

Методы цифровой обработки медицинских оптических изображений для улучшения качества диагностики заболеваний: обзор

Т.М. Акаева¹, А.В. Каменский¹, Н. Бородин¹, В.Н. Павлов², А.Р. Билялов², А.М. Авзалетдинов², Т.Д. Вильданов²

¹ ФГБОУ ВО Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники, 634050, Россия, г. Томск, проспект Ленина, д. 40;

² ФГБОУ ВО Башкирский государственный медицинский университет Министерства здравоохранения Российской Федерации, 450008, Россия, г. Уфа, ул. Ленина, д. 3

Аннотация

Получение и обработка оптических медицинских изображений являются важными аспектами современной медицинской практики, так как они позволяют проводить точную диагностику и мониторинг различных заболеваний. Методы их получения включают микроскопические изображения, оптическую когерентную томографию, лазерную диффузионную томографию и другие техники, каждая из которых имеет свои преимущества и ограничения. В работе представлен обзор этих методов, а также анализ источников и видов шумов, которые влияют на качество изображений. Рассмотрены современные методы обработки цифровых медицинских оптических изображений, такие как фильтрация, усиление контраста, реконструкция изображений и машинное обучение, которые играют ключевую роль в повышении качества, точности и информативности таких изображений.

Ключевые слова: оптика, оптические изображения, цифровые изображения, обработка медицинских изображений, фильтрация.

Цитирование: Акаева, Т.М. Методы цифровой обработки медицинских оптических изображений для улучшения качества диагностики заболеваний: обзор / Т.М. Акаева, А.В. Каменский, Н. Бородин, В.Н. Павлов, А.Р. Билялов, А.М. Авзалетдинов, Т.Д. Вильданов // Компьютерная оптика. – 2025. – Т. 49, № 4. – С. 593-623. – DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1554.

Citation: Akaeva TM, Kamenskiy AV, Borodina N, Pavlov VN, Bilyalov AR, Avzaletdinov AM, Vildanov TD. Methods of digital processing of medical optical images to improve the quality and diagnostics of diseases: review. Computer Optics 2025; 49(4): 593-623. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1554.

Введение

Постоянная потребность врача в повышении разрешающей способности систем и технологий для улучшения контроля за клинически значимыми показателями пациента, планирования лечения, прогнозирования исхода медицинских вмешательств и, как следствие, повышения качества его жизни стимулирует быстрое развитие и внедрение новых технологий и инструментов для медицинской визуализации. Уровень технологий в разработке современных неинвазивных диагностических систем резко возрос благодаря усовершенствованию аппаратной реализации и технологий производства, что делает системы диагностической визуализации незаменимыми в повседневной клинической практике [1]. В этом контексте, наряду с прогрессом инструментальных средств, очень важную роль играют современные компьютерные методы цифровой обработки графической информации. Современные методы и алгоритмы цифровой обработки биомедицинских изображений дают возможность диагностам оптимально воспринимать визуальную информацию о состоянии исследуемых систем. Также они обеспечивают эффективное сжатие изображений для надежного хранения и быстрой передачи данных по каналам связи [2].

Цифровая обработка изображений (ЦОИ) может производиться в различных целях:

- для улучшения графической информации при интерпретации человеком;
- для интерпретации данных на изображениях в таких задачах, как хранение, передача и извлечение графической информации, обнаружение объектов, их идентификация, восстановление отсутствующих участков.

ЦОИ в настоящее время способна упростить работу врача, ускорив процесс выявления патологий и снизив риск постановки неверного диагноза. Как показывает практика, при применении фильтрации возможно значительное улучшение изображения – повышение резкости, снижение уровня шумов и т. п. Кроме того, фильтрация – универсальное средство для повышения качества изображения. Следовательно, фильтрацию рекомендуется использовать в дальнейшем для обработки цифровых медицинских изображений (ЦМИ) с целью их последующего улучшения.

Для решения проблемы восстановления ЦМИ по проекционным данным используют алгоритмы с малой величиной систематической ошибки, а затем выполняют фильтрацию восстановленного изображения. Использование комбинированного алгоритма,

представляющего собой последовательность процедур медианной фильтрации и линейной фильтрации, в данном случае не позволяет в полной мере сохранять резкие перепады уровня изображения из-за совпадения спектров случайной ошибки восстановления и «контрастных элементов» восстанавливаемого ЦМИ. Это приводит к искажению формы фронтов и контрастных объектов. Поэтому для фильтрации контрастных изображений используют модификацию медианного фильтра. Применение такого фильтра позволяет получить лучшую гладкость отфильтрованных изображений, при этом сохраняя контрастные детали ЦМИ. При визуализации внутренних органов ультразвуковыми методами часто возникает необходимость различать ткани с близкими эхогенными значениями, то есть слабо различимыми на ЦМИ. Исходя из особенностей ЦМИ, для получения хорошего результата в ходе обработки часто используют комбинацию различных алгоритмов. В любом случае необходимым и важным этапом обработки ЦМИ является фильтрация. Знание преимуществ и недостатков различных методов обработки дает возможность подобрать необходимое сочетание алгоритмов для улучшения эффективности ЦОИ.

Цель данной статьи – предоставить обзор современных методов обработки цифровых медицинских оптических изображений (ЦМОИ).

1. Основные методы получения ЦМОИ

Оптическое изображение представляет собой картину, получаемую в результате прохождения через оптическую систему световых лучей, распространяющихся от объектов, и воспроизводящую его контуры и детали [3].

Оптические методы получения медицинского изображения основаны на использовании света и оптических технологий для визуализации внутренних структур организма. Известно несколько основных оптических методов получения медицинского изображения:

- микроскопические изображения;
- оптическая когерентная томография (ОКТ);
- лазерная диффузионная томография;
- лазерная когерентная томография;
- диффузные оптические изображения;
- флюоресцентная диагностика;
- эндоскопические изображения;
- лазерная доплеровская флоуметрия [4].

Оптические методы получения медицинского изображения обеспечивают высокую чувствительность и разрешение, что делает их полезными для диагностики и исследования различных заболеваний. Однако в зависимости от метода они могут иметь ограниченную глубину проникновения в ткани.

Микроскопические изображения представляют собой изображения, полученные с помощью микроскопа, инструмента, который увеличивает мельчай-

шие объекты, делая их видимыми для человеческого глаза. Эти изображения могут быть созданы различными методами и устройствами, включая оптические микроскопы, электронные и сканирующие зондовые микроскопы.

1. Оптические микроскопы [5]. Используют видимый свет для создания изображений. Они основаны на принципе преломления света, когда свет проходит через линзы и увеличивает изображение объекта.

2. Электронные микроскопы [6]. Используют пучок электронов вместо света для создания изображений. Они могут достигать гораздо больших увеличений, чем оптические микроскопы, и позволяют наблюдать структуру объектов на уровне атомов.

3. Сканирующие зондовые микроскопы [7]. Используют зонд, который сканирует поверхность образца и создает изображение на основе взаимодействия между зондом и образцом. Этот тип микроскопии позволяет получать изображения с очень высоким разрешением.

Микроскопические изображения широко используются в научных исследованиях, медицине, инженерии и других областях. Они позволяют исследовать структуру и свойства материалов, изучать биологические объекты, анализировать состав образцов и многое другое. Микроскопические изображения могут быть особенно полезны для визуализации объектов, которые слишком малы для визуального восприятия человеком или для изучения деталей на микро- и наноуровне. На рис. 1 представлен пример микроскопического изображения.

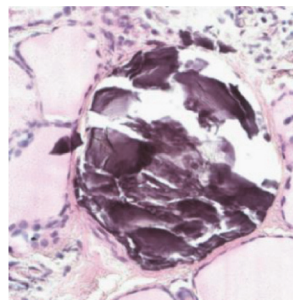


Рис. 1. Фрагмент микропрепарата [8]

ОКТ – развивающийся многообещающий метод, который способен обнаружить динамику структурных и функциональных изменений ткани опухоли в ответ на терапию [9, 10].

ОКТ представляет собой метод внутрисосудистой визуализации, который использует лазерное излучение с длиной волны 1300 нм для получения информации о трехмерном строении сосудистой стенки. Изображения строятся на основании информации об интенсивности отраженного света и времени, через которое принимается отраженный сигнал. Лазерное излучение от источника подается через оптоволокно на кончик устройства, введенного в исследуемый со-

судистый сегмент, на конце которого находится система зеркал, фокусирующая и направляющая его в одну точку. Получение объемного изображения достигается путем вращения системы вокруг своей оси и одновременно поступательного движения от дистального конца к проксимальному. В результате происходит спиралеобразное сканирование поверхности сосудистого сегмента [11].

В настоящее время ОКТ – это передовая инновационная технология визуализации структур глазного яблока, без которой сегодня не может обойтись ни один центр офтальмологии и микрохирургии глаза. ОКТ глаза – простая в использовании, высокоточная неинвазивная и бесконтактная технология, позволяющая выявить и отслеживать морфологические изменения в тканях глазного яблока. Метод позволяет визуализировать изображения структур глазного яблока в поперечном сечении. Можно подробно изучить состояние сетчатки, строение и особенности всех ее слоев, оценить витреоретинальные взаимоотношения, изучить состояние зрительного нерва и нервных волокон. Высокочастотная оптическая когерентная томография глаза с помощью аксиального разрешения в 3 мкм позволяет прижизненную «оптическую биопсию» интраокулярных структур глаза. Такое разрешение является в десятки раз точнее данных, полученных с помощью ультразвукового исследования и магнитно-резонансной томографии. Пример изображения, полученного при помощи ОКТ, представлен на рис. 2.

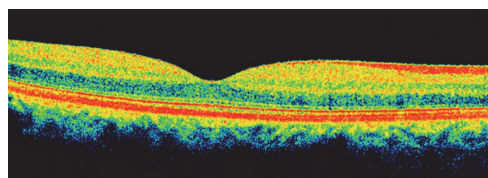


Рис. 2. Оптическая когерентная томография сетчатки глаза

Диффузионная оптическая томография (ДОТ) – томографический метод исследования тканей. Данный метод основывается на физическом явлении диффузии и на различном поглощении света. ДОТ базируется на измерении интенсивности излучения, регистрируемого после многократного рассеяния (диффузии фотонов) внутри биообъекта. ДОТ позволяет осуществлять зондирование оптически толстой (8–10 см) ткани излучением ближнего инфракрасного диапазона в так называемом терапевтическом окне прозрачности (700–900 нм). При реализации ДОТ выполняются позиционнонезависимые измерения, т.е. сигнал от нескольких источников лазерного излучения наблюдается с помощью нескольких приемников.

ДОТ является неинвазивным, безвредным и при этом относительно недорогим методом биомедицинской визуализации. Также ДОТ позволяет визуализировать пространственные распределения функциональных параметров и, следовательно, обладает

большими перспективами для ранней и эффективной диагностики раковых заболеваний. Пример изображения, полученного при помощи ДОТ, представлен на рис. 3.

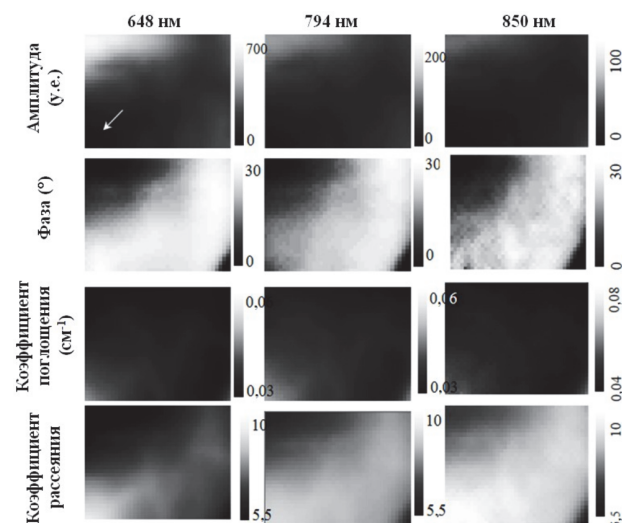


Рис. 3. ДОТ-изображение карциномы груди; область сканирования – 80×60 мм, толщина – 80 мм [12]

Флуоресцентная эндоскопия (ФЭ) – это метод медицинского исследования, который использует светоотражающие свойства флуоресцентных веществ для визуализации тканей внутри организма. Этот метод часто применяется в гастроэнтерологии, хирургии и онкологии для обнаружения и исследования изменений в тканях органов. Принцип работы флуоресцентной эндоскопии основан на использовании специальных светочувствительных веществ, называемых флуорофорами. Эти вещества могут поглощать свет определенной длины волны и испускать свет более длинной волны, что создает флуоресцентный эффект. При введении флуорофоров в организм пациента их распределение в тканях позволяет выделить изменения или патологии.

Процедура флуоресцентной эндоскопии проводится с использованием специального эндоскопа, оборудованного световодами и камерой для передачи изображения. Врач вводит эндоскоп в полость органа через естественные отверстия или минимально инвазивные доступы. Флуоресцентный свет, возбужденный флуорофорами, регистрируется камерой и передается на монитор для визуального анализа.

Применение флуоресцентной эндоскопии имеет ряд преимуществ. В частности, этот метод позволяет более четко выявлять опухоли, воспалительные изменения и другие аномалии в тканях, что способствует более точной диагностике и лечению. Также флуоресцентная эндоскопия может быть использована для контроля эффективности хирургического вмешательства или лечения. На рис. 4 представлен пример работы ФЭ.

Оптическая томография в ближней инфракрасной области (Near-infrared optical tomography – NIR OT) – это метод медицинской визуализации, при котором

измеряется интенсивность ближнего инфракрасного света, проходящего через тело, что используется для получения изображений тканей с определенными оптическими свойствами [13, 14]. В нем используется источник зондирования, ближнего инфракрасного излучения в диапазоне от 600 до 900 нм.

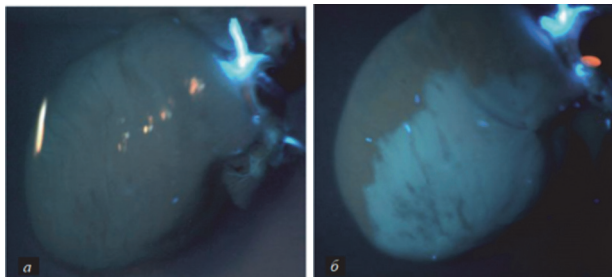


Рис. 4. Фотографии флуоресценции передней поверхности сердца ($\lambda = 405$ нм): а) до ишемии; б) через 30 секунд после перевязки левой коронарной артерии

Этот метод позволяет получить пространственно-зависимое распределение оптических свойств внутри биологической ткани путем анализа интенсивности света, измеренной на граничных поверхностях, с помощью хорошо разработанной схемы оптимизации. Разница в поглощении и/или рассеянии между нормальной и больной тканями обеспечивает необходимую контрастность изображения для тканевой [15].

Метод лазерной доплеровской флоуметрии основывается на оптическом неинвазивном зондировании тканей лазерным излучением и анализе рассеянного и отраженного от движущихся в тканях эритроцитов излучения. Отраженное от статических (неподвижных) компонентов ткани лазерное излучение не изменяет своей частоты, а отраженное от подвижных частиц (эритроцитов) – имеет доплеровское смещение частоты относительно зондирующего сигнала. Переменная составляющая отраженного сигнала определяется двумя факторами: концентрацией эритроцитов в зондируемом объеме и их скоростью. Глубина оптического зондирования ткани зависит от длины волны лазерного источника и от типа ткани. Для лазерного излучения на длине волны 632 нм она составляет около 1 мм.

Иллюстрацией использования изображений ультрафиолетового диапазона служит флуоресцентная микроскопия, одно из наиболее быстро развивающихся направлений световой микроскопии. Сами по себе ультрафиолетовые лучи невидимы для человеческого глаза, но при столкновении фотона ультрафиолетового излучения с электроном атома флуоресцентного материала электрон переходит на более высокий энергетический уровень. Последующее возвращение возбужденного электрона на нижний уровень сопровождается излучением фотона с меньшей энергией, что соответствует видимому (ближе к красному) диапазону спектра. Принцип работы флуоресцентного микроскопа заключается в облучении подготовленного препарата ярким активизирующим

освещением и последующем выделении значительно более слабого флуоресцентного свечения. Таким образом, глаз наблюдателя или другой детектор будет воспринимать только вторичное излучение. Свечение флуоресцирующих участков должно наблюдаться на темном фоне, чтобы обеспечивался достаточный для их обнаружения контраст (рис. 5). Чем темнее фон, изготовленный из нефлуоресцирующего материала, тем выше эффективность прибора [16].

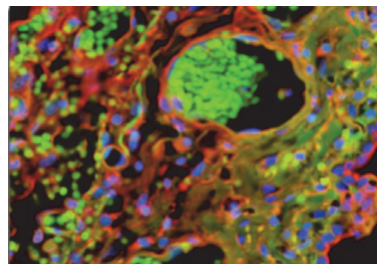


Рис. 5. Изображение микрообъекта, полученное методом флуоресцентной микроскопии

Современная эндоскопия играет важную роль в диагностике многих заболеваний. Одновременно с этим недостаточно высокое качество получаемых эндоскопических изображений, обусловленное сложными условиями их получения и спецификой объектов интереса, затрудняет их семантическую интерпретацию врачом и автоматический анализ. К наиболее значимым особенностям медицинских эндоскопических изображений следует отнести выраженные деградации следующих видов:

- одновременное присутствие значительных по площади светлых и темных областей (неравномерный контраст);
- существенный смаз, обусловленный движением видеодатчика и мышечным дыханием органа;
- наличие зеркальных бликов;
- низкая четкость по краям раstra, обусловленная сложной формой органов;
- узкий угол обзора;
- потеря информации о третьей координате.

Несмотря на постоянное усовершенствование эндоскопов в настоящее время перед их разработчиками остается нерешенной задача, связанная со значительной потерей яркости света в месте стыковки фиброволокна с узлом эндоскопа, через который осуществляется передача света. Во избежание потери яркости можно применять более мощные источники света, однако при увеличении интенсивности освещения существенно возрастает количество засвеченных областей и бликов на получаемом эндоскопом изображении, что значительно снижает информативность полученного изображения, закрывая от наблюдателя области исследуемого участка. Коррекция бликов на изображении позволит сделать доступными для наблюдения засвеченные области, тем самым повысив информативность изображения. В соответствии с этим актуальна задача повышения качества эндоско-

пического изображения посредством его цифровой обработки в режиме реального времени. Способ определения засвеченных областей на эндоскопическом изображении основан на использовании априорной информации о том, что на исследуемом не искаженном бликами кадре наличие ярких (в частности, белых) точек исключено (цвет полости желудка естественный) [17]. Примеры эндоскопических изображений представлены на рис. 6 и рис. 7.



Рис. 6. Пример эндоскопического изображения [18]

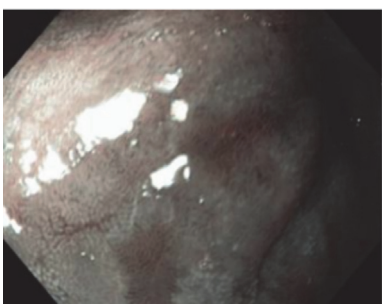


Рис. 7. Эндоскопическое изображение желудка [19]

Помимо медицинских изображений, полученных при помощи оптики, также есть изображения, полученные другими методами. При формировании ЦМИ в основном используют следующие типы изображений [20]:

- планарные;
- послойные;
- трехмерные;
- четырехмерные;
- энергетические.

Планарные ЦМИ включают в себя рентгенографию и сцинтиграфию [21, 22]. Методы получения таких изображений заключаются во введении в организм человека радиоактивных изотопов, вследствие чего путем определения испускаемого ими излучения происходит получение изображения. На рис. 8 представлен пример планарного ЦМИ.

Томография – это общий термин, который относится к ряду методов визуализации, включая компьютерную томографию (КТ), магнитно-резонансную томографию (МРТ) и позитронно-эмиссионную томографию (ПЭТ). КТ использует рентгеновские лучи для получения детальных ЦМИ внутренних структур организма [24], а МРТ использует сильное магнитное поле и радиоволны [25]. ПЭТ-томография предполагает введение радиоактивного вещества, которое регистрируется специальной

камерой для получения ЦМИ метаболических процессов в организме [26]. Томография – это неинвазивная и безболезненная процедура, которая предоставляет врачам ценную информацию о внутренних структурах организма, помогая диагностировать и контролировать различные медицинские состояния. На рис. 9 представлена КТ сканирования мозга, на рис. 10 представлено МРТ колена.

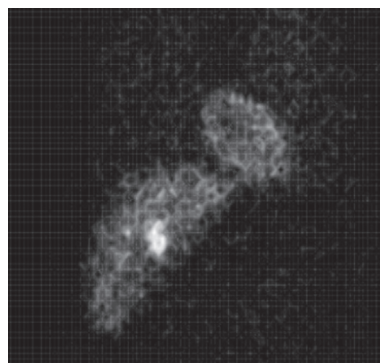


Рис. 8. Планарное изображение, полученное методом численного моделирования с использованием фантома [23]

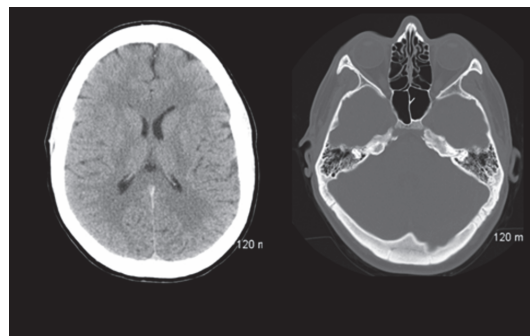


Рис. 9. КТ-сканы мозга в «мозговом» (слева) и «костном» (справа) окнах

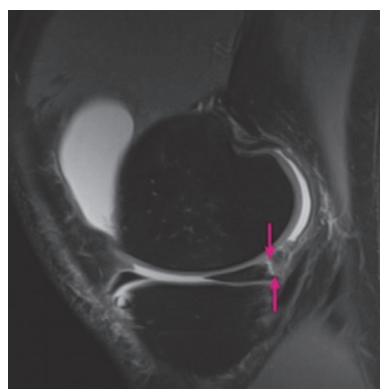


Рис. 10. МРТ коленного сустава

Трехмерные ЦМИ формируются на основе спиральной КТ, МРТ и ультразвукового исследования (УЗИ). Пример снимка спирального сканирования представлен на рис. 11.

ЦМИ, полученные с помощью ультразвука, получаются в режиме реального времени, что позволяет врачам видеть движение и функционирование исследуемых органов и тканей [28]. Ультразвук также относительно недорог и широко доступен, что делает

его ценным инструментом во многих медицинских учреждениях [29, 30]. У УЗИ есть недостаток – низкая чувствительность и специфичность метода. Пример УЗИ представлен на рис. 12.

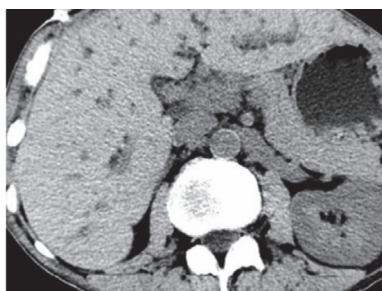


Рис. 11. Спиральное сканирование [27]

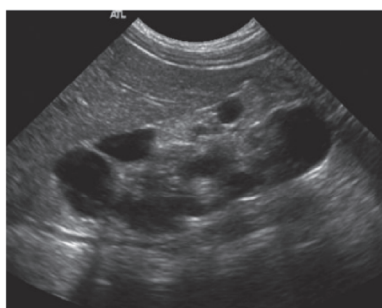


Рис. 12. Ультразвуковое изображение головного мозга [31]

Четырехмерные типы ЦМИ представляют собой изменение трехмерных изображений в реальном времени. Такие изображения относятся к типам изображений, которые содержат информацию не только о трех измерениях (длина, ширина и глубина), но и о времени. Такие изображения могут быть использованы для визуализации динамических процессов, таких как движение или изменение формы объектов во времени.

Энергетические изображения включают в себя доплерографию. Данная методика ультразвукового исследования основана на использовании эффекта Доплера. Существует два типа доплеровской визуализации: импульсно-волновая и непрерывно-волновая. Импульсно-волновая доплерография измеряет скорость кровотока в определенном месте, а непрерывно-волновая доплерография измеряет среднюю скорость кровотока в более широкой области [32, 33]. Примеры визуализаций представлены на рис. 13 и рис. 14.

Доплеровская визуализация – это неинвазивная и безболезненная процедура, не требующая ионизирующего излучения, что делает ее безопасным и ценным инструментом во многих медицинских учреждениях.

2. Источники и виды шумов

В процессе формирования ЦМОИ в них могут присутствовать шумы различного происхождения. Это может быть шум от оборудования или различные случайные факторы [36]. Кроме того, качество ЦМОИ может быть визуально ухудшено различными операциями над ним, что приводит к появлению различных шумов. Таким образом, проблема удаления или уменьшения шу-

мовой составляющей в изображениях различного происхождения является актуальной задачей в обработке ЦМОИ. Однако несмотря на существование большого количества методов и алгоритмов шумоподавления, разнообразие которых связано со множеством путей появления шумового компонента и множеством типов шумов, в современной ЦОИ постоянно появляются методы их удаления или подавления [37].

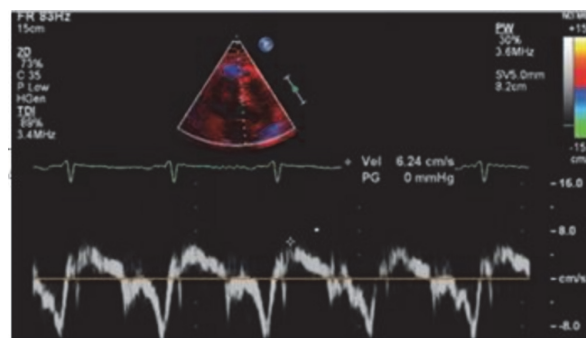


Рис. 13. Импульсно-волновая доплерография [34]

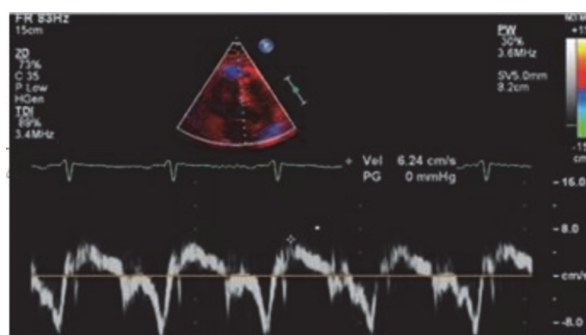


Рис. 14. Непрерывно-волновая доплерография [35]

Цифровой шум в изображениях – это случайно распределенные элементы (пиксели) в ЦМИ, размер которых близок к размеру пиксела. Шум выражается в виде светлых или темных тонов (яркостный шум) или цветов (хроматический шум) [38]. Существуют несколько типов шумов:

- аддитивный белый гауссовский шум;
- мультипликативный шум;
- импульсный шум.

Аддитивный шум вызывается несколькими факторами на этапе формирования ЦМИ, такими как электрический шум, шум датчика, низкая освещенность и высокая температура [39]. Этот тип шума характеризуется добавлением ненулевого среднего и нормального распределения к каждому пикселю ЦМИ. Генерируемый шум добавляется к полезному сигналу, пример снимка с аддитивным шумом представлен на рис. 15.

Мультипликативный шум похож на аддитивный, но разница в том, что шум умножается на полезный сигнал и ЦМИ становится более зашумленным (рис. 16).

Импульсный шум проявляется в виде импульсов с большими отрицательными или положительными значениями, которые возникают на ЦМИ. Этот тип

шума при ЦОИ вызван ошибками декодирования, в результате которых на ЦМИ появляются черные и белые точки, как на представленном рис. 17.



Рис. 15. Пример аддитивного шума



Рис. 16. Пример мультипликативного шума



Рис. 17. Пример импульсного шума

Источники появления шумов могут быть различными [40]:

- неидеальное оборудование для захвата изображения: видеокамера, сканер и т.п;
- плохие условия съемки;
- помехи при передаче по аналоговым каналам: наводки от источников электромагнитных полей, собственные шумы активных компонентов (усилителей), шумы линий передачи (пример: телевизионный сигнал);
- неточности при выделении яркостного и цветоразностных сигналов из аналогового композитного сигнала и т. п.

Методы и алгоритмы подавления шумов адаптированы на отдельные виды шумов. Универсальные алгоритмы для всех типов шума в настоящее время не разработаны. При этом многие шумы аппроксимируются белым гауссовым шумом. Поэтому большинство созданных и разработанных методов и алгоритмов тестируются на белом гауссовом шуме.

ОКТ-изображения, как и все другие методы визуализации, в которых используется когерентный источник света, подвержены влиянию спекл-шума. Спекл, возникающий в результате конструктивной и деструктивной интерференции обратных рассеянных волн, выглядит как случайный зернистый узор [41], который значительно ухудшает качество изображения и усложняет дальнейшие задачи обработки изображений, такие как сегментация изображения и определение краев. Помимо оптических свойств (таких как многократное рассеяние и фазовые aberrации распространяющегося светового пучка) и движения цели, на формирование спеклов также влияют физические параметры устройства формирования изображения: размер и временная когерентность источника света и апертура детектора [42].

Спекл хорошо моделируется мультипликативным шумом. В исследованиях часто упрощают, что логарифмическое преобразование преобразует мультипликативный спекл-шум в аддитивный белый гауссовский шум [43–45]. На рис. 18 представлен пример зашумленного ОКТ-изображения.

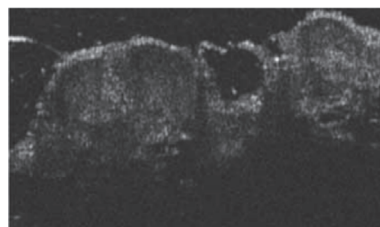


Рис. 18. Зашумленное ОКТ-изображение [46]

3. Методы обработки ЦМОИ

Существует большое количество алгоритмов ЦОИ. Эффективность работы этих алгоритмов зависит как от самого алгоритма, так и от ЦМОИ. Для ЦМОИ, получаемых различными устройствами с помощью различных физических явлений, необходимо правильно подобрать алгоритмы ЦОИ [47, 48]. Сравнение алгоритмов цифровой обработки с целью выбора лучшего для поставленной задачи, является актуальной проблемой.

1. Методы обработки ЦМОИ включают в себя несколько видов, таких как: улучшение, сегментация, выделение границ объектов, билатеральная фильтрация, NLM (Non-Local Means – метод нелокального среднего), BM3D (BlockMatching and 3D Filtering – сопоставление блоков и 3D-фильтрация) и морфологические операции.

2. Методы улучшения направлены на обработку изображений таким образом, чтобы полученное

ЦМОИ имело более высокое качество по сравнению с изначальным. Множество подходов к улучшению ЦМОИ распадается на три большие категории.

3. Методы обработки в частотной области (частотные методы).

Частотные методы обработки основываются на модификации сигнала, формируемого путем применения к ЦМИ преобразования Фурье. Для улучшения ЦМИ на основе спектра Фурье сначала вычисляется спектр ЦМИ через преобразование Фурье и его центрирование. После этого получается центр спектра и считается высокочастотный фильтр Гаусса, далее усиливается частота и применяется фильтрация. Восстанавливается ЦМИ из спектра через обратное преобразование Фурье [49, 50]. Важным свойством является то, что функцию, представленную Фурье-преобразованием, после осуществления над ней преобразований можно обратно вернуть к исходному виду. Таким образом, данный подход позволяет обрабатывать функцию в частотной области, после чего без потери информации вернуться к исходному виду. В практическом приложении реализация частотных подходов может быть аналогична пространственным методам обработки.

Частотные фильтры подразделяются на низкочастотные и высокочастотные фильтры. Низкочастотные пространственные фильтры оставляют низкочастотные компоненты нетронутыми и ослабляют высокочастотные компоненты. Используя такую численную фильтрацию, результирующий снимок субъективно становится резче, чем исходный, без увеличения уровня шумов. Высокочастотные пространственные фильтры выделяют высокочастотные компоненты снимка, ослабляя низкочастотные компоненты. Такая численная фильтрация применяется в тех случаях, когда необходимо исследовать объект с высокочастотными пространственными компонентами. В таких условиях области ЦМИ с высокой частотой становятся ярче, а части с низкой частотой – темнее.

Выделяют несколько методов частотной обработки изображений: двумерное дискретное преобразование Фурье, сглаживающие частотные фильтры, частотные фильтры повышения резкости, гомоморфные фильтры и т.д.

1. Методы обработки в пространственной области (пространственные методы).

Пространственные методы улучшения изображений применяются к растровым изображениям, представленным в виде двумерных матриц. Принцип пространственных алгоритмов заключается в применении специальных операторов к каждой точке исходного изображения [51]. В качестве операторов выступают прямоугольные или квадратные матрицы, называемые масками, ядрами или окнами. Чаще всего маска представляет собой небольшой двумерный массив, а методы улучшения, базирующиеся на таком подходе, часто называют обработкой по маске или

фильтрацией по маске. Пространственные методы также подразделяются на линейные и нелинейные.

При линейной фильтрации изображений отклик маски фильтра задается суммой произведений пикселей в области покрытия фильтра. В качестве линейного сглаживающего фильтра используется усредняющий фильтр, выходное значение которого является средним значением по окрестности маски. Данный тип фильтров используется для удаления зернистой составляющей изображений, вызванной импульсным шумом.

Нелинейная фильтрация – это пространственный метод обработки изображений, который предполагает использование нелинейных фильтров для улучшения или извлечения особенностей из изображения. В отличие от линейных фильтров, которые выполняют простое средневзвешенное число значений пикселей в локальной окрестности, нелинейные фильтры используют более сложные математические функции для вычисления значений отфильтрованных пикселей [52]. Некоторые распространенные нелинейные фильтры включают медианные фильтры, морфологические фильтры и фильтры рангового порядка, которые полезны для удаления шума и сохранения важных особенностей изображения, таких как края и границы. Нелинейная фильтрация особенно эффективна, когда изображение содержит импульсный шум, который характеризуется случайно разбросанными пикселями с очень высокими или очень низкими значениями интенсивности.

2. Вейвлет-фильтрация [53, 54].

3. Рекурсивно-сепарабельные фильтры.

3.1. Пространственно-частотные методы обработки ЦМИ

3.1.1. Дискретное преобразование Фурье

Дискретное преобразование Фурье (ДПФ) является важным инструментом для анализа и обработки медицинских изображений. Оно используется для преобразования изображения из пространственной области в частотную, что позволяет выявлять характеристики изображения, которые не всегда очевидны в пространственной области.

Прямое ДПФ преобразует изображение, заданное в пространственной координатной системе (x, y) , в двумерное дискретное преобразование изображения, заданное в частотной координатной системе (u, v) [55]:

$$F(u, v) = \left(1 / \sqrt{NM}\right) \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} f(x, y) \times \exp(-j2(\pi ux / N + \pi vy / M)), \quad (1)$$

где $j = \sqrt{-1}$, $x[0, N-1]$, $y[0, M-1]$.

Обратное дискретное преобразование Фурье (ОДПФ) имеет вид:

$$F(u, v) = \left(1 / \sqrt{NM}\right) \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} f(x, y) \times \exp(j2(\pi ux / N + \pi vy / M)), \quad (2)$$

где

$$j = \sqrt{-1}, x[0, N-1], y[0, M-1], \\ j = \sqrt{-1}, u \in [0, N-1], v \in [0, M-1].$$

Из (1) и (2) видно, что ДПФ является комплексным преобразованием. Модуль этого преобразования представляет амплитуду спектра изображения и вычисляется как корень квадратный из суммы квадратов действительной и мнимой частей ДПФ. Фаза (угол сдвига фазы) определяется как арктангенс отношения мнимой части ДПФ к действительной.

ДПФ можно использовать для анализа спектров медицинских изображений, таких как изображения мозга, сердца, легких и других органов. Это может помочь в диагностике различных заболеваний и состояний, таких как опухоли, нарушения кровообращения, инфекции и т.д.

Применение ДПФ в медицинских изображениях также может помочь в обработке и улучшении качества изображений. Например, можно использовать фильтры, основанные на ДПФ, для удаления шумов на изображениях или для усиления определенных частотных компонентов.

Однако необходимо учитывать, что применение ДПФ может потребовать большого количества вычислительных ресурсов, особенно при обработке изображений высокого разрешения. Также необходимо учитывать возможность возникновения артефактов, связанных с преобразованием, которые могут исказить результаты анализа.

В целом, использование ДПФ при обработке медицинских изображений может быть очень полезным для их анализа и обработки изображений, но требует тщательного подхода и оценки эффективности применения этого метода в каждом конкретном случае.

Кроме ДПФ, существует также метод преобразования Фурье, называемый быстрым преобразованием Фурье (БПФ). Он используется для быстрого вычисления ДПФ с помощью алгоритма, который значительно сокращает время вычислений.

В медицинских изображениях ДПФ и БПФ могут использоваться вместе с другими методами обработки изображений, такими как фильтрация, улучшение контрастности, сегментация, распознавание образов и т.д. Эти методы помогают улучшить качество изображения и увеличить точность диагностики.

Кроме того, ДПФ и БПФ могут применяться не только к двумерным изображениям, но и к трехмерным объемным изображениям. Это может быть полезным для анализа объемных структур, таких как мозг, сердце, печень и другие внутренние органы.

Одним из примеров использования ДПФ в медицинских изображениях является анализ функциональной магнитно-резонансной томографии (ФМРТ) для изучения активности мозга в режиме реального времени [56]. В этом случае ДПФ используется для

выделения частотных компонентов, которые связаны с активностью мозга в определенных областях.

Таким образом, ДПФ является важным инструментом для анализа и обработки медицинских изображений, который может помочь в диагностике, лечении и исследовании различных заболеваний и состояний.

В работе [57] предложены гибридные интеллектуальные модели, позволяющие выделять на рентгенограммах грудной клетки сегменты, связанные с диагностируемым заболеванием. Для сегментации рентгенограммы используют анализ двумерного спектра Фурье в скользящем окне. Спектр скользящего окна обрабатывается последовательностью фильтров, построенных на основе различных парадигм обработки изображений. На рис. 19 приведен алгоритм настройки фильтров гибридных моделей, а также результаты сегментации рентгенограмм больных пневмонией.

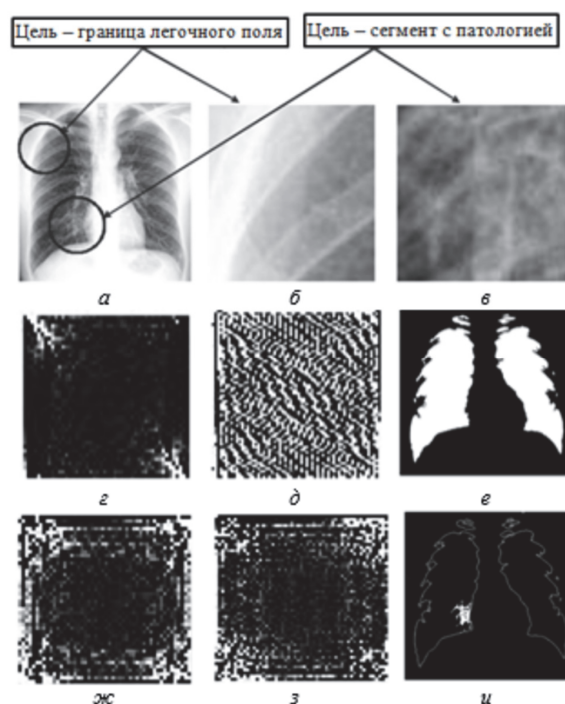


Рис. 19. Эксперименты по обработке рентгенограмм грудной клетки: исходная рентгенограмма легочного поля (а), выделенный фрагмент границы без патологии (б), выделенный фрагмент границы с патологией (в), спектры выделенных фрагментов границ (г, д, ж, з), соответствующие целевые изображения (е, и)

В работе [58] представлен двумерный метод на основе ДПФ для анализа структуры коллагеновых волокон по SHG-изображениям. Метод включает интегрированное разложение изображения по принципу «периодичность плюс гладкость» для коррекции краевого артефакта прерывистости ДПФ, что позволяет избежать потери периферийных данных изображения, возникающей при использовании более широко используемых оконных методов.

В работе [59] предлагается новая двумерная (2D) техника быстрого преобразования Фурье для эффективной реконструкции двумерного ЦМИ. Алгоритм

сначала применяет 1D БПФ на основе radix-4n по строкам изображения, а затем ту же операцию по столбцам, чтобы получить двумерное БПФ. Используемая здесь техника radix-4n обеспечивает значительную экономию памяти, требуемой на промежуточных этапах и значительное повышение быстродействия. Предложенный алгоритм БПФ может быть легко расширен на трехмерные и более высокие измерения.

3.1.2. Сглаживающие частотные фильтры

Сглаживающие частотные фильтры изображений, также известные как низкочастотные фильтры, – это методы обработки изображений, используемые для уменьшения высокочастотных составляющих в изображении, в результате чего получается более гладкое изображение с меньшим уровнем шума [60].

Принцип работы сглаживающих фильтров заключается в свертке ядра, которое представляет собой небольшую матрицу чисел, с пикселями изображения. Значения в ядре обычно выбираются таким образом, чтобы придать больший вес центральному пикселу и меньший вес окружающим пикселям [61]. В результате для каждого пиксела получается новое значение, которое является средневзвешенным значением соседних пикселей. Размер ядра определяет степень сглаживания, применяемого к изображению, при этом большие ядра приводят к большему сглаживанию.

Сглаживающие фильтры широко используются в обработке изображений и компьютерном зрении, например, для улучшения изображений, распознавания объектов и выделения признаков. Они могут улучшить качество и точность анализа изображений за счет уменьшения шума и усиления важных характеристик изображения [62].

Однако использование сглаживающих фильтров имеет некоторые ограничения. Одна из распространенных проблем заключается в том, что они могут вызвать размытие важных деталей изображения. Это может быть особенно проблематично для приложений, требующих высокого уровня детализации, таких как медицинская визуализация или микроскопия. Кроме того, сглаживающие фильтры могут быть вычислительно медленными, особенно для больших изображений или высокоразмерных данных. Показаны маски фильтров в (3.1) нижних и (3.2) верхних частот, выделение «края» (3.3) по Лапласу, (3.4 – 3.7) по методу направленного градиента, выделение (3.8) вертикально, (3.9) горизонтально и (3.10) наклонно ориентированных деталей.

$$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

$$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & -8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

$$\begin{bmatrix} -0 & -1 & -0 \\ -1 & -4 & -1 \\ -0 & -1 & -0 \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

$$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & -2 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

$$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & -2 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

$$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & -2 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

$$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & -2 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

$$\begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ -1 & -2 & -1 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

$$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -2 & -2 & -2 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

$$\begin{bmatrix} -2 & -1 & -1 \\ -1 & -2 & -1 \\ -1 & -1 & -2 \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

Для устранения этих ограничений разработаны несколько вариантов сглаживающих фильтров. Например, фильтры, сохраняющие края, могут использоваться для выборочного сглаживания областей изображения с сохранением его важных краев и особенностей. При осуществлении линейной фильтрации отклик маски задается суммой произведений пикселей в области действия фильтра. В качестве линейного сглаживающего фильтра используется усредняющий фильтр, выходным значением которого является среднее значение по окрестности маски фильтра, представленной в (4). В данном случае значению интенсивности в центральной точке присваивается среднее значение интенсивностей соседей. Подобный фильтр используется для задач удаления зернистости изображения, вызванной импульсным шумом [63, 64].

$$A_1 = \frac{1}{9} \begin{bmatrix} 2 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix}. \quad (4)$$

В целом, сглаживающие фильтры полезны для уменьшения шума и резких краев изображения, но они также могут размывать важные детали изображения.

Выбор фильтра и размера ядра зависит от конкретного применения и желаемого уровня сглаживания.

В работе [65] представлен алгоритм выбора эффективного размера маски сглаживающего фильтра для повышения качества обработки медицинских данных. Полученный алгоритм представлен на рис. 20.

Алгоритм включает следующие действия.

1. Производится ввод изображения в программу MathCAD.
2. Исходное изображение зашумляется с помощью функции «gandom». Коэффициент данной функции определяем визуально.
3. Далее производится нормировка изображения. Суть нормировки состоит в том, чтобы преобразовать реальный диапазон яркости исходного изображения в максимально возможный. Это делается для того, чтобы изображение визуально воспринималось лучше. Для этого необходимо определить максимальное и минимальное значение яркости изображения, а затем определить новую границу яркости.
4. Производится обработка сглаживающим фильтром с применением маски 3×3 .
5. Производится обработка сглаживающим фильтром с применением маски 5×5 .
6. Производится обработка сглаживающим фильтром с применением маски 7×7 .
7. Находится число X . X – это разница между исходным изображением и отфильтрованным.
8. Результат обработки. Сравниваются три числа X . Чем меньше данное число, тем лучше качество изображения.
9. Выбор более действенного фильтра. Определяется, какой из двух фильтров оказался более действенным.



Рис. 20. Алгоритм выбора размера маски

В статье [66] дано описание модели сглаживающего фильтра, основанного на обобщенном методе наименьших модулей. Фильтр, построенный на основе предложенной модели, эффективно устраняет шум

на перепаде яркости. Наряду с подавлением шума в контрастных изображениях, данный метод можно использовать для решения задач машинного зрения, медицинской диагностики и в других областях. Установлено, что нелинейная фильтрация на основе обобщенного метода наименьших модулей позволяет решать такие задачи, как уточнение границ контрастных объектов и сегментация изображения. Показана возможность восстановления границ в изображениях, у которых по каким-либо причинам были размыты контрастные границы.

3.1.3. Фильтры повышения резкости

Частотные фильтры могут использоваться для повышения резкости изображений путем выборочного усиления высокочастотного содержимого, что помогает выделить детали и улучшить общую четкость изображения [67]. Два широко используемых частотных фильтра для повышения резкости изображений – это фильтр верхних частот и фильтр нерезкой маски.

Фильтр верхних частот работает за счет усиления высокочастотных компонентов изображения и подавления низкочастотных компонентов. В результате получается более резкое изображение с повышенной контрастностью и четкостью краев.

Фильтр нерезкой маски, с другой стороны, предполагает создание размытой версии исходного изображения и вычитания размытого изображения из исходного для получения «маски» или высокочастотных компонентов, а затем добавление полученной маски обратно к исходному изображению [68]. В результате получается резкое изображение, которое сохраняет некоторые детали оригинала, улучшая при этом его края и особенности.

Оба этих метода могут использоваться в различных приложениях по обработке изображений, таких как цифровая фотография, медицинская визуализация и дистанционное зондирование. Однако важно использовать эти фильтры ограниченно, так как чрезмерное повышение резкости может привести к артефактам и другим проблемам ухудшения качества изображения.

3.1.4. Гомоморфная фильтрация

Гомоморфная фильтрация изображений – это метод обработки сигналов, используемый для улучшения или коррекции изображения путем разделения его компонентов освещения и отражения. Этот метод может использоваться в различных приложениях, таких как восстановление изображений, сжатие изображений и извлечение признаков [69].

Гомоморфная фильтрация применяется для повышения качества изображения, которое состоит из двух компонентов (мультипликативная модель), т.е.:

- освещающий пучок;
- коэффициент отражения от поверхности сцены;
- отраженный сигнал.

Под гомоморфной фильтрацией понимается обработка, включающая нелинейное преобразование фильтруемых величин, линейную фильтрацию преобразованных данных и обратное нелинейное преобразование результата. Также этот подход называется обобщенной линейной фильтрацией. Соотношение между линейным и гомоморфным фильтрами может быть представлено выражениями [70]:

$$\tilde{s}(t) = s(t) * f(t), \quad (5)$$

$$\tilde{s}_H(t) = H^{-1}(H(s(t)) * f(t)), \quad (6)$$

где $s(t)$ – исходный сигнал, $\tilde{s}(t)$ – сигнал после линейной фильтрации, $\tilde{s}_H(t)$ – сигнал после гомоморфной фильтрации, $f(t)$ – импульсная характеристика некоторого линейного фильтра, $H(s)$ – нелинейная функция, монотонная на всей области значений s , H^{-1} – функция, обратная H : $H^{-1}(H(s)) = s$.

В статье [71] рассмотрен алгоритм повышения резкости и контрастности деталей рентгеновских изображений, основанный на математической морфологии и высокочастотной фильтрации изображения. Показано (рис. 21), что применение алгоритма позволяет значительно повысить резкость и контрастность деталей рентгеновских изображений, при этом практически не увеличивая шум на изображении.

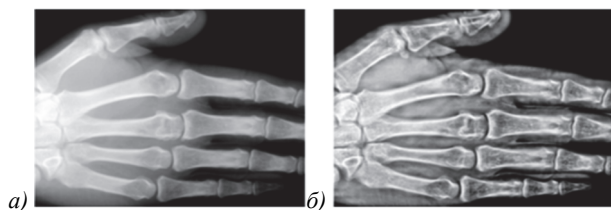


Рис. 21. Микрофокусная рентгенограмма кисти до (а) и после применения алгоритма (б)

В работе [72] представлена новая техника повышения резкости изображений, основанная на многомасштабном анализе и слиянии вейвлетов. Предложенная техника подходит для оптимизации видимости биомедицинских изображений, полученных с датчиков МРТ. Предложенный подход объединяет с помощью алгоритма слияния на основе вейвлетов результаты повышения резкости, полученные с помощью ряда независимых методов повышения резкости изображений.

Первоначально входное изображение подвергается предварительной обработке с помощью фильтра разрядки, основанного на комплексной двумерной двухдеревочной дискретной волне (двумерного двухдеревочного дискретного вейвлет-преобразования). Затем обесцвеченное изображение пропускается через кластер из пяти фильтров повышения резкости, а затем окончательное изображение получается с помощью техники слияния вейвлетов. Основная новизна предложенной методики заключается в использовании только одного входного изображения для повышения резкости и в том, что слияние выполняется на изображениях, полученных в разных частотных диапазонах.

3.1.5. Гармонические фильтры

Гармонические фильтры – это тип линейных фильтров, используемых в обработке изображений, которые работают в частотной области изображения. Эти фильтры усиливают или подавляют определенные частотные компоненты изображения путем применения гармонической функции к преобразованию Фурье изображения [73]. Они обычно используются для удаления периодического шума на изображениях, такого как интерференционные картины или эффект муара, путем ослабления частотных компонентов, связанных с шумом. Гармонические фильтры могут быть разработаны таким образом, чтобы воздействовать на определенные частотные компоненты, что делает их полезными для таких приложений, как улучшение изображения и извлечение признаков. Однако они менее эффективны при удалении непериодического шума, который лучше устранять с помощью методов нелинейной фильтрации.

Принцип работы гармонических фильтров основан на том, что многие виды шума в изображениях имеют периодическую природу и могут быть охарактеризованы определенными частотами. Таким образом, гармонические фильтры могут эффективно удалять периодический шум из изображения.

Основная форма гармонического фильтра имеет вид [74]:

$$H(u, v) = G(u, v)F(u, v), \quad (7)$$

где $H(u, v)$ – фильтрованное преобразование Фурье изображения, $G(u, v)$ – гармоническая функция, а $F(u, v)$ – исходное преобразование Фурье изображения.

Функция $G(u, v)$ предназначена для усиления или подавления определенных частот в преобразовании Фурье в зависимости от применения. Обычно используемые гармонические функции включают в себя режкторные фильтры и полосовые фильтры.

После того как преобразование Фурье модифицируется гармонической функцией, отфильтрованное изображение получается путем применения обратного преобразования Фурье. Этот процесс эффективно подавляет периодические компоненты шума в изображении, сохраняя при этом важные характеристики изображения. Гармонические фильтры полезны для таких приложений, как улучшение изображений, выделение особенностей и подавление шума, особенно для изображений, содержащих периодический шум, такой как интерференционные картины.

Гармонические фильтры можно описать общим выражением:

$$f(x, y) = \sum_{(s,t) \in S_y} g(s, t)^{Q+1} / \sum_{(s,t) \in S_y} g(s, t)^Q, \quad (8)$$

где Q – порядок фильтра.

От порядка фильтра зависит тип фильтра и результат фильтрации. При положительных значениях Q по-

лучаем средний контргармонический фильтр, который служит для уменьшения «черной» части импульсного шума. При отрицательных значениях Q получим гармонический фильтр, устраняющий «белую» часть шума. Недостатком данного способа фильтрации является невозможность удаления обеих частей шума одновременно. Стоит также отметить, что при $Q=0$ фильтр сводится к среднеарифметическому, а при $Q=-1$ сводится к среднегеометрическому.

В работе [75] описывается алгоритм цифрового сглаживающего гармонического фильтра с использованием экспоненциального преобразования входных данных. Данный метод предназначен для обработки сигналов, содержащих гауссовские и импульсные помехи. В другой работе [76] предложен алгоритм гармонического цифрового фильтра. В отличие от классического подхода, в данном алгоритме весовые коэффициенты зависят от значений входного сигнала, а не от его положения в апертуре. Этот подход обычно приводит к нелинейной фильтрации, которая позволяет эффективно удалять импульсный шум большой амплитуды и высокой интенсивности.

3.1.6. Медианная фильтрация

На изображениях, искаженных импульсным типом шума, наиболее эффективным является медианный фильтр. Данный тип фильтра – это простой и мощный нелинейный фильтр, основанный на достаточных порядковых статистиках, отклик которого основан на ранжировании значений пикселей, содержащихся в области фильтра.

Медианный фильтр также следует принципу движущегося окна, аналогично усредняющему фильтру. В этом фильтре нет замены значения пиксела изображения средним значением всех соседних пикселей. В нем производится вычисление медианного значения. Медианная фильтрация выполняется путем сортировки всех значений пикселей из окружающего окружения в числовом порядке, а затем замены рассматриваемого пиксела центральным членом построенного вариационного ряда [77, 78].

При данном типе фильтрации степень сглаживания контуров объектов на изображении зависит от размера апертury фильтра и формы его маски. На рис. 22 представлены наиболее часто используемые варианты окон медианного фильтра.

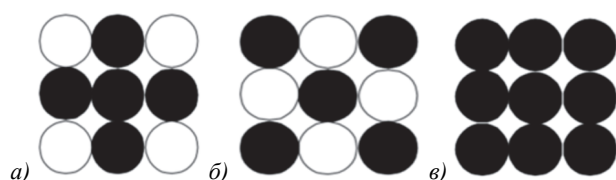


Рис. 22. Примеры окон (апerture) при медианной фильтрации в форме прямого креста (а), диагонального креста (б) и квадрата (в)

Добиться наибольшего подавления шумов можно, выбрав небольшой размер маски фильтра, например, 3×3 или 5×5 элементов.

Существует множество модификаций и усовершенствований медианной фильтрации. В работе [79] представлены два адаптивных алгоритма медианных фильтров. Первый алгоритм назван адаптивным медианным фильтром на основе ранжированного порядка (ranked-order-based adaptive median filter (RAMF)), который основан на тесте на наличие импульсов в центральном пикселе, а затем на тесте на наличие остаточных импульсов на выходе медианного фильтра. Второй, называемый адаптивным медианным фильтром на основе размера импульса (SAMF), определяет размер импульсного шума. Методы подразумевают увеличение маски медианного фильтра до тех пор, пока не будет получено приемлемое значение результата.

Модификация этого метода, основанная на дополнительном использовании усредняющего фильтра, предложена в [80]. В ней предложен адаптивный взвешенный фильтр для обнаружения и удаления высокого уровня шума «соль-перец». Для каждого пиксела сначала определяется размер адаптивного окна, постоянно увеличивая размер окна до тех пор, пока максимальное и минимальное значения двух последовательных окон не станут равны между собой. Затем текущий пиксел рассматривается как кандидат на шумовой (если он равен максимальному или минимальному), в противном случае он рассматривается как свободный от шума пиксел. Наконец, пиксел шумовой заменяется средневзвешенным значением текущего окна, а свободный от шума пиксел остается без изменений.

Другим примером совместного использования медианных и усредняющих фильтров в контексте обработки цветных изображений является работа [81]. Из экспериментов видно, что предложенный фильтр превосходит ($\sim 1,5-6$ дБ улучшение) некоторые из существующих методов удаления шума не только при низкой плотности импульсного шума, но и при высокой плотности импульсного шума. Пример работы медианного фильтра представлен на рис. 23.

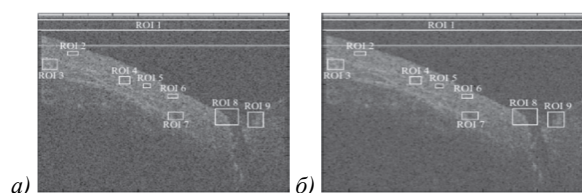


Рис. 23. Исходное (а) ОКТ-изображение меланомы и результат его обработки медианным фильтром (б) [82]

В работе [83] были исследованы фильтры статистики порядка, такие как Mean, Median, Min, Max и Alpha Trimmed Mean, которые апробированы на цифровых изображениях и изображениях ОКТ. Изображения были протестированы с двумя различными размерами масок – 5×5 и 7×7 элементов. Объективная оценка обоих типов изображений проводилась с использованием различных метрик, таких как пиковое

отношение сигнала к шуму, среднеквадратическая ошибка и индекс качества изображения. На рис. 24 представлено исходное ОКТ-изображение и результат его обработки медианным фильтром маской 7×7 .

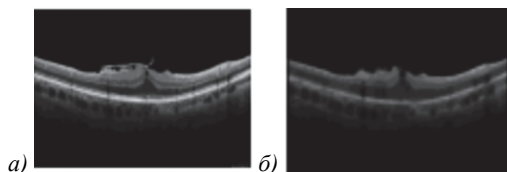


Рис. 24. Исходное (а) ОКТ-изображение и результат его обработки медианным фильтром маской 7×7 (б)

3.1.7. Сегментация изображений

Сегментация изображения – метод разделения изображения на множество частей. Основная цель этого разделения – облегчить анализ и интерпретацию изображений с сохранением качества. Этот прием также используется для отслеживания границ объектов на изображениях. Метод сегментации маркирует пиксели в соответствии с их интенсивностью и характеристиками [84]. Части представляют собой исходное изображение и приобретают такие характеристики, как интенсивность и сходство. Техника сегментации изображения используется для создания трехмерного контура тела в клинических условиях. Сегментация используется в машинном восприятии, анализе злокачественных заболеваний, объемах тканей, анатомическом и функциональном анализе, технологии визуализации виртуальной реальности и анализе аномалий, а также обнаружении объектов. Она имеет два вида, первый вид – локальная сегментация, которая связана с разделением изображений на мелкие части внутри изображений, второй вид – глобальная сегментация, которая занимается сборкой этих отдельных участков, пример сегментации представлен на рис. 25.

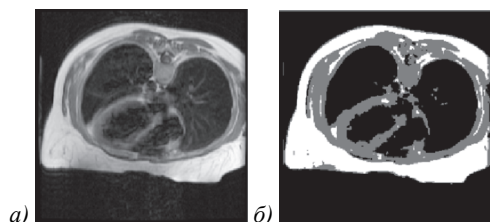


Рис. 25. МРТ-изображение сердца (а) и глобальная сегментация на три класса (б) [85]

Сегментация изображения работает тремя методами: областью, границей и краем. Метод области используется для проверки изображений и класса области соседних пикселей. Сегментация с пороговым значением использует гистограмму и пороговое значение пикселей [86]. Методы краев изображения используются для анализа изображений на границах или прерываниях. В эти методы включены операторы Робертса, Превитта и Собеля.

Методы сегментации изображения можно разделить на следующие группы: структурные, стохастические и смешанные [87].

Стохастические методы основаны на статистическом анализе изображений. К ним относятся такие методы, как кластерный анализ и классификация. В отличие от структурных методов стохастические методы могут быть автоматизированы, однако у них могут возникнуть сложности при анализе отдельных областей.

Смешанные (или гибридные) методы включают в себя характеристики структурных и стохастических методов. К данной группе объектов относятся методы, основанные на атласах, а также сверточные нейронные сети [88]. Преимуществом использования сверточных нейронных сетей по сравнению с другими методами являются наиболее точные результаты на слабо размеченных данных, что является одной из самых важных проблем анализа изображений.

Структурные методы используют информацию о структуре сегментируемого объекта (его области). К данной группе методов относятся граничные методы и алгоритмы поиска графов. Преимущество данных методов заключается в способности сегментировать отдельный объект (орган) или интересующую для анализа область [89, 90]. Однако данные методы не могут быть полностью автоматизированы и требуют высокого разрешения исходных изображений, что напрямую связано с точностью сегментации.

В настоящее время именно полносверточные нейронные сети дают наилучший результат в процессе сегментации медицинских изображений.

В работе [91] рассматривается двухэтапный подход к сегментации изображений. Подход обеспечивает выделение областей интереса на исходном изображении и поиск требуемых фрагментов для детектирования границ. Показана эффективность алгоритмов комплексной обработки локальных фрагментов, соответствующих в совокупности одному классу эквивалентности. При исследовании роговицы в поляризованном свете на ней наблюдается специфическая интерференционная картина, представляющая собой фигуру, сходную с ромбом, углы которого опираются на горизонтальный и вертикальный диаметры глаза (рис. 26). Созданы предпосылки для проблемно-ориентированной интерпретации изображений при выделении диагностических признаков интерференционных картин глаз.

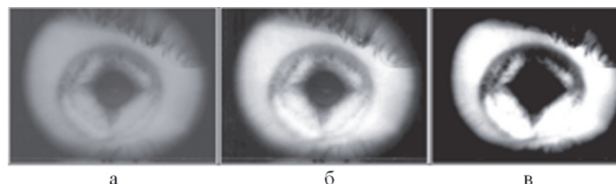


Рис. 26. Примеры предварительной обработки изображений

В работе [92] представлен новый метод многоуровневой пороговой сегментации изображений, основанный на улучшенной версии алгоритма поиска

совы (iOSA) и двумерных гистограммах. Производительность iOSA повышается благодаря включению новой стратегии в процесс оптимизации. Кроме того, на этапе инициализации применяется обучение на основе оппозиции. Учитывая эти изменения, iOSA лучше исследует пространство поиска на ранних итерациях, сохраняя использование выдающихся регионов с помощью самоадаптивной переменной. iOSA используется для выделения оптимальных пороговых значений, которые сегментируют изображение.

В работе [93] представлена альтернативная концепция сегментации изображений, названная гиперэвристической, которая на каждой итерации определяет оптимальную последовательность выполнения метаэвристических алгоритмов, обеспечивающих оптимальные пороговые значения. Предлагаемый метод состоит из двух слоев. В первом слое используется генетический алгоритм (ГА) для определения последовательности выполнения метаэвристических алгоритмов. Второй слой содержит набор из четырех метаэвристических алгоритмов, которые выполняются в определенном порядке, заданном текущим решением ГА, для обновления популяции порогов. Для того чтобы оценить эффективность предложенного подхода, он был протестирован на наборе эталонных изображений, и результаты показали хорошую производительность с точки зрения качества сегментации.

В работе [94] представлен многоуровневый пороговый подход на основе метода с линейным сокращением численности популяции (LSHADE) для сегментации магнитно-резонансных изображений мозга. Предложенный метод был протестирован с использованием трех групп эталонных изображений. Статистически проверенные результаты показывают, что предложенный подход улучшает согласованность и качество сегментации.

В работе [95] предложен гибридный роевой алгоритм для сегментации медицинских изображений, который включает модифицированный и элитный экспоненциальный роевой алгоритм сегментации в сочетании с методом k -средних. Предложено несколько модификаций роевых алгоритмов сегментации изображений для различных типов медицинских изображений, которые включают контрастные, зашумленные, размытые изображения, при этом они и показали при тестировании хорошие результаты и низкую временную сложность.

Работа [96] посвящена оптимизации одного из алгоритмов автоматической сегментации трёхмерных медицинских изображений с применением CUDA. В ней представлен разработанный параллельный алгоритм, основанный на алгоритме деформируемой модели области интереса (англ. model-based segmentation). Разработанный алгоритм был реализован на современных графических процессорах NVIDIA. Согласно проведённому анализу, он показывает прирост производительности в среднем в 1,3 раза в сравнении

с аналогами, не теряя в качестве обработки изображений. Также в рамках данной работы был разработан полуавтоматический алгоритм корректировки результатов сегментации, получаемой на выходе алгоритма расчёта полигональной модели. Уникальностью разработанного алгоритма корректировки полигональной сетки является представленный алгоритм построения масс-пружинной модели, использующий двумерную попиксельную сегментацию среза сегментируемого трёхмерного изображения. На основе смещений узлов полигональной сетки, полученных посредством попиксельной сегментации, выполняется деформация остальных узлов полигональной сетки.

В работе [97] представлен метод сегментации кровеносных сосудов и диска зрительного нерва на изображениях сетчатки. Метод может быть использован для поддержки неинтрузивной диагностики в современной офтальмологии, поскольку морфология кровеносных сосудов и диска зрительного нерва является важным индикатором таких заболеваний, как диабетическая ретинопатия, глаукома и гипертония. Результат сегментации представлен на рис. 27.

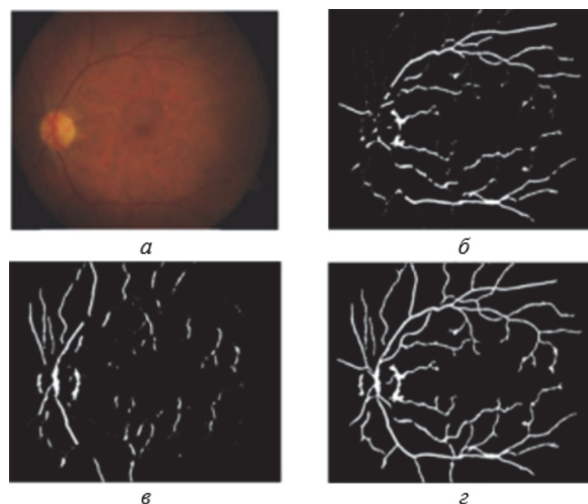


Рис. 27. Сегментация сосудов с помощью разложения вектора v : (а) входное изображение сетчатки, (б) сегментация кровеносных сосудов с помощью горизонтального (по оси X) разложения вектора v , (в) сегментация кровеносных сосудов с помощью вертикального (по оси Y) разложения вектора v , (г) результат сегментации кровеносных сосудов с помощью разложения вектора v по осям X и Y

3.1.8. Метод выделения границ объектов

Границы объектов на изображении в значительной степени уменьшают количество данных, которые необходимо обработать, и в то же время сохраняют важную информацию об объектах на изображении, их форму, размер, количество. Для выделения границ на изображении применяются операторы Превитта, Кирша, Робинсона, Собела, Робертса и метод Кэнни [98]. Из перечисленных наименьшую вычислительную сложность имеет оператор Робертса. Для оценки принадлежности точки изображения контуру исполь-

зуются две маски размером 2×2 элемента. Благодаря малому размеру масок обработка изображения этим оператором выполняется быстрее, чем операторами, использующими маски большего размера. К недостаткам этого оператора относится высокая чувствительность к шуму, что можно наблюдать на рис. 28.



Рис. 28. Выделение краев методом Робертса

В операторе Кирша используются маски размером 3×3 . Значения, полученные при разных углах поворота маски, позволяют определить величину и направление градиента. Оператор Робинсона, так же как и оператор Кирша, использует одну маску размером 3×3 элемента. Применение каждой из восьми масок к пикселю позволяет определить величину градиента, как максимальное значение, полученное при использовании одной из масок. Отличие оператора Робинсона от оператора Кирша заключается в том, что маска в операторе Робинсона использует коэффициенты 0; 1 и 2. Результат применения оператора Кирша представлен на рис. 29.



Рис. 29. Выделение краев методом Кирша

Для сокращения объема вычислений оператор Превитта использует набор из восьми масок, с помощью которых для каждого пикселя определяется локальная ориентация границы. Для вычисления величины и ориентации границы для каждого пикселя нужно провести вычисления, используя все восемь масок. Ориентация и значение градиента определяются по маске, которая дает максимальное значение. Результат применения оператора Превитта представлен на рис. 30.



Рис. 30. Выделение краев методом Превитта

Оператор Собела позволяет выделять границы на изображении, используя две маски размером 3×3 элемента. От масок оператора Превитта маски Собела отличаются тем, что оценка контраста по центральной строке и столбцу берется с удвоенным весом по сравнению с оценками, получаемыми по разные стороны от центральной точки. Результат применения оператора Собела представлен на рис. 31 и рис. 32.

В работе [99] представлены результаты анализа существующих алгоритмов распознавания медицинских изображений. Также предложена модификация алгоритма Собела, которая учитывает ключевые особенности медицинских изображений.

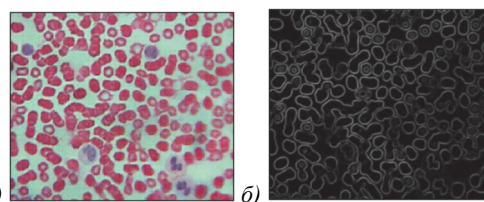


Рис. 31. Изображение препарата крови (а) и результат его обработки фильтром Собела (б) [100]



Рис. 32. Выделение краев методом Собела

Метод Кэнни разработан как метод выделения границ. В этом методе выполняется многошаговая обработка изображения, которая включает сглаживание обрабатываемого изображения, поиск границ на основе градиентного метода, удаление ложных максимумов и формирование контуров. Недостатком являются более высокие ресурсные требования к вычислительно по сравнению с другими операторами выделения границ. Результат применения метода Кэнни представлен на рис. 33.

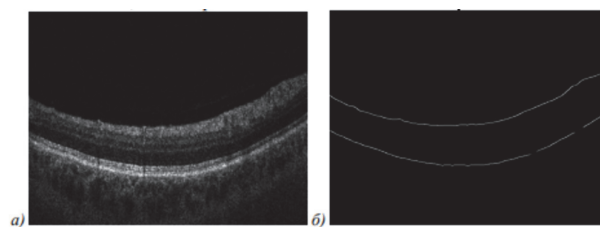


Рис. 33. Снимок ОКТ: а) исходный снимок, б) результат работы алгоритма Кэнни [101]

В работе [102] представлены результаты анализа существующих методов распознавания медицинских изображений. Предложена модификация алгоритма Собела, учитывающая особенности медицинских изображений. Для улучшения характеристик медицинских изображений, которые будут способствовать

правильной диагностике заболевания, в работе [103] предлагается новая технология определения границ на изображениях с помощью метода преобразования фазового растяжения (PST), основанная на алгоритме выявления границ Кэнни.

3.1.9. Билатеральный фильтр

Билатеральный фильтр является нелинейным сглаживающим фильтром. Значение каждого пиксела изображения заменяется взвешенным средним соседних пикселей [104]. Веса могут определяться, например, распределением Гаусса. Веса в билатеральном фильтре также зависят и от радиометрических показателей (таких, например, как разница в цвете или яркости рассматриваемых пикселей). Алгоритм работы билатерального фильтра определяется следующим выражением:

$$I^{filtered}(x) = \frac{1}{W} \sum_{x_i \in \Omega} I(x_i) f_r(I(x_i) - I(x)) \times g_s(x_i - x), \quad (9)$$

где

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

нормализует отклик и удерживает его в допустимых пределах.

$I^{filtered}$ – результирующее изображение;

I – исходное изображение;

x – координаты пиксела, в котором вычисляется значение;

Ω – окно с центром в x ;

f_r – ядро, сглаживающее разницу в интенсивности цветов, может определяться функцией Гаусса;

g_s – ядро, сглаживающее разницу в расстоянии между пикселями, может определяться функцией Гаусса.

Основным преимуществом билатерального фильтра перед медианным и гауссовским фильтром является сохранение границ, при этом правильно примененный фильтр не приводит к видимым изменениям в положении и четкости границ, причем свобода выбора его параметров довольно велика. Билатеральный фильтр с чрезмерно высокими параметрами приведет к сильному размытию изображения. Результат его работы можно охарактеризовать как «более мягкий медианный фильтр». Он является более сложным в вычислительном плане по сравнению с медианным фильтром и требует настройки большого числа параметров, что может затруднить его применение в автоматическом режиме. Также использование билатерального фильтра может дать побочные эффекты в виде порождения регионов с постоянным цветом, что, в свою очередь, создает ложные границы [105], а также возможность инвертирования цветов [106]. Этот эффект изменяется достаточно плавно, и умеренное изменение параметров не приводит к значи-

тельным изменениям в результате. Исходное и обработанное билатеральным фильтром изображение представлено на рис. 34.

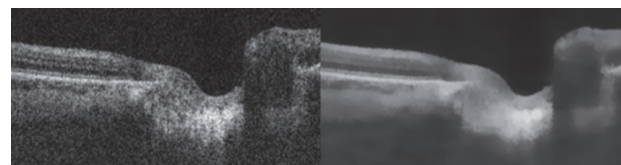


Рис. 34. Исходное и обработанное билатеральным фильтром изображение [107]

В работе [108] предлагается применение методики сочетания модернизированного метода перенормировки с ограничением с последующей билатеральной фильтрацией для улучшения качества медицинских ультразвуковых изображений. Обработка по такому алгоритму повышает общий контраст изображения, сглаживает спекл-шум и позволяет хорошо справляться с определением локализации значимых объектов.

В работе [109] преобразован к линейному виду билатеральный фильтр, который делает возможным применение быстрых преобразований Фурье. Они также используют понижающую дискретизацию данных для ускорения вычислений до одной секунды или менее для одномогапиксельных изображений. В этой работе упоминается вычисление быстрого преобразования Фурье для линейаризованного билатерального фильтра, как только данные преобразуются, прямая свертка становится более эффективной, так как ядро достаточно мало. Разработанная методика связана с их работой в том, что в ней также выражен билатеральный фильтр через линейные операции и большая часть ускорения получена от понижающей дискретизации. Тем не менее, обозначенная формулировка опирается на более принципиальное выражение, основанное на новой, более высокой размерности интерпретации изображений. Это позволяет ожидать повышенную точность обработки изображения при помощи билатеральной фильтрации.

3.1.10. Метод нелокального среднего

Нелокальные средства (Non-Local Means – NLM) – это алгоритмы обработки изображений для снижения шума. В отличие от фильтров «локального среднего», которые принимают среднее значение группы пикселей, окружающих целевой пиксел, для сглаживания изображения, нелокальная означает, что фильтрация принимает среднее значение всех пикселей в изображении, взвешенное по тому, насколько эти пиксели похожи на центральный пиксел. Это приводит к большей четкости после фильтрации и уменьшению потерь деталей изображения по сравнению с алгоритмами локального среднего [110].

По сравнению с другими хорошо известными методами шумоподавления, нелокальные средства добавляют «шум метода» (т.е. ошибку в процессе шумоподавления), который больше похож на белый

шум, что желательно, потому что он обычно меньше мешает шумоподавляющему продукту.

NLM – это улучшенная фильтрация традиционно-го метода фильтрации окрестностей [111]. Алгоритм должен вычислять сходство между всеми пикселями в изображении и текущим пикселем. Учитывая количество вычислений и эффективность, как правило, два окна фиксированного размера, большое окно поиска ($D \times D$) и небольшое окно окрестности ($d \times d$). Окно соседства скользит в окне поиска, и степень влияния соответствующего центрального пикселя на текущий пиксел определяется в соответствии с подобием между окрестностями. Примеры обработки фильтром NLM представлены на рис. 35-37.

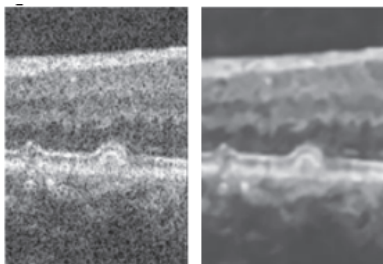


Рис. 35. Исходное и обработанное изображение NLM [112]

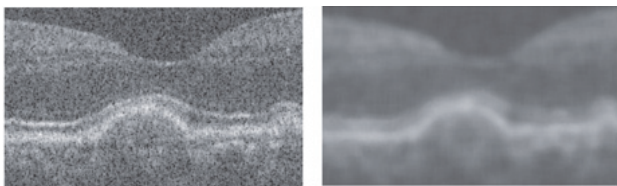


Рис. 36. Исходная часть зашумленного ОКТ-изображения и результат обработки NLM [113]

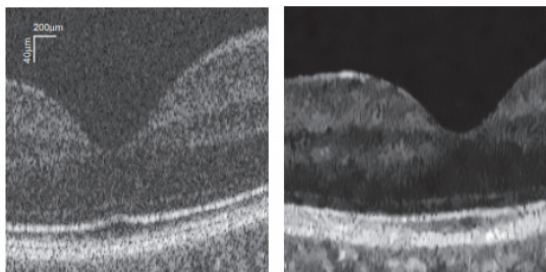


Рис. 37. Вырезанная область из необработанного среза и обработанная с помощью NLM [114]

В работе [115] представлены результаты применения метода нелокального усреднения в задаче разделения звуков дыхания и звуков сердца в сигнале, зарегистрированном на грудной клетке человека. Эффективность алгоритма проверялась как на искусственно смоделированных, так и на реальных сигналах. В качестве количественной меры эффективности NLM-фильтрации использовался угол расхождения выделенного и заданного сигналов.

В работе [116] предложен модифицированный алгоритм на основе нелокальных усреднений, позволяющий в условиях действия шумов разной интенсивности получать выходное изображение хорошего качества без размытия границ, контуров и основной структуры.

3.1.11. Фильмп 3D filtering

Block-Matching and 3D filtering (BM3D) – метод фильтрации цифровых изображений, основанный на объединении пространственной и частотной фильтрации. Обработка в пространственной области подразумевает поиск похожих блоков изображения, к группе которых применяются методы совместной фильтрации в частотной области, направленные на уменьшение шума [117].

3D-преобразование позволяет объединить преимущества двух подходов к фильтрации, что приводит к более эффективному подавлению шумовой составляющей.

Суть данного метода заключается в получении разреженного представления изображения в спектральном базисе, который может быть адаптирован к конкретному изображению. Основой для этого служит тот факт, что любое цифровое изображение может быть представлено в виде набора повторяющихся блоков. В отличие от других методов, использующих 2D-преобразования к каждому отдельному блоку, BM3D производит 3D-преобразования к группе блоков, что позволяет получить разреженное изображение.

Алгоритм метода BM3D состоит из следующих этапов.

1. Выбирается один фрагмент изображения (блок) с фиксированными размерами для анализа.
2. Производится поиск блоков, которые являются схожими с анализируемым фрагментом.
3. Для группы найденных блоков осуществляется 3D-преобразование. Для этого каждый найденный блок обрабатывается 2D-преобразованием, а затем применяется преобразование Хаара уже между обработанными блоками. Это позволяет получить коэффициенты, образующие спектр блока. В результате исходное изображение представляется в виде данных коэффициентов.
4. Применяется частотная фильтрация полученного спектра одним из частотных фильтров.
5. Далее происходит объединение спектров различных групп блоков, что представляет собой BM3D-преобразование.

Преобразование BM3D является обратимым, что означает, что можно выполнить обратное преобразование. Для этого сначала производится обратное 3D-преобразование для групп блоков, которые впоследствии расставляются по своим первоначальным местам на исходном изображении. Однако при подстановке может произойти пересечение пикселей нескольких блоков. В таком случае для определения конкретного пикселя используется взвешенная сумма всех пикселей на пересечении. Для этого используются те блоки, спектр которых представляется разреженным в большей степени, то есть вес является наибольшим для тех блоков, которые содержат большее количество нулевых значений в своем спектре [118].

В работе [119] был протестирован метод BM3D на 4 ОКТ-изображениях. Из полученных протестированных изображений и сравнительного анализа был сделан вывод, что BM3D чрезмерно сглаживает изображение и добивается низкой контрастности. Исходное ОКТ-изображение и результат обработки фильтром BM3D представлен на рис. 38.

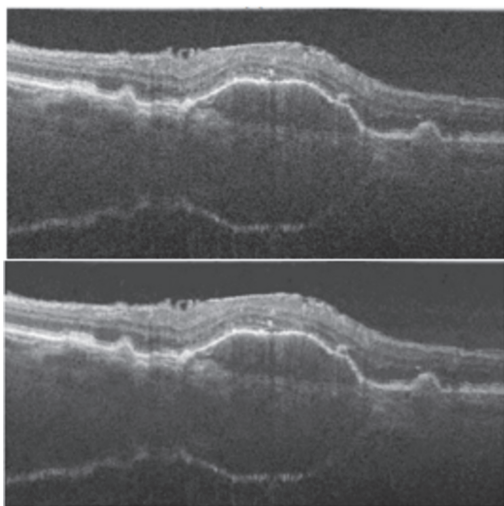


Рис. 38. Исходное ОКТ-изображение и результат обработки фильтром BM3D [120]

3.1.12. Морфологические операции

Морфологические операции выполняются над двумя изображениями: обрабатываемым и специальным, зависящим от вида операции и решаемой задачи. Такое специальное изображение в математической морфологии называется структурным элементом или примитивом. Размер структурного элемента, как правило, равен 3×3 , 4×4 , 5×5 элементов. Это обусловлено самой идеей морфологической обработки, в процессе которой отыскиваются характерные детали изображения. Искомая деталь описывается примитивом, и в результате морфологической обработки можно подчеркнуть или удалить такие детали на всём обрабатываемом изображении [121]. С помощью теоретико-множественных операций образуются основные операции морфологической обработки изображений: сужение, расширение, открытие и закрытие [122]. Операции расширения и сужения имеют основополагающее значение при морфологической обработке изображений. Пример обработки изображения с отпечатком пальца морфологическим фильтром представлен на рис. 39.

Операция расширения увеличивает область изображения, а операция сужения делает ее меньше. Операция замыкания позволяет заполнить внутренние отверстия области изображения и устранить «заливы» вдоль ее границы. Операция размыкания позволяет устранить малые фрагменты, выступающие наружу области вдоль ее границы. При выполнении морфологических операций применяют изображения, называемые структурирующими элементами [123].

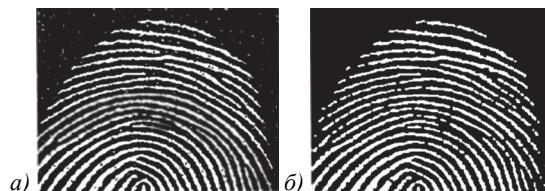


Рис. 39. Зашумленное изображение фрагмента отпечатка пальца (а) и результат его обработки морфологическим фильтром (б)

В работе [124] был морфологический оператор обнаружения краев для извлечения информации о жизненно важных краях из изображений, которая интегрируется с взаимной информацией для выполнения процесса регистрации.

3.2. Вейвлет-фильтрация

Вейвлет-преобразование – это более точный инструмент фильтрации двумерных сигналов (изображений). Вейвлет-преобразование, в отличие от Фурье-преобразования, обладает свойством однозначного соответствия пространственной области и частотной, а также более избирательной способностью фильтрации изображений с резкими перепадами локальных областей и импульсным шумом.

Методы, которые основываются на вейвлет-преобразовании, являются методами многомасштабного анализа. Методы вейвлет-анализа осуществляют решение задачи «шумоочистки» изображения [125]. В отличие от рассмотренных ранее методов шумоподавления данные методы позволяют получить более приемлемый результат обработки, поскольку при «очистке» от шумовой составляющей данные методы не осуществляют сглаживания контуров и мелких элементов на изображении. Также отличительной особенностью этих методов является то, что они могут быть применимы к задаче «очистки» изображений не только от белого шума, но и других шумов. Прямое одномерное дискретное вейвлет-преобразование (ДВП) представляет собой набор следующих действий:

- итерационное использование низкочастотной и высокочастотной фильтрации;
- прореживание выходной последовательности низкочастотного фильтра в два раза, то есть удаление каждого второго элемента и переход к более низкочастотному сигналу.

В результате использования низкочастотной фильтрации получим аппроксимацию изначального сигнала, а в результате применения высокочастотной фильтрации – информацию об исходном сигнале. Значения коэффициентов, которые получены после высокочастотной фильтрации, представляют собой вейвлет-коэффициенты. Обратное ДВП заключается в итерационном применении обратных фильтров к высокочастотным и низкочастотным коэффициентам с восстановленными вторыми элементами и их сложения. Прямое вейвлет-преобразование принято называть анализом, а обратное вейвлет-преобразование

называют синтезом. Фильтры, которые применяются для вейвлет-преобразования, называются вейвлетным базисом. Применение ДВП на изображении МРТ мозга представлено на рис. 40.

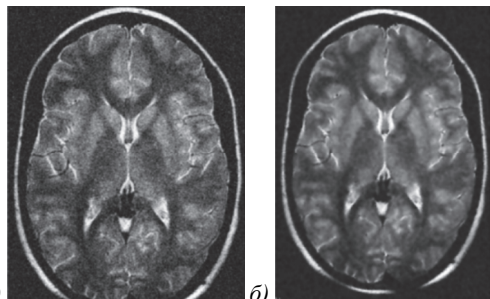


Рис. 40. Зашумленное изображение МРТ мозга (а) и результат его обработки фильтром (б) [126]

Применение вейвлет-преобразования в медицине связано с нестационарностью сигнала и его сложными частотно-временными характеристиками. Они способны анализировать не только его частотный спектр, но и в какой момент времени появилась та или иная гармоника [127]. Данное свойство позволяет осуществить моделирование электрокардиосигнала (ЭКС). Входными параметрами являются массивы времени и частоты, к которым впоследствии применяются растяжение по горизонтали и сжатие по вертикали, сдвиг и усреднение в окрестности точки масштаба. Результатом данных преобразований является некий дискретный однородный входной сигнал, каждой паре чисел которого ставится в соответствие полусумма и полуразности [128, 129]. Данный процесс называется прореживанием входного сигнала. Далее осуществляется сглаживание и по получившимся точкам откладывается электрокардиограмма (ЭКГ).

Известно большое количество вейвлет-базисов. Например, при обработке сигналов и изображений используют алгоритмы на основе вейвлетов Хаара, Добеши, Баттла–Лемарье, Мейера, Койфмана, Козна–Добеши–Фово, Вилласенора, Легалла и др. В работах [130, 131] представлены теория и практические применения различных вейвлетов. Практически важные вейвлеты традиционно определяются как функции одной вещественной переменной с вещественными значениями. В зависимости от математической модели (структуры области определения, структуры области возможных значений и вида преобразований) различаются дискретные и непрерывные вейвлеты. Поскольку разложение сигналов в базисе вейвлетов осуществляется с использованием арифметики с плавающей точкой, возникают ошибки, величина которых зависит от степени приближения сигнала.

Вейвлет-фильтрация Хаара (Haar) является одним из наиболее простых и известных методов вейвлет-фильтрации. Она основана на использовании вейвлет-функций Хаара, которые были впервые введены американским математиком Альфредом Хааром. Вейвлеты Хаара являются прямоугольными функциями с

ограниченным временем и четко определенными особенностями. Они имеют простую структуру и используются для разложения сигналов на различные масштабы и частоты. Вейвлеты Хаара имеют две базовые функции: аппроксимирующую функцию (функцию нижних частот) и детализирующую функцию (функцию верхних частот). Процесс вейвлет-фильтрации Хаара начинается с разделения исходного сигнала на две части: аппроксимацию (нижние частоты) и детализацию (верхние частоты). Для получения аппроксимации используется фильтр нижних частот, а для получения детализации применяется фильтр верхних частот. Затем этот процесс может быть рекурсивно повторен для каждого полученного уровня аппроксимации и детализации.

Вейвлет-фильтрация Хаара обладает несколькими преимуществами. Она проста в реализации и вычислительно эффективна. Кроме того, вейвлеты Хаара имеют компактную форму и легко интерпретируются. Они широко применяются в области компьютерного зрения и обработки изображений, а также в других областях, таких как сжатие данных, шумоподавление и детектирование сигналов. Однако вейвлет-фильтрация Хаара также имеет некоторые ограничения. Использование прямоугольных вейвлет-функций может приводить к нежелательным артефактам и потере информации в изображениях. Они имеют низкое разрешение по сравнению с другими типами вейвлетов, что может привести к потере некоторых деталей в изображении.

Добеши – это семейство вейвлет-функций, разработанных Ингрид Добеши, бельгийским математиком. Вейвлеты Добеши обладают множеством полезных свойств, таких как компактность и ортогональность. Из-за этих свойств они широко используются в вейвлет-фильтрации и анализе сигналов. В процессе вейвлет-фильтрации сигнал разделяется на различные масштабы с использованием вейвлет-функций Добеши. Процесс разложения начинается с применения фильтра нижних частот к исходному сигналу, чтобы получить оценку нижних частот. Затем фильтр верхних частот применяется к исходному сигналу для получения высокочастотных деталей. Этот процесс можно повторить несколько раз для получения множества масштабов. Вейвлет-фильтрация Добеши может быть использована для различных целей. Например, она может применяться для сжатия изображений путем удаления незначимых высокочастотных коэффициентов и сохранения только важных низкочастотных коэффициентов. Она также может быть использована для удаления шума из сигналов путем удаления высокочастотных компонентов, сохраняя при этом низкочастотную информацию. Вейвлет-фильтрация Добеши является мощным инструментом обработки сигналов и находит применение во многих областях, где требуется анализ, модификация или восстановление сигналов с различными частотами и разрешениями.

Вейвлет-фильтрация Мейера (Meyer) основана на использовании вейвлет-функций Мейера, которые были разработаны Жаном Мейером, французским математиком. Вейвлеты Мейера обладают особыми свойствами, которые делают их привлекательными для использования в вейвлет-фильтрации и анализе сигналов. Вейвлет-фильтрация Мейера является методом обработки сигналов, который позволяет анализировать и изменять сигналы с различными частотами и разрешениями. Она широко применяется в областях обработки изображений, аудиообработки, сжатия данных и других областях, где требуется эффективный анализ и изменение сигналов.

Процесс вейвлет-фильтрации Мейера аналогичен процессу вейвлет-фильтрации с использованием других семейств вейвлетов. Исходный сигнал разделяется на различные масштабы и частоты с использованием вейвлет-функций Мейера. Этот процесс разложения может быть выполнен последовательно для получения множества масштабов и частот. Вейвлет-фильтрация Мейера обладает некоторыми уникальными свойствами. Вейвлеты Мейера являются компактными и имеют конечное время поддержки, что делает их удобными для обработки сигналов с ограниченным временем. Они также обладают высокой степенью симметрии и хорошими свойствами ортогональности, что облегчает их использование в различных алгоритмах обработки сигналов. Применение вейвлет-фильтрации Мейера может включать сжатие сигналов, удаление шума, повышение разрешения изображений и другие задачи обработки сигналов. Вейвлет-фильтрация Мейера может быть настроена на определенные особенности сигнала и применена для получения желаемого результата.

В работе [132] представлены два совместных метода улучшения качества изображений, которые работают в области вейвлет-преобразования. При этом прибегая к совместному вейвлет-разложению, вейвлет-поддиапазоны правого и левого ракурсов обрабатываются одновременно, чтобы использовать свойства бинокулярного зрения. В то время как первый предложенный метод объединяет только субполосы аппроксимации обоих видов, второй метод объединяет все вейвлет-субполосы, обеспечивая межкакурсную обработку, полностью адаптированную к локальным особенностям стереоэндоскопических изображений (рис. 41).

В работе [133] предлагается метод шумоподавления капсульных эндоскопических цветных изображений на основе вейвлет-преобразования. Исследования в области методов шумоподавления изображений в основном сосредоточены на вейвлет-преобразовании, поскольку оно превосходит другие преобразования по производительности. В этом предлагаемом методе используется комплексное вейвлет-преобразование с двойным деревом двойной плотности из-за его спо-

собности реализовывать как комплексное, так и разноразмерное вейвлет-преобразование.

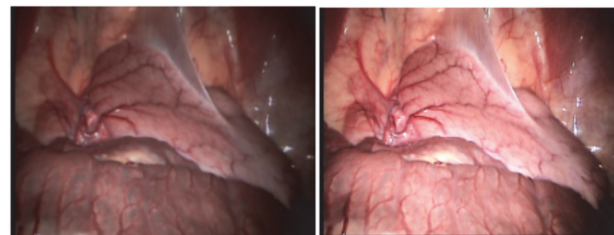


Рис. 41. Исходное и обработанное при помощи вейвлет-разложения изображение

Анализ экспериментальных данных в работе [134] показал, что из рассмотренных вейвлет-функций для решения задачи шумоподавления в томографии наиболее подходят вейвлет Мейера (dmeu) и модифицированный вейвлет Добеши. Также в работе [135] представлен новый подход на основе вейвлетов для слияния медицинских изображений, разработанный с учетом не только характеристики зрительной системы человека (ЗСЧ), но и физического смысла вейвлет-коэффициентов. Метод сжатия изображений без потерь на основе вейвлетов с адаптивным предсказанием представлен в работе [136].

3.3. Современные методы обработки медицинских изображений

Помимо вышеперечисленных базовых алгоритмов обработки ЦМИ, также используются:

- метод линейного контрастирования;
- метод эквализации гистограммы;
- метод адаптивной эквализации гистограммы (Adaptive Histogram Equalization – AHE);
- метод адаптивной эквализации гистограммы с ограничением по контрасту (Contrast Limited Adaptive Histogram equalization – CLAHE) [137];
- метод адаптивной гамма-коррекции [138–140];
- метод адаптивного нелинейного контрастирования (Adaptive and integrated neighborhood-dependent approach for nonlinear enhancement – AINDANE) [141];
- метод адаптивной коррекции контраста с синусоидальной функцией трансформации (Locally Tuned Sine NonLinear Enhancement – LTSNE) [142];
- рекурсивно-сепарабельные фильтры.

3.3.1. Метод линейного контрастирования

Линейное контрастирование – это преобразование гистограммы изображения, при котором гистограмма равномерно растягивается на весь максимальный интервал уровней яркости, например, от 0 до 255 [143]. При этом из рассмотрения исключаются малоинформативные края гистограммы, которые отбрасываются перед растяжением гистограммы [144].

Недостатком линейного контрастирования является наличие «черных» и «белых» пятен на изображении, на которых детали не различимы.

Для улучшения качества изображения гортани на ее эндоскопическом изображении в работе [145] использовался метод линейного контрастирования. Помимо увеличения динамического диапазона яркостей ближней и дальней сцены изображений, происходит также увеличение цветовой насыщенности объектов изображения. В результате получена модель, позволяющая с достаточной точностью определить опухоль на эндоскопических изображениях, ее размер и другие характеристики.

3.3.2. Метод эквализации гистограммы

Эквализация гистограммы (Histogram Equalization, HE) – это метод изменения яркости и контрастности изображения путем перераспределения яркостей его пикселей.

Метод HE заключается в том, чтобы привести гистограмму изображения к равномерному распределению, где все яркости пикселей встречаются с одинаковой частотой. Для этого сначала вычисляется гистограмма изображения – распределение яркостей пикселей по всему диапазону значений. Затем строится кумулятивная функция распределения (Cumulative Distribution Function, CDF), которая показывает, сколько пикселей имеют яркость, меньшую или равную определенной яркости. Кумулятивная функция затем нормализуется, чтобы привести ее к диапазону значений от 0 до 1.

После этого новые значения яркостей для каждого пиксела вычисляются путем использования нормализованной кумулятивной функции распределения для преобразования исходных значений яркости. Это позволяет выровнять гистограмму, что приводит к улучшению контраста и улучшению видимости деталей на изображении.

Метод HE может быть эффективен в улучшении качества изображений, которые имеют неравномерное распределение яркостей, но при этом может усиливаться шум и потеря деталей в областях, где они были недостаточно различимы. Для более точного управления над улучшением контраста и яркости изображения могут использоваться более сложные методы, такие как адаптивная эквализация гистограммы. Пример обработки HE изображения представлен на рис. 42.

В работе [147] приведены сравнительные исследования глобального выравнивания гистограмм, локального выравнивания гистограмм и быстрого квадратичного динамического выравнивания гистограмм на основе времени выполнения, среднеквадратической ошибки и пикового отношения сигнал/шум (Peak signal-to-noise ratio – PSNR). Показаны экспериментальные результаты для этих трех методов с графическим представлением.

В работе [148] представлен метод разделения изображения на основе значений сглаженной интенсивности, который реализуется с гауссовым фильтром. Используемая функция преобразования эквализации гистограммы основана не только на интенсивности текущего пиксела, принимаются во внимание значения интенсивности соседних пикселей. Результат работы показал, что предлагаемый метод способен увеличить контрастность изображения и повышает его резкость.

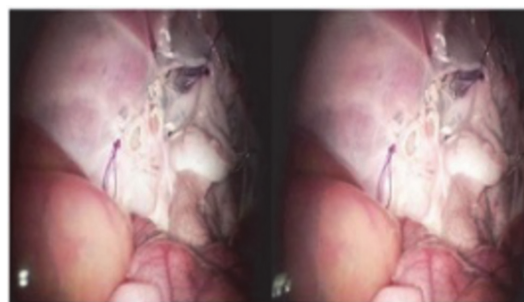


Рис. 42. Исходное изображение и результат его обработки HE [146]

3.3.3. Метод адаптивной эквализации гистограммы

Метод адаптивной эквализации гистограммы (Adaptive Histogram Equalization – АНЕ) – это метод обработки изображений, который используется для улучшения контраста изображения. Он применяется путем изменения яркости каждого пиксела на основе его окружения.

При эквализации гистограммы изображения методом HE она равномерно распределяется на всю шкалу яркости, что может приводить к неестественному виду изображения. В отличие от этого в АНЕ гистограмма разбивается на несколько локальных гистограмм, применяя эквализацию к каждой из них отдельно.

Это делается путем вычисления локальных гистограмм для каждого пиксела изображения, используя некоторый фиксированный размер окна. Затем каждый пиксел изображения эквализуется на основе гистограммы, которая относится к его локальному окружению.

Таким образом, АНЕ может увеличить контраст и улучшить визуальное восприятие изображения в тех местах, где контрастность низкая. Однако он также может увеличивать шум и артефакты, особенно если размер окна выбран слишком большим.

Метод АНЕ является основой для многих других алгоритмов обработки изображений, таких как контурирование и сегментация изображений, и его можно применять для обработки как цветных, так и черно-белых изображений. Пример АНЕ-обработки изображения представлен на рис. 43.

3.3.4. Метод адаптивной эквализации гистограммы с ограничением по контрасту

Адаптивная эквализация гистограммы с ограничением по контрасту (Contrast Limited Adaptive

Histogram Equalization – CLAHE) – это улучшенный метод эквализации гистограммы, который позволяет более точно контролировать изменение контрастности изображения.

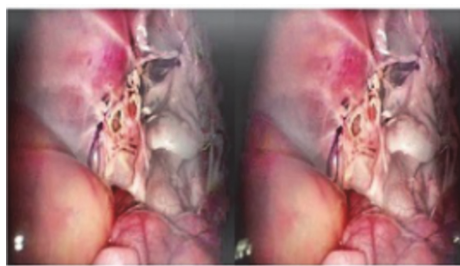


Рис. 43. Исходное изображение и результат его обработки АНЕ

В отличие от обычной эквализации гистограммы, где гистограмма изображения выравнивается на всем изображении, CLAHE делит изображение на множество блоков, называемых «локальными областями». Затем гистограмма каждой локальной области эквализируется независимо от других локальных областей.

Однако эквализация гистограммы в каждой локальной области может привести к увеличению шума в тех областях, где изначально был низкий контраст. Поэтому метод CLAHE имеет дополнительный параметр – «ограничение контраста», который определяет максимальный уровень контраста, который может быть достигнут в каждой локальной области. Если контраст в локальной области превышает установленный порог, то он уменьшается до этого уровня.

Это позволяет более точно контролировать изменение контраста и предотвращать появление шума. Однако это также может привести к потере некоторых деталей изображения в областях с высоким контрастом.

CLAHE может быть полезным в обработке изображений, где контрастность сильно варьируется в зависимости от области изображения, например, медицинских изображениях, где детали могут быть скрыты в некоторых областях изображения. Однако при использовании метода CLAHE необходимо следить за тем, чтобы не ухудшать качество изображения в процессе улучшения контраста. Обработка изображения методом CLAHE представлена на рис. 44.

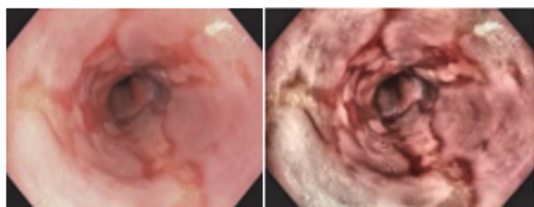


Рис. 44. Обработка изображения методом CLAHE

3.3.5. Метод адаптивной гамма-коррекции

Адаптивная гамма-коррекция – это метод обработки изображений, который используется для улучшения восприятия цветов изображениями в условиях нерав-

номерного освещения. Этот метод основан на изменении значения параметра гамма-коррекции изображения в зависимости от интенсивности пикселей.

Гамма-коррекция – это процесс изменения яркости пикселей изображения с использованием нелинейной функции. Это позволяет улучшить контрастность и цветовую передачу изображения. Однако при неравномерном освещении изображения они могут быть недостаточно контрастными и цвета могут выглядеть искаженными.

Адаптивная гамма-коррекция решает эту проблему, изменяя значения параметра гамма-коррекции для каждого пиксела изображения на основе его яркости. В этом методе гамма-коррекция рассчитывается путем деления яркости каждого пикселя на среднее значение яркости изображения. Затем результат деления повышается до степени, которая зависит от заданного значения, называемого параметром гамма-коррекции. Параметр гамма-коррекции может быть настроен пользователем в зависимости от требуемого эффекта.

Адаптивная гамма-коррекция может быть применена к любому изображению, но она особенно полезна в случаях, когда освещение неравномерное или когда изображение содержит темные области с низкой яркостью или яркие области с высокой яркостью. Этот метод может использоваться для улучшения качества изображений, полученных в условиях плохого освещения, для улучшения качества фотографий, сделанных на открытом воздухе в ярком солнечном свете, или для улучшения качества медицинских изображений, таких как рентгеновские снимки, где изображения могут содержать как яркие, так и темные области.

В работе [149] реализован метод адаптивной гамма-коррекции. Эксперименты проведены и протестированы на 500 эталонных изображениях для оценки эффективности предлагаемого метода. Результаты эксперимента показывают, что предложенный метод хорошо работает для широкого спектра изображений низкого качества и обеспечивает лучшие или сопоставимые объективные и субъективные сравнения с известными методами. Экспериментальные результаты показали, что предложенный метод позволяет получать изображения чрезвычайно высокого качества по сравнению с существующими методами.

В работе [150] предложен улучшенный алгоритм адаптивной гамма-коррекции. Вместо прямого применения кривых с кумулятивной функцией распределения гистограмм уровня серого, в качестве параметра гамма используется пороговое значение с выбранным пределом. Соответственно, контрастность входных затемненных изображений может быть улучшена без потери деталей в светлых областях.

3.3.6. Метод адаптивного нелинейного контрастирования

Метод адаптивного нелинейного контрастирования (Adaptive and integrated neighborhood-dependent

approach for nonlinear enhancement – AINDANE) – это метод обработки изображений, используемый для улучшения качества цифровых изображений. Он основан на принципе нелинейной фильтрации, что означает, что он улучшает детали изображения, одновременно подавляя шумы и артефакты.

AINDANE работает путем анализа локальных окрестностей каждого пиксела на изображении, а затем применяет адаптивный фильтр для улучшения деталей изображения. Фильтр, используемый в AINDANE, представляет собой комбинацию фильтра нелокальных средств и билатерального фильтра, каждый из которых известен своей эффективностью в улучшении качества изображений.

Одной из уникальных особенностей AINDANE является его адаптивный подход, то есть он может регулировать параметры фильтра в зависимости от содержания изображения и уровня шума. Это делает его подходящим для улучшения изображений с различными характеристиками, например, изображений с низкой освещенностью или высоким уровнем шума.

AINDANE также использует интегрированный подход, то есть несколько этапов фильтрации для достижения оптимальных результатов. В дополнение к начальному этапу адаптивной фильтрации AINDANE также включает этап улучшения деталей, который дополнительно улучшает контрастность и детализацию изображения.

В целом, AINDANE – это мощная и универсальная технология улучшения изображений, которая может быть использована в широком спектре приложений, включая медицинскую визуализацию, наблюдение и фотографию. Адаптивный и комплексный подход делает его особенно эффективным для улучшения изображений со сложной структурой и различным уровнем шума.

В работе [151] предложен алгоритм улучшения изображения под названием AINDANE (адаптивный и интегрированный подход, зависящий от соседства, для нелинейного улучшения) для улучшения визуального качества цифровых изображений, снятых в условиях экстремально низкого или неравномерного освещения. AINDANE состоит из двух отдельных процессов, а именно, адаптивного улучшения яркости и адаптивного повышения контрастности, чтобы обеспечить большую гибкость и лучший контроль над улучшением изображения.

В работе [152] изображения были улучшены с помощью алгоритма AINDANE. По результатам статистических свойств улучшения изображений с помощью метода пришли к выводу, что при использовании данного алгоритма наблюдается постепенное увеличение светлоты каждого пикселя, что позволило различать цветовые полосы в отличие от улучшения изображений с использованием других представленных методов. На рис. 45б показан результат коррекции яркости методом AINDANE.

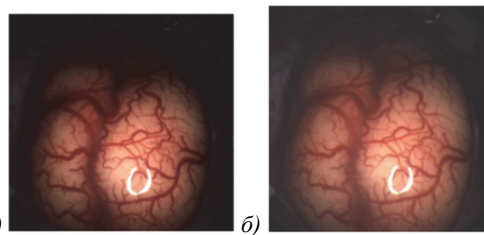


Рис. 45. Коррекция яркости методом AINDANE: исходное изображение (а), изображение после коррекции (б)

3.3.7. Метод адаптивной коррекции контраста с синусоидальной функцией трансформации

Метод адаптивной коррекции контраста с синусоидальной функцией трансформации (Locally Tuned Sine NonLinear Enhancement (LTSNE)) – это метод обработки изображений, используемый для улучшения качества изображения, основанный на применении нелинейной функции преобразования сигнала к оригинальному изображению.

LTSNE основывается на использовании синусоидальной функции для трансформации яркостной информации в каждом пикселе изображения. Она настраивается в зависимости от окружающих пикселей, что позволяет более точно подстроиться под характеристики изображения и улучшить его качество.

LTSNE является адаптивным методом, который может быть применен к различным типам изображений и сценариям их обработки. Это означает, что метод может быть настроен на улучшение определенных характеристик изображения, таких как контрастность, яркость, цвета и другие.

Кроме того, LTSNE имеет способность подавлять шум и другие артефакты, которые могут быть присутствующими на исходном изображении. Это происходит за счет того, что метод использует информацию о соседних пикселях при вычислении параметров трансформации.

LTSNE может быть использован в различных приложениях, таких как медицинские изображения, фотографии, снимки из космоса и другие. Он позволяет улучшить качество изображения и сохранить важную информацию о деталях, что делает его полезным инструментом для обработки и анализа изображений в различных областях. На рис. 46б показан результат коррекции яркости методом LTSNE.

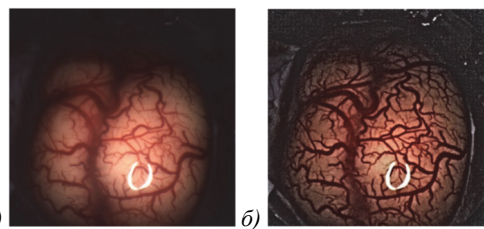


Рис. 46. Коррекция контраста методом LTSNE: исходное изображение (а), изображение после коррекции (б)

В работе [153] был произведен подбор параметров алгоритма LTSNE под класс эндоскопических изображений.

ражений. Результаты обработки изображений показали, что предлагаемый метод имеет преимущества перед оригинальным алгоритмом и более простыми аналогами. Метод может быть использован для повышения качества медицинских изображений, а также в системах визуализации эндоскопических данных, например, в технологии виртуальной хромоэндоскопии. Обработка изображения методом LTSNE представлена на рис. 47.

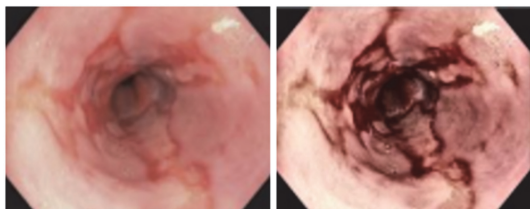


Рис. 47. Обработка изображения методом LTSNE

3.3.8. Рекурсивно-сепарабельные фильтры

Работа рекурсивно-сепарабельных фильтров осуществляется за счет рециркуляторов, которые используют предыдущие отсчеты, полученные в процессе обработки изображения для формирования текущего отсчета. Реализация рекурсивно-сепарабельных алгоритмов продемонстрирована на рис. 48, на примере фильтра «скользящего среднего».

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} ** \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

Рис. 48. Процесс сепарабельной реализации фильтра «скользящего среднего»

Маска интегрирующего типа имеет вид, приведенный на рис. 49. Она может быть реализована сепарабельно. Физический смысл – выделение малоразмерных объектов на фоне «белого» шума.

Вид маски согласован с видом сигнала, т.е. маска есть образ сигнала от изображения «малоразмерного объекта» [154].

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} ** \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix}$$

Рис. 49. Процесс сепарабельной реализации фильтра «маска выделения малоразмерных деталей из шумов»

В работе [155] рассмотрены рекурсивно-сепарабельные алгоритмы повышения четкости телевизионных изображений, а именно рекурсивно-сепарабельные варианты построения двумерных фильтров лапласиан двух видов: «усеченная пирамида» и «двойная пирамида» в апертуре 7×7 элементов. Приведены структурные схемы и системные функции двумерных фильтров.

В работе [155] использован новый подход к изучению детерминированных свойств сепарабельных медианных фильтров. В частности, используя пороговое разложение, мы получаем корневую структуру рекурсивного сепарабельного медианного фильтра, где корень – это сигнал, инвариантный к дальнейшей фильтрации. Показано, что эти корневые структуры отличаются от нерекурсивных аналогов. Также показано, что любой двумерный сигнал сходится к корню после многократных проходов рекурсивного сепарабельного медианного фильтра.

В работе [156], чтобы уменьшить влияние шума «соль и перец» высокой плотности на качество изображения в оттенках серого с высоким уровнем шума, предлагается улучшенный двумерный максимальный медианный фильтр энтропии Шеннона для адаптивного выбора порога и улучшения производительности фильтра, при этом стабильно и эффективно сохраняя детали изображений.

В работе [157] при проведении анализа полученных результатов экспериментальных исследований выявлено, что при увеличении размера изображения увеличивается время, необходимое для выявления вычислительных операций. Однако при обработке адаптивными фильтрами с использованием рекурсивно-сепарабельных алгоритмов этот рост практически неощутим.

Заключение

Из обзора методов получения цифровых оптических медицинских изображений, анализа источников и видов шумов на таких изображениях, а также обзора проблем, возникающих при получении таких изображений, можно сделать следующие выводы.

1. Получение цифровых медицинских изображений является важным этапом в современной медицинской практике. Методы получения могут включать в себя микроскопические изображения, оптическую когерентную томографию, лазерную диффузионную томографию и другие техники, каждая из которых имеет свои преимущества и ограничения.
2. Были выделены основные источники шумов на цифровых медицинских изображениях, такие как квантовый шум, электронный шум, шум сигнала и другие. Подавление шумов играет важную роль в улучшении качества и точности диагностики заболеваний на основе таких изображений.
3. Анализ условий, связанных с получением цифровых медицинских оптических изображений, позволяет выявить проблемы, с которыми сталкиваются специалисты в медицинской области. Эти проблемы могут включать в себя недостаточное разрешение изображений, искажения из-за движения пациента, дозовые ограничения при использовании рентгеновского излучения и другие.

4. Предлагаемый обзор представляет собой анализ методов цифровой обработки медицинских оптических изображений, ориентированный на улучшение качества диагностики заболеваний. Современные методы обработки цифровых медицинских изображений, такие как фильтрация, усиление контраста, реконструкция изображений и машинное обучение, играют ключевую роль в повышении качества, точности и информативности таких изображений. Использование их в комбинации с методами анализа данных позволяет автоматизировать диагностику и улучшить интерпретацию результатов. В целом, цифровые медицинские оптические изображения имеют огромное значение для современной медицины, и постоянно развивающиеся методы исследования и обработки данных позволяют сделать диагностику более точной и эффективной.

Дальнейшие исследования и разработки в этой области будут способствовать улучшению качества здравоохранения и обеспечению наилучшей медицинской помощи пациентам.

References

- [1] Fedotov AA. Fundamentals of digital biomedical image processing [In Russian]. Samara: SSAU Publishing House; 2013. ISBN: 978-5-7883-0951-4.
- [2] Homidov ME, Goipov EA. Methods for processing biomedical signals and images [In Russian]. Universum: Tech Sci 2020; 8(77): 32-34.
- [3] Perminov AV, Fajzrahmanova IS. Applied holography. Lecture course [In Russian]. Perm: Perm National Research Polytechnic University; 2017.
- [4] Bouchard KN, Pukall CF. Validation of laser Doppler flowmetry for the continuous measurement of women's genital response. Psychophysiology 2023; 60(5): e14230. DOI: 10.1111/psyp.14230.
- [5] Filippova KP. Explore a range of features and capabilities of the optical microscope [In Russian]. In Book: START IN SCIENCE 2023: Collection of Articles of the III International Research Competition. Penza: Science and Enlightenment (IP Gulyaev GYu); 2023: 129-133.
- [6] Shahnovich IV. Modern scanning electron microscopes: increasingly complex, increasingly simpler [In Russian]. Laboratory and Production 2018; 2: 78-91.
- [7] Kornilov VM, Galiev AF. Fundamentals of scanning probe microscopy [In Russian]. Ufa: M Aknulla Bashkir State Pedagogical University Publisher; 2011.
- [8] Fridman MV, Kosareva AA, Snezhko EV, Kamlach PV, Kovalyov VA. Methodology of forming a database of histopathologic images of papillary thyroid cancer for deep learning [In Russian]. Informatic 2023; 20(2): 28-38. DOI: 10.37661/1816-0301-2023-20-2-28-38
- [9] Bakhritdinova FA, Urmanova FM, Tuichibaeva DM. Diagnostic role of optical coe-rent tomography angiography in diabetic retinopathy [In Russian]. Advanced Ophthalmology 2023; 2(2): 29-34.
- [10] Davoudi B, Morrison M, Bizheva K, Yang VXD, Dinniwell R, Levin W, Vitkin IA. Optical coherence tomography platform for microvascular imaging and quantification: initial experience in late oral radiation toxicity patients. J Biomed Opt 2013; 18(7): 076008. DOI: 10.1117/1.jbo.18.7.076008.
- [11] Radu MD, Räber L, Garcia-Garcia HM, Serruys PW. The clinical atlas of intravascular optical coherence tomography. Toulouse: Europa Edition; 2012.
- [12] Orlova VA, Fiks II, Kleshnin MS, Plekhanov VI, Shakhova NM, Turchin IV, Kamensky VA. Optical diffusion tomography (ODT) for the diagnosis of breast cancer [In Russian]. Almanac of Clinical Medicine 2008; 17(1): 62-64.
- [13] Martins IS, Silva HF, Lazareva EN, et al. Measurement of tissue optical properties in a wide spectral range: a review. Biomed Opt Express 2023; 14(1): 249-298. DOI: 10.1364/BOE.479320.
- [14] Nioka S, Yung Y, Shnall M, Zhao S, Orel S, Xie C, Solin L. Optical imaging of breast tumor by means of continuous waves. In Book: Nemoto EM, LaManna JC, eds. Oxygen transport to tissue XVIII. New York: Springer Science+Business Media; 1997: 227-232. DOI: 10.1007/978-1-4615-5865-1_27.
- [15] Xu Y, Iftimia N, Jiang H, Key LL, Bolster MB. Imaging of in vitro and in vivo bones and joints with continuous-wave diffuse optical tomography. Opt Express 2001; 8(7): 447-451. DOI: 10.1364/oe.8.000447.
- [16] Bogdanov AK, Protsenko VD. Practical applications of modern methods of image analysis in medicine [In Russian]. Moscow: "RUDN" Publisher; 2008.
- [17] Strelkova AN, Trufanov MI, Stepchenko AA. Mathematical model for the restoration of endoscopic images [In Russian]. Izvestia VUZov: Priborostroenie 2009; 52(2): 70-74.
- [18] Lozovaya VV, et al. Endoscopic differential diagnosis of gastritis-like form of primary non-Hodgkin's lymphoma and gastric neuroendocrine tumors [In Russian]. Pelvic Surgery and Oncology 2023; 13(2): 27-37.
- [19] Kazarinov AV, Okhotnikov SA, Batukhtin DM. Algorithm for pre-processing endoscopic images of the gastrointestinal tract [In Russian]. Optical-Electronic Instruments and Devices in Systems for Pattern Recognition, Image Processing and Symbolic Information (Recognition-2018) 2018: 131-133.
- [20] Korolyuk IP. Medical informatics: Textbook [In Russian]. 2nd ed. Samara: Ofort LLC – Samara State Medical University; 2012.
- [21] Narziev JS, Abdullaev SK, Uktamov ShSh. Scintigraphy [In Russian]. Ta'lim va Rivojlanish Tahlili Onlayn Ilmiy Jurnal 2022; 2(3): 1-3.
- [22] Kozyreva TI, Smirnov VB. Application of rentgenov radiation in medicine [In Russian]. Collection of Scientific Articles on the VIII International Scientific and Practical 2022: 65-73.
- [23] Denisova NV, Terekhov IN. Mathematical modeling of the procedure for examining patients using the SPECT method in cardiology: calculation of planar images [In Russian]. Medical Physics 2015; 3: 32-39.
- [24] Gulamov ShA. Modern methods of visualization in medicine and their study at biophysics lessons [In Russian]. Economy and Society 2023; 11(114): 1080-1083.
- [25] Okbaev MB. Progress in the field of neuroscience: discoveries and prospects of application in clinical practice [In Russian]. Best Intellectual Research 2024; 18(2): 47-57.
- [26] Kreisl WC, Kim MJ, Coughlin JM, Henter ID, Owen DR, Innis RB. PET imaging of neuroinflammation in neurological disorders. The Lancet Neurology 2020;

- 19(11): 940-950. DOI: 10.1016/S1474-4422(20)30346-X.
- [27] Savelyeva TV, Kashchenko VA. Possibilities of multi-layer spiral computed tomography in identifying tumor lesions of the extrahepatic bile ducts [In Russian]. *Radiation Diagnostics and Therapy* 2010; 3: 54-60.
- [28] Lishov DE, Boyko LV, Zolotukhin IA, et al. Duplex ultrasound of lower limbs venous system. Russian phlebology association expert panel report [In Russian]. *Phlebology* 2021; 15(4): 318-340. DOI: 10.17116/flebo202115041318.
- [29] Kropotkin EB, Ivanitsky EA, Shlyakov DA, Ivanitskaya YuV, Sakovich VA. Non-fluoroscopic cryoballoon ablation of paroxysmal atrial fibrillation [In Russian]. *Bulletin of Arrhythmology* 2020; 7(4): 12-16. DOI: 10.35336/VA-2020-4-12-16.
- [30] Pesotsky RS, Kalinin PS, Krivorotko PV, Mishchenko AV, Zernov KYu, Kozyreva KS, Semiglazov VF. Computed tomography in planning diep-flap breast reconstruction [In Russian]. *Issues in Oncology* 2019; 65(4): 603-607.
- [31] Guzhov VI, Vinokurov AA. Methods for studying the structure and functional state of the brain [In Russian]. *Automation and Software Engineering* 2014; 3(9): 80-88.
- [32] Zherko OM. Physical bases of ultrasonic diagnostics [In Russian]. Minsk: "BelMAPO" Publisher; 2023.
- [33] Chandra A. Non-invasive imaging of the venous system. In Book: Jimenez JC, Wilson SE, eds. *Contemporary management of acute and chronic venous disease*. Ch 1. Boca Raton: CRC Press; 2024: 3-10.
- [34] Kukhtenkova VP. Pulse-wave tissue stress Doppler echocardiography with dipyridamole and dobutamine in the diagnosis of coronary heart disease [In Russian]. *Radiology-Practice* 2012; 1: 23-29.
- [35] Ryding A. *Essential echocardiography*. Elsevier Health Sciences; 2008.
- [36] Ramesh G. The management and reduction of digital noise in video image processing by using transmission based noise elimination scheme. *ICTACT Journal on Image & Video Processing* 2022; 13(1): 2797-2801. DOI: 10.21917/ijivp.2022.0398.
- [37] Babynin KI. Study of the effectiveness of the VM3D method in the task of cleaning images from noise [In Russian]. Graduation qualification work. Belgorod: 2019.
- [38] Novikov AI, Pronkin AV. Methods for image noise level estimation. *Computer Optics* 2021; 45(5): 713-720. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-894.
- [39] Roshchin DA. Suppression of additive periodic noise on the image of a sighting target by a Gaussian narrow-bandpass filter [In Russian]. *Technical Sciences: Problems and Solutions* 2022; 52-57.
- [40] Stolyarov AA. Types of spacial-time tv image processing [In Russian]. *Radio-location, Navigation, Communication* 2020: 109-112.
- [41] Goodman JW. Some fundamental properties of speckle. *J Opt Soc Am* 1976; 66(11): 1145-1150. DOI: 10.1364/JOSA.66.001145.
- [42] Timchenko PE. *Coherent optics* [In Russian]. Electronic textbook. Samara: 2013.
- [43] Gupta S, Chauhan R, Sexana S. Wavelet-based statistical approach for speckle reduction in medical ultrasound images. *Med Biol Eng Comput* 2004; 42(2): 189-192. DOI: 10.1007/BF02344630.
- [44] Achim A, Bezerianos A, Tsakalides P. Novel bayesian multiscale method for speckle removal in medical ultrasound images. *IEEE Transact Med Imaging* 2001; 20(8): 772-783. DOI: 10.1109/42.938245.
- [45] Achim A, Tsakalides P, Bezerianos A. SAR image denoising via Bayesian wavelet shrinkage based on heavy tailed modeling. *IEEE Trans Geosci Remote Sens* 2003; 41(8): 1773-1784. DOI: 10.1109/TGRS.2003.813488.
- [46] Pižurica A, Jovanov L, Huysmans B, Zlokolic V, De Keyser P, Dhaenens F, Philips W. Multiresolution denoising for optical coherence tomography: A review and evaluation. *Current Medical Imaging Reviews* 2008; 4(4): 270-284. DOI: 10.2174/157340508786404044.
- [47] Bondina NN, Kalmychikov AS, Kozina OA. Comparison of filtering algorithms for medical images based on their quality assessments [In Russian]. *Bulletin of the National Technical University, Kharkov Polytechnic Institute. Series: Computer Science and Modeling* 2013; 39(1012): 15-21.
- [48] Lukashevich MM. *Digital image processing and pattern recognition: manual* [In Russian]. Minsk: "BGUIR" Publisher; 2023.
- [49] Gusev VYu, Krapivenko AV. Method of filtering periodic noise of digital images [In Russian]. *Proceedings of the Moscow Aviation Institute* 2012; 50: 34.
- [50] Kandidov VP, Chesnokov SS, Shlenov SA. *Discrete Fourier transform*. Moscow: Faculty of Physics of Moscow State University Publisher; 2019.
- [51] Tarasov PV, Ushenina IV. Filter-cmi methods used in preparing aerial photos for decoding [In Russian]. *International Student Scientific Bulletin* 2016; 3-1: 93-94.
- [52] Chandra KPB, Gu DW. *Nonlinear filtering*. Cham, Switzerland: Springer; 2019. ISBN: 978-3-030-01797-2.
- [53] Seitkazin NK. Wavelet analysis for noise filtering in digital signals: a review of methods and applications. In: *Modern conditions of integration processes in science and education. Collection of articles based on the results of the International Scientific and Practical Conference (Kazan, April 21, 2023)*. Sterlitamak: Agency for International Studies; 2023: 54-59.
- [54] Seitkazin NK. Efficiency of wavelet analysis in noise filtering of digital signals. *Cooperation of Science and Society as a Tool* 2023: 133-137.
- [55] Fisenko VT, Fisenko TYu. *Computer processing and image recognition: textbook. Allowance* [In Russian]. Saint-Petersburg: "St. Petersburg State University ITMO" Publisher; 2008.
- [56] Belyaev A, Peck KK, Brennan N, Kholodny A. Application of functional magnetic resonance imaging in the clinic. *Russian Electronic Journal of Radiation Diagnostics* 2014; 4(1): 14-24.
- [57] Filist SA, Tomakova RA, Degtyarev SV, Rybochkin AF. Hybrid intelligent models for image segmentation of chest radiographs [In Russian]. *Medical Technology* 2017; (5): 41-45.
- [58] Pijanka JK, Markov PP, Midgett D, Paterson NG, White N, Blain EJ, Boote C. Quantification of collagen fiber structure using second harmonic generation imaging and two - dimensional discrete Fourier transform analysis: application to the human optic nerve head. *J Biophotonics* 2019; 12(5): e201800376. DOI: 10.1002/jbio.201800376.
- [59] Kala S, Nalesh S, Jose BR, Mathew J. Image reconstruction using novel two-dimensional Fourier transform. In Book: Hassanien AE, Oliva DA, eds. *Advances in soft computing and machine learning in image processing*. Cham: Springer International Publishing; 2017: 699-718. DOI: 10.1007/978-3-319-63754-9_31.

- [60] Ulahovich D. Introduction to digital signal processing [In Russian]. "Litres" Publisher; 2023.
- [61] McNamara R, McCormack J, Jouppi NP. Prefiltered antialiased lines using half-plane distance functions. Proceedings of the ACM SIGGRAPH/EUROGRAPHICS Workshop on Graphics Hardware (HWWS '00) 2000: 77-85. DOI: 10.1145/346876.348226.
- [62] Rylov KA, Shipunova KV, Rudnikovich AS. Laboratory practicum "digital image processing" using the divilab software complex [In Russian]. Modern Education: Increasing the Professional Competence of University Teachers – Guaranteeing the Quality of Education 2018: 64-65.
- [63] Zhang Q, Xu L, Jia J. 100+ times faster weighted median filter (WMF). Proc 2014 IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR '14) 2014: 2830-2837. DOI: 10.1109/CVPR.2014.362.
- [64] Khuzin AA. Methods of image smoothing in noise suppression tasks [In Russian]. Social and economic management: theory and practice 2017; 1: 60-62.
- [65] Gladysheva YuA, Zhilina IV. Development of an algorithm for selecting the size of a smoothing filter mask for X-ray image processing [In Russian]. Biotechnical, Medical and Environmental Systems, Measuring Devices and Robotic Complexes (Biomedsystems-2020) 2020: 240-243.
- [66] Surin VA, Tyrsin AN. Application of the generalized method of smallest modules in problems of image processing and analysis [In Russian]. Bulletin of the Astrakhan State Technical University. Series: Management, computing and information science 2020; 2: 45-55.
- [67] Yang C-C. Finest image sharpening by use of the modified mask filter dealing with highest spatial frequencies. Optik 2014; 125(8): 1942-1944. DOI: 10.1016/j.ijleo.2013.09.070.
- [68] Orhei C, Vasiu R. An analysis of extended and dilated filters in sharpening algorithms. IEEE Access 2023; 11: 81449-81465. DOI: 10.1109/ACCESS.2023.3301453.
- [69] Botik MF, Zapol DA, Mikitchuk EP. Nonlinear methods of image processing of physical experiment [In Russian]. Applied Problems of Optics, Computer Science, Radiophysics and Condensed Matter Physics: Proceedings of the VII International Scientific and Practical Conference dedicated to the 120th Anniversary of the Birth of Academician Anton Nikiforovich Sevchenko, Minsk, May 18-19, 2023. Minsk: "BGU" Publisher; 2023: 201-203.
- [70] Usanov MS, Kulberg NS, Morozov SP. Experience in using adaptive homomorphic filters for processing computer tomograms [In Russian]. Information Technologies and Computing Systems 2017; 2: 33-42.
- [71] Gryaznov AY, Guk KK, Staroverov NE, Kholopova ED. A method for increasing the sharpness and contrast of details in X-ray images [In Russian]. Physical Fundamentals of Instrumentation 2019; 8(4): 34-37.
- [72] Zafeiridis P, Papamarkos N, Goumas S, Seimenis I. A new sharpening technique for medical images using wavelets and image fusion. J Eng Sci Technol Rev 2016; 9(3): 187-200. DOI: 10.25103/jestr.093.27.
- [73] Agafonov VYu, Fomenkova MA. Methods for non-standard assessment of image sharpness and detail [In Russian]. Eurasian Union of Scientists 2017; 4-2(37): 51-55.
- [74] Bogatyreva VV, Dmitriev AL. Optical methods of information processing [In Russian]. Saint-Petersburg: SPbGUIT-MO Publisher; 2009.
- [75] Tolstunov VA. Harmonic filter with high degree exponential conversion [In Russian]. Current Problems of Humanities and Natural Sciences 2017; 2-1: 36-40.
- [76] Tolstunov VA, Shlyndova YuV. Nonlinear smoothing filter with hyperbolic weighting factors [In Russian]. Bulletin of Kemerovo State University 2013; 2(4(56)): 70-74.
- [77] Shah A, et al. Comparative analysis of median filter and its variants for removal of impulse noise from gray scale images. J King Saud Univ – Comput Inf Sci 2022; 34(3): 505-519. DOI: 10.1016/j.jksuci.2020.03.007.
- [78] Satpathy SK, et al. Adaptive non-linear filtering technique for image restoration. arXiv Preprint. 2022. Source: <https://arxiv.org/abs/2204.09302>. DOI: 10.48550/arXiv.2204.09302.
- [79] Hwang H, Haddad RA. Adaptive median filters: new algorithms and results. IEEE Trans Image Process 1995; 4(4): 499-502. DOI: 10.1109/83.370679.
- [80] Peixuan Z, Fang L. A new adaptive weighted mean filter for removing salt-and-pepper noise. IEEE Signal Process Lett 2014; 21(10): 1280-1283. DOI: 10.1109/LSP.2014.2333012.
- [81] Roy A, Singha J, Manam L, Laskar RH. Combination of adaptive vector median filter and weighted mean filter for removal of high-density impulse noise from colour images. IET Image Process 2017; 11(6): 352-361. DOI: 10.1049/iet-ipr.2016.0320.
- [82] Myakinin OO. Comparison of algorithms for noise reduction of optical coherence tomography images of skin melanoma [In Russian]. News of higher educational institutions of Russia. Radioelectronics 2020; 23(4): 66-76.
- [83] Stella A, Trivedi B. Implementation of order statistic filters on digital image and OCT image: A comparative study. Int J Mod Eng Res 2012; 2(5): 3143-3145.
- [84] Ongarbaeva AI. Methods of realisation of methods and algorithms of medical image processing with application of operators [In Russian]. Collection of scientific articles of the VIII International Scientific and Practical Conference, Minsk 2022: 112-118.
- [85] Pham DL, Xu C, Prince JL. Current methods in medical image segmentation. Annu Rev Biomed Eng 2000; 2(1): 315-337. DOI: 10.1146/annurev.bioeng.2.1.315.
- [86] Nguyen DK, Muravyev SV. Preference aggregation method in determining brightness threshold values for object recognition on optical images [In Russian]. Bulletin of the Tomsk Polytechnic University Geo Assets Engineering 2024; 335(3): 17-30.
- [87] Shubkin EO. Review of medical image segmentation methods [In Russian]. Youth and Modern Information Technologies: Collection of Proceedings of the XVIII International Scientific and Practical Conference of Students, Graduate Students and Young Scientists, March 22-26, 2021, Tomsk 2021: 90-91.
- [88] Verkhlyutov VM, Gapienko GV. Review of methods for segmentation and triangulation of MRI data [In Russian]. Moscow: Institute of Higher Nervous Activity and Neurophysiology RAS Publisher; 2005: 2-18.
- [89] Hou J, Shi H, Gao W, Lin P, Li B, Shi Y, Matveeva I, Zakharov V, Bratchenko I. The preliminary study of diabetic retinopathy detection based on intensity parameters with optical coherence tomography angiography. Computer Optics 2023; 47(4): 620-626. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1261.
- [90] Gao W, et al. Quantitative assessment of textural features in the early detection of diabetic retinopathy with optical coherence tomography angiography. Photodiagnosis Photodyn Ther 2023; 41: 103214. DOI: 10.1016/j.pdpdt.2022.103214.
- [91] Kochina ML, Kaplin IV, Kovtun NM. Results of using polarized light to examine the eye [In Russian]. Bulletin of Problems of Biology and Medicine 2014; 1(4): 139-146.

- [92] del Río AH, Aranguren I, Oliva D, Elaziz MA, Cuevas E. Efficient image segmentation through 2D histograms and an improved owl search algorithm. *Int J Mach Learn & Cyber* 2021; 12: 131-150. DOI: 10.1007/s13042-020-01161-z.
- [93] Abd Elaziz M, Ewees AA, Oliva D. Hyper-heuristic method for multilevel thresholding image segmentation. *Expert Systems with Applications* 2020; 146: 113201. DOI: 10.1016/j.eswa.2020.1132.
- [94] Aranguren I, Valdivia A, Morales-Castañeda B, Oliva D, Abd Elaziz M, Perez-Cisneros M. Improving the segmentation of magnetic resonance brain images using the LSHADE optimization algorithm. *Biomedical Signal Processing and Control* 2021; 64: 102259. DOI: 10.1016/j.bspc.2020.102259.
- [95] El HSA, Skobtsov YuA, Rodzin SI. Hyperheuristic swarm method for medical image segmentation [In Russian]. *Informatization and Communications* 2021; 2: 22-29.
- [96] Pozigun MV. Segmentation of medical images based on an object model using CUDA [In Russian]. 2020. Source: <<http://elib.spbstu.ru/dl/3/2020/vr/rev/vr20-1756-o.pdf>>. DOI: 10.18720/SPBPU/3/2020/vr/vr20-1756/
- [97] Salazar-Gonzalez A, Kaba D, Li Y, Liu X. Segmentation of the blood vessels and optic disk in retinal images. *IEEE J Biomed Health Inform* 2014; 18(6): 1874-1886. DOI: 10.1109/JBHI.2014.2302749.
- [98] Martynenko TV, Labinskaya DE. Modification of the method for assessing the quality of contour segmentation of radiograph images. *Sciences of DonNTU. Series: Computing Technology and Automation* 2012; 22(200): 103-108.
- [99] Kozar RV, Navrotsky AA. Algorithms for recognizing medical images in tasks of computer automated diagnostics [In Russian]. *Medelectronics* 2020. *Medical electronics and new medical technologies* 2020: 212-219.
- [100] Zhuk SV. Review of modern methods of segmentation of raster images [In Russian]. *News of the Volgograd State Technical University* 2009; 6: 115-118.
- [101] Ilyasova NYu, Demin NS, Shirokanov AS, Kupriyanov AV, Zamytskiy EA. Method for selection macular edema region using optical coherence tomography data. *Computer Optics* 2020; 44(2): 250-258. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-691.
- [102] Kozar RV, Navrotsky AA, Gurinovich AB. Methods of medical image recognition in computer diagnostics tasks. *News of the Gomel State University named after F. Skorina. Series: Natural Sciences* 2020; 3(120): 116-121.
- [103] Kirillova SV, Kurako MA, Akhmed HYU, Simonov KV. Computational technology for medical image processing: edge extraction [In Russian]. *Information and Mathematical Technologies in Science and Management* 2018; 4(12): 79-87.
- [104] Moseva MC, Kharrasov KR. About the existing methods of noise removal on the image [In Russian]. *Inzhernyy Vestnik Dona* 2023; 8(104): 5.
- [105] Nixon MS, Aguado AS. Feature extraction and image processing. *Replika Press Pvt Ltd*; 2002. ISBN: 0-7506-5078-8.
- [106] Ritter GX, Wilson JN. Handbook of computer vision algorithms in image algebra, 2nd ed. CRC Press LLC; 2001. ISBN: 978-0-8493-0075-2.
- [107] Anantrasirichai N, Nicholson L, Morgan JE, Erchova I, Mortlock K, North RV, Achim A. Adaptive-weighted bilateral filtering and other pre-processing techniques for optical coherence tomography. *Comput Med Imaging Graph* 2014; 38(6): 526-539. DOI: 10.1016/j.compmedimag.2014.06.012.
- [108] Kokoshkin AV. Application of the constrained renormalization method to the processing of medical ultrasound images [In Russian]. *Journal of Radio Electronics* 2020; 10: 5.
- [109] Durand F, Dorsey J. Fast bilateral filtering for the display of high-dynamic-range images. *Proceedings of the 29th Annual Conf on Computer Graphics and Interactive Techniques (SIGGRAPH '02)* 2002: 257-266. DOI: 10.1145/566570.566574.
- [110] Collection of edge-preserving filtering algorithms – non-local mean NLN filters [In Russian]. 2024. Source: <<https://russianblogs.com/article/9452134286/>>.
- [111] Zhang X. A modified non-local means using bilateral thresholding for image denoising. *Multimed Tools Appl* 2024; 83(3): 7395-7416. DOI: 10.1007/s11042-023-15928.
- [112] Guo A, Fang L, Qi M, Li S. Unsupervised denoising of optical coherence tomography images with nonlocal-generative adversarial network. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* 2020; 70: 5000712. DOI: 10.1109/TIM.2020.3017036.
- [113] Tang C, Cao L, Chen J, Zheng X. Speckle noise reduction for optical coherence tomography images via non-local weighted group low-rank representation. *Laser Phys Lett* 2017; 14(5): 056002. DOI: 10.1088/1612-202X/aa5690.
- [114] Cheng J, Tao D, Quan Y, Wong DWK, Cheung GCM, Akiba M, Liu J. Speckle reduction in 3D optical coherence tomography of retina by A-scan reconstruction. *IEEE Trans Med Imaging* 2016; 35(10): 2270-2279. DOI: 10.1109/TMI.2016.2556080.
- [115] Rudnitsky AG. Using the nonlocal averaging method to separate heart sounds and breathing sounds [In Russian]. *Acoustic Magazine* 2014; 60(6): 688-688.
- [116] Zhertunova TV. Image noise reduction using an algorithm based on non-local averaging [In Russian]. *Current Problems of the Information Society in Science, Culture, Education, Economics* 2018: 226-231.
- [117] Pal R. Block-matching and 3D filtering-based denoising of acoustic images obtained through point contact excitation and detection method. *Appl Acoust* 2024; 217: 109843. DOI: 10.1016/j.apacoust.2023.109843.
- [118] Katkovnik V, Danielyan A, Egiazarian K. Decoupled inverse and denoising for image deblurring: variational BM3D-frame technique. 2011 18th IEEE Int Conf on Image Processing 2011: 3453-3456. DOI: 10.1109/ICIP.2011.6116455.
- [119] Xie K, Luo M, Chen H, Yang M, He Y, Liao P, Zhang Y. Speckle denoising of optical coherence tomography image using residual encoder-decoder CycleGAN. *Signal, Image and Video Process* 2023; 17(4): 1521-1533. DOI: 10.1007/s11760-022-02361-6.
- [120] Lin CH, Liao WM, Liang JW, Chen PH, Ko CE, Yang CH, Lu CK. Denoising performance evaluation of automated age-related macular degeneration detection on optical coherence tomography images. *IEEE Sensor J* 2020; 21(1): 790-801. DOI: 10.1109/JSEN.2020.3014254.
- [121] Ivanov VA, Kirichuk VS. Specific features of operation of fallen person detection algorithms based on a sequence of scene images. *Optoelectron Instrum Data Process* 2011; 47(2): 114-123. DOI: 10.3103/S8756699011020026.
- [122] Wang L. A hexagon-based method for polygon generalization using morphological operators. *Int J Geogr Inf Sci* 2023; 37(1): 88-117. DOI: 10.1080/13658816.2022.2108036.

- [123] Ghosh P. SkinNet-16: A deep learning approach to identify benign and malignant skin lesions. *Front Oncol* 2022; 12: 931141. DOI: 10.3389/fonc.2022.931141.
- [124] Aggarwal V, Gupta A. Integrating morphological edge detection and mutual information for nonrigid registration of medical images. *Curr Med Imaging Rev* 2019; 15(3): 292-300. DOI: 10.2174/1573405614666180103163430.
- [125] Huan H. The research on image processing based on wavelet analysis. 2022 IEEE 10th Joint Int Information Technology and Artificial Intelligence Conf (ITAIC) 2022; 10: 1162-1165. DOI: 10.1109/ITAIC54216.2022.9836655.
- [126] Ouahabi A. A review of wavelet denoising in medical imaging. 2013 8th Int Workshop on Systems, Signal Processing and their Applications (WoSSPA) 2013: 19-26. DOI: 10.1109/WoSSPA.2013.6602330.
- [127] Zabeyvorota OYu, Saitgalina AD, Gubaidullin IM. Use of parallel computing to implement a program for construction of ECG signal graph using wavelet analysis [In Russian]. *Scientific Service on the Internet: Search for New Solutions* 2012: 111-116.
- [128] Grinchenko NN, Tarasov AS. Development of an algorithm for recognizing license plates [In Russian]. *Problems of Information Transmission and Processing in Telecommunication Networks and Systems* 2015: 216-217.
- [129] Grinchenko NN, Potapova VYu. Algorithm for searching images in a database [In Russian]. *Problems of Information Transmission and Processing in Telecommunication Networks and Systems* 2015: 161-164.
- [130] Romanchak VM, Gundina MA. Standard and singular wavelet analysis [In Russian]. *System Analysis and Applied Informatics* 2020; (4): 39-44.
- [131] Zainidinov KhN, Zhuraev ZHU, Yusupov I, Zhabbarov ZhS. Digital processing of medical images in piecewise polynomial Haar bases [In Russian]. *Automation and Software Engineering* 2020; 3(33): 16-23.
- [132] Sdiri B, Kaaniche M, Cheikh FA, Beghdadi A, Elle OJ. Efficient enhancement of stereo endoscopic images based on joint wavelet decomposition and binocular combination. *IEEE Trans Med Imaging* 2018; 38(1): 33-45. DOI: 10.1109/TMI.2018.2853808.
- [133] Gopi VP, Palanisamy P, Niwas SI. Capsule endoscopic colour image denoising using complex wavelet transform. In Book: Venugopal KR, Patnaik LM, eds. *Wireless Networks and Computational Intelligence*. 6th International Conference on Information Processing, ICIP 2012, Bangalore, India, August 10-12, 2012. Proceedings. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag; 2012: 220-229. DOI: 10.1007/978-3-642-31686-9_26.
- [134] Anodina-Andrievskaya EM, Bozhokin SV, Marusina MYa, Polonsky YuZ, Suvorov NB. Promising approaches to analyzing the information content of physiological signals and medical images of a person during intellectual activity [In Russian]. *News of Higher educational Institutions. Instrumentation* 2011; 54(7): 27-34.
- [135] Yang Y, Park DS, Huang S, Rao N. Medical image fusion via an effective wavelet-based approach. *EURASIP J Adv Signal Process* 2010; 2010: 44. DOI: 10.1155/2010/579341.
- [136] Chen Y-T, Tseng D-C. Wavelet-based medical image compression with adaptive prediction. *Comput Med Imaging Graph* 2007; 31(1): 1-8. DOI: 10.1016/j.compmedimag.2006.08.003.
- [137] Bulanova Y.A. Studies of methods to increase the contrast of mammographic images [In Russian]. *Oriental Renaissance: Innovative, Educational, Natural and Social Sciences* 2022; 2(10): 304-315.
- [138] Mamatov N, et al. Methods of image contrast enhancement in multispiral computed tomography [In Russian]. *Eurasian Journal of Academic Research* 2023; 3(9): 125-132.
- [139] Omarova G. et al. Combination of contrast-limited adaptive histogram equalization and gamma correction method to enhance medical image. *Series of Physical and Mathematical Sciences* 2022; 3: 215-227. DOI:https://doi.org/10.51889/5259.2022.92.12.025.
- [140] Cao G. Contrast enhancement of brightness-distorted images by improved adaptive gamma correction. *Comput Electr Eng* 2017; 66: 531-544. DOI: 10.1016/j.compeleceng.2017.09.012.
- [141] Zhang G, et al. A medical endoscope image enhancement method based on improved weighted guided filtering. *Mathematics* 2022; 10(9): 1423. DOI: 10.3390/math10091423.
- [142] Arigela S. A locally tuned nonlinear technique for color image enhancement. *WSEAS Trans Signal Process* 2008; 4(8): 514-519.
- [143] Agafonova RR, Mingalev AV, Shusharin SN. Methods of histogram processing of a thermal image [In Russian]. *Engineering Bulletin of the Don* 2019; 1(52): 22.
- [144] Gonzalez R, Woods R. *Digital image processing*. 2nd ed. Prentice Hall; 2002. ISBN: 978-0201180756.
- [145] Noskovich AN, Navrotsky AA. Improved visual quality of laryngeal imaging [In Russian]. *Information Technologies and Systems* 2016: 308-309.
- [146] Hai Y, Li L, Gu J. Image enhancement based on contrast limited adaptive histogram equalization for 3D images of stereoscopic endoscopy. 2015 IEEE Int Conf on Information and Automation 2015: 668-672. DOI: 10.1109/ICInfA.2015.7279370.
- [147] Patel S, Goswami M. Comparative analysis of histogram equalization techniques. 2014 Int Conf on Contemporary Computing and Informatics (IC3I) 2014: 167-168. DOI: 10.1109/IC3I.2014.7019808.
- [148] Ravshanov N, Suvanov SM, Saitiev OA. Image sharpening using subimage histogram equalization [In Russian]. *Problems of Computational and Applied Mathematics* 2019; 6: 37-43.
- [149] Panigrahi S, Roul A, Dash R. A pixel dependent adaptive gamma correction based image enhancement technique. In Book: Das AK, Nayak J, Naik B, Vimal S, Pelusi D, eds. *Computational intelligence in pattern recognition*. Proceedings of CIPR. Singapore: Springer Nature Singapore Pte Ltd; 2022: 141-150. DOI: 10.1007/978-981-19-3089-8_14.
- [150] Huang L. Efficient contrast enhancement with truncated adaptive gamma correction. 9th Int Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI) 2016: 189-194. DOI: 10.1109/CISP-BMEI.2016.7852706.
- [151] Tao L, Asari VK. Adaptive and integrated neighborhood-dependent approach for nonlinear enhancement of color images. *J Electr Imaging* 2005; 14(4): 043006. DOI: 10.1117/1.2136903.
- [152] Mussaa ES, et al. Comparative study of multi-scale retinex with adaptive and integrated neighborhood-dependent enhancement methods for captured images at different camera aperture. *Al-Mustansiriyah Journal of Science* 2013; 24(5): 329-344.
- [153] Skripichnikova UA. Methods to improve the quality of endoscopic (medical) images [In Russian]. *SCORNIK Reports of the 10th Scientific and Technical School-Seminar "Info-Communication Technologies in the Digital World"* 2020: 62-63.
- [154] Il'in AG, Kazancev GD, Kostevich AG, Kurjachij MI, Pustynsij IN, Shalimov VA. Digital television in video in-

- formation systems [In Russian]. Tomsk: Publishing House of Tomsk State University of Control Systems; 2010.
- [155] Kamenskiy AV. High-speed recursive-separable image processing filters. *Computer Optics* 2022; 46(4): 659-665. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1063.
- [156] Cao N, Liu Y. High-noise grayscale image denoising using an improved median filter for the adaptive selection of a threshold. *Appl Sci* 2024; 14(2): 635. DOI: 10.3390/app14020635.
- [157] Kamenskiy AV, Kuryachiy MI, Krasnoperova AS, Ilyin YV, Akaeva TM, Boyarkin SE. High-speed recursive-separable image processing filters with variable scanning aperture sizes. *Computer Optics* 2023; 47(4): 605-613. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1240.

Сведения об авторах

Акаева Татьяна Максимовна, 1998 года рождения, в 2022 окончила магистратуру Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники по направлению 11.04.02 «Инфокоммуникационные технологии и системы связи». Аспирант Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники. Область научных интересов: цифровая обработка изображений, фильтрация изображений, биомедицинские технологии. E-mail: ttnakaeva@gmail.com

Каменский Андрей Викторович, 1992 года рождения, в 2015 году окончил Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники по специальности 210312 «Аудиовизуальная техника». Кандидат технических наук (2020 год). Старший научный сотрудник лаборатории телевизионной автоматики кафедры телевидения и управления. Область научных интересов: цифровая обработка изображений, программирование, биомедицинские технологии. E-mail: andru170@mail.ru

Бородин Наталья, 1997 года рождения, в 2021 году окончила Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники по специальности 11.04.01 «Радиотехника». Аспирант кафедры телевидения и управления. Область научных интересов: обработка изображений, нейронные сети, программирование. E-mail: borodinana@icloud.com

Павлов Валентин Николаевич, 1966 года рождения, в 1989 окончил Башкирский государственный медицинский институт им. 15-летия ВЛКСМ по специальности «Лечебное дело». С 2022 года – академик РАН. Ректор Башкирского государственного медицинского университета; заведующий кафедрой урологии. Область научных интересов: фундаментальные исследования в урологии, онкоурология, роботическая хирургия. E-mail: pavlov@bashgmu.ru

Биялов Азат Ринатович, 1977 года рождения, в 2000 году окончил Башкирский государственный медицинский университет по специальности «Лечебное дело», в 2014 году окончил магистратуру в Уфимском государственном авиационном техническом университете по специальности «Прикладная математика и информатика». Доцент кафедры травматологии и ортопедии. Область научных интересов: регенеративная медицина, анализ изображений, математическое моделирование. E-mail: azat.biyalov@gmail.com

Авзалетдинов Артур Марсович, 1962 года рождения, в 1985 году окончил Башкирский государственный медицинский институт по специальности «Лечебное дело», в 1991 году окончил клиническую ординатуру по торакальной хирургии. Заведующий торакальным отделением Клиники БГМУ. Руководитель центра высокотехнологичной робот-ассистированной хирургии. Роботический консольный хирург. Доктор медицинских наук. Профессор кафедры госпитальной хирургии. Область научных интересов: медицина, торакальная хирургия, онкология, пульмонология, генетика. E-mail: avzaletdinov@mail.ru

Вильданов Таяр Даянович, 1979 года рождения, в 2008 году окончил Башкирский государственный медицинский университет по специальности «Лечебное дело», в 2011 году окончил клиническую ординатуру по торакальной хирургии в РМАНПО г. Москвы. Врач торакальный хирург отделения торакальной хирургии Клиники БГМУ. Область научных интересов: медицина, торакальная хирургия, онкология, пульмонология, генетика. E-mail: tayar.vildanov@mail.ru

ГРНТИ: 47.51.39

Поступила в редакцию 26 апреля 2024 г. Окончательный вариант – 18 сентября 2024 г.

Methods of digital processing of medical optical images to improve image quality and disease diagnostics accuracy: review

T.M. Akaeva¹, A.V. Kamenskiy¹, N. Borodina¹, V.N. Pavlov², A.R. Bilyalov², A.M. Avzaletdinov², T.D. Vildanov²

¹ Tomsk State University of Control Systems and Radioelectronics, 40 Prospekt Lenina, Tomsk, 634050, Russia;

² Bashkir State Medical University, Ministry of Health of the Russian Federation, 3 Lenina St., Ufa, 450008, Russia

Abstract

An overview of the main methods of optical medical imaging as well as sources and types of noise is presented. Various problems in the formation of optical medical images are analyzed. A detailed analysis of modern methods of processing of digital medical optical images is carried out.

Keywords: optics, optical images, digital images, medical image processing, filtering.

Citation: Akaeva TM, Kamenskiy AV, Borodina N, Pavlov VN, Bilyalov AR, Avzaletdinov AM, Vildanov TD. Methods of digital processing of medical optical images to improve image quality and disease diagnostics accuracy: review. Computer Optics 2025; 49(4): 593-623. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1554.

Author's information

Tatyana Maksimovna Akaeva, born in 1998, graduated in 2022 with a master's degree from Tomsk State University of Control Systems and Radioelectronics in 11.04.02 Infocommunication Technologies and Communication Systems. Postgraduate student of Tomsk State University of Control Systems and Radioelectronics. Research interests: digital image processing, image filtering, bio-medical technologies. E-mail: tnakaeva@gmail.com

Andrey Viktorovich Kamenskiy, born in 1992, in 2015 graduated from Tomsk State University of Control Systems and Radioelectronics, specialty 210312 "Audio-visual Technology". Candidate of Technical Sciences (2020). Senior researcher of the laboratory of television automatics of the Department of Television and Control. Research interests: digital image processing, programming, biomedical technologies. E-mail: andru170@mail.ru

Natalya Borodina, born in 1997, graduated from Tomsk State University of Control Systems and Radioelectronics in 2021, specialty 11.04.01 Radio Engineering. Postgraduate student of the Department of TV and Control. Research interests: image processing, neural networks, programming. E-mail: borodinana@icloud.com

Valentin Nikolayevich Pavlov, born in 1966, graduated from the Bashkir State Medical Institute named after Bashkir State Medical Institute in 1989. 15th Anniversary of Komsomol, specializing in medicine. Since 2022 - Academician of the Russian Academy of Sciences. Rector of the Bashkir State Medical University; Head of the Urology Department. Area of scientific interests: fundamental research in urology, oncurology, robotic surgery. E-mail: pavlov@bashgmu.ru

Azat Rinatovich Bilyalov, born in 1977, graduated from Bashkir State Medical University in 2000 with a degree in Medicine, in 2014 he completed his Master's degree at Ufa State Aviation Technical University with a degree in Applied Mathematics and Informatics. Associate Professor of the Department of Traumatology and Orthopedics. Research interests: regenerative medicine, image analysis, mathematical modeling. E-mail: azat.bilyalov@gmail.com

Artur Marsovich Avzaletdinov, born in 1962, graduated from Bashkir State Medical Institute in 1985 with a degree in Medicine, completed clinical residency in thoracic surgery in 1991. Head of the thoracic department of BSMU Clinic. Head of the center of high-tech robot-assisted surgery. Robotic console surgeon. Doctor of Medical Sciences. Professor of the Department of Hospital Surgery. Research interests: medicine, thoracic surgery, oncology, pulmonology, genetics. E-mail: avzaletdinov@mail.ru

Tayar Dayanovich Vildanov, born in 1979, in 2008 graduated from Bashkir State Medical University with a degree in Medicine, in 2011 completed a clinical residency in thoracic surgery in Russian Medical Academy of Medical Sciences of Moscow. Thoracic surgeon of thoracic surgery department of BSMU Clinic. Area of scientific interests: medicine, thoracic surgery, oncology, pulmonology, genetics. E-mail: tayar.vildanov@mail.ru

GRNTI: 47.51.39
Received April 26, 2024. The final version – September 18, 2024.
