

Москва, 2022 г.

Содержание

Введение	4
1 Общие сведения	6
1.1 Характеристика организации	6
1.2 Техническое задание	6
2 Классификация существующих методов повышения качества изображения	7
2.1 Методы фильтрации шумов	7
2.1.1 Метод среднего арифметического	7
2.1.2 Метод медианной фильтрации	8
2.1.3 Метод билатеральной фильтрации	8
2.2 Методы обратной свертки	9
2.2.1 Обратная свертка Винера	10
2.2.2 Обратная свертка Ричардсона-Люси	12
2.3 Методы повышения разрешения	13
3 Результаты работы программы	14
3.1 Методы фильтрации шумов	14
3.2 Методы обратной свертки	16
3.3 Методы повышения разрешения	17
3.4 Выводы	18
Заключение	19
Список использованных источников	20

Введение

В мире происходит научно-техническая революция, обусловленная гигантским скачком в достижениях науки и техники, в жизни всего общества. Развитие ракетно-космической техники, космические исследования и освоение космического пространства являются одним из характерных проявлений современной научно-технической революции. Космонавтика — синтез того, что достигнуто сейчас мировой наукой и техникой [1].

Космические исследования, такие как разработка и создание ракетно-космических систем, работающих в космосе, искусственных спутников Земли, пилотируемых космических кораблей, и межпланетных автоматических станций, ускорили развитие некоторых научно-технических областей, которые до этого не были связаны непосредственно с космосом.

Основной и наиболее важной областью исследований сегодня является околоземное космическое пространство. Вслед за первыми искусственными спутниками были созданы и выведены на орбиты вокруг Земли тысячи других, имеющих разнообразное назначение и применение.

Цель летней практики — разработка программного комплекса для сбора информации об искусственных спутниках Земли.

Для достижения указанной выше цели были выделены следующие ключевые задачи:

- на основе данных о видимых искусственных спутниках Земли необходимо решить задачу планирования порядка получения информации о заданном объекте на протяжении суток в каждую секунду времени;
- при множественном выборе в планировании выделить систему приоритетов на основе весовых коэффициентов и оценке физического положения прибора наблюдения в конкретный момент времени;
- после сбора данных необходимо составить таймлайн объекта;
- следует выполнить обработку изображений на предмет шумов и осуществить повышение разрешения с целью улучшения визуальных характеристик объекта. При реализации этого функционала использовать математические модели, а также нейросети;

- также предложено реализовать собственную нейронную сеть, решающую задачу классификацию спутников по их снимкам, полученным благодаря специальному оборудованию мониторинга космического пространства.

Индивидуальным заданием является проектирование и создание программного обеспечения, позволяющего улучшить качество изображений спутников посредством удаления шумов и повышения разрешения, в рамках которого следует решить нижеперечисленные задачи:

- изучить общие принципы повышения качества изображения;
- выполнить классификацию существующих методов;
- рассмотреть математические методы;
- изучить актуальные решения, использующие нейронные сети;
- реализовать дискретный модуль разрабатываемого программного комплекса;
- протестировать разработанное ПО.

1 Общие сведения

1.1 Характеристика организации

Межгосударственная акционерная корпорация «Вымпел» — ведущее предприятие российской оборонной промышленности в области РКО. Входит в состав АО «Концерн «ВКО «Алмаз-Антей» [2].

Корпорация «Вымпел» отвечает за широкий комплекс наукоемких работ, связанных с проектированием, созданием, испытаниями и развитием систем, решающих задачи предупреждения о ракетном нападении (СПРН), противоракетной обороны (ПРО) и контроля космического пространства (СККП), создает и совершенствует программно-алгоритмическое обеспечение для одновременной обработки гиперобъемной информации и визуализации ее результатов на командных пунктах этих систем.

Все системы и средства РКО работают в полностью автоматическом режиме, в реальном масштабе времени, с возможностью одновременного управления с командных пунктов.

1.2 Техническое задание

Индивидуальным заданием является проектирование и создание ПО, позволяющего улучшить качество изображений спутников посредством удаления шумов и повышения разрешения.

Все необходимые данные были предоставлены организацией.

2 Классификация существующих методов повышения качества изображения

2.1 Методы фильтрации шумов

Фильтрация — подавление шума целевого изображения при максимальном сохранении деталей. Это незаменимая операция при предварительной обработке. Качество данного этапа напрямую влияет на эффективность анализа последующей обработки и анализа изображения. Обычно энергия сигнала сосредоточена в низком и среднем диапазоне амплитудного спектра, тогда как в более высоких частотных диапазонах интересующая информация часто перегружена шумом. Следовательно, фильтр, который может уменьшить амплитуду высокочастотных компонентов, может уменьшить влияние шума [3].

Выделяют два основных требования для обработки фильтрации:

- не повреждать контур и края объектов;
- сделать изображение четким и качественным.

Далее представлены основные методы фильтрации шумов и описаны их принципы работы.

2.1.1 Метод среднего арифметического

Метод среднего арифметического состоит в том, что в заданной окрестности среднее значение всех пикселей является окончательным результатом вычисления, а вес каждого пикселя одинаков, что является обратной величиной общего количества пикселей. Среднее сглаживание является линейным. После задания параметров шаблон определяется и не будет изменяться из-за различных положений и распределения пикселей. Основной операцией линейного шаблона является свертка [4].

2.1.2 Метод медианной фильтрации

Медианный фильтр M из входящего сигнала C создает медианный образ сигнала \tilde{C} . Входящий сигнал C подается на медианный фильтр $M : C \rightarrow \tilde{C}$ [5].

В медианном фильтре сначала производится выбор значений, попавших в окно фильтра при нахождении окна в точке x , $\hat{O}(x) : C \rightarrow O$.

Далее производится сортировка значений окна O функцией сравнения значений Φ и строится упорядоченное множество $\Phi(O) \rightarrow \tilde{O}$, а после выбирается медианное значение¹: $m(\tilde{O}) \rightarrow o_m$ и записывается в $\tilde{C}(x) = o_m$.

Таким образом, медианный фильтр $M : C \rightarrow \tilde{C}$ является последовательностью трех действий:

1. Выбор значений, попавших в окно фильтра $\hat{O}(x) : C \rightarrow O$.
2. Сортировка значений окна $\Phi(O) \rightarrow \tilde{O}$.
3. Выбор из \tilde{O} медианного значения $m(\tilde{O}) \rightarrow o_m$ и запись его в медианный образ сигнала \tilde{C} в точку с координатой x , $\tilde{C}(x) = o_m$.

Следует отметить, что фильтрационное окно может быть произвольной геометрической формы.

2.1.3 Метод билатеральной фильтрации

Билатеральный фильтр определяется следующим образом [6]:

$$I^{\text{filtered}}(x) = \frac{1}{W_p} \sum_{x_i \in \Omega} I(x_i) f_r(\|I(x_i) - I(x)\|) g_s(\|x_i - x\|), \quad (2.1)$$

$$W_p = \sum_{x_i \in \Omega} f_r(\|I(x_i) - I(x)\|) g_s(\|x_i - x\|), \quad (2.2)$$

где

- I^{filtered} — изображение, после применения фильтрации;

¹Медиана набора чисел — число, которое находится в середине этого набора, если его упорядочить по возрастанию, то есть такое число, что половина из элементов набора не меньше него, а другая половина не больше

- I — исходное изображение;
- x — координаты текущего пикселя для фильтрации;
- Ω — окно с центром в x , тогда $x_i \in \Omega$ соседний пиксель;
- f_r — интенсивности пикселей;
- g_s — функция Гаусса.

Пиксель просто заменяется взвешенным средним его соседей.

$$w(i, j, k, l) = \exp \left(-\frac{(i - k)^2 + (j - l)^2}{2\sigma_d^2} - \frac{\|I(i, j) - I(k, l)\|^2}{2\sigma_r^2} \right), \quad (2.3)$$

где σ_d и σ_r — сглаживающие параметры, и $I(i, j)$ и $I(k, l)$ — интенсивности пикселей (i, j) и (k, l) соответственно.

После вычисления весов, необходимо нормализовать их:

$$I_D(i, j) = \frac{\sum_{k,l} I(k, l)w(i, j, k, l)}{\sum_{k,l} w(i, j, k, l)}, \quad (2.4)$$

где I_D интенсивность пикселя (i, j) без шума.

2.2 Методы обратной свертки

Обратная свертка, деконволюция, развертка — операция, обратная свертке сигналов. Обратная свертка широко используется в обработке сигналов и изображений, а также для других инженерных и научных приложений [7].

В общем случае целью деконволюции является поиск решения уравнения свертки, заданного в виде:

$$f * g = h \quad (2.5)$$

Обычно h — записанный сигнал, а f — сигнал, который требуется восстановить, причем известно, что сигнал h получен путем свертки сигнала f с некоторым известным сигналом g . Если сигнал g неизвестен заранее, его

требуется оценить. Обычно это делается с помощью методов статистического оценивания.

2.2.1 Обратная свертка Винера

Ошибка системы равна разности между оценкой $d(t)$ и реальным значением $y(t)$ полезного сигнала $e(t) = d(t) - y(t)$ [8]. Минимальная среднеквадратическая ошибка по определению равна:

$$\begin{aligned}\eta &= \overline{e^2} = \overline{d^2} - 2\overline{dy} + \overline{y^2} = \\ &= \overline{d^2} - 2 \int_{-\infty}^{+\infty} w(\tau) \overline{f(t-\tau)d(t)} d\tau + \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} w(\xi)w(\mu) \overline{f(t-\xi)f(t-\mu)} d\xi d\mu = \\ &= \overline{d^2} - 2 \int_{-\infty}^{+\infty} w(\tau) \rho_{fd}(\tau) d\tau + \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} w(\xi)w(\mu) \rho_{ff}(\xi - \mu) d\xi d\mu. \quad (2.6)\end{aligned}$$

Здесь используются обозначения для корреляционных функций:

$$\rho_{fd}(\tau) = \overline{f(t) d(t + \tau)},$$

$$\rho_{ff}(\tau) = \overline{f(t) f(t + \tau)}.$$

Черта над формулой означает осреднение по времени. Будем считать, что оптимальная импульсная характеристика системы существует и равна w_{opt} .

Тогда любая отличающаяся от нее импульсная характеристика системы может быть представлена в виде

$$w(t) = w_{\text{opt}}(t) + \alpha \theta(t), \quad (2.7)$$

где $\theta(t)$ — произвольная функция времени, α — варьируемый коэффициент.

Минимум среднеквадратической ошибки отклонения достигается при $\alpha = 0$. Для поиска $w_{\text{opt}}(t)$ нужно найти производную показателя качества η по

коэффициенту вариации α и приравнять ее нулю при $\alpha = 0$:

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \eta}{\partial \alpha} \Big|_{\alpha=0} &= -2 \int_{-\infty}^{+\infty} \theta(\tau) \rho_{fd}(\tau) d\tau + \\
&\int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} [w_{\text{opt}}(\xi) \theta(\mu) + w_{\text{opt}}(\mu) \theta(\xi)] \rho_{ff}(\xi - \mu) d\xi d\mu = \\
&-2 \int_{-\infty}^{+\infty} \theta(\xi) \rho_{fd}(\xi) d\xi + 2 \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \theta(\xi) w_{\text{opt}}(\mu) \rho_{ff}(\xi - \mu) d\xi d\mu = \\
&2 \int_{-\infty}^{+\infty} \theta(\xi) \left[\int_{-\infty}^{+\infty} w_{\text{opt}}(\mu) \rho_{ff}(\xi - \mu) d\mu - \rho_{fd}(\xi) \right] d\xi = 0. \quad (2.8)
\end{aligned}$$

Поскольку $\theta(\xi)$ — произвольная функция, последнее равенство выполняется тогда и только тогда, когда:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} w_{\text{opt}}(\mu) \rho_{ff}(\xi - \mu) d\mu - \rho_{fd}(\xi) = 0. \quad (2.9)$$

Это и есть уравнение Винера-Хопфа, определяющее оптимальную импульсную характеристику системы по критерию минимальной среднеквадратической ошибки. Для решения применим преобразование Лапласа к полученному уравнению. Известно, что преобразование Лапласа от свертки равно произведению преобразований Лапласа, тогда:

$$w_{\text{opt}}(p) S_{ff}(p) - S_{fd}(p) = 0, \quad (2.10)$$

где $w_{\text{opt}}(p) = Lw_{\text{opt}}(t)$, $S_{ff}(p) = L\rho_{ff}(t)$, $S_{fd}(p) = L\rho_{fd}(t)$.

Таким образом определяем оптимальный винеровский фильтр 1-го рода:

$$W_{\text{opt I}} = \frac{S_{fd}(p)}{S_{ff}(p)} \quad (2.11)$$

Когда порядок полинома в числителе оказывается выше порядка полинома в знаменателе, винеровский фильтр 1-го рода физически нереализуем. Для решения задачи, после определения импульсной характеристики ее принудительно приравнивают нулю при отрицательных значениях t (именно отличие $w(t)$ от нуля при $t < 0$ характеризует физическую нереализуемость системы)

и таким образом получают физически реализуемый винеровский фильтр 2-го рода.

2.2.2 Обратная свертка Ричардсона-Люси

По принятой модели преобразования можно записать процесс формирования сигнала изображения в виде [9]:

$$g(x, y) = f(x, y) \otimes h(x, y) + n(x, y) \quad (2.12)$$

Шумовую составляющую можно рассматривать как разность:

$$n(x, y) = g(x, y) - f(x, y) \otimes h(x, y) \quad (2.13)$$

Если вычислить достаточно точную оценку входного распределения и подставить ее в выражение, то шумовая компонента будет уменьшаться. При неточной оценке шумовая компонента будет увеличиваться. В пределе при идеальной оценке получим нулевой уровень шума.

Если в данном выражении прибавить входное распределение к левой и правой частям уравнения, то получим:

$$f(x, y) = f(x, y) + [g(x, y) - f(x, y) \otimes h(x, y)] \quad (2.14)$$

Данное уравнение может рассматриваться как итерационная процедура вычисления выходного распределения, при котором новая величина является суммой предыдущих оценок и элемента коррекции. Элемент коррекции является разностью измеренного сигнала изображения и предыдущего вычисления с использованием текущего входного сигнала. На k -ом шаге вычислений оценка входного сигнала изображения записывается в виде:

$$f_k(x, y) = f_{k-1}(x, y) + [g(x, y) - f_{k-1}(x, y) \otimes h(x, y)] \quad (2.15)$$

Первой оценкой входного сигнала является текущее выходное распределение. Алгоритм Ричардсона-Люси итеративно вычисляет оценку максимального правдоподобия входного сигнала и реализуется в предположении, что PSF системы известно, а шум описывается распределением Пуассона. Вход-

ные и выходные сигналы представлены в виде векторов дискретных отсчетов, PSF системы - в виде двумерной матрицы. Тогда отсчеты входного, выходного сигналов и PSF системы связаны выражением дискретной свертки:

$$g_i = \sum_j h_{ij} \otimes f_j \quad (2.16)$$

Суммирование по индексу j происходит при вычислении каждого отсчета изображения с номером i . Тогда выражение для алгоритма Ричардсона-Люси в дискретной форме запишется в виде:

$$f_j = f_j \sum \left(\frac{h_{ij} \otimes g_i}{\sum h_{jk} \otimes f_k} \right) \quad (2.17)$$

2.3 Методы повышения разрешения

Для решения данной задачи используются нейросети. Существует большое количество готовых обученных моделей. Следует рассмотреть несколько основных и определить наиболее подходящую:

- **EDSR** — лучшая модель с точки зрения качества выходного изображения. Однако, она также самая большая и обладает низким быстродействием [10];
- **ESPCN** — маленькая легковесная модель с высокой скоростью работы [11];
- **FSRCNN** — лучшая модель с точки зрения быстродействия, что позволяет обрабатывать видео в режиме реального времени [12];
- **LapSRN** — промежуточная модель среди предложенных. Обладает средним значением скорости и качества выходного изображения [13].

3 Результаты работы программы

3.1 Методы фильтрации шумов

Ниже представлены результаты фильтрации билатеральным методом при различных квадратных фильтрационных окнах.

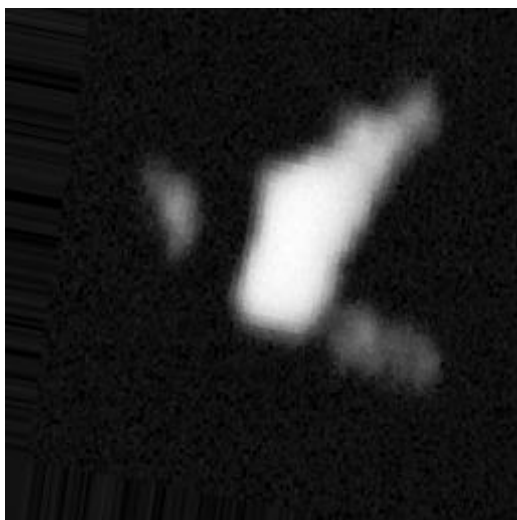


Рисунок 3.1 – Исходное изображение

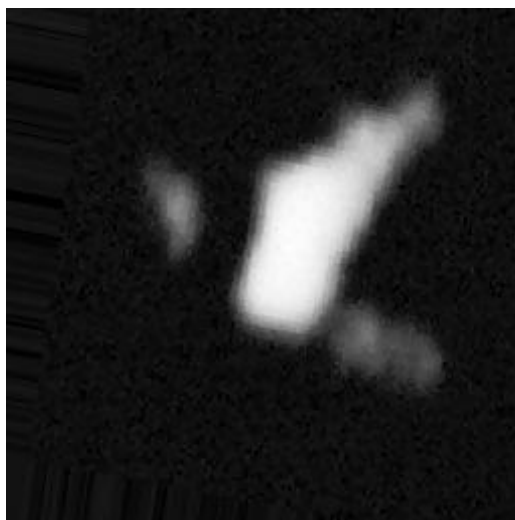


Рисунок 3.2 – 3x3

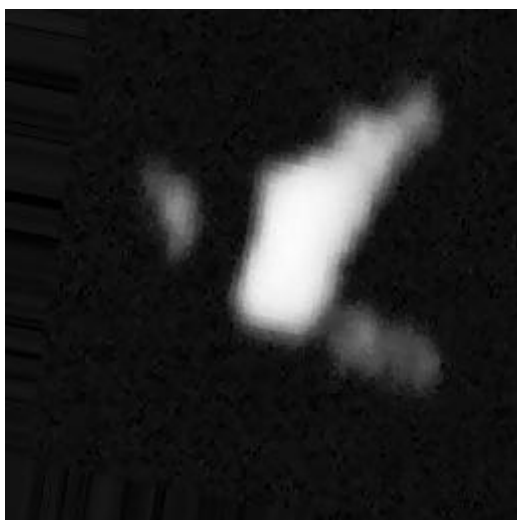


Рисунок 3.3 – 5x5

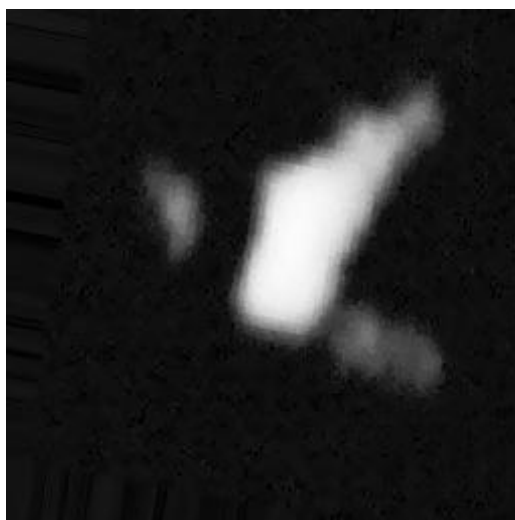


Рисунок 3.4 – 7x7

Далее приведены примеры работы методов фильтрации при дисковом окне размера 10.

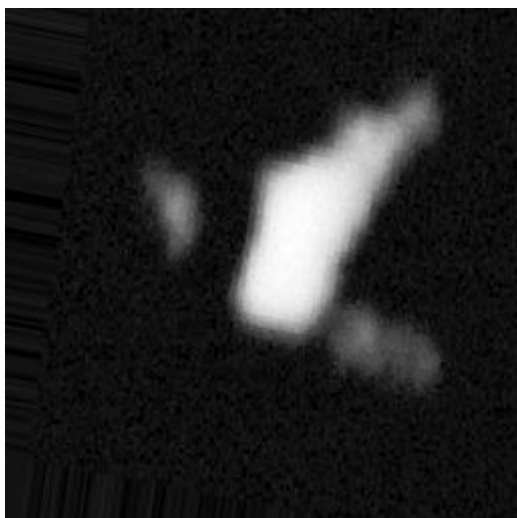


Рисунок 3.5 – Исходное изображение



Рисунок 3.6 – Фильтр среднего

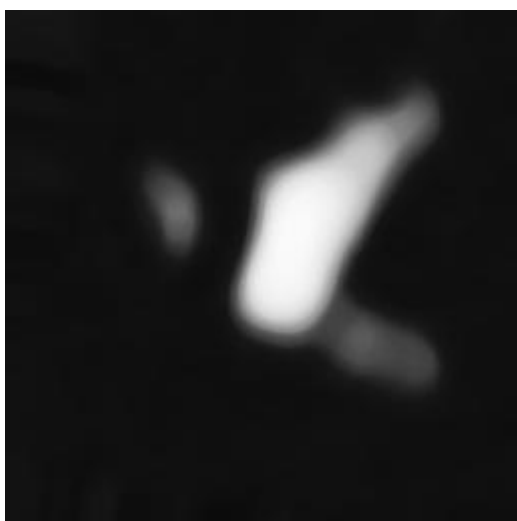


Рисунок 3.7 – Медианный фильтр

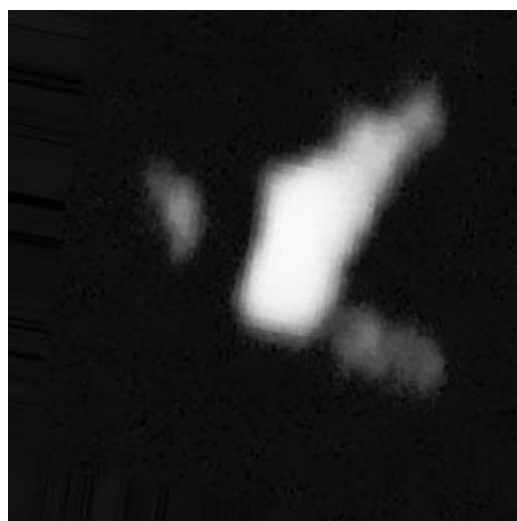


Рисунок 3.8 – Билатеральный фильтр

3.2 Методы обратной свертки

На рисунках 3.9–3.11 показаны результаты применения алгоритмов обратной свертки.

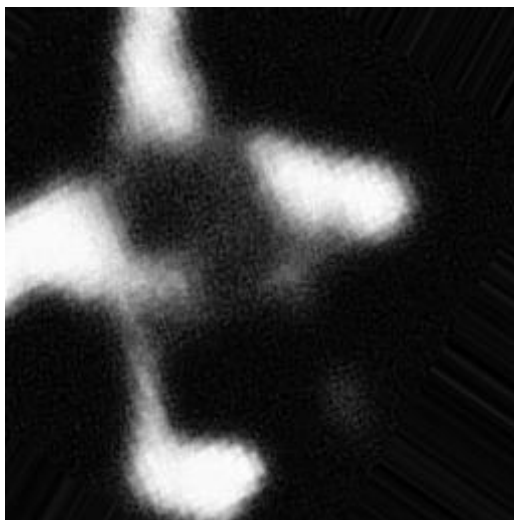


Рисунок 3.9 – Исходное изображение

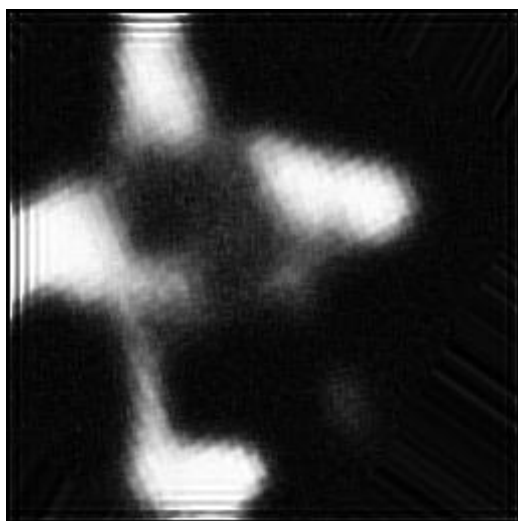


Рисунок 3.10 – Ричардсон-Люси

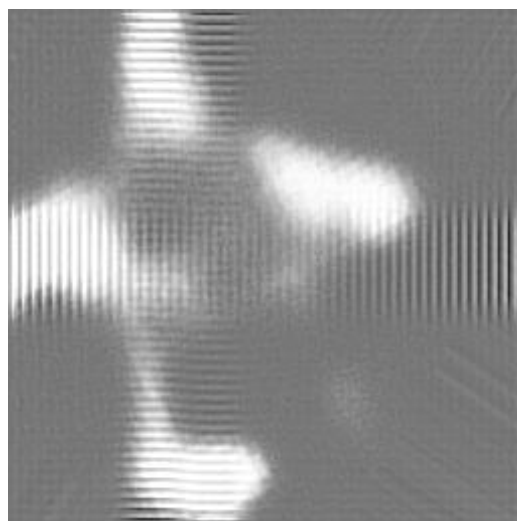


Рисунок 3.11 – Винер

3.3 Методы повышения разрешения

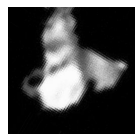


Рисунок 3.12 – Исходное изображение

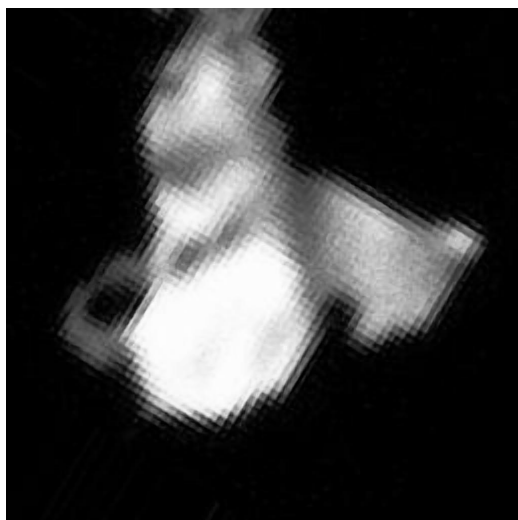


Рисунок 3.13 – ESPCN x4

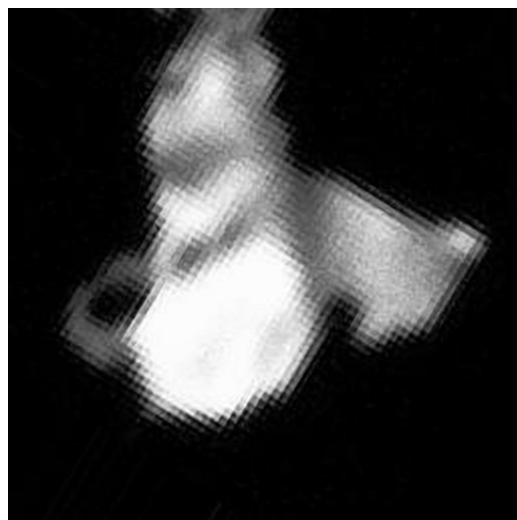


Рисунок 3.14 – ESDR x4

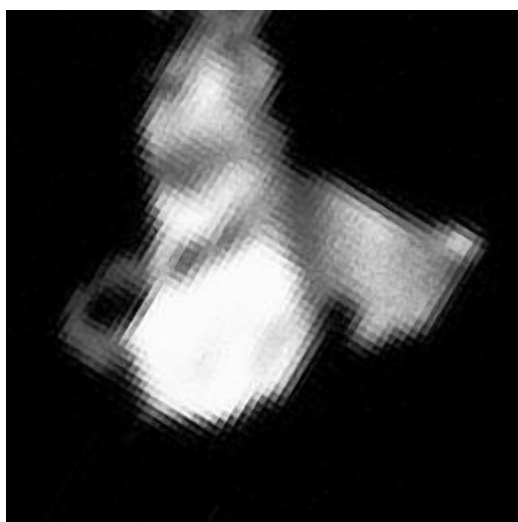


Рисунок 3.15 – FSRCNN x4

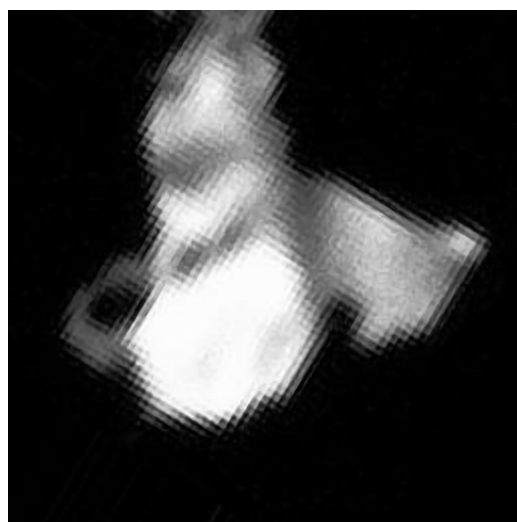


Рисунок 3.16 – LapSRN x4

3.4 Выводы

Исходя из данных полученных в ходе тестирования можно сделать следующие выводы:

- при фильтрации шумов на изображении следует учитывать характер шумов, в соответствии с которым должен производиться выбор размеров фильтрационного окна, т.к. в случае сильной зашумленности снимка фильтрационное окно необходимо увеличивать, иначе алгоритмы работают неэффективно;
- метод билатеральной фильтрации является наиболее предпочтительным поскольку позволяет сохранить четкие грани и больше деталей объектов на снимке даже в случае большого фильтрационного окна;
- алгоритмы обратной свертки требуют дальнейшей доработки путем добавления статистического анализа изображений для определения более близкой оценки функции рассеяния точки;
- на предложенных данных рассмотренные модели нейронных сетей для повышения разрешения показывают сопоставимые результаты ввиду низкой детализации исходных изображений, поэтому следует использовать быструю FSRCNN модель. Однако в случае дальнейшего развития аппаратной части наблюдений и повышения качества получаемых снимков стоит отдавать предпочтение LapSRN или EDSR моделям.

Заключение

Была пройдена практика на предприятии ПАО «МАК «Вымпел». В соответствии с индивидуальным заданием спроектировано и создано программное обеспечение, позволяющее улучшить качество изображений спутников посредством удаления шумов и повышения разрешения.

В ходе работы выполнены следующие задачи:

- изучены общие принципы повышения качества изображения;
- выполнена классификация существующих методов;
- рассмотрены математические методы;
- изучены актуальные решения, использующие нейронные сети;
- реализован дискретный модуль разрабатываемого программного комплекса;
- было протестировано разработанное ПО.

Цель, поставленная во время прохождения практики, достигнута в полном объеме.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. В.Г. Соколов Космическое мышление и его актуальность в современном мире [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://icr.su/rus/onckm/publikatsi/statii/Sokolov_rudn.php (дата обращения: 10.07.2022).
2. ПАО МАК «Вымпел» [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://macvypel.ru/> (дата обращения: 10.07.2022).
3. What Is Image Filtering in the Spatial Domain? [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.mathworks.com/help/images/what-is-image-filtering-in-the-spatial-domain.html> (дата обращения: 10.07.2022).
4. Mean Filter [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/mean-filter> (дата обращения: 10.07.2022).
5. Mean Filter [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/median-filter> (дата обращения: 10.07.2022).
6. Филиппов М.В., Ермилова О.С. Быстрый метод билатеральной фильтрации изображений [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/bystryy-metod-bilateralnoy-filtratsii-izobrazheniy> (дата обращения: 10.07.2022).
7. Deconvolution [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.sciencedirect.com/topics/neuroscience/deconvolution> (дата обращения: 10.07.2022).
8. Image restoration by Wiener deconvolution in limited-view computed tomography [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://opg.optica.org/ao/abstract.cfm?uri=ao-24-23-4013> (дата обращения: 10.07.2022).
9. Blind deconvolution by means of the Richardson–Lucy algorithm [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://opg.optica.org/josaa/abstract.cfm?uri=josaa-12-1-58> (дата обращения: 10.07.2022).

10. TensorFlow implementation of 'Enhanced Deep Residual Networks for Single Image Super-Resolution' [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://github.com/Saafke/EDSR_Tensorflow (дата обращения: 10.07.2022).
11. Tensorflow implementation of ESPCN [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://github.com/fannymonori/TF-ESPCN> (дата обращения: 10.07.2022).
12. Tensorflow implementation of 'Accelerating the Super-Resolution Convolutional Neural Network' [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://github.com/Saafke/FSRCNN_Tensorflow (дата обращения: 10.07.2022).
13. Tensorflow implementation of LapSRN super-resolution model [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://github.com/fannymonori/TF-LapSRN> (дата обращения: 10.07.2022).