

TECHNICAL SCIENCES

УДК 629.78

DEVELOPMENT OF A MINIATURE ELECTRON-OPTICAL INSTRUMENT FOR NANOSATELLITE BASED ON THE «SYNERGY» PLATFORM FOR RESEARCHING THE NORTH-WEST REGION OF RUSSIA

Malygin D.

LLC «Astronomikon Lab»

Red'ka D.

ETU «LETI»

191119, Russia, St. Petersburg, Transportnyi alley, 1, of. 408(7-H), w.s. 71

РАЗРАБОТКА МИНИАТЮРНОГО ЭЛЕКТРОННО-ОПТИЧЕСКОГО ПРИБОРА ДЛЯ НАНОСПУТНИКА НА ОСНОВЕ ПЛАТФОРМЫ "СИНЕРГИЯ" ПО ИЗУЧЕНИЮ СЕВЕРО-ЗАПАДНОГО РЕГИОНА РОССИИ

Малыгин Д.В.

ООО «Астрономикон»

Редька Д.Н.

Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ»

191119, г. Санкт-Петербург, Транспортный переулок, д. 1 литера А, пом. 408

<https://doi.org/10.5281/zenodo.10055122>

Abstract

Methods for filtering the high-frequency component of an image were studied in the work. Based on the simulation results, it was found that a high-pass filter copes with this task most effectively: butterworth filter, which can quickly perform processing, and after its application the image retains a large informative component. Ideal and Gaussian high-frequency filters also showed acceptable results; they are only slightly inferior in performance and preservation of the information content of image elements. Difference filters turned out to be less effective, showing the longest processing time, and after their application a large amount of useful information can be lost.

Аннотация

В работе исследованы методы фильтрации высокочастотной составляющей изображения. По результатам моделирования установлено, что наиболее эффективно с этой задачей справляются фильтр высоких частот: фильтр Баттерворта, способный быстро выполнять обработку, а после его применения изображение сохраняет большую информативную составляющую. Также приемлемые результаты показали идеальный и Гауссов высокочастотные фильтры, они лишь немного уступают в быстродействии и сохранении информативности элементов изображения.

Разностные фильтры оказались менее эффективны, показав наибольшее время обработки, а также после их применения может теряться большой объем полезной информации. Работа выполнена при финансовой поддержке гранта Российского научного фонда, Санкт-Петербургского научного фонда (соглашение № 22-29-20186 и № 03/2022).

Keywords: nanosatellite, Synergy platform, cubesat, electronic optical device remote sensing, noise filtering

Ключевые слова: сверхмалый космический аппарат, наноспутник, платформа «Синергия», cubesat, ДЗЗ, фильтрация шумов

Введение

Автоматическая обработка изображений представляет большой интерес при анализе объектов со спутниковых снимков. При этом изображения подвергаются искажению (шумам) в процессе их получения с электронно-оптических приборов (ЭОП). Адаптивная фильтрация позволяет восстановить повреждённое изображение без потерь информации. Таким образом повышение качества изображений является одним из перспективных видов цифровой обработки. Коллектив лаборатории «Астрономикон» проводит работы по разработке ЭОП для мониторинга Северного-Западного региона РФ при помощи наноспутника на основе платформы «Синергия», в частности, Северного Морского пути;

следовательно, базовой единицей такого устройства является светочувствительная матрица. Она производит преобразование проецированного на неё оптического изображения в электрический сигнал для дальнейшей обработки. При этом существует два различающихся типа матриц – КМОП и ПЗС, каждая из которых обладает своими достоинствами и недостатками. Оба типа оптических датчика делают одно и то же – трансформация изображения, отличие заключается в том, на основе каких процессах они это делают.

ПЗС-матрицы

ПЗС-матрица – Прибор с Зарядовой Связью (в англоязычной терминологии CCD [1]). Данный тип

матриц широко используется в фото- и видеокамерах, а также в сканерах. Принцип работы ПЗС заключается в следующем: светочувствительные элементы (пиксели) работают как копилка для электронов. Электроны возникают в пикселях под действием света, то есть проецированного изображения. В течение определённого времени в каждом пикселе образуется некоторое количество электро-

нов, пропорционально количеству света, попавшего на него, а затем электрические заряды, собравшиеся в каждом пикселе, последовательно передаются на выход ЭОП и измеряются. Описанный механизм осуществим за счёт определённого положения светочувствительных элементов и электрической схемы управления на кристалле. Структурная схема ПЗС-матрицы приведена на рис.1.

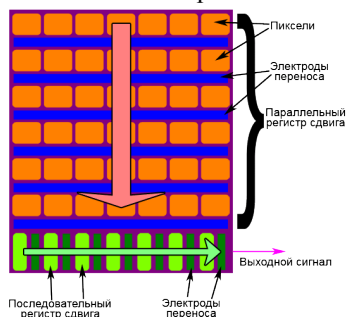


Рис. 1. – Структурная схема ПЗС-матрицы.

После проецирования изображения на матрицу, электронная схема управления с помощью набора импульсных напряжений сдвигает столбцы со скопленными в пикселях электронами к краю матрицы. Там находится похожий по механизму работы ПЗС-регистр, где заряды сдвигаются в перпендикулярном направлении и попадают на измерительный элемент, в котором создаются сигналы пропорционально поступившим отдельным зарядам. Зная какой заряд и в какой момент времени поступил, можно рассчитать какому пикселю он соответствовал.

КМОП-матрица

КМОП-матрица – Комплементарный Металл-Оксид-Полупроводник (в англоязычной терминологии CMOS [2]). Причем данные устройства различают по внутренней архитектуре, например, роль фоточувствительных элементов могут играть фотодиоды, фототранзисторы или фотовентили. В отличие от ПЗС, технология КМОП позволяет производить больше операций на самом кристалле, где находится фоточувствительная матрица. Кроме простой фиксации электрона и его передачи

КМОП-сенсоры способны обрабатывать изображения, выделять контуры, уменьшать помехи и проводить аналого-цифровые преобразования. Столь широкий набор функций, выполняемых одной микросхемой — основное преимущество технологии КМОП над ПЗС. При этом сокращается количество необходимых внешних компонентов. Использование в цифровой камере КМОП-сенсора позволяет устанавливать на освободившееся место другие компоненты, например, цифровые сигнальные процессоры (DSP) и аналого-цифровые преобразователи.

При использовании КМОП-технологии каждый пиксель имеет свой считывающий транзисторный усилитель, что позволяет преобразовывать заряд в напряжение прямо на самом пикселе. Вдобавок это позволило получить произвольный доступ к каждому пикселю матрицы. В отличие от ПЗС, где заряды считываются последовательно, в КМОП считывание происходит по параллельной схеме. Произвольный доступ позволяет КМОП-матрице считывать отдельные области пикселей (метод оконного считывания).

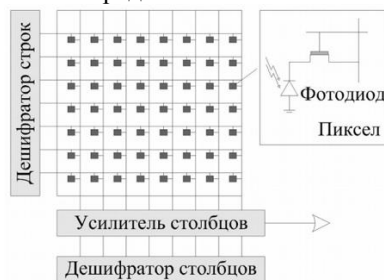


Рис. 2. – Структурная схема КМОП-матрицы.

Несмотря на указанные преимущества КМОП-матриц перед ПЗС (основным из которых является более низкая цена) они обладают и рядом недостатков. Наличие дополнительных схем на кристалле КМОП-матрицы приводит к появлению ряда помех, таких как транзисторные и диодные рассеивания, а также эффект остаточного заряда, то есть

КМОП-матрицы являются более «зашумленными» [3].

Источники шумов на изображении

Для определения к какому виду принадлежит наблюдаемый шум необходимо знать его пространственные или частотные характеристики, а также выяснить: присутствует ли корреляция между изоб-

ражением и шумом. В первом приближении мы допускаем, что шум не зависит от пространственных координат, а корреляция между шумом и изображением отсутствует. При моделировании шума используют статические свойства яркости шума, а значения яркости являются случайно величиной с заданной функцией плотности распределения.

Аддитивный Гауссов шум

Представляет собой добавление к каждому пикселю изображения значений из соответствующего нормального распределения с нулевым средним значением.

Функция плотности распределения вероятностей: $p(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{z^2}{2\sigma^2}\right)$, где z – значение яркости, σ – среднеквадратичное отклонение яркости.

Данный шум возникает ещё на этапе формирования изображений. Классические линейные фильтры позволяют эффективно удалять гауссов шум, но при этом размываются мелкие детали.

Импульсный шум

Характеризуется заменой некоторых пикселей на изображении значениями фиксированной или случайной величины. Функция плотности распределения вероятностей: $p(z) = \begin{cases} P_a, z = a \\ P_b, z = b \\ 0, z \neq a \vee z \neq b \end{cases}$.

При $b > a$, пиксель с яркостью b – светлая точка, соответственно пиксель, яркость которого равна a , выглядит как темная точка. Если одна из вероятностей P_a или P_b равна нулю, то шум называется униполярным. Если $P_a = P_b \neq 0$, то шум представлен хаотично расположенными по изображению черными и белыми точками, что походит на крупинцы соли и перца, это послужило появлению второго названия этого шума – шум «соли и перца».

Данная модель шума характерна для систем передачи изображений по радиоканалам с использованием нелинейных видов модуляции и для цифровых систем передачи и хранения информации [4]. Для устранения импульсного шума используется специальный класс нелинейных фильтров, построенный на основе ранговой статистики [5].

Экспоненциальный шум

Функция плотности распределения вероятностей: $p(z) = \begin{cases} a \exp(-az), z \geq 0 \\ 0, z \leq 0 \end{cases}$.

Характерен для изображений, полученных с помощью лазерных технологий.

Равномерный шум

Функция плотности распределения вероятностей: $p(z) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}, a \leq z \leq b \\ 0, a \geq z \vee b \leq z \end{cases}$.

Математическое ожидание $\mu = \frac{a+b}{2}$, дисперсия $\sigma^2 = \frac{(b-a)^2}{12}$.

Вышеупомянутые распределения позволяют моделировать искажения, вызванные широким спектром шумов.

Определение вероятностных характеристик зашумлений

При работе с шумом не всегда заранее известны его параметры, поэтому существуют способы определения вида при помощи однородных по яркости тестовых снимков. Если нет возможности получить тестовые изображения, то прибегают к анализу гистограммы небольшого по яркости участка изображения. Для него вычисляются математическое ожидание и дисперсия: $\mu = \sum_{z_i \in S} z_i p(z_i)$, $\sigma^2 = \sum_{z_i} (z_i - \mu)^2 p(z_i)$, где z_i – значения яркости пикселя из окрестности S изображения, $p(z_i)$ – нормализованные значения гистограммы.

С помощью гистограмм можно определить, какой из функций вероятностей ближе всего можно описать наблюдаемый шум.

Методы фильтрации шумов

Существует большое разнообразие фильтров, которые можно классифицировать по области, в которой они работают:

1. Пространственные фильтры.
2. Частотные фильтры.

Далее приведено исследование методов фильтрации изображений с точки зрения решения задачи шумоподавления и предложение по разработке алгоритма адаптивной фильтрации, реализуемой на базе алгоритмов машинного обучения. В данном разделе проводится обзор существующих фильтров, способных выполнять задачу повышения качества изображения с целью дальнейшего исследования существующих методов фильтрации.

Пространственные фильтры

Математическое описание пространственных фильтров представляется в виде двумерной свёртки изображения A маской h : $\hat{f}(x, y) = h(i, j) \times \times A(x, y) = \sum_i \sum_j h(i, j) A(x - i, y - j)$.

Результатом является изображение $\hat{f}(x, y)$. Как правило, ядро фильтра отличается от нуля только в некоторой окрестности N точки $(0, 0)$. За пределами этой окрестности $h(i, j)$ равняется нулю или очень близко к нему и им можно пренебречь. Суммирование производится по $(i, j) \in N$ и значение каждого пикселя $\hat{f}(x, y)$ определяется пикселями изображения A , которые лежат в окне N , центрированном в точке (x, y) (обозначение – множество $N(x, y)$). Ядро фильтра, заданное на прямоугольной окрестности N может рассматриваться как матрица m на n , где длины сторон являются нечетными числами. При задании ядра матрицей ее следует центрировать. Если пиксель (x, y) находится в окрестности краев изображения, то координаты $A(x - i, y - j)$ для определенных (i, j) могут соответствовать несуществующим пикселям A за пределами изображения. У данной проблемы существует несколько решений:

- для краевых пикселей не производить фильтрацию, при этом обрезав края изображения или заменить их исходными значениями краевых пикселей изображения A .

- не включать отсутствующий пиксель в суммирование, распределив его вес $h(i, j)$ равномерно среди других пикселей окрестности $N(x, y)$.

- с помощью экстраполяции определить пиксели за границами изображения.

- применив зеркальное продолжение изображения доопределить пиксели за границами изображения.

Выбор способа производится с учётом конкретного фильтра и особенностей изображения [6].

Медианная фильтрация

Медианная фильтрация [3,7] определяется следующим выражением: $\hat{f}(x, y) = \frac{med}{(s,t) \in S_{xy}} \{g(s,t)\}$, где: S_{xy} – окрестность, x, y – координаты пикселей.

Результатом фильтрации является медианное значение из ряда значений всех пикселей области, форма которой определяется маской фильтра. Медианные фильтры пользуются популярностью из-за их меньшей способности размывать объекты, по сравнению с линейными фильтрами. Такие фильтры эффективно справляются с шумами, воздействующими на отдельные пиксели.

Кроме вышеперечисленных достоинств медианная фильтрация обладает некоторыми недостатками. Данный метод малоэффективен при фильтрации так называемого флуктуационного шума. К тому же увеличение размера маски ведёт к размытию контуров изображения, что означает снижение чёткости изображения. Вышеперечисленные недостатки минимизируются при использовании медианной фильтрации с динамическим размером маски.

Адаптивные медианные фильтры

Данный фильтр [3,8] действует в прямоугольной области точки $(x, y) - S(x, y)$. Отличие фильтра от медианного в том, что при необходимости изменяются размеры области воздействия в соответствии с приведёнными ниже условиями. Введём следующие обозначения:

z_{xy} - значение яркости в точке

z_{min} минимальное значение яркости в окрестности

z_{max} максимальное значение яркости в окрестности

z_{med} - медиана значений яркости в окрестности

S_{max} максимальный допустимый размер.

Алгоритм состоит из двух ветвей:

Ветвь 1: Пусть $A_1 = z_{med} - z_{min}$, $A_2 = z_{med} - z_{max}$;

Если $A_1 > 0$ и $A_2 < 0$, то переход к ветви 2, иначе увеличить размер окрестности;

Если размер окрестности $\leq S_{max}$ повторить ветвь 1;

Иначе результат равен z_{med}

Ветвь 2: $B_1 = z_{xy} - z_{min}$, $B_2 = z_{xy} - z_{max}$;

Если $B_1 > 0$ и $B_2 < 0$, результат равен z_{xy} ;

Иначе результат равен z_{med} .

Применение данного фильтра преследует несколько целей:

1. Удалить биполярный импульсный шум.
2. Обеспечить сглаживание шумов других типов.
3. Свести к минимуму такие искажения, как чрезмерное утончение или утолщение границ объектов.

Значения z_{min} и z_{max} воспринимаются алгоритмом как «импульсные» составляющие шума.

Первая ветвь выполняет проверку медианы: является ли она импульсом, а вторая – является ли значение яркости в центральной точке окрестности импульсом. Если z_{xy} – не импульс, то результатом будет z_{xy} , в другом случае результатом будет значение медианы. По сравнению с медианным фильтром, адаптивный алгоритм позволяет сохранить больше деталей изображения.

Адаптивный метод нелокального среднего

Данный метод был предложен А. Buades в статьях [9,10,11]. При использовании большинства сглаживающих методов, помимо устранения шума, происходит и сглаживание деталей и резких перепадов изображения (контуров). В этом методе используется свойство схожести областей изображений, что показывает хорошие результаты при обработке текстурных изображений.

В методе нелокального среднего используется замена зашумлённой области изображения на взвешенную сумму похожих блоков. Это среднее число сохраняет целостность изображения, но уменьшает его маленькие колебания, которые происходят из-за шума [11].

Значения весов вычисляются в соответствии с выражениями [12]: $w_{qk} = \frac{1}{z_{qk}} * e^{-\frac{\|R_p - R_{qk}\|_2}{h^2}}$, $k =$

$\overline{1, P}$, $z_{qk} = \sum_{k=1}^P e^{-\frac{\|R_p - R_{qk}\|_2}{h^2}}$, где R – квадратный блок изображения размером $n \times n$ пикселей; $\|\cdot\|_2$ – евклидова норма; p – номер текущего блока; q – номер похожего блока; P – количество похожих блоков для усреднения; h – параметр сглаживания.

Для выбора правильных параметров нужно иметь информацию о характеристиках шумовой составляющей. Метод нелокального среднего эффективно применяется на изображениях с текстурой или областями с постоянной яркостью [12]. Если изображение сильно неоднородно по яркости, то данный метод крайне неэффективен.

Методы частотной фильтрации

В основе частотных методов лежит спектральный анализ, который представляет собой разложение сложного полезного сигнала на некоторое множество простых сигналов (колебаний) для определения интенсивности каждого простого сигнала в сложном. Между характером корреляционной функции и внутренней структурой соответствующего ей случайного сигнала существует связь [13]. Вид корреляционной функции зависит от того, какие частоты и в каких пропорциях преобладают у случайного процесса.

Ряд Фурье для двумерного сигнала: $\tilde{Y}_{x,y} = \frac{1}{N \cdot M} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} Y_{k_1 k_2} * \exp(j * \frac{-2\pi}{N} * x * k_1 + j * \frac{-2\pi}{M} * y * k_2)$, $j = \sqrt{-1}$, $k_1 = \overline{0, N-1}$, $k_2 = \overline{0, M-1}$.

Базисные функции этого двумерного представления – двумерные комплексные экспоненты. Ко-

эффиценты Фурье $\tilde{Y}_{x,y}$ образуют двумерный частотный спектр сигнала $Y_{k_1 k_2}$ и называются формулой прямого преобразования Фурье [3,4,14].

Выражение, восстанавливающее сигнал $Y_{k_1 k_2}$ по его спектру $\tilde{Y}_{x,y}$, является обратным преобразованием Фурье и имеет вид: $Y_{k_1 k_2} = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} \tilde{Y}_{x,y} * \exp(j * \frac{2\pi}{N} * x * k_1 + j * \frac{2\pi}{M} * y * k_2)$, $j = \sqrt{-1}$, $k_1 = 0, N-1$, $k_2 = 0, M-1$.

Обычное преобразование Фурье обладает весомым достоинством, с его помощью можно выполнять стационарную фильтрацию сигналов [3]. Для этого необходимо получить частотный спектр сигнала и частотный коэффициент передачи фильтра, а затем, перемножив их, получим частотный спектр выходного сигнала. В завершении требуется выполнить обратное преобразование Фурье и найти выходной сигнал.

Винеровская фильтрация

В основе принципа лежит использование всех значений пикселей при обработке каждой точки изображения. Фильтр Винера является одним из вариантов линейной некаузальной фильтрации изображений [16,18]. В случае Винеровской фильтрации предполагается, что известны дискретные корреляционные функции полезной $R_S(i, j)$ и шумовой $R_\eta(i, j)$ составляющих, а также их взаимные дискретные корреляционные функции $R_{S\eta}(i, j) = R_{\eta S}(i, j)$ [18].

Винеровская фильтрация применяется с целью получения оценки полезной составляющей $\tilde{S}_{i,j}$ в качестве отклика стационарной линейной системы [18]: $\tilde{S}_{i,j} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M Y_{i-i,j-j} * H_{i,j}$, $i = 1, N$, $j = 1, M$, где $H_{i,j}$ - двумерная импульсная характеристика.

Критерием оптимальности является минимум среднего квадрата ошибок: $\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (Y_{i,j} - \tilde{S}_{i,j})^2 \rightarrow \min$, $\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (Y_{i,j} - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M Y_{i-i,j-j} * H_{i,j})^2 \rightarrow \min$.

При выводе уравнения фильтра допускается, что ошибка фильтрации не зависит от входного воздействия, тогда уравнение Винера-Хопфа дискретного фильтра Винера имеет вид [18]: $R_{YS}(i, j) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M R_Y(i, j) * H_{i,j}$.

При решении полученного уравнения относительно всех неизвестных коэффициентов получаем импульсную характеристику фильтра, осуществляющего минимизацию среднего квадрата ошибок. В векторной форме решение имеет вид: $H_{\text{опт}} = R_Y^{-1} R_{YS}$.

Анализируя данное выражения видно, что минимальная ошибка фильтрации будет зависеть от формы полезной составляющей, матрицы взаимной корреляционной функции полезной составляющей и входной последовательности.

При отсутствии априорной информации о полезной и шумовой составляющих сильно осложняется использование Винеровского подхода обработки изображений. Расчёт оптимальной импульсной характеристики фильтра Винера предполагает

наличие полной априорной информации о полезной и шумовой составляющих [3]. Также накладываются дополнительные условия на взаимные корреляционные матрицы полезной и шумовой составляющих и вектор взаимной корреляции R_{YS} , которые на практике выполняются со значительными допущениями [18].

Вейвлет-анализ

Одной из разновидностей спектрального анализа является Вейвлет-анализ, в котором вместо простых колебаний используются функции особого рода, которые называются вейвлетами. Это функции изменяющейся частоты и ограниченные по времени. Вейвлет-преобразования оказались эффективной альтернативой преобразованию Фурье в различных практических приложениях благодаря их способности к адаптации при анализе нестационарных сигналов. Главные его применения – сжатие данных и подавление шумовых составляющей [3].

При применении вейвлет-преобразования нестационарный сигнал анализируется с помощью разложения по базисным функциям, полученным из некоторого прототипа путём сжатия (растяжения) и сдвигов. Функцию-прототип называют материнским вейвлетом и выбирают для исследования данного конкретного полезного сигнала [17].

Для использования двумерного вейвлет-преобразования необходимо иметь двумерную масштабирующую функцию $\varphi_{k_1 k_2} = \varphi_{k_1} * \varphi_{k_2}$ и три двумерных вейвлет-функции, которые измеряют вариации функции – изменение яркости для изображения по разным направлениям: $\psi^H_{k_1 k_2} = \psi_{k_1} * \varphi_{k_2}$ - вариации вдоль столбцов, $\psi^V_{k_1 k_2} = \psi_{k_2} * \varphi_{k_1}$ - вариации вдоль строк и $\psi^D_{k_1 k_2} = \psi_{k_1} * \psi_{k_2}$ вариации вдоль диагонали. Каждая функция представляет собой произведение одномерной масштабирующей функции и соответствующей вейвлет-функции [3]:

$$\begin{aligned} \varphi_{j,k_1 k_2} &= 2^{j/2} * \varphi_{2^j * k_1 - m, 2^j * k_2 - n}, \psi^H_{j,k_1 k_2} = \\ &2^{j/2} * \psi^H_{2^j * k_1 - m, 2^j * k_2 - n}, \\ \psi^V_{j,k_1 k_2} &= 2^{j/2} * \psi^V_{2^j * k_1 - m, 2^j * k_2 - n}, \psi^D_{j,k_1 k_2} = \\ &2^{j/2} * \psi^D_{2^j * k_1 - m, 2^j * k_2 - n}. \end{aligned}$$

Причём выбирается $2^J = N = M$, так что $j = 0, J-1$, $n = 0, 2 * J - 1$ и $m = 0, 2 * J - 1$.

Дискретное вейвлет-преобразование функции $Y_{k_1 k_2}$ размерами $M \times N$ имеет вид [3]:

$$\begin{aligned} W_{\varphi_{j0,k_1 k_2}} &= \frac{1}{\sqrt{M * N}} \sum_{k_1=0}^N \sum_{k_2=0}^M Y_{k_1 k_2} \\ &* \varphi_{j0,k_1 k_2}, W_{\psi^H_{j,k_1 k_2}} = \\ &= \frac{1}{\sqrt{M * N}} \sum_{k_1=0}^N \sum_{k_2=0}^M Y_{k_1 k_2} \\ &* \psi^H_{j,k_1 k_2}, \\ W_{\psi^V_{j,k_1 k_2}} &= \frac{1}{\sqrt{M * N}} \sum_{k_1=0}^N \sum_{k_2=0}^M Y_{k_1 k_2} * \\ \psi^V_{j,k_1 k_2}, W_{\psi^D_{j,k_1 k_2}} &= \frac{1}{\sqrt{M * N}} \sum_{k_1=0}^N \sum_{k_2=0}^M Y_{k_1 k_2} * \\ &\psi^D_{j,k_1 k_2}, \end{aligned}$$

где j_0 – произвольный начальный масштаб и коэффициенты $W_{\varphi_{j_0,k_1k_2}}$ определяют приближение функции $Y_{k_1k_2}$ в масштабе j_0 . Коэффициенты $W_{\Psi^H_{j,k_1k_2}}$, $W_{\Psi^V_{j,k_1k_2}}$ и $W_{\Psi^D_{j,k_1k_2}}$ определяют горизонтальные, вертикальные и диагональные детали для масштабов $j > j_0$. Исходная функция $Y_{k_1k_2}$ может быть восстановлена с помощью обратного дискретного вейвлет-преобразования [3]:

$$Y_{k_1k_2} = \frac{1}{\sqrt{M \cdot N}} \sum_n \sum_m W_{\varphi_{j_0,k_1k_2}} * \varphi_{j_0,k_1k_2} + \frac{1}{\sqrt{M \cdot N}} \sum_n \sum_m W_{\Psi^H_{j,k_1k_2}} * \Psi^H_{j,k_1k_2} + \frac{1}{\sqrt{M \cdot N}} \sum_n \sum_m W_{\Psi^V_{j,k_1k_2}} * \Psi^V_{j,k_1k_2} + \frac{1}{\sqrt{M \cdot N}} \sum_n \sum_m W_{\Psi^D_{j,k_1k_2}} * \Psi^D_{j,k_1k_2}.$$

Суть процедуры сглаживания шума заключается в том, что коэффициенты деталей подвергаются пороговому ограничению с целью отделения высокочастотной шумовой составляющей от исходного неискажённого изображения [19, 20, 21].

Проблемами при дискретном вейвлет-преобразовании являются: достаточно сложный математический аппарат; зависит от типа материнского вейвлета, т.е. требуется априорная информация о функции полезного двумерного сигнала. Поэтому, необходимо подбирать определённый, наиболее приспособленный материнский вейвлет для каждого изображения.

Методы повышения резкости изображения

Фильтр Собеля

Фильтр Собеля [22] – дискретный дифференциальный оператор, применяемый для вычисления приближенного значения градиента яркости изображения. Он часто используется в алгоритмах выделения границ при обработке изображений.

Фильтр Собеля вычислим, так как он основан на свертках изображения с небольшими ядрами; следовательно, он аппроксимирует градиент со значительной погрешностью, но качество аппроксимации оказывается достаточным для многих практических приложений.

Маски фильтра Собеля задаются матрицами:

$$G_x = \frac{1}{4} \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}, G_y = \frac{1}{4} \begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}.$$

Фильтр Собеля позволяет вычислить направление вектора градиента в плоскости для анализа изображения в виде угла φ между вектором градиента и направлением строк матрицы: $\varphi(x, y) = \arctg \left(\frac{G_y(x, y)}{G_x(x, y)} \right)$.

Одним из важнейших недостатков оператора Собеля является отсутствие у него полной вращательной симметрии.

Фильтр Превитта

Фильтр Превитта [22] использует одноименный оператор Превитта – метод выделения границ в обработке изображений, суть которого заключается в вычислении максимального отклика на множестве ядер свёртки для нахождения локальной ориентации границы в каждом пикселе.

Маски оператора Превитта задаются матрицами:

$$G_x = \frac{1}{3} \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}, G_y = \frac{1}{3} \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}.$$

Норма градиента оператора Превитта вычисляется аналогично оператору Собеля.

Фильтр Лапласа

Суть данного метода заключается в выборе дискретной формулировки второй производной и к последующему построению маски фильтра, основанной на данной формулировке. Согласно [25] простейшим изотропным оператором, основанным на производных, является лапласиан (оператор Лапласа), который в случае функции двух переменных $f(x, y)$ определяется как: $\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$.

Лапласиан считается линейным, так как производные любого порядка считаются таковыми. Данное выражение в дискретной форме: $\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f(x+1, y) + f(x-1, y) - 2f(x, y)$, $\frac{\partial^2 f}{\partial y^2} = f(x, y+1) + f(x, y-1) - 2f(x, y)$.

Таким образом, дискретная формулировка двумерного лапласиана двух переменных будет: $\nabla^2 f(x, y) = f(x+1, y) + f(x-1, y) + f(x, y+1) + f(x, y-1) - 4f(x, y)$.

Это уравнение может быть реализовано с помощью маски фильтра: $\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$, которая даёт изотропный результат для поворотов на углы, кратные 90° .

Диагональные направления также могут быть учтены в формуле дискретного лапласиана добавлением ещё двух членов – по одному для каждой диагонали. Маска фильтра, соответствующая такому новому определению, представлена: $\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$. Такая маска является изотропной для поворотов на углы, кратные 45° .

Следующие маски также часто используются на практике, они образованы из определения лапласиана, являющегося негативным: $\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$ и $\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$.

Применения этих масок даёт идентичный предыдущим маскам результат, но различие в знаке должно учитываться при комбинации – операцией сложения или вычитания – изображения, отфильтрованного лапласианом, с другим изображением.

Применение оператора Лапласа выделяет разрывы уровней яркости на изображении и подавляет области с малым изменением яркостей. Это приводит к получению изображения, содержащего сероватые линии на месте контуров и других разрывов, наложенные на тёмный фон без особенностей. Улучшение изображения происходит путём прибавления лапласиана-изображения к исходному.

Таким образом, обобщённый алгоритм применения лапласиана сводится к следующему: $g(x, y) = f(x, y) + c[\nabla^2 f(x, y)]$, где $f(x, y)$ и $g(x, y)$ – исходное и изображения с по-

вышенной резкостью. Константа $c = -1$, если использована маска фильтра лапласиана, и $c = 1$, если использованы «негативные» маски лапласиана.

Фильтр Канни

Метод Канни – многоступенчатый алгоритм, способный не только выделять контуры на изображениях, но и одновременно с этим устранять шум вблизи самих контуров.

Метод заключается в следующих этапах:

1) Размывание исходного изображения $g(m, n)$ с помощью фильтра Гаусса для уменьшения шума и подавления нежелательных деталей.

$$g(m, n) = G_0(m, n) \times f(m, n), \text{ где } G_0 = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{m^2+n^2}{2\sigma^2}\right).$$

2) Вычислить градиент $g(x, y)$ используя любую из дифференциальных операторов (Собеля, Превитта или др.) для получения:

$$M(m, n) = \sqrt{g_m^2(m, n) + g_n^2(m, n)}, \theta(m, n) = \tan^{-1}(g_n(m, n)/g_m(m, n)).$$

3) Определить порог для M :

$$M_T = \begin{cases} M(m, n), & \text{если } M(m, n) > T \\ 0, & \text{если } M(m, n) \leq T \end{cases}, \text{ где } M \text{ вы-}$$

брано таким образом, что все элементы края сохраняются, а шумовые составляющие подавляются.

4) Подавить не-максимумы, при этом отмечать только локальные максимумы как границы.

5) Ввести два порога – низкий τ_1 и высокий τ_2 , при которых все пиксели больше порога, скорее всего станут сильными краями, т.е. что между порогами – слабыми краями, а все что меньше нижнего обратятся в 0.

6) Определить какие из слабых краёв являются фактически сильными краями. Выполняем алгоритм отслеживания границ, при котором слабые края, связанные с сильными, становятся сильными, а слабые не связанные – удаляются. Таким образом устраняются разрывы в границах.

В результате получаем бинарное изображение без шумов и с замкнутыми отчетливыми контурами.

Морфологический анализ

Морфологические операторы [26] – фильтры, применяемые для морфологического анализа бинарных изображений. Морфологические операторы часто принимают двоичное изображение и структурирующий элемент в качестве входных данных и объединяют их с помощью операций над множествами (пересечение, объединение, включение, дополнение). Они обрабатывают объекты во входном изображении на основе характеристик его формы, которые закодированы в элементе структурирования. Морфологический анализ нашёл широкое применение в области векторизации изображений, оптического распознавания символов и в других задачах распознавания образов.

Обычно элемент структурирования имеет размер 3×3 и имеет начало координат в центральном пикселе. Он смещается по изображению и на каждом пикселе изображения его элементы сравниваются с набором базовых пикселей. Если два набора

элементов соответствуют условию, заданному оператором множества (например, если набор пикселей в элементе структурирования является подмножеством базовых пикселей изображения), пиксель под началом структурирующего элемента устанавливается в предварительно заданный элемент (0 или 1 для двоичных изображений). Поэтому морфологический оператор определяется его структурирующим элементом и применяемым оператором множества.

Основные операторы сужения и расширения часто используются для выбора или подавления признаков определённой формы, например, удаления шума из изображений или выбор объектов с определённым направлением.

Часто применяются составные морфологические операторы – открывающий и замыкающий фильтры. Первый состоит в последовательном применении сужающего и расширяющего операторов с одинаковым структурным элементом. Его морфологический эффект заключается в удалении малых изолированных частей фигуры. Применение сначала расширяющего, а затем сужающего оператора даёт замыкающий фильтр. Его эффект заключается в заполнении малых изолированных дырок фигуры. В обоих случаях, «малость» объекта определяется размером и формой структурного элемента операторов. Морфологические операторы также могут быть применены для удаления шума, но во многих задачах с этим лучше справляются пространственные фильтры.

Фильтрация в частотной области

Передаточная функция высокочастотного фильтра может быть получена из подобного низкочастотного фильтра при помощи соотношения: $H_{HP}(u, v) = 1 - H_{LP}(u, v)$ (1), где $H_{LP}(u, v)$ – передаточная функция соответствующего низкочастотного фильтра. Таким образом, частоты, ослабляемые низкочастотным фильтром, пропускаются высокочастотным фильтром, и наоборот.

Идеальные фильтры высоких частот

Двумерный идеальный фильтр высоких частот (идеальный ФВЧ) определяется формулой: $\hat{H}_{u,v} = \begin{cases} 0, & \text{при } D_{u,v} \leq D_0 \\ 1, & \text{при } D_{u,v} > D_0 \end{cases}$, где D_0 – частота среза; $D_-(u, v)$ – расстояние от точки (u, v) до начала координат, т.е.: $D_{u,v} = \left[\left(u - \frac{P}{2}\right)^2 + \left(v - \frac{Q}{2}\right)^2 \right]^{1/2}$ (2), где P и Q – размеры расширенного изображения.

Исходя из выражения (1), связывающего фильтры высоких и низких частот, мы вправе ожидать, что идеальные ФВЧ обладают такими же свойствами в отношении звона, как и идеальные ФНЧ.

Фильтры высоких частот Баттерворта

Передаточная функция двумерного высокочастотного фильтра Баттерворта (ФВЧ Баттерворта) порядка n с частотой среза D_0 задается формулой: $H(u, v) = \frac{1}{1 + \left[\frac{D_0}{D(u,v)}\right]^{2n}}$, где расстояние $D(u,v)$ вычисляется согласно (2). Как и в случае с низкочастотными фильтрами, ФВЧ Баттерворта обладает более гладкой обработкой по сравнению с идеальным ФВЧ.

Гауссовы фильтры высоких частот

Передаточная функция гауссова фильтра высоких частот (ФВЧ Гаусса) с частотой среза, расположенной на расстоянии D_0 от центра частотного прямоугольника, задается формулой: $H(u, v) = 1 - e^{-D^2(u, v)/2D_0^2}$, где расстояние $D(u, v)$ вычисляется согласно (2).

Исследование фильтрации высокочастотной составляющей

Изображения несут в себе огромный объем данных, поэтому качество изображений напрямую

влияет на объем получаемой полезной информации об исследуемом объекте.

В рамках проекта разрабатывается многофункциональный ЭОП, для которого один из важнейших параметров – качество съёмки. В связи с этим необходимо определить эффективный метод выделения высокочастотной составляющей изображения.

В предыдущем разделе рассматривались различные методы фильтрации, далее будет проведено моделирование смазывания изображений и выделение их высокочастотных компонент. Для этого были выбраны три полутоновых изображения, которые можно видеть на рис. 4.

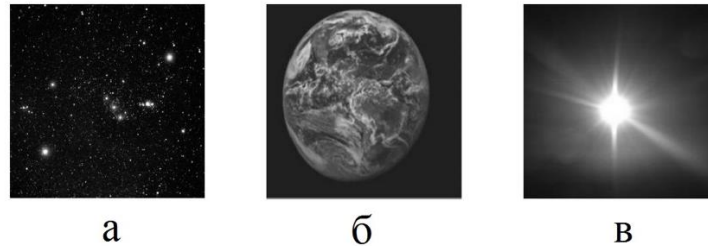


Рис. 3. – Обработываемые изображения.

В программной среде Matlab к каждому изображению были применены алгоритмы, моделирующие разного вида шумы – гауссов, пуассона, импульсный, мультипликативный и комбинированный, составленный из четырех предыдущих. Затем изображения были обработаны алгоритмом адаптивной фильтрации, описанным Андряковым А.А в [27].

В процессе обработки получаем набор изображений (рис. 8-15). На них показаны результаты воздействия шумов на выбранные изображения (рис. 4.). Полученные изображения получились сильно размытыми. Для решения этой проблемы необходимо дополнительно обработать изображения, а именно – выделить на них высокочастотные составляющие. Для этого воспользуемся следующими фильтрами: Собеля, Превитта, Канни, Лапласа, Идеальный ФВЧ, ФВЧ Баттерворта и ФВЧ Гаусса.

Результаты применения каждого фильтра приведены на рис. 8-15.

Сравнение фильтров осуществлялось по следующим критериям:

1) Время работы фильтра, измеряемое в секундах.

2) Мера структурного подобия SSIM: $SSIM = \left(\frac{\sigma_{uv}}{\sigma_u \sigma_v} \right) \left(\frac{2m_u m_v}{m_u^2 + m_v^2} \right) \left(\frac{2\sigma_u \sigma_v}{\sigma_u^2 + \sigma_v^2} \right)$, $\sigma_u = \sum_i \sum_j \left(\frac{u_{ij} - m_u}{(M-1)(N-1)} \right)^2$, $\sigma_v = \sum_i \sum_j \left(\frac{v_{ij} - m_v}{(M-1)(N-1)} \right)^2$, $\sigma_{uv} = \sum_i \sum_j \left(\frac{(u_{ij} - m_u)(v_{ij} - m_v)}{(M-1)(N-1)} \right)$, где u, v – исходное изображение и отфильтрованное изображение; i, j – номера пикселей исходного изображения и отфильтрованное изображение; M, N – раз-

меры изображения и отфильтрованного изображения; m_u, m_v – математическое ожидание исходного изображения и отфильтрованного изображения. Чем больше SSIM, тем больше мера подобия данных изображений. Величина SSIM принимает значения от 0 до 1. Для удобства будем использовать $RSSIM = 1 - SSIM$, таким образом, чем меньше RSSIM, тем больше мера схожести изображений.

Результаты сравнения сведены в гистограммы, соответствующие каждому типу шума, где приведены средние показатели критериев оценки изображения для каждого фильтра (рис. 5-7). На приведённых гистограммах можно отметить, что фильтры Собеля, Превитта, Канни и Лапласа имеют высокие показатели по первому критерию при всех видах шумов, что говорит о больших различиях исходного и обработанного изображений. Но они производят обработку быстрее, об этом нам говорят их низкие показатели по второму критерию. Оставшиеся фильтры высоких частот показывают хорошие результаты на каждом зашумленном изображении, как в степени подобия изображений, так и в быстродействии. Худшие результаты у идеального ФВЧ и ФВЧ Гаусса наблюдаются при обработке изображений с шумом Пуассона. Из всего перечня фильтров выделяется ФВЧ Баттерворта, который показывает приблизительно одинаково хорошие результаты, вне зависимости от типа зашумления.

Исходя из результатов моделирования, можно заключить, что наиболее эффективно с задачей выделения высокочастотной составляющей справляются методы частотной фильтрации, наилучшие результаты показал ФВЧ Баттерворта.

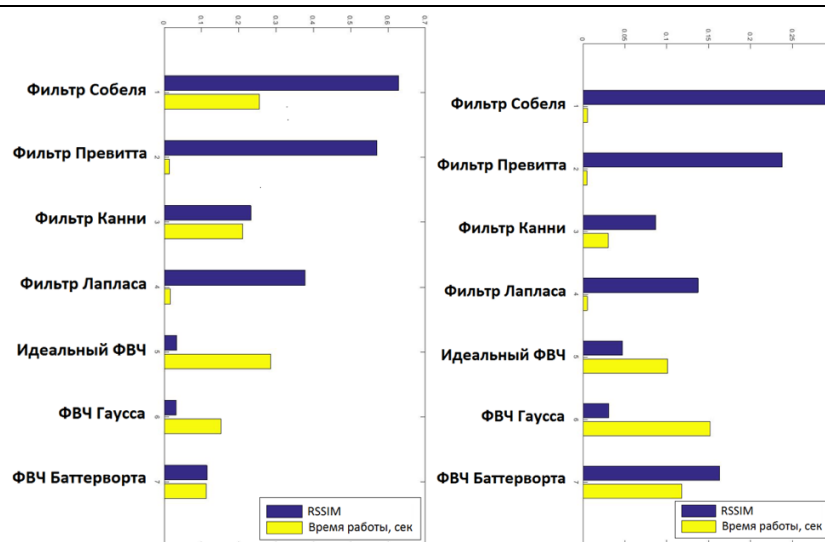


Рис. 4. – Гистограмма количественных оценок качества фильтрации изображений, зашумлённых гауссовым шумом (слева) и зашумлённых шумом Пуассона (справа)

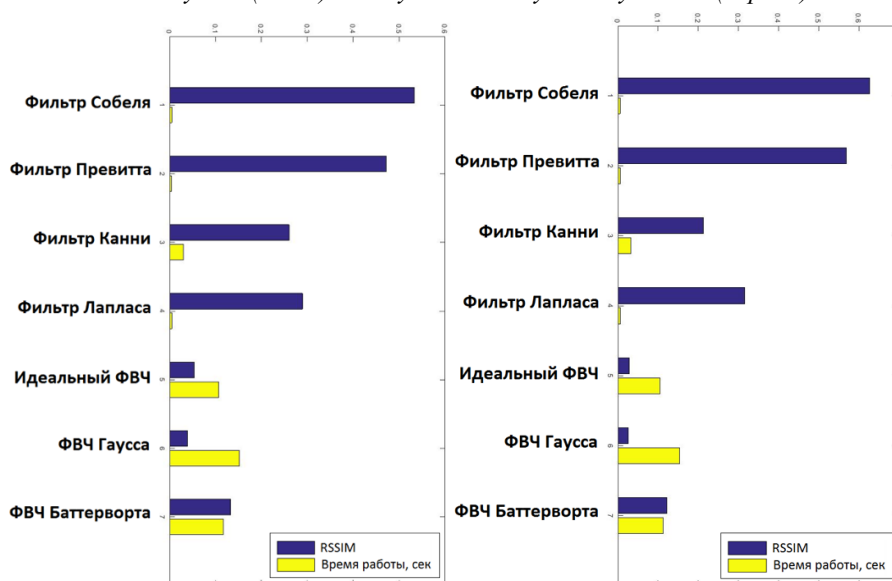


Рис. 6. – Гистограмма количественных оценок качества фильтрации изображений, зашумлённых импульсным шумом (справа) и зашумлённых мультипликативным шумом (слева).



Рис. 7. – Гистограмма количественных оценок качества фильтрации изображений, зашумлённых комбинированным шумом.

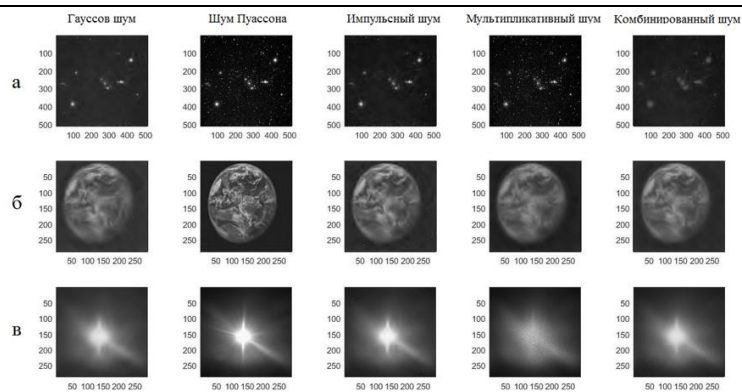


Рис. 8. – Результат применения адаптивной фильтрации.

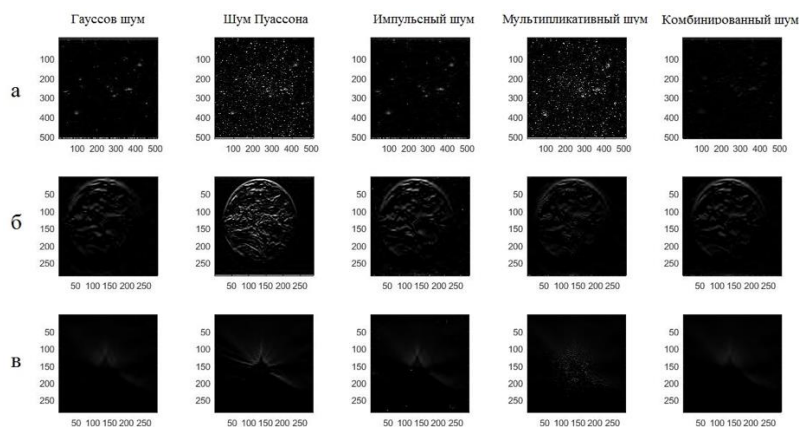


Рис. 9. – Результат применения фильтра Собеля.

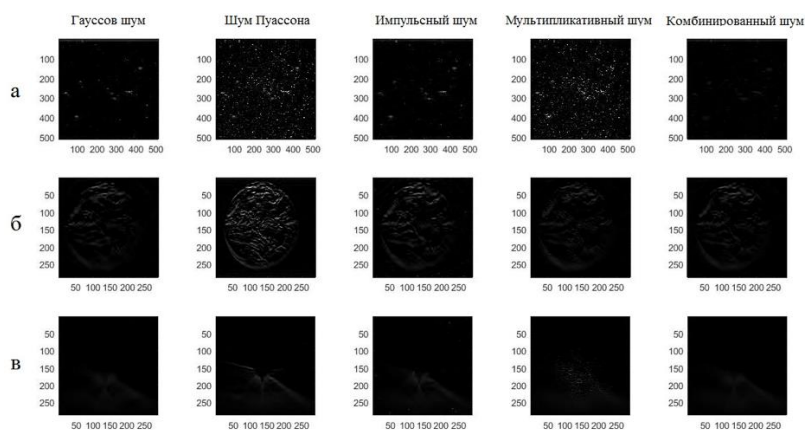


Рис. 10. – Результат применения фильтра Превитта.

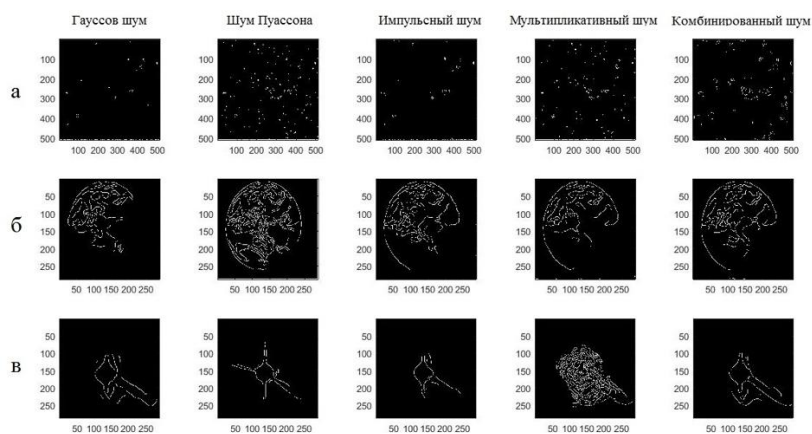


Рис. 11. – Результат применения фильтра Канни.

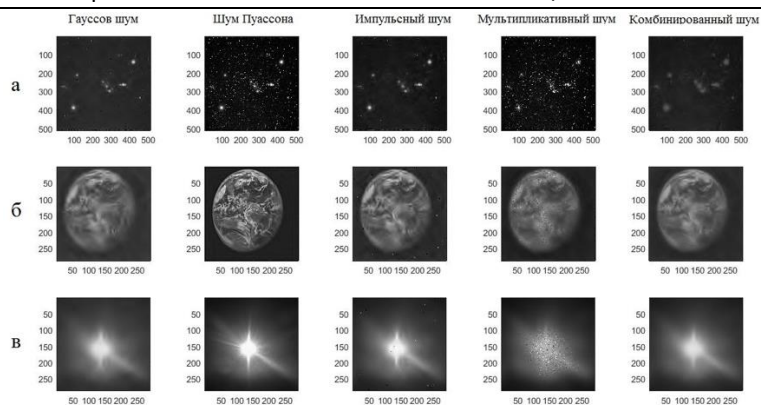


Рис. 12. – Результат применения фильтра Лапласа.

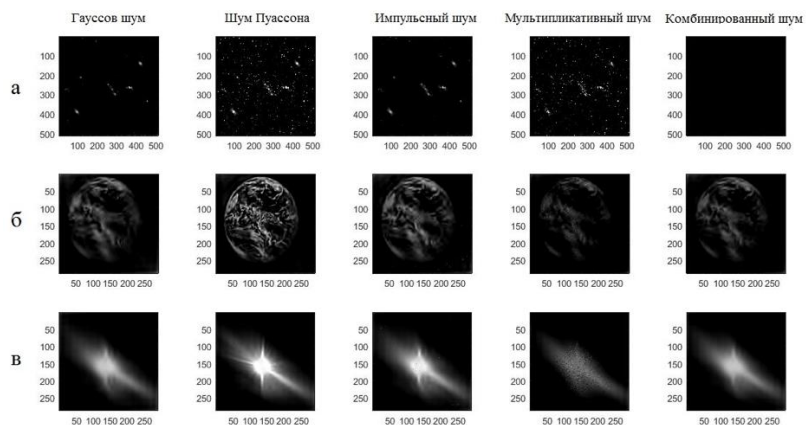


Рис. 13. – Результат применения идеального ФВЧ.

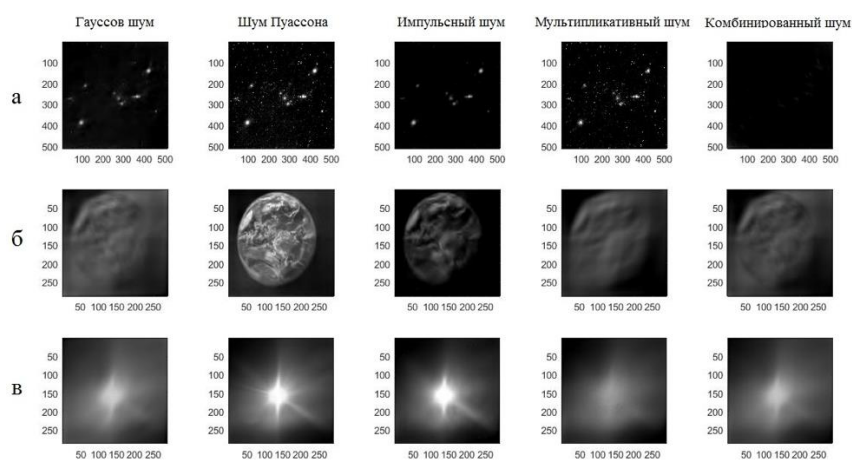


Рис. 14. – Результат применения ФВЧ Баттерворта.

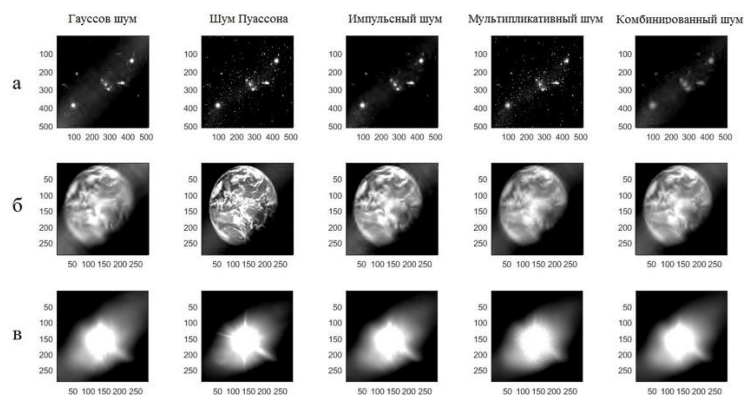


Рис. 15. – Результат применения ФВЧ Гаусса.

Заключение

В работе исследованы методы фильтрации высокочастотной составляющей изображения. По результатам моделирования установлено, что наиболее эффективно с этой задачей справляются фильтр высоких частот: фильтр Баттерворта, способный быстро выполнять обработку, а после его применения изображение сохраняет большую информативную составляющую. Также приемлемые результаты показали идеальный и Гауссов высокочастотные фильтры, они лишь немного уступают в быстродействии и сохранении информативности элементов изображения.

Разностные фильтры оказались менее эффективны, показав наибольшее время обработки, а также после их применения может теряться большой объем полезной информации. Работа выполнена при финансовой поддержке гранта Российского научного фонда, Санкт-Петербургского научного фонда (соглашение № 22-29-20186 и № 03/2022).

Список литературы:

1. Пахомов С. ПЗС- и КМОП-сенсоры для цифровых фото- и видеокамер // <http://com-press.ru/article.aspx?id=12513> (Дата обращения 27.05.2023)
2. Основные типы светочувствительной матрицы CCD (ПЗС) и CMOS (КМОП) // http://ys33.ru/poleznaya_informaciya/osnovnye_tipy/ (Дата обращения 27.05.2023)
3. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений Издание 3-е, исправленное и дополненное Москва: Техносфера, 2012. – 1104 с., ISBN 978-5-94836-331-8
4. Ярославский Л.П. Введение в цифровую обработку изображений. М- Сов. Радио 1979
5. Mitra S., Sicuranza G. Nonlinear Image Processing. Academic Press, 2001
6. Прэтт У. Цифровая обработка изображений – М.: Мир, 1982 г. – 790 с.
7. Т.С. Хуанг, Дж.-О. Эклунд, Г. Дж. Нуссбаумер и др «Быстрые алгоритмы в цифровой обработке изображений»; Под ред. Т. С. Хуанга: Пер. с англ - М. Радио и связь, 1984. -224 с., ил.
8. Бондина Н.Н., Калмычков А.С., Кривенцов В.Э Сравнительный анализ алгоритмов фильтрации медицинских изображений. // Вестник НТУ «ХПИ». Серия: информатика и моделирование. - Харьков: НТУ «ХПИ». – 2012. - №38 – С.14-25.
9. Buades, A. Image and film denoising by non-local means. Ph. D. Thesis submitted by Antoni Buades / A. Buades // Universitat de les Illes Balears Dpt. De matemàtiques I informàtica. – 2005. – P. 149.
10. Awate, S.A. Image denoising with unsupervised, informationtheoretic, adaptive filtering / S.A. Awate, R.T. Whitaker // Proc. of the IEEE Int. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2005. – P. 129-135.
11. Buades, A. A non-local algorithm for image denoising / A. Buades, B. Coll, J.M. Morel // In Proc. of the IEEE Int. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2005. – P.110-125.
12. Buades, A.A. Review of image denoising algorithms with a new one / A.A. Buades, B. Coll, J.M. Morel // Multiscale Modeling and simulation, 4(2). – 2005. – P.490-530.
13. Марпл, С.Л. Цифровой спектральный анализ и его приложения / С.Л. Марпл. – М.: Мир, 1990. – С. 584.
14. Грузман, И.С. Цифровая обработка изображений в информационных системах / И.С. Грузман, В.С. Киричук, В.П. Косых, Г.И. Перетягин. – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2000. – С.168.
15. Taguchi A. Adaptive L-filters Based on Fuzzy Rules / A. Taguchi, M Meguro // San Jose (California, USA): Proc. of IS&T/SPIE Symposium on electronic imaging, Science and Technology. – 1995. – V.2424. – P.76-83.
16. Astola, J. Fundamentals of nonlinear digital filtering / J. Astola, P. Kuosmanen // Boca Raton (USA): CRC Press LLC. – 1997. – P. 276.
17. Mallat, S. A wavelet tour of signal processing / S. Mallat // Academic Press. – 1997. – P. 13-20.
18. Солонина, А.И. Основы цифровой обработки сигналов / А.И. Солонина, Д.А. Улахович, С.М. Арбузов, Е.Б. Соловьева. – СПб: БХВ-Петербург, 2005. – С.768.
19. Gagnon, L. Speckle Filtering of SAR Images – a Comparative Study between Complex Wavelet Based and Standard Filters / L. Gagnon, A. Jouan // Proc. of IS&T/SPIE International Conference on Wavelet Applications on Signal Processing and Image Processing V. 3169, San Jose (CA, USA). – 1997. – P.80-91.
20. Donoho, D.L. Adapting to unknown smoothness by wavelet shrinkage / D.L. Donoho, I.M. Johnstone // Journal of American Statistical Association. – 1995. – V.90, № 11. – P.1200-1224.
21. Oktem, R. Transform Domain Algorithms for Image Compression and Denoising / R. Oktem // Tampere University of Technology, Thesis for the degree of Doctor of Technology, Tampere (Finland). – 2000. – P. 142.
22. Гуров А.А., Порфирьева Н.Н. Обработка изображений на ЭВМ методами линейной фильтрации // Труды ГОИ им. С.И. Вавилова. – Л, 1982 г. – Вып. 185. – С. 33–50.
23. Canny J. A Computational Approach to Edge Detection, IEEE Trans. PAMI, vol. 8, № 16, 1986, pp.679-697.
24. Richard Alan Peters II «A New Algorithm for Image Noise Reduction using Mathematical Morphology». IEEE Transactions on Image Processing, Volume 4, Number 3, pp. 554-568, May 1995
25. A. Rosenfeld and A. C. Kak, Digital Image Processing, vol. 2, 2nd ed. New York: Academic, 1982.
26. Введение в математическую морфологию// (http://graphics.cs.msu.su/courses/cg01b/mat_morph.zip)(Дата обращения: 28.06.2023)
27. Андрияков А.А. Разработка миниатюрного электронно-оптического датчика системы управления сверх малого космического аппарата // БГТУ им. Д.Ф.Устинова "ВОЕНМЕХ". – 2018 г. – С.165