

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
Муромский институт
федерального государственного бюджетного образовательного учреждения
высшего образования
**«Владимирский государственный университет
имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых»
(МИВлГУ)**

Факультет _____ ИТР _____

Кафедра _____ ИС _____

ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА № 1

по _____ М и С ЦОИ _____

Тема _____ Локальная линейная фильтрация изображений _____

Руководитель

Андрианов Д. Е.
(фамилия, инициалы)

(подпись) (дата)

Студент _____ ИСм-121
(группа)

Минеев Р. Р.
(фамилия, инициалы)

(подпись) (дата)

Муром 2022

Лабораторная работа №1.

Тема: Локальная линейная фильтрация изображений.

Цель работы: изучение и освоение различных алгоритмов локальной фильтрации, используемых для устранения помех, повышения резкости, подчеркивания контуров изображений.

Задание на работу: подготовить исходные изображения (нормальное, зашумлённое на 10%, 15%; реализовать нерекурсивную линейную фильтрацию; реализовать рекурсивную фильтрацию первого рода; реализовать рекурсивный алгоритм второго рода; отобразить результаты и гистограммы результатов.

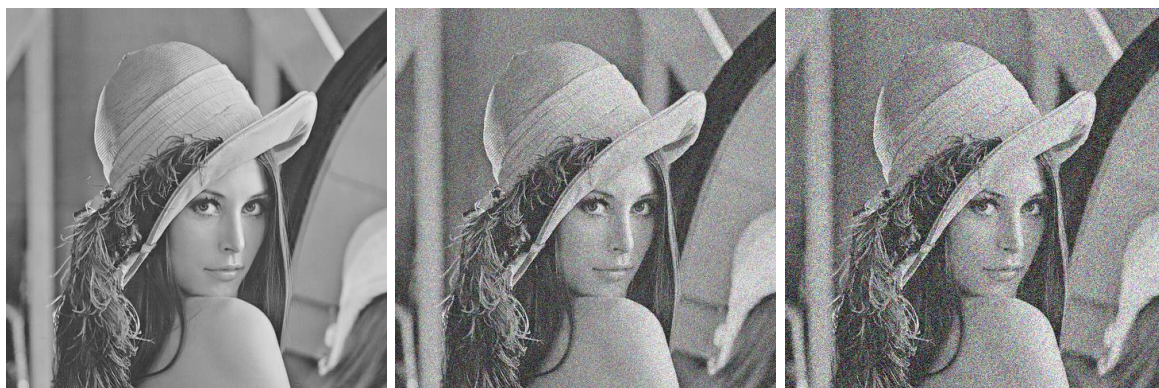


Рис. 1 – Исходные изображения. Нормальное, 10% шума, 15% шума

Листинг реализованных методов:

```
def deNoise_nonRec(image: np.array, mask: tuple) -> np.array:
    newImage = image.copy()
    for x in range(1, image.shape[0] - 1):
        for y in range(1, image.shape[1] - 1):
            newImage[x,y] = np.trunc(np.sum(image[x-1:x+2, y-1:y+2] * mask) / np.sum(mask))
    return newImage

def deNoise_Rec(image: np.array, mask: tuple) -> np.array:
    newImage = image.copy()
    for x in range(1, image.shape[0] - 1):
```

					МИВУ 09.04.02-01.001			
Изм	Лист	№ докум.	Подп.	Дата	Лабораторная работа №1 Локальная линейная фильтрация изображений	Литера	Лист	Листов
Студент		Минеев Р. Р.		02.03.		У	2	6
Руков.		Андреианов Д. Е.				МИ ВлГУ ИСм-121		
Конс								
Н.контр.								
Утв.								

```

for y in range(1, image.shape[1] - 1):

    newImage[x,y] = np.trunc(np.sum(newImage[x-1:x+2, y-1:y+2] * mask) /
np.sum(mask))

return newImage

def deNoise_Rec2(image: np.array, mask: tuple, k: float) -> np.array:

    newImage = image.copy()

    nonRec = deNoise_nonRec(newImage, mask)

    Rec = deNoise_Rec(newImage, mask)

    newImage = np.trunc(k * nonRec + (1 - k) * Rec)

    return newImage

```

По моему варианту были следующие значения маски и k-коэффициентов:

```

Весовые коэффициенты
|   [1, 1, 1,
1/9 1, 1, 1,
|   1, 1, 1]

Коэффициенты
k1,   k2,   k3
0,1   0,6   0,5

```

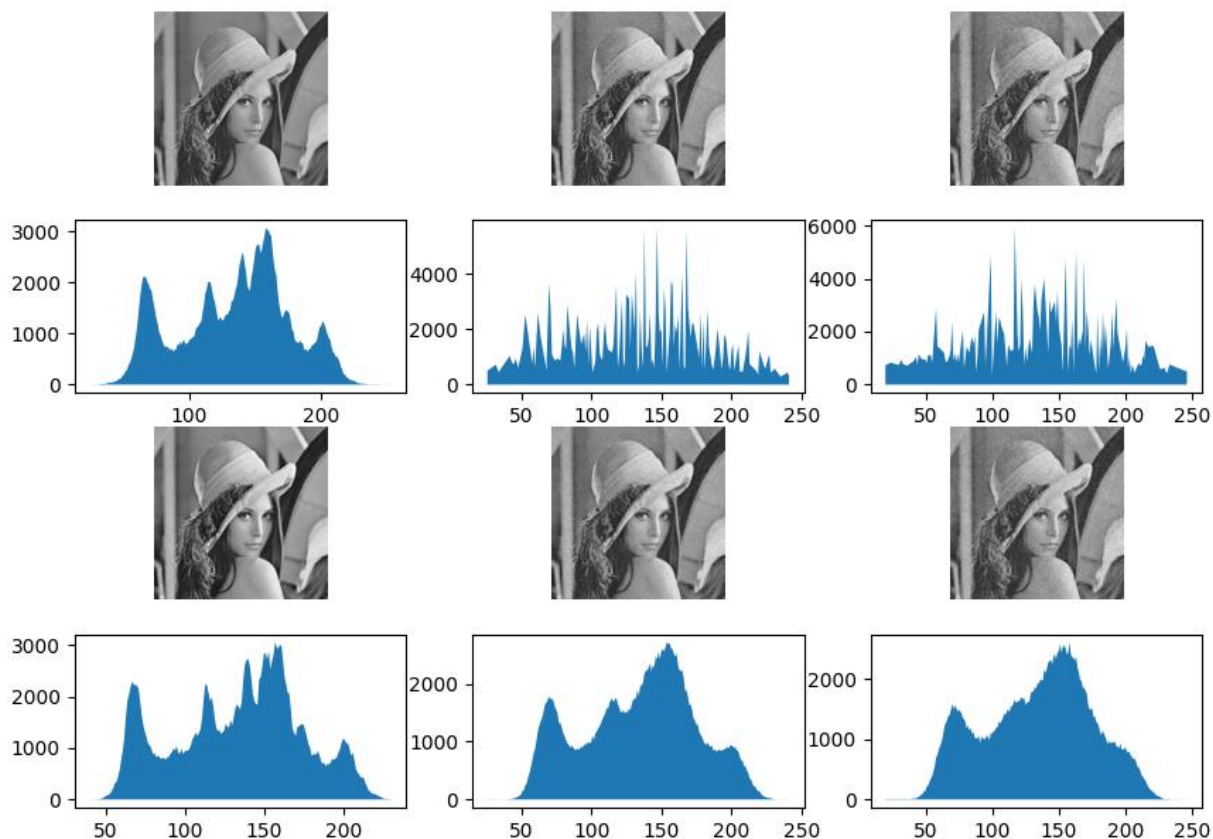


Рис. 2 – Результаты линейной нерекурсивной фильтрации

Происходит сглаживание изображения по маске, заполненной единицами. Уменьшается контрастность изображения из-за преобладающего количества светлых «грязных» пикселей, но происходит сглаживание этого шума, как показывают получившиеся гистограммы.

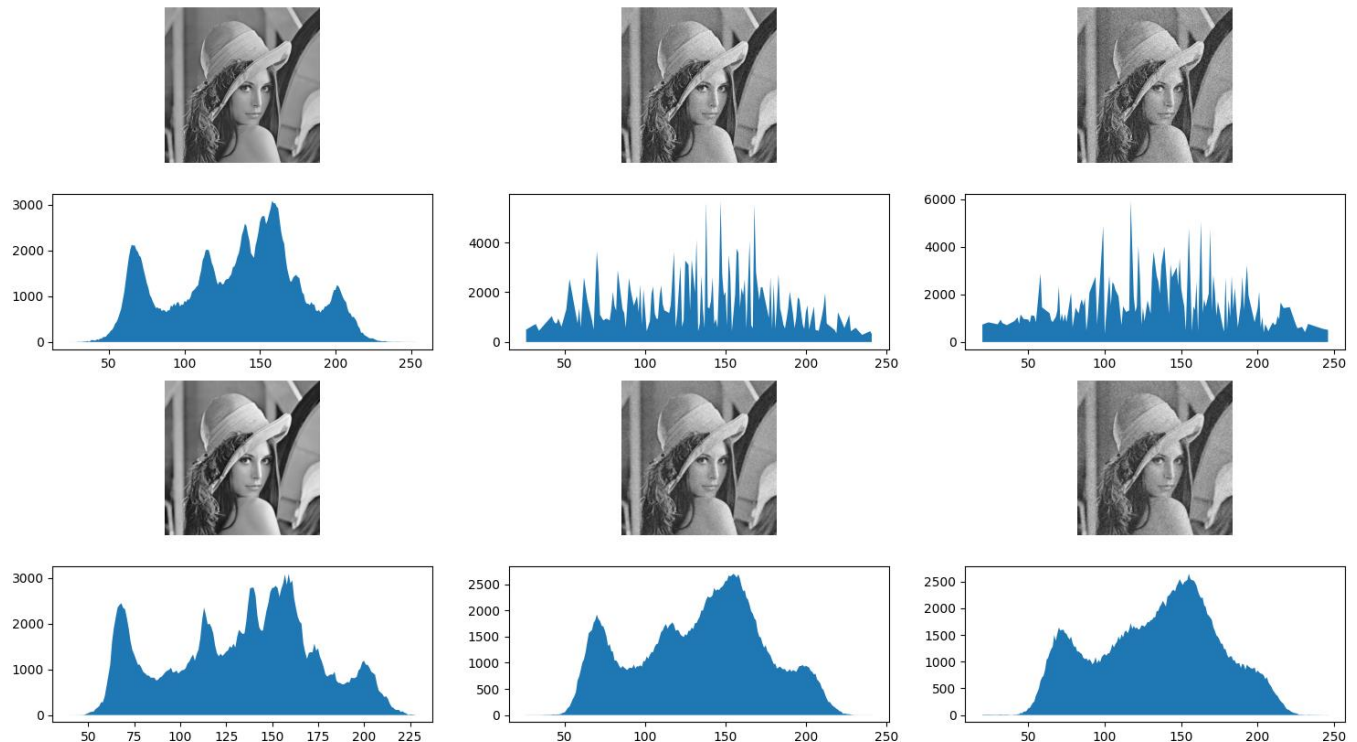


Рис. 3 – Сглаживание рекурсивным методом первого рода

Рекурсивный метод ещё больше сглаживает исходное изображение, так как происходит повторный прогон по уже обработанным пикселям, что приводит к усилению сглаживания и усреднению значений пикселей (гистограмма стремиться к центру).

Далее будут приведены результаты рекурсивного метода второго рода с тестированием на разных коэффициентах k .

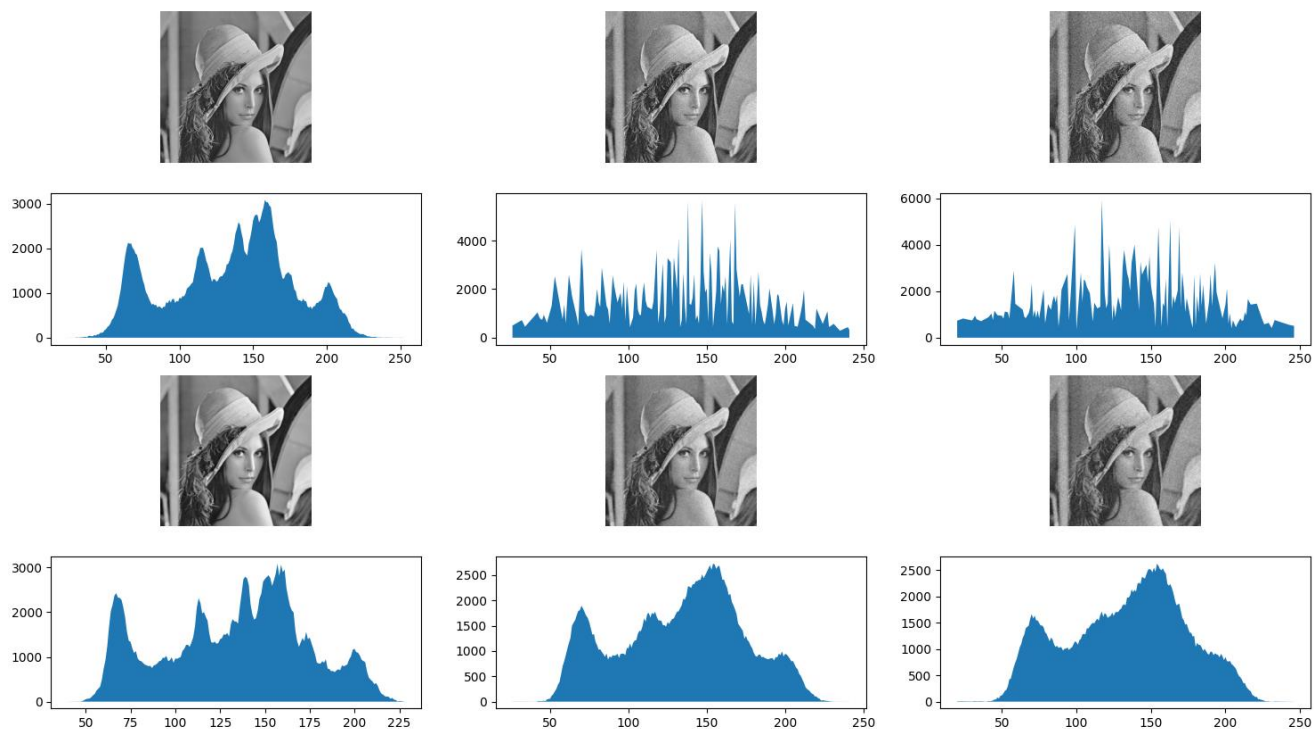


Рис. 4 – Применение первого k-коэффициента

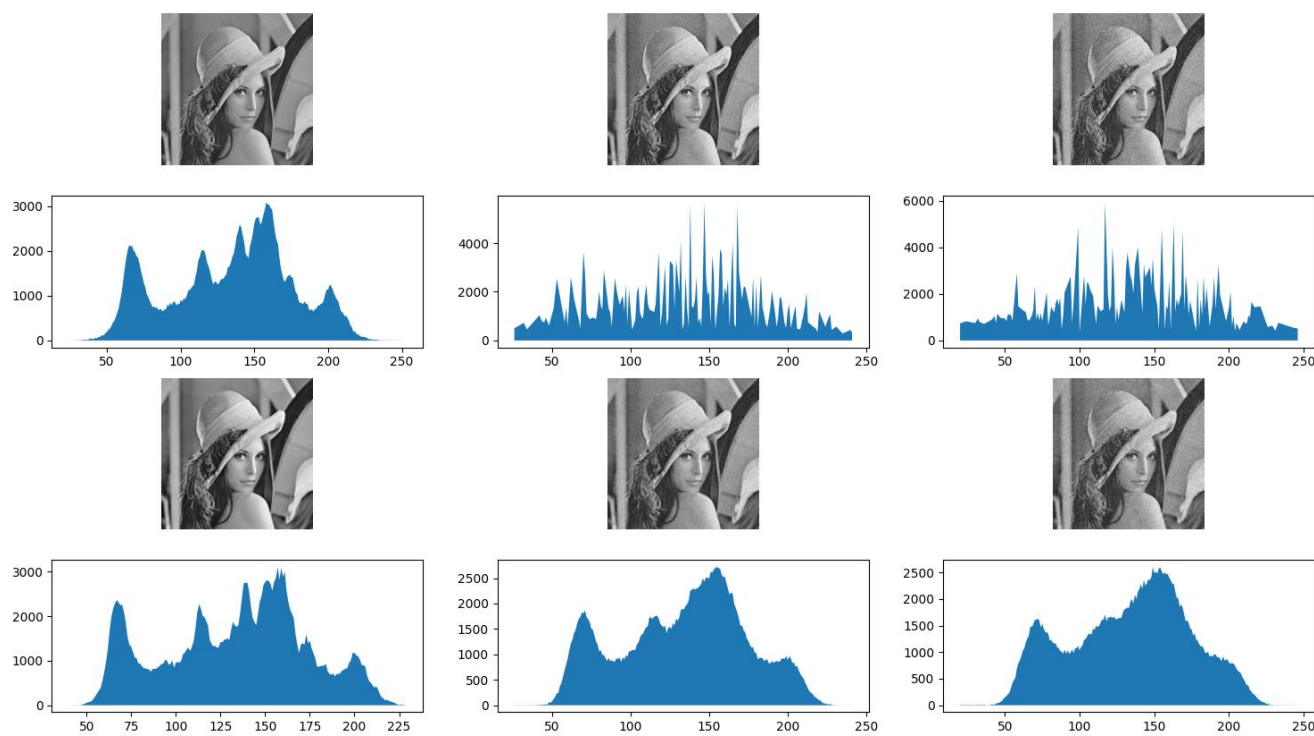


Рис. 5 – Применение второго k-коэффициента

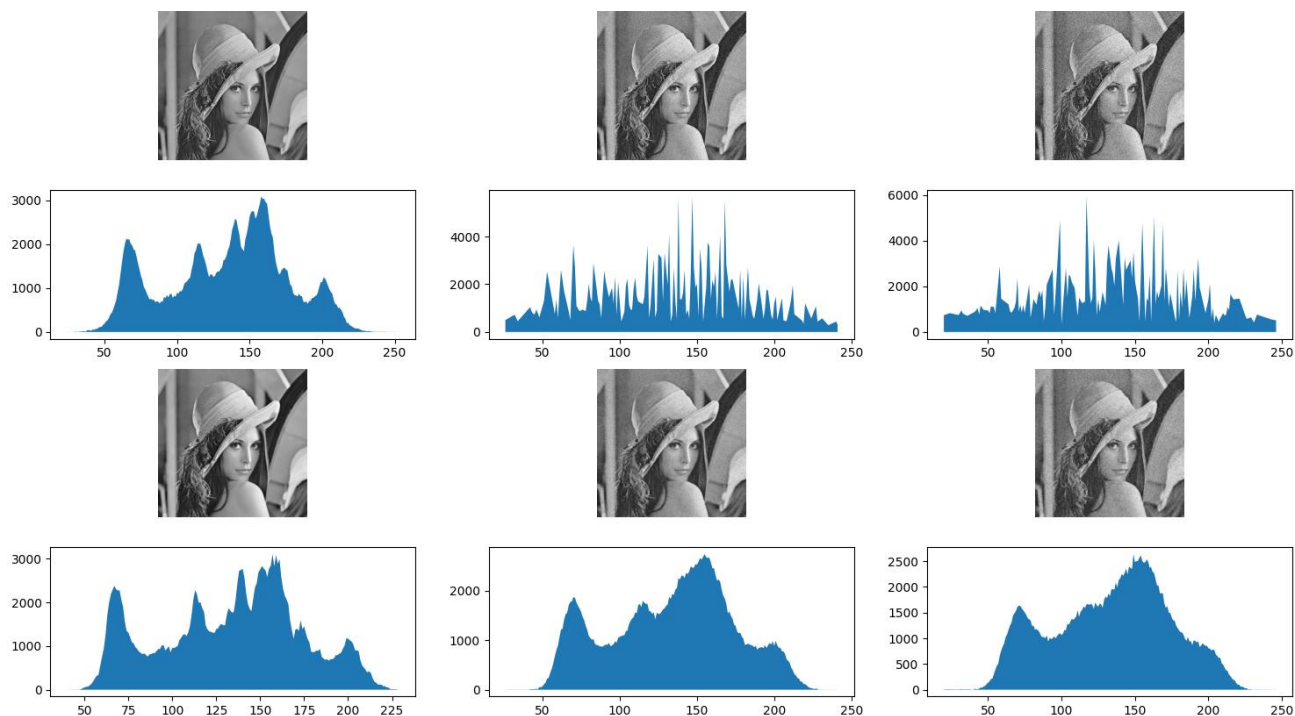


Рис. 6 – Применение третьего k-коэффициента

Применение рекурсивного метода второго рода сглаживает шум немного лучше, чем рекурсивный метод первого рода, но также уменьшает контрастность результирующего изображения. Применение разных k-коэффициентов не даёт видимых глазу отличий, но чем меньше k-коэффициент, тем сглаженней получается результирующая гистограмма.

Вывод: В данной лабораторной работе были получены навыки реализации алгоритмов сглаживания изображений путём применения методов линейной фильтрации.