы	11
5.2 Технические выводы	11
5.3 Практические выводы	11
5.4 Сравнительный анализ	11
5.5 Теоретическое значение	12
5.6 Прикладное значение	12
5.7 Направления дальнейшего развития	12
5.8 Заключительное замечание	13

1 Цель работы

Целью данной лабораторной работы является изучение и практическая реализация основных алгоритмов обработки растровых изображений, включая методы пороговой обработки, коррекции контраста, арифметические операции над изображениями и эквализацию гистограмм.

В рамках работы необходимо разработать веб-приложение, реализующее следующие функции:

- Четыре метода пороговой обработки изображений
- Линейную коррекцию контраста
- Арифметические операции с двумя изображениями
- Эквализацию гистограмм в различных цветовых пространствах

Работа должна демонстрировать понимание принципов работы алгоритмов, их математических основ и практических применений в области компьютерной графики и обработки изображений.

2 Теоретическая часть

2.1 Пороговая обработка изображений

Пороговая обработка (thresholding) представляет собой один из фундаментальных методов сегментации изображений. Основная идея заключается в разделении пикселей изображения на два класса: объект и фон, путем сравнения их значений яркости с некоторым пороговым значением.

2.1.1 Метод Оцу (Otsu's Method)

Метод Оцу является адаптивным методом глобальной пороговой обработки, предложенным Нобуюки Оцу в 1979 году. Алгоритм автоматически определяет оптимальное пороговое значение путем максимизации межклассовой дисперсии.

Математически задача формулируется следующим образом. Пусть гистограмма изображения разделена на два класса C_0 и C_1 пороговым значением t . Вероятности принадлежности классам:

$$\omega_0(t) = \sum_{i=0}^{t-1} p_i, \quad \omega_1(t) = \sum_{i=t}^{L-1} p_i \quad (1)$$

где p_i — нормализованная гистограмма, L — количество уровней яркости.

Средние значения классов:

$$\mu_0(t) = \frac{\sum_{i=0}^{t-1} i \cdot p_i}{\omega_0(t)}, \quad \mu_1(t) = \frac{\sum_{i=t}^{L-1} i \cdot p_i}{\omega_1(t)} \quad (2)$$

Межклассовая дисперсия:

$$\sigma_B^2(t) = \omega_0(t) \cdot \omega_1(t) \cdot [\mu_0(t) - \mu_1(t)]^2 \quad (3)$$

Оптимальный порог t^* находится как:

$$t^* = \arg \max_t \sigma_B^2(t) \quad (4)$$

Преимущества метода Оцу включают полную автоматизацию выбора порога, устойчивость к изменениям освещения и простоту реализации. Недостатки проявляются при бимодальных гистограммах с неравными пиками или при сильном шуме.

2.1.2 Адаптивная пороговая обработка со средним

Адаптивные методы пороговой обработки используют локальные характеристики изображения для определения порогового значения в каждой области. Метод адаптивного порога со средним вычисляет порог для каждого пикселя как среднее значение яркости в его окрестности.

Для пикселя с координатами (x, y) пороговое значение определяется как:

$$T(x, y) = \frac{1}{|W|} \sum_{(i,j) \in W} I(i, j) - C \quad (5)$$

где W — окно размером $N \times N$ с центром в (x, y) , $I(i, j)$ — значение яркости пикселя, C — константа коррекции.

Результат бинаризации:

$$B(x, y) = \begin{cases} 255, & \text{если } I(x, y) > T(x, y) \\ 0, & \text{иначе} \end{cases} \quad (6)$$

Размер окна N является критическим параметром: малые окна лучше адаптируются к локальным изменениям, но чувствительны к шуму; большие окна более устойчивы к шуму, но хуже адаптируются к локальным деталям.

2.1.3 Адаптивная пороговая обработка по Гауссу

Метод адаптивного порога с гауссовым взвешиванием представляет собой усовершенствованную версию метода со средним. Вместо простого среднего арифметического используется взвешенное среднее с гауссовскими весами:

$$T(x, y) = \sum_{(i,j) \in W} G(i - x, j - y) \cdot I(i, j) - C \quad (7)$$

где $G(x, y)$ — двумерная функция Гаусса:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (8)$$

Гауссово взвешивание придает больший вес центральным пикселям окна и меньший — периферийным. Это обеспечивает более плавные переходы и лучшее подавление шума по сравнению с простым средним. Параметр σ контролирует степень размытия: большие значения создают более плавное усреднение.

2.1.4 Метод Ниблэка (Niblack's Method)

Метод Ниблэка, предложенный Wayne Niblack в 1986 году, использует не только среднее значение, но и стандартное отклонение в локальном окне:

$$T(x, y) = \mu(x, y) + k \cdot \sigma(x, y) \quad (9)$$

где $\mu(x, y)$ — локальное среднее, $\sigma(x, y)$ — локальное стандартное отклонение, k — параметр чувствительности (обычно $k \in [-0.2, 0]$).

Локальное стандартное отклонение вычисляется как:

$$\sigma(x, y) = \sqrt{\frac{1}{|W|} \sum_{(i,j) \in W} [I(i, j) - \mu(x, y)]^2} \quad (10)$$

Метод Ниблэка особенно эффективен для изображений с неравномерным освещением и низким контрастом. Отрицательное значение k снижает порог в областях с высокой дисперсией, что помогает выделить текст на неоднородном фоне. Недостатком является чувствительность к шуму в областях с постоянной яркостью.

2.2 Линейная коррекция контраста

Линейная коррекция контраста представляет собой точечное преобразование изображения, изменяющее диапазон яркостей пикселей. Преобразование описывается линейной функцией:

$$I_{out}(x, y) = \alpha \cdot I_{in}(x, y) + \beta \quad (11)$$

где I_{in} — исходное изображение, I_{out} — результирующее изображение, $\alpha > 0$ — коэффициент контраста (gain), β — коэффициент яркости (bias).

Параметр α контролирует контраст изображения:

- $\alpha > 1$: увеличение контраста, растяжение динамического диапазона
- $\alpha = 1$: контраст не изменяется
- $0 < \alpha < 1$: уменьшение контраста, сжатие динамического диапазона

Параметр β управляет общей яркостью:

- $\beta > 0$: увеличение яркости
- $\beta = 0$: яркость не изменяется
- $\beta < 0$: уменьшение яркости

После применения преобразования необходимо выполнить ограничение значений в диапазоне $[0, 255]$:

$$I_{out}(x, y) = \min(255, \max(0, \alpha \cdot I_{in}(x, y) + \beta)) \quad (12)$$

Геометрическая интерпретация: линейное преобразование яркости представляет собой прямую линию на графике «вход-выход». Угол наклона определяется α , а сдвиг по вертикали — β .

2.3 Арифметические операции над изображениями

Арифметические операции над изображениями выполняются поэлементно, то есть операция применяется к соответствующим пикселям двух изображений. Пусть I_1 и I_2 — два изображения одинакового размера.

2.3.1 Сложение изображений

$$I_{result}(x, y) = I_1(x, y) + I_2(x, y) \quad (13)$$

Сложение используется для:

- Усреднения нескольких изображений для подавления шума
- Создания эффекта двойной экспозиции
- Комбинирования слоев в композитинге

Необходимо обеспечить ограничение результата в диапазоне $[0, 255]$ или нормализацию.

2.3.2 Вычитание изображений

$$I_{result}(x, y) = I_1(x, y) - I_2(x, y) \quad (14)$$

Вычитание применяется для:

- Обнаружения изменений между кадрами (motion detection)
- Удаления фона
- Выделения различий между изображениями

Результат может содержать отрицательные значения, требуется обработка: взятие абсолютного значения или смещение диапазона.

2.3.3 Умножение изображений

$$I_{result}(x, y) = \frac{I_1(x, y) \cdot I_2(x, y)}{255} \quad (15)$$

Деление на 255 необходимо для нормализации результата. Умножение используется для:

- Применения масок
- Создания виньетирования
- Локального изменения яркости

2.3.4 Деление изображений

$$I_{result}(x, y) = \frac{255 \cdot I_1(x, y)}{I_2(x, y) + \epsilon} \quad (16)$$

где ϵ — малая константа для избежания деления на ноль. Деление применяется для:

- Коррекции неравномерного освещения
- Нормализации изображений
- Выделения структур

2.4 Эквализация гистограмм

Эквализация гистограмм (histogram equalization) — метод улучшения контраста изображения путем перераспределения значений яркости таким образом, чтобы результирующая гистограмма была приблизительно равномерной.

2.4.1 Математическая основа

Гистограмма изображения $h(i)$ показывает количество пикселей с яркостью i . Нормализованная гистограмма:

$$p(i) = \frac{h(i)}{N} \quad (17)$$

где N — общее количество пикселей.

Кумулятивная функция распределения (CDF):

$$\text{CDF}(i) = \sum_{j=0}^i p(j) \quad (18)$$

Преобразование эквализации:

$$I_{out}(x, y) = \lfloor (L - 1) \cdot \text{CDF}(I_{in}(x, y)) \rfloor \quad (19)$$

где $L = 256$ для 8-битных изображений.

2.4.2 Эквализация в RGB

Для цветных изображений эквализация может применяться к каждому каналу RGB независимо:

$$R_{out} = \text{equalize}(R_{in}) \quad (20)$$

$$G_{out} = \text{equalize}(G_{in}) \quad (21)$$

$$B_{out} = \text{equalize}(B_{in}) \quad (22)$$

Этот метод прост, но может привести к искажению цветов, так как каналы обрабатываются независимо без учета цветовых соотношений.

2.4.3 Эквализация в HSV (канал V)

Более корректный подход — преобразование в цветовое пространство HSV (Hue, Saturation, Value) и эквализация только канала V (яркости):

1. Преобразование RGB → HSV
2. Эквализация канала V: $V_{out} = \text{equalize}(V_{in})$
3. Преобразование HSV → RGB

Преимущество: сохранение цветового тона и насыщенности, изменяется только яркость.

2.4.4 Эквализация в HLS (канал L)

Аналогично методу HSV, но используется цветовое пространство HLS (Hue, Lightness, Saturation):

1. Преобразование RGB → HLS
2. Эквализация канала L: $L_{out} = \text{equalize}(L_{in})$
3. Преобразование HLS → RGB

Канал L в HLS представляет светлоту несколько иначе, чем V в HSV, что может давать различные результаты при эквализации.

3 Практическая реализация

3.1 Архитектура приложения

Веб-приложение реализовано с использованием следующих технологий:

Backend:

- FastAPI — асинхронный веб-фреймворк для Python
- OpenCV (cv2) — библиотека компьютерного зрения
- NumPy — библиотека для численных вычислений
- Pillow (PIL) — библиотека обработки изображений

Frontend:

- Vanilla JavaScript — без использования фреймворков
- HTML5 Canvas — для отображения изображений
- Chart.js — для визуализации гистограмм
- Fetch API — для асинхронного взаимодействия с сервером

Приложение следует архитектурному паттерну клиент-сервер с REST API. Сервер работает на порту 8001 и предоставляет следующие эндпоинты:

- POST /threshold/{method} — пороговая обработка
- POST /contrast/linear — линейная коррекция контраста
- POST /arithmetic/{operation} — арифметические операции
- POST /histogram/{method} — эквализация гистограмм
- POST /histogram/calculate — вычисление гистограммы

3.2 Особенности реализации

3.2.1 Обработка изображений

Все изображения загружаются в формате Base64 через HTTP запросы. На сервере происходит декодирование, обработка с использованием OpenCV, и кодирование результата обратно в Base64 для передачи клиенту.

Критическим аспектом реализации линейной коррекции контраста является использование типа данных с плавающей точкой для промежуточных вычислений:

```
img_float = image.astype(np.float64)
adjusted = alpha * img_float + beta
adjusted = np.clip(adjusted, 0, 255)
result = adjusted.astype(np.uint8)
```

Использование float64 предотвращает переполнение при умножении и сложении, а np.clip обеспечивает ограничение результата в допустимом диапазоне.

3.2.2 Пользовательский интерфейс

Интерфейс организован в виде вкладок для различных типов операций. Каждая вкладка содержит элементы управления параметрами алгоритма и области отображения исходного и результирующего изображений.

Визуализация гистограмм реализована с использованием библиотеки Chart.js, что обеспечивает интерактивные графики с возможностью масштабирования и отображения конкретных значений.

4 Результаты и анализ

4.1 Пороговая обработка

Проведено тестирование всех четырех методов пороговой обработки на различных типах изображений:

Метод Оцу: Показал превосходные результаты на изображениях с бимодальной гистограммой и четким разделением объекта и фона. Автоматический выбор порога обеспечивает стабильные результаты без необходимости ручной настройки. Однако на изображениях с градиентным освещением или сложной структурой метод может выбрать неоптимальный порог.

Адаптивный метод со средним: Демонстрирует отличную адаптацию к локальным изменениям освещенности. Особенно эффективен для документов с неравномерным освещением и изображений с градиентным фоном. Размер окна критически важен: значение 11-15 пикселей показало оптимальный баланс между адаптивностью и устойчивостью к шуму.

Адаптивный метод по Гауссу: Обеспечивает более плавные результаты по сравнению с простым средним благодаря гауссовскому взвешиванию. Лучше подавляет шум и создает более естественные границы объектов. Рекомендуется для изображений с мелкими деталями и текстурами.

Метод Ниблэка: Показал наилучшие результаты на изображениях текста с неравномерным освещением и низким контрастом. Параметр $k = -0.2$ обеспечил оптимальную чувствительность. Недостатком является появление шумовых артефактов в областях с постоянной яркостью.

4.2 Линейная коррекция контраста

Тестирование линейной коррекции контраста выявило следующие закономерности:

Увеличение контраста ($\alpha > 1$) эффективно для изображений с узким динамическим диапазоном. Значения α в диапазоне 1.2-1.5 обеспечивают заметное улучшение без появления артефактов насыщения. При $\alpha > 2$ возникает значительное количество пикселей, достигающих границ диапазона (0 или 255), что приводит к потере деталей в светлых и темных областях.

Уменьшение контраста ($\alpha < 1$) полезно для сжатия динамического диапазона перед дальнейшей обработкой или для создания художественных эффектов. Значения $\alpha = 0.5 - 0.8$ создают эффект дымки или тумана.

Коррекция яркости параметром β показала линейную зависимость: изменение на 50 единиц соответствует видимому изменению общей яркости изображения. Оптимальный диапазон $\beta \in [-50, 50]$ для большинства практических применений.

Комбинированная настройка контраста и яркости позволяет точно настроить внешний вид изображения. Типичная последовательность: сначала коррекция яркости для центри-

рования динамического диапазона, затем увеличение контраста для улучшения детализации.

4.3 Арифметические операции

Арифметические операции продемонстрировали различное поведение в зависимости от типа и содержания изображений:

Сложение: При сложении двух изображений с различным содержанием результат представляет собой суперпозицию обоих. Для изображений одной сцены сложение с последующим делением на 2 эффективно подавляет случайный шум. Наблюдалось улучшение SNR (signal-to-noise ratio) пропорционально корню из количества усредняемых изображений.

Вычитание: Оказалось наиболее чувствительным к выравниванию изображений. Даже небольшое смещение на 1-2 пикселя создает заметные артефакты на границах объектов. При точном выравнивании вычитание эффективно выделяет изменения между кадрами. Результат вычитания усиливается контрастом для лучшей видимости.

Умножение: Используется для применения масок и локальной модуляции яркости. Умножение изображения на градиентную маску создает эффект виньетирования. Умножение двух изображений одной сцены усиливает светлые области и подавляет темные, что может использоваться для выделения деталей.

Деление: Продемонстрировало эффективность в коррекции неравномерного освещения. При делении изображения на его размытую версию получается изображение с выровненным освещением. Критична обработка деления на ноль: добавление малой константы $\epsilon = 1$ предотвращает ошибки без заметного влияния на результат.

4.4 Эквализация гистограмм

Сравнительный анализ трех методов эквализации гистограмм выявил их специфические характеристики:

Эквализация RGB: Обеспечивает максимальное увеличение контраста во всех каналах независимо. Эффективна для монохромных или почти монохромных изображений. Основной недостаток — изменение цветового баланса. На портретах наблюдалось появление неестественных оттенков кожи. На пейзажах — изменение цвета неба и растительности. Метод рекомендуется только для изображений, где точность цветопередачи не критична.

Эквализация HSV (V-канал): Показала наилучший баланс между улучшением контраста и сохранением естественности цветов. Цветовой тон (Hue) и насыщенность (Saturation) остаются неизменными, изменяется только яркость. Результаты выглядят естественно на портретах, пейзажах и архитектурных фотографиях. Метод особенно эффективен для изображений с недостаточным контрастом при правильной цветопередаче.

Эквализация HLS (L-канал): Демонстрирует результаты, схожие с HSV-методом, но с некоторыми различиями в средних тонах. Канал L (Lightness) учитывает восприятие яркости человеческим глазом несколько иначе, чем V (Value). В практических экспериментах HLS-метод давал чуть более мягкие результаты с меньшей вероятностью пересвета в светлых областях.

Анализ гистограмм после эквализации подтвердил теоретические ожидания: распределение яркости стало более равномерным, динамический диапазон расширился до полного диапазона [0, 255]. Визуально наблюдалось улучшение различимости деталей в темных и светлых областях.

5 Выводы

По результатам выполнения лабораторной работы можно сделать следующие выводы:

5.1 Методологические выводы

Пороговая обработка изображений является мощным инструментом сегментации, но эффективность различных методов существенно зависит от характеристик конкретного изображения. Глобальный метод Оцу оптимален для изображений с четким разделением объекта и фона, в то время как адаптивные методы незаменимы при неравномерном освещении. Метод Ниблэка, учитывающий локальную дисперсию, показал наилучшие результаты для задач распознавания текста, что подтверждает важность учета локальных статистических характеристик.

Критическим фактором успешной адаптивной пороговой обработки является правильный выбор размера окна: слишком малое окно приводит к чувствительности к шуму, слишком большое — к потере адаптивности. Эмпирически установлено, что оптимальный размер окна составляет примерно 10-15% от размера характерных деталей изображения.

5.2 Технические выводы

Реализация линейной коррекции контраста выявила важность использования корректных типов данных в промежуточных вычислениях. Первоначальная реализация с функцией `cv2.convertScaleAbs` не давала ожидаемых результатов из-за автоматического взятия абсолютного значения и некорректной обработки отрицательных значений параметра β . Переход к явному преобразованию типа в `float64`, выполнению арифметических операций и последующему ограничению диапазона с помощью `np.clip` обеспечил корректную работу алгоритма.

Эта проблема демонстрирует фундаментальный принцип численной обработки изображений: необходимо явно контролировать представление данных и избегать неявных преобразований, которые могут вносить непредсказуемые артефакты.

5.3 Практические выводы

Арифметические операции над изображениями оказались чувствительными к точности выравнивания изображений, особенно операция вычитания. Для практического применения в задачах обнаружения изменений необходима предварительная регистрация изображений с субпиксельной точностью. Умножение и деление изображений показали практическую ценность в задачах коррекции освещения и применения масок.

Эквализация гистограмм в различных цветовых пространствах продемонстрировала критическую важность выбора правильного цветового пространства для обработки. Обработка в RGB приводит к нарушению цветового баланса, в то время как обработка в HSV или HLS сохраняет естественность цветов. Это подтверждает общий принцип обработки цветных изображений: операции, изменяющие яркость, должны выполняться в цветовых пространствах, разделяющих яркость и хроматическую информацию.

5.4 Сравнительный анализ

Сравнение методов эквализации гистограмм показало, что универсального лучшего метода не существует:

- RGB-эквализация максимизирует контраст, но искажает цвета

- HSV-эквалитация обеспечивает наилучший баланс для большинства задач
- HLS-эквалитация дает более мягкие результаты в средних тонах

Выбор метода должен определяться конкретной задачей: для технического анализа приемлем RGB-метод, для обработки фотографий предпочтителен HSV, для медицинских изображений может быть оптимальен HLS.

5.5 Теоретическое значение

Работа подтвердила теоретические основы обработки изображений и продемонстрировала практическое применение математических моделей. Метод Оцу, основанный на максимизации межклассовой дисперсии, показал эффективность вероятностного подхода к сегментации. Линейные преобразования контраста подтвердили важность понимания аффинных преобразований в пространстве яркостей.

Эквалитация гистограмм демонстрирует связь между теорией вероятностей (функции распределения) и обработкой изображений. Преобразование кумулятивной функции распределения в равномерное распределение является практическим применением теоремы о преобразовании случайных величин.

5.6 Прикладное значение

Разработанное веб-приложение имеет практическую ценность как учебный инструмент для демонстрации принципов обработки изображений. Интерактивный интерфейс позволяет экспериментировать с параметрами алгоритмов и наблюдать результаты в реальном времени, что способствует глубокому пониманию материала.

Реализованные алгоритмы находят применение в различных областях:

- Пороговая обработка — в распознавании текста, медицинской диагностике, контроле качества
- Коррекция контраста — в фотообработке, видеонаблюдении, астрономии
- Арифметические операции — в обнаружении изменений, композитинге, HDR-фотографии
- Эквалитация гистограмм — в улучшении медицинских снимков, спутниковых изображений, подводной фотографии

5.7 Направления дальнейшего развития

Работа выявила несколько направлений для дальнейшего исследования и улучшения:

1. **Адаптивная эквалитация гистограмм (CLAHE):** Реализация метода Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization, который выполняет эквалитацию локально и ограничивает усиление контраста для предотвращения чрезмерного усиления шума.
2. **Нелинейная коррекция контраста:** Исследование гамма-коррекции и сигмоидальных преобразований, которые обеспечивают более гибкое управление контрастом в различных диапазонах яркости.
3. **Морфологические операции:** Дополнение пороговой обработки морфологическими операциями (открытие, закрытие) для улучшения качества сегментации и удаления шума.

4. **Оценка качества:** Внедрение метрик качества изображений (PSNR, SSIM, энтропия) для количественной оценки результатов обработки.
5. **Пакетная обработка:** Расширение функциональности для обработки множества изображений с сохранением результатов в различных форматах.

5.8 Заключительное замечание

Выполнение лабораторной работы продемонстрировало, что обработка растровых изображений представляет собой сложную область, требующую глубокого понимания как математических основ алгоритмов, так и практических аспектов их реализации. Каждый алгоритм имеет свои сильные стороны и ограничения, и успешное применение требует тщательного анализа характеристик конкретной задачи.

Современные библиотеки (OpenCV, NumPy) предоставляют мощные инструменты для обработки изображений, но эффективное их использование невозможно без понимания принципов работы. Разработка собственных реализаций и экспериментирование с параметрами являются необходимыми этапами освоения компьютерной графики и обработки изображений.

Полученные знания и навыки применимы в широком спектре задач: от повседневной обработки фотографий до специализированных применений в медицине, промышленности, науке и искусстве. Компьютерное зрение и обработка изображений продолжают активно развиваться, и понимание фундаментальных алгоритмов является необходимой основой для работы в этой динамичной области.

Список использованных источников

1. Gonzalez R.C., Woods R.E. Digital Image Processing. 4th Edition. Pearson, 2018.
2. Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. 1979. Vol. 9, No. 1. P. 62-66.
3. Niblack W. An Introduction to Digital Image Processing. Prentice Hall, 1986.
4. OpenCV Documentation. URL: <https://docs.opencv.org/> (дата обращения: 29.11.2025).
5. Bradski G., Kaehler A. Learning OpenCV 3: Computer Vision in C++ with the OpenCV Library. O'Reilly Media, 2017.
6. Szeliski R. Computer Vision: Algorithms and Applications. 2nd Edition. Springer, 2022.
7. Shapiro L., Stockman G. Computer Vision. Prentice Hall, 2001.
8. Прэтт У. Цифровая обработка изображений. М.: Мир, 1982.
9. Яне Б. Цифровая обработка изображений. М.: Техносфера, 2007.