

Министерство образования и науки Российской Федерации

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ  
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧЕРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ  
«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ  
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ Н.Г. ЧЕРНЫШЕВСКОГО»

Кафедра динамического моделирования и  
биомедицинской инженерии  
наименование кафедры

**ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ ВОССТАНОВЛЕНИЯ  
БИОМЕДИЦИНСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ И ИХ КАЧЕСТВЕННАЯ  
ОЦЕНКА**

**АВТОРЕФЕРАТ МАГИСТЕРСКОЙ РАБОТЫ**

студентки 2 курса 206 группы

направления 12.04.04 Биотехнические системы и технологии  
код и наименование направления

факультета нано- и биомедицинских технологий  
наименование факультета

Каныгиной Антонины Александровны  
фамилия, имя, отчество

Научный руководитель  
доцент, д.ф.-м.-н  
должность, уч. степень, уч. звание

  
подпись, дата

В.С. Хорев  
инициалы, фамилия

Зав. кафедрой  
д.ф.-м.-н, доцент  
должность, уч. степень, уч. звание

  
подпись, дата

Е.П. Селезнев  
инициалы, фамилия

Саратов 2018 г.

*Введение.* Изображение предметов является важной частью описания явлений и объектов окружающего мира в самых передовых отраслях науки и техники. С недавних пор значительно возрос интерес к электронным, цифровым и оптическим методам обработки изображений с целью повышения их качества. Широкое распространение получили работы, связанные с космическими и биомедицинскими исследованиями.

В области медицинских технологий, в последнее время, произошло много научных открытий, значит исследования, связанные с данным направлением, являются актуальными. Следовательно, получение качественной визуальной информации об исследуемом объекте или явлении — это одна из приоритетных задач в данной области.

Актуальность темы: для расширения диапазона задач, решаемых средствами цифровой обработки изображений, и преодоления ограничений, присущих способам линейной фильтрации, в настоящее время активно внедряются методы нелинейной цифровой фильтрации.

Цель исследования состоит в определении оптимального алгоритма фильтрации изображений и определение ограничений методов фильтрации зашумленных изображений.

Для достижения поставленной цели решались следующие задачи:

1. Проведение литературного обзора по популярным нелинейным методам фильтрации изображений от шумов.
2. Нахождение теоретического обоснования по использованию выбранных алгоритмов для фильтрации биомедицинских изображений.
3. Реализация программ для обработки изображений на языках программирования высокого уровня.
4. Сравнение и анализ полученных после применения методов фильтрации результирующих изображений.

5. Оценка возможность применения рассмотренных алгоритмов для очистки биомедицинских изображений от шумов.

Научная новизна: обусловлена рассмотрением возможности применения новых методов фильтрации изображений, используемых в биологии и медицине, с целью повышения качества результатов.

Структура и объем работы: по своей структуре работа состоит из введения, 2 глав, заключения и библиографического списка используемых источников. Работа изложена на 67 страницах машинописного текста, содержит 27 рисунков, 1 таблицу и список литературы из 39 наименований.

#### Основное содержание работы

*Во введении* обосновывается актуальность выбранной темы и решаемых задач, формулируется цель исследования, определяется научная новизна и практическая ценность результатов.

*В первой главе* дается теоретическое обоснование выбора темы для магистерской работы. Указываются основные понятия, необходимые для выполнения практической части, а также проводится литературные обзор по методам фильтрации изображений.

*Во второй главе* приводятся результаты работы алгоритмов фильтрации. Описываются достоинства и недостатки методов, рассматривается возможность применения данных методов для фильтрации биомедицинских изображений.

На первом этапе работы стояла задача проанализировать степень восстановления изображений и мелких деталей на них, зашумленных разным количеством аддитивного гауссовского шума. Размер изображений  $256 \times 256$  пикселей. Вначале будем сравнивать результаты только визуально.

К исходному изображению добавим аддитивный гауссовский шум с параметрами  $a = 0, \mu = 20$  (небольшое количество шума), где  $a$ -математическое ожидание,  $\mu$ -средний квадрат отклонений нормально распределенной величины.

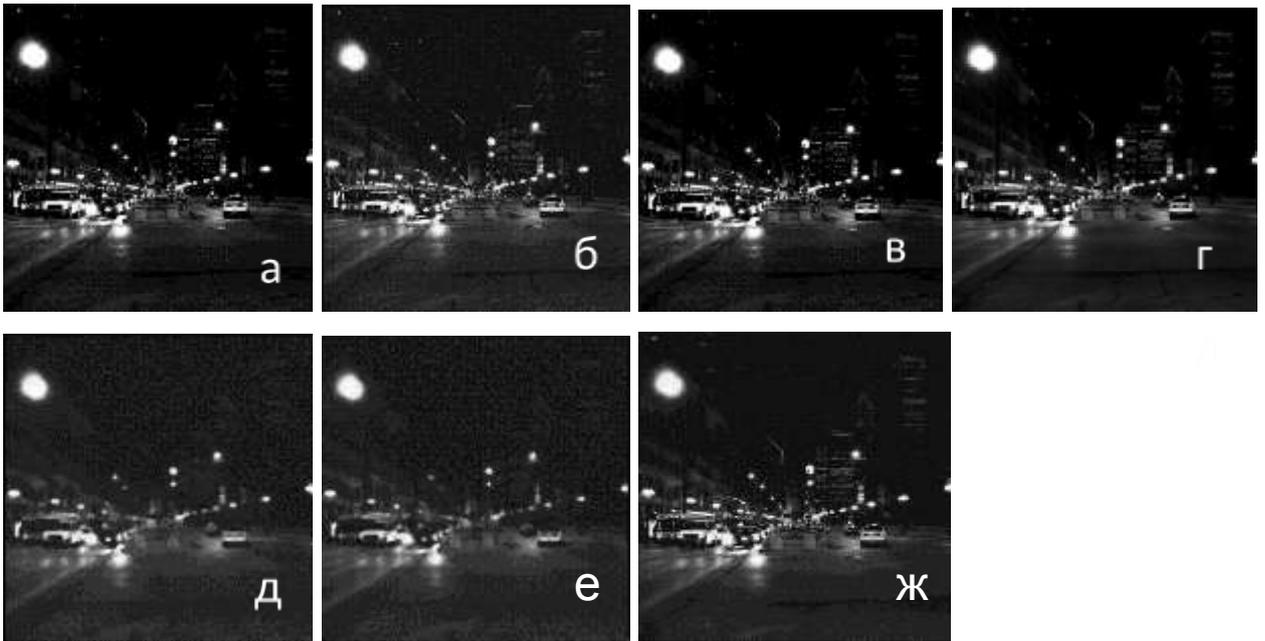


Рис. 1. а-Исходное изображение; б-зашумленное АГШ с параметрами ( $a = 0, \mu = 20$ ); в- обработанное при помощи нейронной сети Хопфилда; г- обработанное при помощи нейронной сети Кохонена; д- обработанное медианным фильтром; е-, обработанное адаптивным медианным фильтром; ж- обработанное методом курвлет-преобразований.

Следующим шагом будет добавлен гауссовский шум с параметрами  $a = 0, \mu = 60$  (среднее количество шума), где  $a$ -математическое ожидание,  $\mu$ -средний квадрат отклонений нормально распределенной величины.

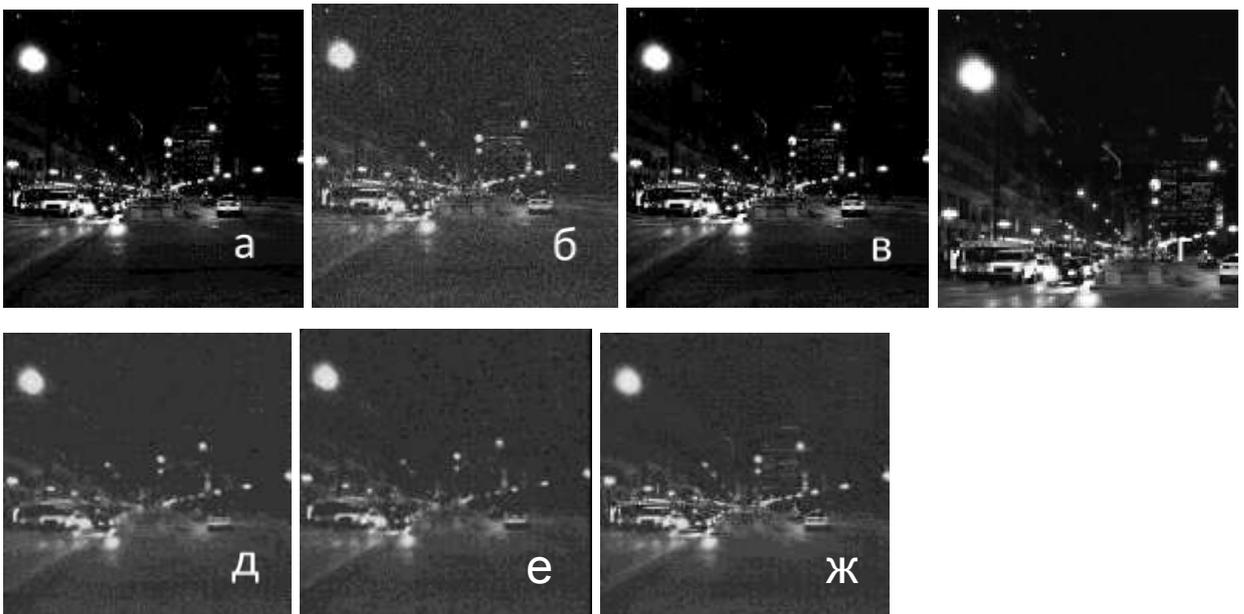


Рис. 2. а-Исходное изображение; б-зашумленное АГШ с параметрами ( $a = 0, \mu = 60$ );

в- обработанное при помощи нейронной сети Хопфилда; г- обработанное при помощи нейронной сети Кохонена; д- обработанное медианным фильтром; е- обработанное адаптивным медианным фильтром; ж-, обработанное методом курвлет-преобразований.

Следующий шаг исследования – это добавление к исходному изображению гауссовский шум с параметрами  $a = 0, \mu = 100$  (большое количество шума), где  $a$ -математическое ожидание,  $\mu$ -СКО нормально распределенной величины.

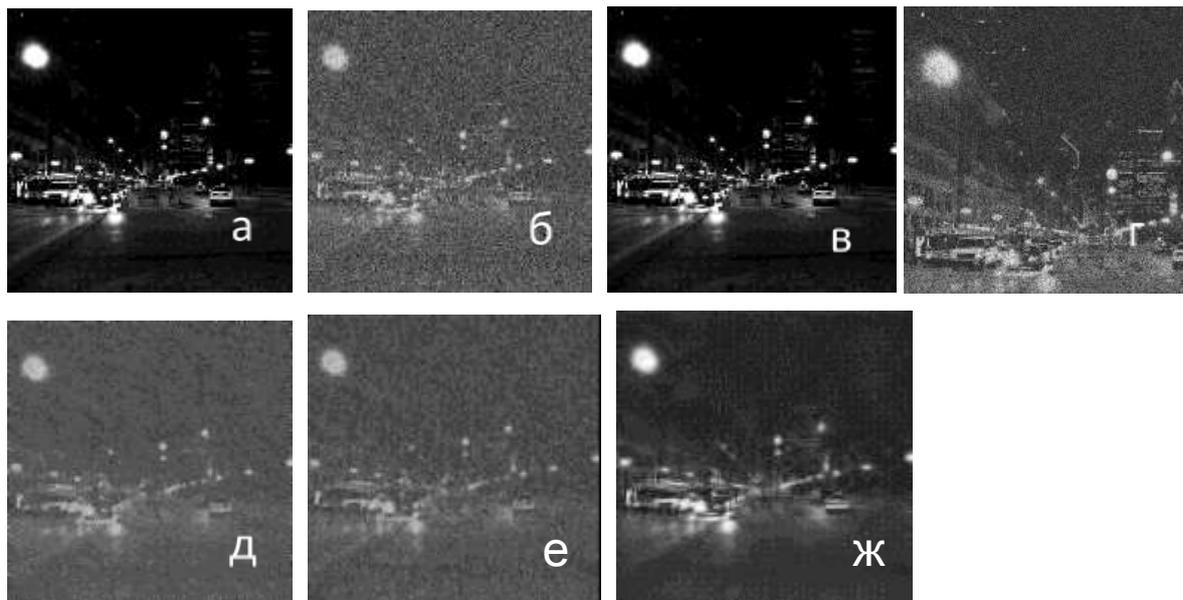


Рис. 3. а-Исходное изображение; б-зашумленное АГШ с параметрами ( $a = 0, \mu = 100$ ); в- обработанное при помощи нейронной сети Хопфилда; г- обработанное при помощи нейронной сети Кохонена; д- обработанное медианным фильтром; е- обработанное адаптивным медианным фильтром; ж- обработанное методом курвлет-преобразований.

Исходя из теоретических данных, полученных в ходе выполнения данной магистерской работы и результатов, полученных на первом этапе исследования, можно сделать следующие выводы:

- метод искусственных нейронных сетей (НС) Хопфилда не подходит для восстановления зашумленных биомедицинских изображений, так как для правильной работы данного алгоритма обязательно должно быть оригинальное изображение;

- при наличии небольшого количества шума на изображениях все фильтры очень хорошо восстанавливают исходные данные образца эксперимента;
- для получения более качественного результата после фильтрации изображений, подверженных среднему и большому количеству шума, следует использовать алгоритмы более сложной структуры, которые будут учитывать состояние не только пикселей, находящихся в окрестности выборки, но и соседних.

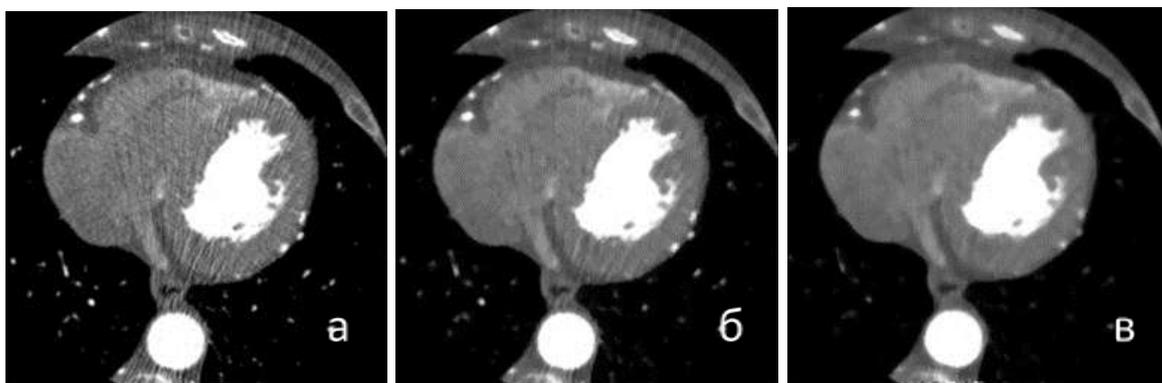
Второй этап работы заключался в анализе и сравнении результатов обработки биомедицинских изображений<sup>1</sup>, для которых заранее неизвестен вид и уровень шума.

Для чистоты эксперимента не будем использовать метод Хопфилда, так как этот алгоритм не подходит под решение данной задачи, ввиду ограничений, присущих этому методу.

В ходе выполнения второго этапа исследования были взяты медицинские изображения в двух разных наиболее часто используемых в диагностических целях размеров  $256 \times 256$  и  $512 \times 512$  пикселей.

Анализ начнем с изображений размера  $256 \times 256$ .

К исходному изображению по очереди применяем описанные выше методы фильтрации (рис 4.).



<sup>1</sup> Все использованные в программе биомедицинские изображения предоставлены сайтом <http://www.toshiba-medical.eu>

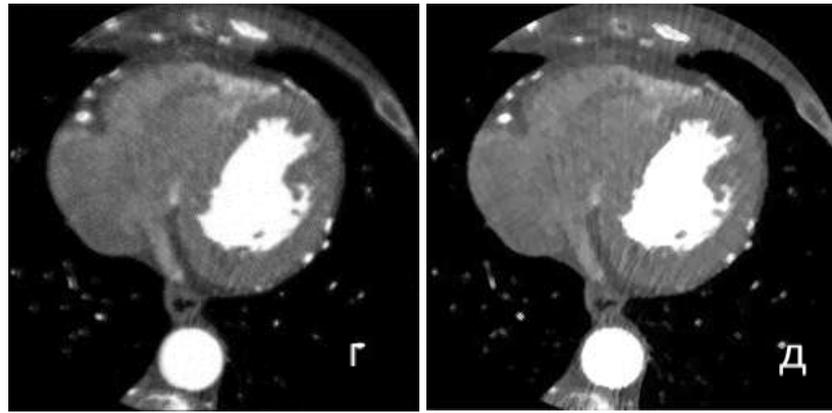
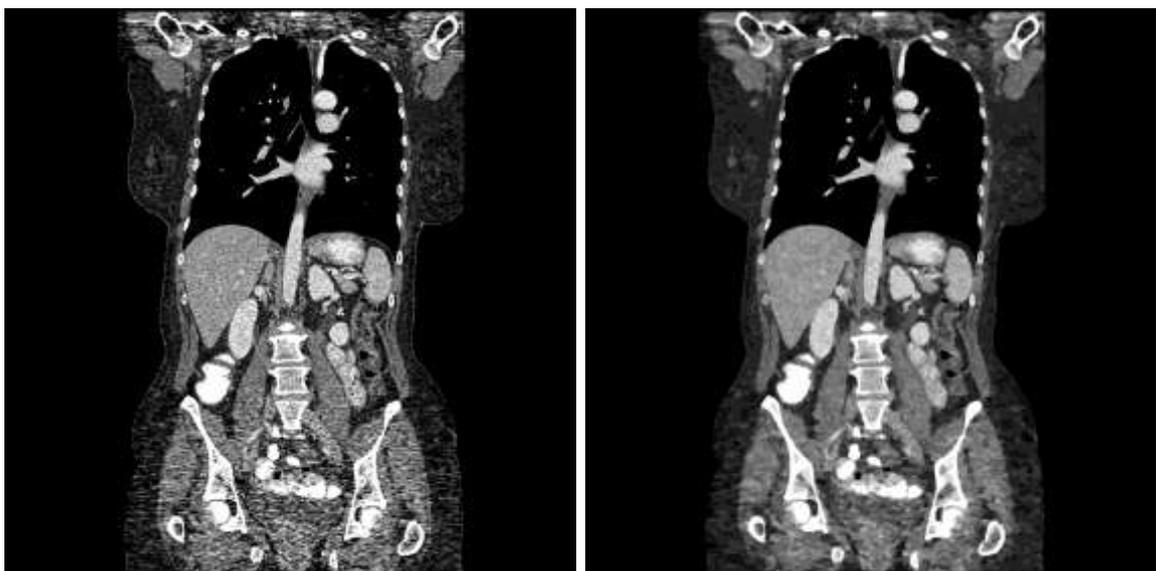


Рис.4. а) Исходное биомедицинское изображение  $256 \times 256$ ; б) обработанное медианным фильтром; в) обработанное адаптивным медианным фильтром; г) обработанное методом курвлет-преобразований; д) обработанное методом искусственных нейронных сетей Кохонена.

Наилучшие результаты по восстановлению данного изображения показали методы медианной фильтрации, метод курвлет-преобразований и метод нейронных сетей Кохонена. Медианный фильтр лучше восстановил контрастные контуры; метод курвлет-преобразований лучше восстановил структуру объекта.

При восстановлении методом адаптивной медианной фильтрации произошло явное размытие изображения, это объясняется тем, что на изображении нет явного перехода между светлыми и темными участками.

Приступим к анализу биомедицинского изображения, размером  $512 \times 512$



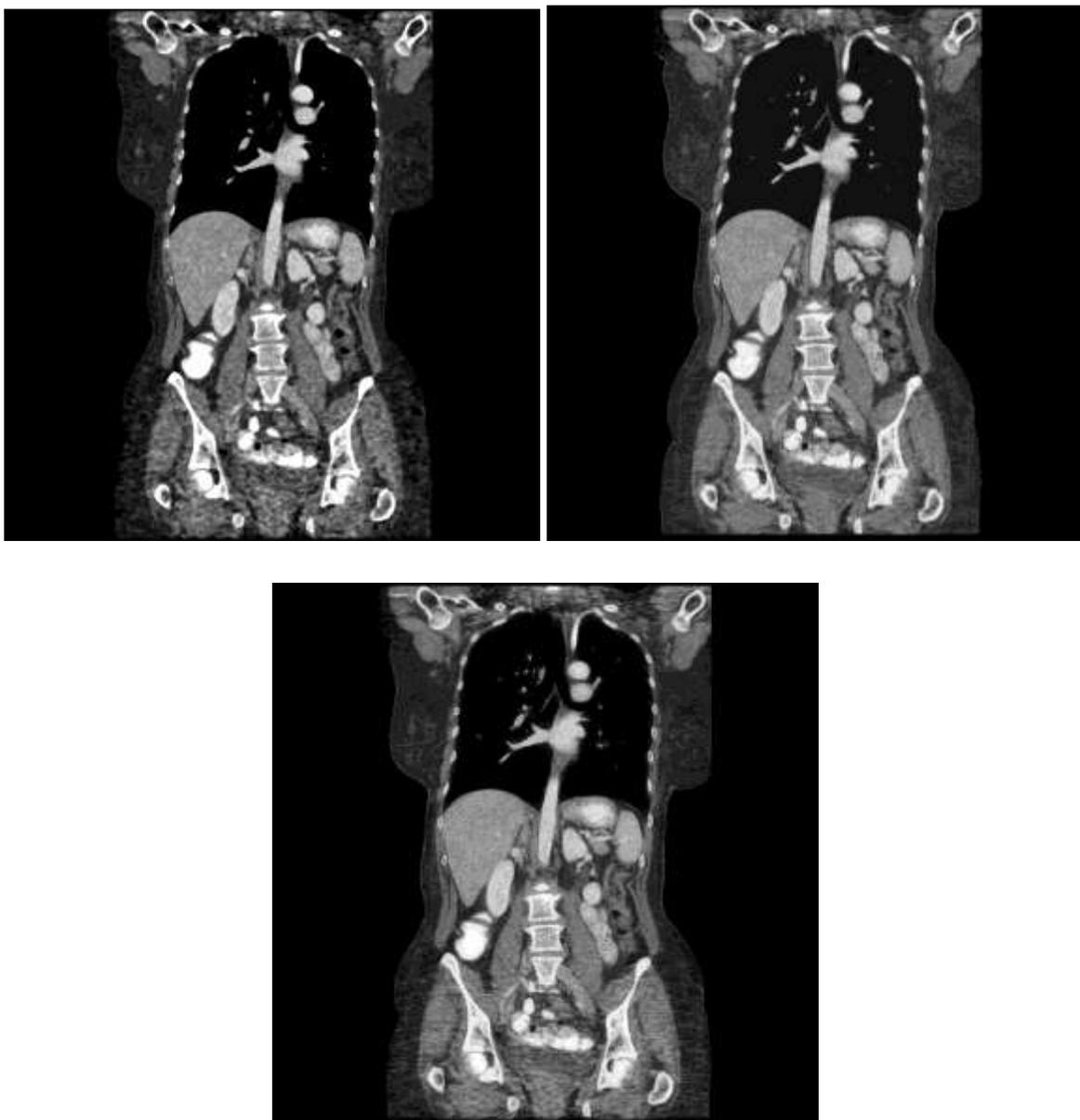


Рис.5. а) Исходное биомедицинское изображение  $512 \times 512$ ; б) обработанное медианным фильтром; в) обработанное адаптивным медианным фильтром; г) обработанное методом курвлет-преобразований; д) обработанное методом искусственных нейронных сетей Кохонена.

Сравнивая полученные результаты, можно сделать вывод, что:

1. После применения метода медианной фильтрации, можно сделать вывод, данный алгоритм не до конца справился с задачей очистки от шума. Можно заметить, что присутствующий на изображении шум полностью не исчез, а лишь замазался. В дополнение к выше

сказанному, видна потеря части данных со снимка, расположенных в грудной клетке.

2. Алгоритм адаптивной медианной фильтрации также замазал шум на исходном изображении, однако, при обработке данным методом не произошло искажение представления важных данных, которое заметно у обычного медианного фильтра.
3. Метод курвлет-преобразований очень хорошо очистил изображение от шума. При этом не наблюдается искажение или замазывание изображения.
4. Алгоритм искусственных нейронных сетей Кохонена, как и выше описанный метод курвлет-преобразований, хорошо очистил от шума исходное зашумленное изображение.

Третий этап исследовательской работы заключался в оценке полученных данных путем математического сравнения двух показателей: пиковое отношение сигнал/шум для каждого из описанных выше методов.

Рассчитаем пиковое отношение сигнал/шум для изображений с аддитивно добавленным гауссовским шумом.

MSE этот показатель для двух монохромных изображений  $I$  и  $K$  размера  $n \times n$ , одно из которых считается зашумленным приближением другого, вычисляется следующим образом:

$$MSE = \frac{1}{n^2} \sum_{i=0}^{n^2-1} |I(i) - K(i)|^2, \quad (9)$$

где  $MSE$ -среднеквадратичная ошибка  $I(i)$ -эталонное изображение,  $K(i)$ -изображение сравнения.

Пиковое отношение сигнал/шум определяется формулой:

$$PSNR = 20 \log_{10} \left( \frac{MAX_I}{\sqrt{MSE}} \right), \quad (10)$$

где  $MAX_I$  — это максимальное значение, принимаемое пикселем изображения.

Таблица 1. Результат вычисления пикового отношения сигнал/шум у изображений с аддитивным гауссовским шумом.

№	Вид изображения	PSNR, дБ
1	Изображение с АГШ $a = 0, \mu = 20$	37.8
2	Изображение с АГШ $a = 0, \mu = 60$	35.9
3	Изображение с АГШ $a = 0, \mu = 100$	31.1
4	Изображение с АГШ $a = 0, \mu = 20$ , обработанное медианным фильтром	37.3
5	Изображение с АГШ $a = 0, \mu = 60$ , обработанное медианным фильтром	35.2
6	Изображение с АГШ $a = 0, \mu = 100$ , обработанное медианным фильтром	30.8
7	Изображение с АГШ $a = 0, \mu = 20$ , обработанное адаптивным медианным фильтром	38.9
8	Изображение с АГШ $a = 0, \mu = 60$ , обработанное адаптивным медианным фильтром	36.7
9	Изображение с АГШ $a = 0, \mu = 100$ , обработанное адаптивным медианным фильтром	31.2
10	Изображение с АГШ $a = 0, \mu = 20$ , обработанное курвлет-преобразованием	39.6
11	Изображение с АГШ $a = 0, \mu = 60$ , обработанное курвлет-преобразованием	37.7
12	Изображение с АГШ $a = 0, \mu = 100$ , обработанное курвлет-преобразованием	32.8
13	Изображение с АГШ $a = 0, \mu = 20$ , обработанное НС Кохонена	39.9
14	Изображение с АГШ $a = 0, \mu = 60$ , обработанное НС Кохонена	38.0
15	Изображение с АГШ $a = 0, \mu = 100$ , обработанное НС Кохонена	33.2

Где АГШ – Аддитивный гауссовский шум, НС – нейронная сеть.

Для правильного трактования расчёта показателя *PSNR*, необходимо добавить, что чем больше значение показателя *PSNR*, лучше прошло восстановление изображений. Из данных, приведенных в таблице 1, видно, что значение данного показателя выше у метода искусственных нейронных сетей Кохонена, не зависимо от количества добавленного к изображению шума.

Наименьшее значение данного показателя наблюдается у метода медианной фильтрации. У алгоритма адаптивной медианной фильтрации, как видно из таблицы показатели восстановления немного выше, чем у метода обычной медианной фильтрации.

В ходе работы была показана возможность применения новых методов для фильтрации изображений, полученных, в частности, с медицинских приборов. А так же оценена эффективность применения разных алгоритмов.

Публикации автора по теме магистерской работы:

1. Каныгина А.А., Хорев В.С., Калдузова И.А. сравнение возможности применения методов фильтрации биомедицинских изображений от шумов. // Материалы Всероссийской школы-семинара «Методы компьютерной диагностики в биологии и медицине». – 2016. – Саратов: Изд-во Саратовский источник. – 148–150 с.
2. Каныгина А.А. Сравнение эффективности нелинейных методов фильтрации медицинских изображений. Кардио-ИТ 2017; 4(1): e0101.