

УДК: 57.087.23

Разработка алгоритма анизотропной нелинейной фильтрации данных компьютерной томографии с применением динамического порога

М. С. Усанов^{1,a}, Н. С. Кульберг^{2,b}, С. П. Морозов^{2,c}

¹ Федеральный исследовательский центр «Информатика и управление»
Российской академии наук (ФИЦ ИУ РАН),
Россия, 119333, г. Москва, ул. Вавилова, д. 44, к. 2

² ГБУЗ «Научно-практический центр медицинской радиологии ДЗМ»,
Россия, 109029, г. Москва, ул. Средняя Калитниковская, д. 28, стр. 1

E-mail: ^a michael.usanov@gmail.com, ^b kulberg@rpcmr.org.ru, ^c npcmr@zdrav.mos.ru

Получено 12.09.2018, после доработки — 29.01.2019.

Принято к публикации 18.02.2019.

В статье рассматривается разработка алгоритма шумоподавления на основе анизотропной нелинейной фильтрации данных. Анализ отечественной и зарубежной литературы показал, что наиболее эффективные алгоритмы шумоподавления данных рентгеновской компьютерной томографии применяют комплекс нелинейных методик анализа и обработки данных, таких как билатеральная, адаптивная, трехмерная фильтрация. Однако комбинация таких методик редко применяется на практике ввиду большого времени обработки данных. В связи с этим было принято решение разработать эффективный и быстросействующий алгоритм шумоподавления на основе упрощенных билатеральных фильтров с трехмерным накоплением данных. Алгоритм был разработан на языке C++11 в программной среде Microsoft Visual Studio 2015. Основным отличием разработанного алгоритма шумоподавления является применение в нем улучшенной математической модели шума на основе распределения Пуассона и Гаусса от логарифмической величины, разработанной ранее. Это позволило точнее определить уровень шума и тем самым порог обработки данных. В результате работы алгоритма шумоподавления были получены обработанные данные компьютерной томографии с пониженным уровнем шума. При визуальной оценке работы алгоритма были отмечены повышенная информативность обработанных данных по сравнению с оригиналом, четкость отображения гомогенных областей и значительное сокращение шума в областях обработки. При оценке численных результатов обработки было выявлено снижение уровня среднеквадратичного отклонения более чем в 6 раз в областях, подвергшихся шумоподавлению, а высокие показатели коэффициента детерминации показали, что данные не подверглись искажению и изменились только из-за удаления шумов. Применение разработанного универсального динамического порога, принцип работы которого основан на пороговых критериях, позволил снизить уровень шума во всем массиве данных более чем в 6 раз. Динамический порог хорошо вписывается как в разработанный алгоритм шумоподавления на основе анизотропной нелинейной фильтрации, так и другой алгоритм шумоподавления. Алгоритм успешно функционирует в составе рабочей станции MultiVox, получил высокую оценку своей работы от специалистов-рентгенологов, а также готовится к внедрению в единую радиологическую сеть города Москвы в качестве модуля.

Ключевые слова: компьютерная томография (КТ), низкодозовая компьютерная томография (НДКТ), доза облучения, шумоподавление, анизотропия, динамическая фильтрация

Работа выполнена при финансовой поддержке гранта РФФИ, проект № 17-01-00601.

UDC: 57.087.23

Development of anisotropic nonlinear noise-reduction algorithm for computed tomography data with context dynamic threshold

M. S. Usanov^{1,a}, N. S. Kulberg^{2,b}, S. P. Morozov^{2,c}

¹ Federal Research Center “Computer Science and Control” of Russian Academy of Sciences,
44/2 Vavilov st., Moscow, 119333, Russia

² SPC of Medical Radiology of the Moscow Department of Healthcare,
28/1 Sredniaya Kalitnikovskaya st., Moscow, 109029, Russia

E-mail: ^a michael.usanov@gmail.com, ^b kulberg@rpcmr.org.ru, ^c npcmr@zdrav.mos.ru

Received 12.09.2018, after completion — 29.01.2019.

Accepted for publication 18.02.2019.

The article deals with the development of the noise-reduction algorithm based on anisotropic nonlinear data filtering of computed tomography (CT). Analysis of domestic and foreign literature has shown that the most effective algorithms for noise reduction of CT data use complex methods for analyzing and processing data, such as bilateral, adaptive, three-dimensional and other types of filtrations. However, a combination of such techniques is rarely used in practice due to long processing time per slice. In this regard, it was decided to develop an efficient and fast algorithm for noise-reduction based on simplified bilateral filtration method with three-dimensional data accumulation. The algorithm was developed on C++11 programming language in Microsoft Visual Studio 2015. The main difference of the developed noise reduction algorithm is the use of an improved mathematical model of CT noise, based on the distribution of Poisson and Gauss from the logarithmic value, developed earlier by our team. This allows a more accurate determination of the noise level and, thus, the threshold of data processing. As the result of the noise reduction algorithm, processed CT data with lower noise level were obtained. Visual evaluation of the data showed the increased information content of the processed data, compared to original data, the clarity of the mapping of homogeneous regions, and a significant reduction in noise in processing areas. Assessing the numerical results of the algorithm showed a decrease in the standard deviation (SD) level by more than 6 times in the processed areas, and high rates of the determination coefficient showed that the data were not distorted and changed only due to the removal of noise. Usage of newly developed context dynamic threshold made it possible to decrease SD level on every area of data. The main difference of the developed threshold is its simplicity and speed, achieved by preliminary estimation of the data array and derivation of the threshold values that are put in correspondence with each pixel of the CT. The principle of its work is based on threshold criteria, which fits well both into the developed noise reduction algorithm based on anisotropic nonlinear filtration, and another algorithm of noise-reduction. The algorithm successfully functions as part of the MultiVox workstation and is being prepared for implementation in a single radiological network of the city of Moscow.

Keywords: computed tomography (CT), low dose computed tomography (LDCT), radiation dose, CT noise reduction, anisotropic functions, dynamic filtration

Citation: *Computer Research and Modeling*, 2019, vol. 11, no. 2, pp. 233–248 (Russian).

The work was supported by RFBI, project No. 17-01-00601.

1. Введение

Рентгеновская компьютерная томография (КТ) — это метод послойного исследования объекта *in vivo* без разрушения тканей. Он является одним из самых распространенных диагностических методов визуализации внутреннего строения человека. За 2006 год, по данным официальных отчетов [National Council..., 2009], в США было проведено более 63 миллионов исследований КТ. Этот способ позволяет быстро локализовать и диагностировать травмы, патологии, новообразования и заболевания пациента.

В основе этого метода лежит применение ионизирующего излучения рентгеновскими лучами, которые, в свою очередь, являются его ограничением к широкому применению [Хоффер, 2008]. При анализе данных КТ изображений врачам-рентгенологам приходится сталкиваться с данными, характеризующимися повышенным уровнем шума или содержащими помехи, которые могут усложнить постановку диагноза или привести к постановке неправильного диагноза. Одним из решений данной задачи является увеличение силы тока на рентгеновской трубке, измеряемой в миллиамперах (мА), а также напряжение на ней, измеряемое в киловольтах (кВ). При увеличении силы тока на рентгеновской трубке пропорционально растет лучевая нагрузка на пациента, что может вызвать нежелательные последствия.

Современные тенденции в томографической практике предполагают применение низкодозового протокола сканирования (ток трубки ~10–40 мА вместо 140–300 мА), что позволяет сократить дозу облучения пациента в несколько раз и сделать компьютерную томографию (КТ) более доступной процедурой. Однако это влечет за собой увеличение шумовой составляющей и снижении отношения сигнал/шум (в англоязычной литературе — SNR) данных (по данным исследований, двукратное снижение тока трубки приводит к уменьшению SNR на 40 % [Ma et al., 2016]). Применение низкодозового протокола сканирования может сделать часть данных КТ непригодной для анализа. Это может повлечь необходимость повторного сканирования с неизбежной дополнительной дозовой нагрузкой на пациента. Из-за данных ограничений низкодозовая компьютерная томография (НДКТ) в основном применяется для сканирования грудной клетки, где большая часть тканей наполнена воздухом и, как следствие, их поглощающая способность уменьшается. Но большое количество исследований проводится на брюшной полости, конечностях и головном мозге, в которых поглощающая способность тканей остается высокой, что препятствует широкому распространению НДКТ в данных областях. Тогда встает задача разработки алгоритма шумоподавления со способностью анализа гомогенности данных и коэффициентов поглощения.

Целью нашей работы является разработка высокоэффективного алгоритма шумоподавления, анализирующего окружение каждого пикселя среза КТ и выбора оптимального направления аппроксимации. Актуальность данной работы заключена в повышении информативности данных КТ путем уменьшения среднеквадратичного отклонения (СКО, в англоязычной литературе — SD) более чем в 6 раз, тем самым расширить применение НДКТ в общей диагностической практике, что, как следствие, приведет к снижению дозы облучения пациентов. Для этого в алгоритм шумоподавления была встроена статистическая модель шума КТ, описанный нами в статье [Усанов и др., 2018]. Также актуальна проблема разработки алгоритма обработки данных, способного в равной степени подавить шум на различных участках изображения с одинаковой эффективностью. Для этого был разработан универсальный динамический пороговый фильтр, анализирующий уровень шума окружения пикселя и выставляющий порог обработки в зависимости от него. В качестве подтверждения эффективности алгоритма был проведен ряд численных расчетов параметров (СКО, SNR, коэффициент детерминации обработанных и необработанных данных по СКО, доверительный интервал СКО).

2. Обзор литературы

Фильтрация является необходимым и важным этапом обработки данных КТ.

Существует огромное количество методов фильтрации изображений [Апальков, Хрящев, 2007]. Эффективность работы этих алгоритмов зависит от множества факторов: исходное каче-

ство изображения, тип шума, возникающий на изображении, параметры применяемого фильтра и т. д. Для медицинских данных, получаемых на различных устройствах с помощью разнообразных физических явлений (рентген, УЗ-колебания, магнитный резонанс), необходимо правильно подобрать алгоритмы обработки, разложения и реконструкции. Сравнение алгоритмов фильтрации с целью выбора наилучшего варианта является актуальной проблемой [Бронников, 1990]. К самым распространенным относятся следующие фильтры:

- 1) частотные фильтры,
- 2) вейвлет фильтры,
- 3) линейные фильтры,
- 4) медианные фильтры,
- 5) билатеральный фильтр,
- 6) ранговые фильтры,
- 7) нелинейные фильтры,
- 8) комбинированные фильтры,
- 9) адаптивные фильтры и т. д.

Алгоритмы шумоподавления традиционно специализируются на подавлении конкретных типов шумов. Пока не существует универсальных алгоритмов, определяющих и подавляющих все их виды. Однако множество видов шумов можно аппроксимировать моделью белого гауссова шума. Ввиду этого большинство алгоритмов ориентировано на подавление именно этого вида искажений [Воскобойников, 2010].

Наиболее востребованными в области шумоподавления КТ данных являются нелинейные, частотные и билатеральные фильтры благодаря своей высокой эффективности. Использование алгоритма, представляющего собой последовательность процедур медианной и линейной фильтрации, в данном случае не позволяет в полной мере сохранять границы изображений из-за совпадения спектров случайной ошибки восстановления и «контрастных элементов» восстанавливаемого среза. Это приводит к искажению формы границ и контрастных объектов [Zhang et al., 2006]. Исходя из особенностей медицинских изображений, для получения хорошего результата в ходе обработки чаще используют комбинацию различных алгоритмов.

Если в пространственном спектре изображения удастся выделить некоторый характерный диапазон пространственных частот, который характеризует преимущественно полезные элементы изображения, то осуществляется выборочное усиление сигнала на этих частотах, т. е. так называемая полосовая фильтрация. Вне характерного диапазона сигнал остается без изменений или подавляется. Данный фильтр также может применяться с пороговым критерием. Оба обозначенных подхода работают только в тех случаях, когда в исходном изображении спектры полезных и шумовых элементов могут быть надежно разделены. Примером таких данных являются мелкозернистые фотографии, на которых четко выделяются протяженные границы объектов. Когерентные изображения, для которых характерно наличие относительно крупномасштабных интерференционных шумовых элементов, таким способом улучшить не удастся.

Особую группу средств шумоподавления составляют методы, основанные на анализе локальных статистических характеристик обрабатываемых изображений — фильтры порядковых статистик. Характерным отличием их от линейных частотных фильтров является сохранение резкости границ объектов. С их помощью удастся несколько в большей степени ослабить интерференционный шум на когерентных изображениях. Однако избирательность этого фильтра для данного класса изображений остается неудовлетворительной: в зависимости от настроек фильтра либо остается значительная зашумленность изображения, либо происходит неприемлемая потеря значимых мелких деталей. Ввиду этого во множестве исследований и работ прибегают к использованию сложных многомерных фильтров.

Крайне эффективными представляются билатеральные фильтры. В алгоритме билатерального фильтра [Tomasi, 1998] заложена следующая идея: подавлять и аппроксимировать все области, которые заметно отличаются от центрального элемента. Достигается это с помощью весовых коэффициентов, рассчитанных по двум параметрам: расстояние от центрального эле-

мента и разница яркостей. Этот фильтр в основном распространен в области обработки изображений с широким диапазоном значений. В медицинской практике, в частности КТ с его большим разбросом значений, он показывает отличные результаты. Основной недостаток метода — его большое время работы (более 1 минуты на изображение) [Weiss, 2006].

Применение трехмерной фильтрацией обладает важным преимуществом, по сравнению с двумерной фильтрацией, в области накопления локальной статистики. Рассмотрим пример с массивом данных размером $100 \times 100 \times 100$ элементов (оси x, y, z). При двумерной фильтрации мы будем проходить все пиксели в аксиальной плоскости (xy), проходя все срезы по оси z . Таким образом, мы получаем 100 обработанных независимо друг от друга среза, соединенных в единый массив. При этом типе фильтрации не учитывается большая часть окружения пикселя. При размерах ядра фильтра 5×5 элементов учитывается только 24 элемента, окружающие центральную точку, хотя в соседстве с ним находятся 124 элемента. Итого теряется примерно 80 % информации о локальной статистике, вследствие чего фильтрация становится малоэффективной. При обработке трехмерным фильтром качество итогового массива будет на порядок выше. Пример двумерной и трехмерной фильтрации представлен в работе [Allner, Koehler, 2016].

Достаточно распространенными в медицинской практике является фильтрация изображений пороговым критерием (в англоязычной литературе — threshold shrinkage) [Rigana et al., 2016]. Подход пороговой фильтрации заключается в том, что происходит уменьшение или обнуление детализирующих коэффициентов «высокочастотной» (ВЧ) области, значение которых меньше определенного статистического порогового значения, при сохранении масштабирующих коэффициентов для восстановления изображения без особых потерь в области «низкочастотных» (НЧ) данных. Этот процесс иногда называют вейвлет-сжатием. Есть несколько схем пороговой фильтрации вейвлет-коэффициентов, а именно: жесткий пороговый критерий (Hard Thresholding), мягкий пороговый критерий (Soft Thresholding), введенное Донохо [Donoho, 1995] и полумягкий пороговый критерий (Semi-Soft Thresholding), являющийся комбинацией двух предыдущих. Пороговая фильтрация вейвлет-коэффициентов наиболее эффективна, если коэффициенты, соответствующие шуму, достаточно редко проявляются при разложении, то есть большинство коэффициентов равно нулю, а оставшаяся часть коэффициентов больше по отношению к порогу и представляют собой детализацию изображения. Пороговый критерий для каждой схемы описывается следующим образом. Введем следующие обозначения: λ — пороговое значение, X_w — коэффициенты первоначального вейвлет-разложения, Y_t — коэффициенты, прошедшие через пороговый критерий. Тогда обобщенный вид пороговых критериев представлен в формулах (1)–(3):

1. Жесткий порог:

$$Y_t = T_{\text{hard}}(X_w) = \begin{cases} X_w, & |X_w| \geq \lambda, \\ 0, & |X_w| < \lambda. \end{cases} \quad (1)$$

2. Мягкий порог:

$$Y_t = T_{\text{soft}}(X_w) = \begin{cases} \text{sign}\{X_w\}(|X_w| - \lambda), & |X_w| \geq \lambda, \\ 0, & |X_w| < \lambda. \end{cases} \quad (2)$$

3. Полумягкий порог:

$$Y_t = T_{\text{semi-soft}}(X_w) = \begin{cases} 0, & |X_w| \leq \lambda, \\ \text{sign}\{X_w\} \frac{\lambda_1 (|X_w| - \lambda)}{\lambda_1 - \lambda}, & \lambda < |X_w| \leq \lambda_1, \\ X_w, & |X_w| > \lambda_1, \end{cases} \quad (3)$$

$$\lambda_1 = 2\lambda.$$

Процедура жесткой пороговой фильтрации обнуляет все коэффициенты, находящиеся ниже порога. Мягкая схема пороговой фильтрации из уравнения (2) является вариацией жесткого порога, но в ней применяются дополнительные действия по выравниванию данных. Она позволяет избежать разрывов в обработанных данных и, следовательно, показывает более стабильное и мягкое итоговое изображение. На практике данный метод является более распространенным, потому что он уменьшает резкие переходы и обеспечивает более мягкое шумоподавление и реконструкцию изображения. Целью создания полумягкой пороговой фильтрации была реализация компромисса между высокой эффективностью жесткого порога и плавностью мягкого порога, с изменением градиента наклона кривой. Эта схема требует два порога, нижний порог λ и верхний порог λ_1 , где по предварительным оценкам $\lambda_1 = 2\lambda$.

Однако данные типы пороговых критериев не учитывают уровень шума всего массива данных, в разных частях которого он может кардинально отличаться. В таких случаях стоит принять во внимание свойство адаптивности фильтров.

В адаптивных фильтрах большие апертуры используются в монотонных областях обрабатываемого сигнала (лучшее подавление шумов), а малые — вблизи неоднородностей, с сохранением их особенностей [Воскобойников, 2010; Бондина и др., 2012]. Применение фильтров с динамическим размером маски, т. е. с адаптацией размеров апертуры под характер изображения, помогает в некоторой степени сгладить зависимость уровня подавления шумов и искажения сигнала от апертуры фильтра. Также различные параметры фильтров могут адаптироваться к уровню шума, контрастности т. д.

В зарубежной литературе имеется ряд статей, использующих динамические свойства в обработке и анализе изображений. Статья [Cai et al., 2007] оперирует динамическим пороговым критерием для определения объема почек свиней. Результаты алгоритма расчета согласуются с экспериментами *ex vivo* и не превышают статистических ошибок.

Авторы статьи [Li et al., 2015] используют динамический порог для улучшения работы фотонных детекторов. Они способны значительно сократить уровень шума в КТ, однако их режимы работы и архитектура электрических схем делают затруднительным отличить пики обнаружения частиц и статистический шум. Благодаря динамическому порогу авторы статьи смогли значительно улучшить качество получаемого изображения.

По результатам обзора литературы нами было принято решение использовать преимущества существующих описанных методов в разработке алгоритма шумоподавления, что позволило достигнуть отличных результатов. Разработанный алгоритм шумоподавления применяет трехмерное накопление данных, свойства билатеральных фильтров, фильтры локальных статистик и использует методики динамической фильтрации данных пороговыми методами. Быстродействие обеспечено простотой доступа к данным программными средствами.

3. Описание алгоритма анизотропной фильтрации

Комплекс программ можно условно разделить на следующие подпрограммы.

1. Гомоморфное преобразование данных по гистограмме, приведение распределения данных к гауссову виду.
2. Получение анизотропных компонентов путем аппроксимации сегментов и линий разного направления.
3. Формирование динамического порога по уровню шума среза (или установка статического порога).
4. Сравнение каждого анизотропного компонента с порогом для выявления наиболее оптимальных из них, формирование масок фильтрации.
5. Формирование единых комбинированных срезов обработанного КТ массива.
6. Обратное гомоморфное преобразование для восстановления истинных значений КТ.

Пункты 1 и 6 подробно описаны в статье [Усанов и др., 2017]. Данные преобразования необходимы для приведения гистограммы данных к гауссову виду, что позволяет избежать возникновения артефактов на границах крупных объектов. Рассмотрим остальные пункты подробнее.

3.1. Получение анизотропных компонентов путем аппроксимации сегментов и линий разного направления

Основой разрабатываемого алгоритма является принцип анизотропной фильтрации данных. В отличие от вейвлет-преобразования и фильтрации сверткой ядра фильтров имеют явное направление аппроксимации.

Рассмотрим простейший пример с применением двух типов шумоподавления. Общая формула для свертки может быть представлена как

$$s' = \sum_{i=0}^n A_i s_i, \quad (4)$$

где A_i — аппроксимирующее ядро свертки, s_i — оригинальный сигнал, s' — сигнал после шумоподавления. Анизотропная и изотропная фильтрации в этом не отличаются. Важным различием является форма аппроксимирующего ядра свертки. На рис. 1 приведен пример изотропной (рис. 1, а) и анизотропной (рис. 1, б) фильтрации. В качестве данных использовался цифровой ступенчатый сигнал, который можно представить формулой

$$y(x) = \begin{cases} \xi(x), & x < 0, \\ 10 + \xi(x), & x \geq 0, \end{cases} \quad (5)$$

где x — дискретное значение шага цифрового сигнала, $y(x)$ — значение цифрового сигнала в точке x , $\xi(x)$ — гауссов шум со значением $\sigma = 1$.

Как видно на рис. 1, а, при приближении к границе перехода изотропная фильтрация дает меньшее шумоподавление, чем при анизотропной (рис. 1, б), так как область аппроксимации данных у второго больше. При обработке данных единым ядром и без обхода границ возникает артефакт перехода, описанный в статье [Усанов и др., 2017].

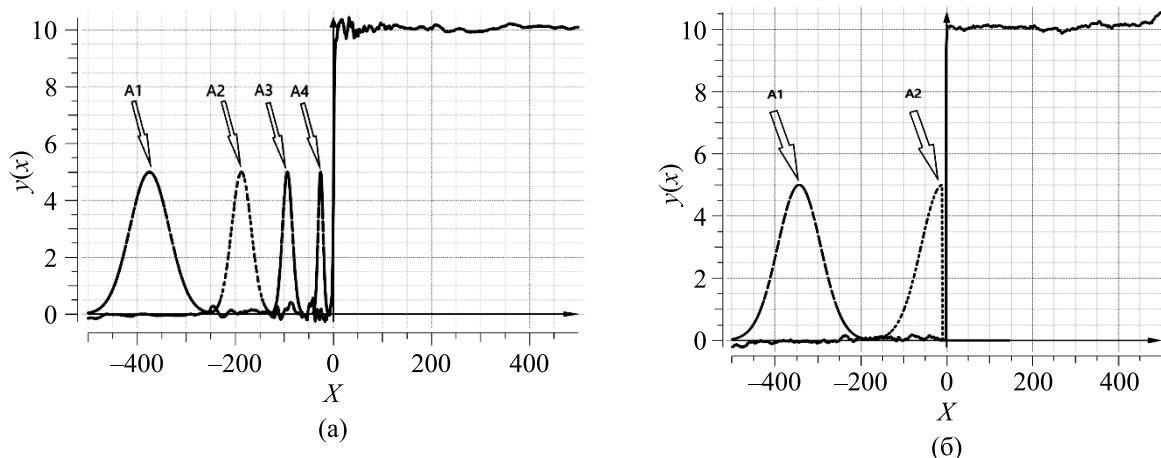


Рис. 1. Схематический вид изотропной (а) и анизотропной (б) фильтрации цифровых данных. Использовался ступенчатый сигнал высотой 10 единиц, загрязненный гауссовым шумом со значением $\sigma = 1$. Обозначенные A_i ядра свертки представляют собой нормальные гауссовы ядра фильтрации

Для формирования компонентов анизотропной фильтрации необходимо определить направления аппроксимации. При максимальном количестве направлений возможна максимально эффективная обработка. Однако повышение количества направлений в 2 раза ведет к усложнению алгоритма и увеличению времени обработки в 4 раза. Из-за этого оптимальным количеством направлений было выбрано 16: 8 сегментов и 8 линий. Схематический вид формирования компонентов фильтрации представлен на рис. 2.

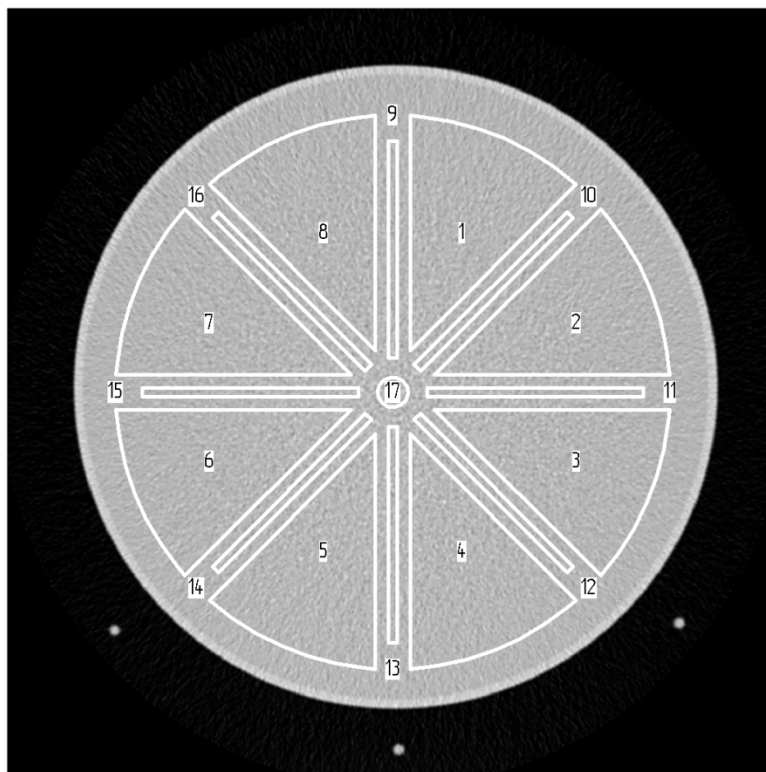


Рис. 2. Схематическое изображение формирования анизотропных компонентов фильтрации. Обозначениями 1–8 показаны сегменты, в которых происходит аппроксимация для точки. Обозначениями 9–16 показаны линии, определяющие направление формирования дополнительных компонентов аппроксимации. Обозначением 17 показаны оригинальные данные

Таким образом, до момента перехода на следующий шаг формируется 17 компонентов для формирования шумоподавленного изображения. Далее будет рассмотрена схема формирования масок из этих компонентов.

3.2. Описание алгоритма формирования динамического порога

Для формирования адаптивного контекстного порога необходимо определить степень зашумленности каждого пикселя КТ среза и его окружения. Величина, записанная в массив, будет использована для оценки вхождения данных КТ в пороговый интервал и для присвоения массовых коэффициентов каждой из масок для формирования единого изображения. Существует несколько подходов для выполнения данной задачи.

1. Расчет СКО каждой проекции в трех плоскостях (аксиальной, фронтальной и сагиттальной), усреднение значений и запись в массив порогового фильтра.

2. Определение уровня шума посредством расчета обратной ширины спектра гистограммы.

3. Определение уровня шума путем сравнения двух срезов КТ.

Рассмотрим эти методы подробнее.

Первый метод представляет собой тривиальную процедуру расчета СКО стандартными средствами языка C++. Для получения контекстного порогового фильтра создается трехмерный массив, воксели которого формируются исходя из формулы

$$M_{\sigma}(\vec{r}) = D \left(\frac{\sigma_{\text{axial}}(\vec{r}) + \sigma_{\text{frontal}}(\vec{r}) + \sigma_{\text{sagittal}}(\vec{r})}{3} \right) \cdot f_{\text{gauss}}(\vec{r}), \quad (6)$$

где $\sigma_{\text{axial}}(\vec{r})$, $\sigma_{\text{frontal}}(\vec{r})$, $\sigma_{\text{sagittal}}(\vec{r})$ — значения СКО аксиального, фронтального и сагиттального среза, содержащие в себе точку (\vec{r}) , $f_{\text{gauss}}(\vec{r})$ — ядро свертки нормальной функции Гаусса, D — множитель, ответственный за формирование различных предустановок (слабая, средняя, сильная обработка).

Вторая методика использует преобразование Фурье гистограммы среза КТ для определения контекстного порога. Общий алгоритм процедуры можно разделить на следующие подпункты:

- 1) вычисление разницы между двумя соседними срезами томограммы для получения значений изменений КТ-данных;
- 2) расчет гистограммы разницы двух срезов, обнуление ее начального и конечного значения во избежание ошибок расчета;
- 3) усреднение максимального значения гистограммы по двум соседним точкам;
- 4) применение оконного преобразования Хемминга по формуле

$$\omega(n) = 0.5 \left(1 - \cos \left(\frac{2\pi n}{N-1} \right) \right), \quad (7)$$

где N — ширина окна;

- 5) применение медианного фильтра к преобразованной гистограмме для сглаживания резких переходов;
- 6) применение быстрого преобразования Фурье (БПФ) к полученной гистограмме;
- 7) применение жесткого порогового критерия к полученному буферу данных, описывается формулой (1);
- 8) расчет второго момента (СКО) массива и запись его в значение порогового фильтра данного среза КТ.

Данный метод имеет ряд ограничений: он неустойчив при работе со срезами, разрешение которых меньше 256×256 пикселей.

Последний из представленных методов использует производную для расчета порогового значения. Алгоритм работы данной процедуры можно описать следующим образом.

1. Определение производной по трем направлениям (аксиальное, фронтальное, сагиттальное), с учетом двух соседних срезов по формуле

$$CT'(\vec{r}) = \frac{\partial^3 CT(\vec{r})}{\partial \vec{r}} = \frac{\partial^3 CT(x, y, z)}{\partial x \partial y \partial z}, \quad (8)$$

где $CT(\vec{r}) = CT(x, y, z)$ — значение данных в точке (\vec{r}) , $CT'(\vec{r})$ — производная по трем направлениям в точке (\vec{r}) .

2. Установка порогового критерия вхождения производной в гомогенную область (не учитываются резкие переходы) по формуле

$$T(X_w) = \begin{cases} X_w, & |X_w| \in [T_{\min}, T_{\max}], \\ 0, & |X_w| \notin [T_{\min}, T_{\max}]. \end{cases} \quad (9)$$

3. Расчет первого момента (мат. ожидания) по формуле

$$m_1 = \frac{1}{n} \sum_{i,j=0}^N T(d(i,j)), \quad (10)$$

где n — количество входящих в интервал точек, N — размер массива производных, $d(i,j)$ — значение производной в точке (i,j) .

4. Расчет второго момента (СКО) массива по формуле

$$m_2 = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i,j=0}^N T((d(i,j) - m_1)^2)}, \quad (11)$$

где n — количество входящих в интервал точек, N — размер массива производных, $d(i,j)$ — значение производной в точке (i,j) , m_1 — мат. ожидание, рассчитанное по формуле (10). Данное значение записывается массив адаптивного порогового критерия.

5. Дополнительная модификация массива порогового критерия, которая описывается формулой

$$M_\sigma(\vec{r}) = e^2 \left((0.6 \cdot m_2(\vec{r})) \cdot f_{\text{gauss}}(\vec{r}) \right) e^{\left(P \cdot \frac{CT(\vec{r}) \cdot f_{\text{gauss}}(\vec{r})}{1000} \right)}, \quad (12)$$

где $CT(i,j,k)$ — данные среза КТ в точке (\vec{r}) , P — параметр, определяющий степень обработки. Массив рассчитанных СКО подвергается сглаживанию гауссовым фильтром, умножается на эмпирически подобранный коэффициент $0.6 \cdot e^2$ для стабилизации силы обработки, а также на множитель $\exp(P \cdot 0.1 \cdot CT(\vec{r}) \cdot f_{\text{gauss}}(\vec{r}))$, представляющий собой степень регуляции силы обработки, зависящую от значения данных.

В качестве основного метода используется последний описанный алгоритм, так как он показал высокую степень шумоподавления по сравнению с двумя другими.

3.3. Формирование масок фильтрации

В ходе процесса шумоподавления алгоритм анизотропной фильтрации формирует 17 компонентов для анализа. Для формирования наиболее оптимального метода шумоподавления необходимо создать условия, при которых для каждого пикселя изображения будет накоплено максимальное количество однородных точек, формирующих пространство рядом с ней. Так как сегменты имеют больший охват аппроксимации, чем линии, а линии, в свою очередь, имеют большую аппроксимацию, чем оригинальное изображение, то приоритет использования данных компонентов будет именно таким.

В определенных точках КТ-изображения может быть учтено несколько компонентов для создания более гладкого и однородного изображения. Для этого создаются весовые маски для формирования единого изображения, которых тоже 17 (по числу компонентов). Таким образом, в соответствие с одним значением компоненты ставится одно значение маски, указывающее на его вес во вновь сформированном изображении.

Алгоритм формирования маски работает по следующему принципу.

1. Выбор значения приоритета маски (0 — сегмент, 1 — линия, 2 — оригинальное изображение).

2. Сравнение компонентов с порогом по формуле

$$MC(\vec{r}) = \text{range} \left(\frac{M_\sigma(\vec{r}) - (C(\vec{r}) - CT(\vec{r}))}{M_\sigma(\vec{r})}, 0, 1 \right), \quad (13)$$

где $MC(\vec{r})$ — значение маски компонента в точке (\vec{r}) , функция range определяется формулой

$$\text{range}(x, a, b) = \begin{cases} x, & x \in [a, b], \\ a, & x < a, \\ b, & x > b, \end{cases} \quad (14)$$

$M_\sigma(\vec{r})$ — значение динамического порога из формулы (12), $C(\vec{r})$ — значение компоненты в точке (\vec{r}) , $CT(\vec{r})$ — значение КТ-данных в точке (\vec{r}) .

3. Суммирование всех значений маски $MC(\vec{r})$ в отдельный буфер.

4. Повторение пунктов 1–3 для всех приоритетов и всех компонентов.

5. Нормализация масок путем деления их значений на суммарный буфер.

В итоге получаем массив из 17 масок, каждое значение которого соответствует одному значению компонента как его вес. Т. е. если маска для компонента 1 равна 1, то в построении данного пикселя учитывается только этот компонент. Пример учета анизотропных компонентов представлен на рис. 3. Как видно из него, центральный элемент учитывает аппроксимацию всех 8 сегментов, в то время как пиксели, расположенные на краю крупного объекта, используют только часть сегментов, наиболее подходящих для аппроксимации точки. В то же время протяженные объекты на границе используют аппроксимацию линиями разного направления.

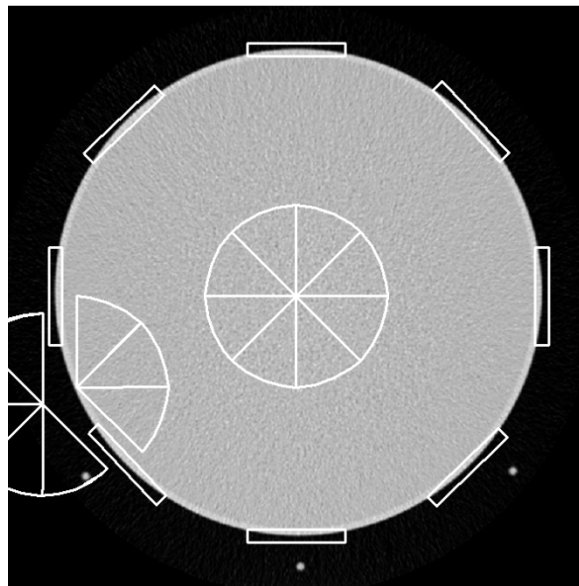


Рис. 3. Схематичный вид формирования масок анизотропных компонентов фильтрации. Для различных точек применяются различные компоненты аппроксимации, наиболее полно описывающие их окружение

Далее рассмотрим формирование комбинированных срезов.

3.4. Формирование единых комбинированных срезов обработанного КТ-массива

При получении 17 компонентов, 17 масок формирования, алгоритм программы запускает процедуру формирования единого изображения. Формула формирования суммарного пикселя изображения записывается как

$$CT_{\text{enh}}(\vec{r}) = \sum_{i=0}^{N_{\text{comp}}} C_i(\vec{r}) MC_i(\vec{r}), \quad (15)$$

где $CT_{enh}(\vec{r})$ — данные после шумоподавления, N_{comp} — количество компонентов (17), $C_i(\vec{r})$ — значение компонента в точке (\vec{r}) , $MC_i(\vec{r})$ — значение маски компонента из формулы (13).

Результаты обработки данных можно увидеть на рис. 4, 5. Рис. 4, а и 5, а показывают необработанные данные, рис. 4, б и рис. 5, б — обработанные традиционным методом данные. В качестве традиционного метода использовалось шумоподавление алгоритмом вейвлет-фильтрации, описанным в [Kulberg, 2010]. Данный метод шумоподавления показал хорошие результаты на гомогенных областях, однако при отображении легочного окна (рис. 5, б) видна потеря деталей. Рис. 4, в и 5, в демонстрируют данные КТ, обработанные анизотропным методом шумоподавления с применением статического порога. Уровень детализации по сравнению с изотропным методом обработки возрос, но неравномерность обработки не дает универсального решения. На рис. 4, г и 5, г показаны данные, обработанные анизотропным методом шумоподавления с применением динамического порога. Применение данного алгоритма шумоподавления позволило в значительной мере снизить уровень шума во всех областях изображения, при этом избежав недостаточного шумоподавления в области границ и потери детализации. На данных рисунках видно, что все области изображения были подвержены разному уровню шумоподавления. Данные легочной ткани не искажены. Особенно хорошо это видно на трехмерной реконструкции, показанной на рис. 6.

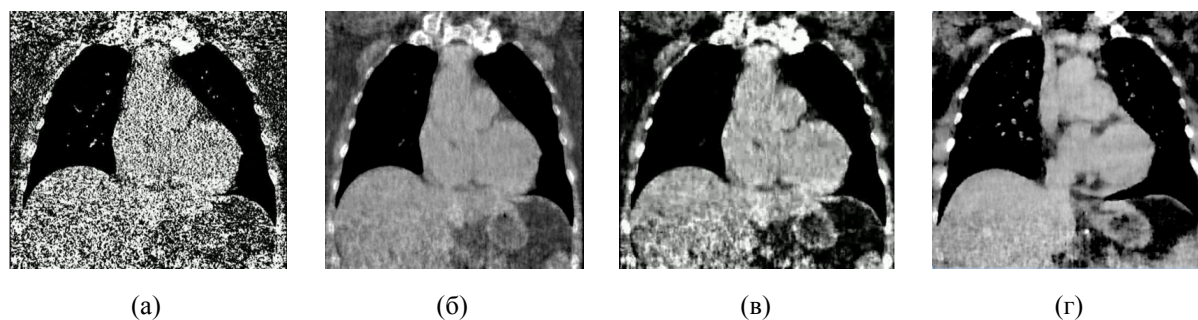


Рис. 4. Фронтальный срез НДКТ грудной клетки ($I = 25$ мА) с высоким уровнем квантового шума без обработки (а), с обработкой изотропным алгоритмом шумоподавления (б), с обработкой анизотропным алгоритмом шумоподавления со статическим порогом (в) и с обработкой анизотропным алгоритмом шумоподавления с динамическим порогом (г). Применено мягкотканное окно (–200–200 HU)

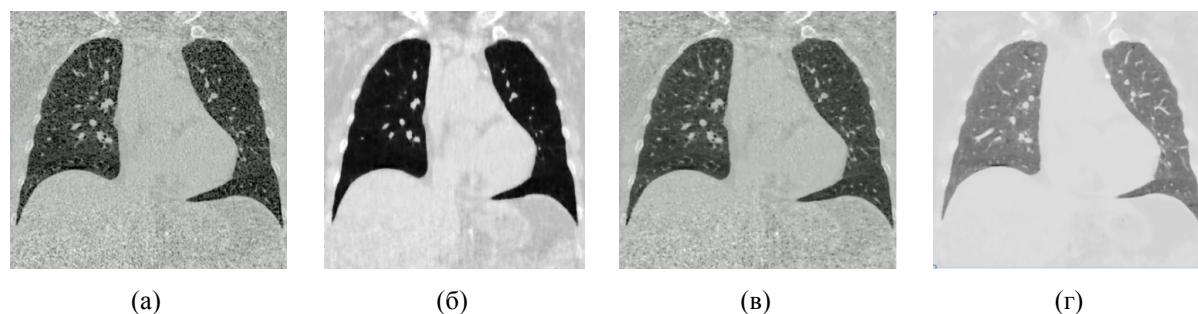


Рис. 5. Фронтальный срез НДКТ грудной клетки ($I = 25$ мА) с высоким уровнем квантового шума без обработки (а), с обработкой изотропным алгоритмом шумоподавления (б), с применением алгоритма анизотропного шумоподавления со статическим порогом (в) и с применением алгоритма анизотропного шумоподавления с динамическим порогом (г). Применено легочное окно (–1000–0 HU)

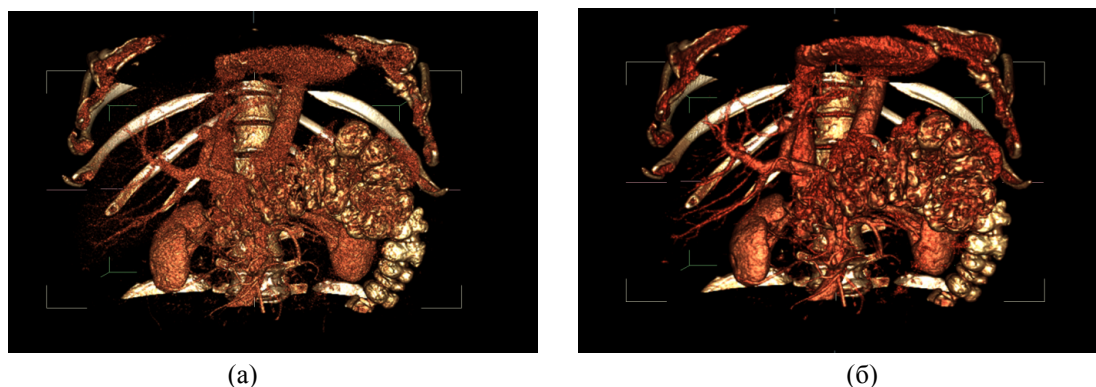


Рис. 6. Трехмерная реконструкция КТ брюшной полости без обработки (а) и после применения анизотропной фильтрации данных (б) с динамическим порогом

4. Численные результаты анализа эффективности алгоритма анизотропной фильтрации

В качестве подтверждения эффективности работы алгоритма шумоподавления были рассчитаны основные параметры для оригинальных и обработанных данных:

- 1) отношение сигнал/шум (SNR), обозначающее степень зашумленности изображения;
- 2) СКО, показывающее разброс шума от математического ожидания;
- 3) доверительный интервал СКО, показывающий достоверность найденных значений СКО;
- 4) коэффициент детерминации СКО до и после обработки, связывающий данные воедино и показывающий, что характер данных не искажен.

Отношение сигнал/шум рассчитывается по формуле

$$\text{SNR} = \frac{P_{\text{signal}}}{P_{\text{noise}}} = \left(\frac{A_{\text{signal}}}{A_{\text{noise}}} \right)^2, \quad (16)$$

где P — средняя мощность, а A — среднеквадратичное значение амплитуды.

SNR также можно рассчитать по формуле:

$$\text{SNR} = \frac{m_{\text{signal}}}{\sigma_{\text{signal}}}, \quad (17)$$

где m_{signal} — математическое ожидание данных, а σ_{signal} — среднеквадратичное отклонение (СКО).

СКО рассчитывается по формуле

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=0}^n (x_i - \bar{x})^2}, \quad (18)$$

где n — количество отсчетов в окрестности, \bar{x} — среднее значение окрестности точки.

Доверительный интервал СКО рассчитывается по формуле

$$s \sqrt{\frac{(n-1)}{\chi_{1+p}^2}} < \frac{\sigma_{\text{orig}}}{\sigma_{\text{enh}}} < s \sqrt{\frac{(n-1)}{\chi_{1-p}^2}}, \quad (19)$$

где n (размер томограммы в пикселях) — размер выборки, s — СКО выборки, χ^2_{1+p} — квантиль распределения Пирсона, $\frac{\sigma_{\text{orig}}}{\sigma_{\text{enh}}}$ — отношение СКО необработанных данных к СКО после проведения обработки выбранным методом.

Коэффициент детерминации СКО рассчитывается по формуле

$$R^2 = \frac{\left(n \left(\sum_{i=0}^n \sigma_{\text{enh}}(i) \cdot \sigma_{\text{orig}}(i) \right) - \left(\sum_{i=0}^n \sigma_{\text{enh}}(i) \right) \left(\sum_{i=0}^n \sigma_{\text{orig}}(i) \right) \right)^2}{\left(n \sum_{i=0}^n \sigma_{\text{enh}}^2(i) - \left(\sum_{i=0}^n \sigma_{\text{enh}}(i) \right)^2 \right) \left(n \sum_{i=0}^n \sigma_{\text{orig}}^2(i) - \left(\sum_{i=0}^n \sigma_{\text{orig}}(i) \right)^2 \right)}, \quad (20)$$

где n — размер выборки, σ_{orig} — СКО необработанных данных, σ_{enh} — СКО обработанных выбранным методом данных.

Численные результаты анализа эффективности алгоритма получены по четырем типам данных:

- 1) оригинальные данные КТ без обработки;
- 2) данные КТ, обработанные традиционными методами шумоподавления (в качестве примера использовался алгоритм изотропной вейвлет-фильтрации данных);
- 3) данные КТ, обработанные анизотропным нелинейным методом шумоподавления со статическим порогом;
- 4) данные КТ, обработанные анизотропным нелинейным методом шумоподавления с динамическим порогом.

В качестве данных были использованы КТ-срезы фантомов цилиндрической формы и серии исследований пациентов брюшной полости и грудной клетки. Результаты численных экспериментов приведены в таблицах 1 и 2.

Таблица 1. Результаты расчета эффективности методов шумоподавления для данных КТ-фантомов

	Оригинальные данные	Изотропные методы обработки	Анизотропия, статический порог	Анизотропия, динамический порог
SNR, дБ	56–78	74–94	243–281	264–305
СКО	24–194	15–147	2–24	2–12
Доверительный интервал СКО	—	0.05	0.0003	0.0001
Коэффициент детерминации СКО	—	0.75–0.85	0.95–0.98	0.97–0.99

Таблица 2. Результаты расчета эффективности методов шумоподавления для реальных данных КТ

	Оригинальные данные	Изотропные методы обработки	Анизотропия, статический порог	Анизотропия, динамический порог
SNR, дБ	30–53	46–72	190–230	215–241
СКО	61–259	44–196	5–40	2–24
Доверительный интервал СКО	—	0.2	0.001	0.0001
Коэффициент детерминации СКО	—	0.72–0.79	0.95–0.99	0.98–0.99

Как видно из табличных результатов, применение динамического порога с анизотропной нелинейной фильтрацией показало свою высокую эффективность обработки срезов КТ, а значения доверительных интервалов и коэффициентов детерминации говорят о минимальном изменении данных, что связано с удалением шумовой составляющей.

5. Выводы

В статье подробно описаны основные свойства и характеристики алгоритма анизотропно-го шумоподавления данных компьютерной томографии, его преимущества по сравнению с традиционными методами обработки изображений. Алгоритм показал свою высокую эффективность работы как с тестовыми (фантомными) данными, так и с реальными данными пациентов. Особенно эффективно он показал себя в работе со срезами брюшной полости, повышая их информативность практически в 6 раз, а при применении адаптивного динамического порога показал равномерное улучшение данных КТ во всех областях. Разработанная математическая модель шума, описанная в статье [Усанов и др., 2018], позволила достаточно точно определить уровень зашумленности данных КТ, что повысило эффективность обработки в несколько раз. Высокая информативность данных и малый шум позволяют точнее ставить диагноз и выявлять патологии пациента, а высокая степень шумоподавления позволяет приравнять данные НДКТ к обычной КТ. Это позволяет сократить дозу излучения в ходе процедуры диагностики и тем самым снизить лучевую нагрузку на пациента.

В данный момент система успешно функционирует в статусе модуля рабочего стола врача-рентгенолога в программе MultiVox. Были проведены успешные испытания алгоритма, готовится внедрение алгоритма в единую радиологическую информационную сеть ЕРИС города Москвы. Также данный алгоритм можно применять для улучшения качества любых других цифровых изображений.

Список литературы (References)

- Апальков И. В., Хрящев В. В. Удаление шума из изображений на основе нелинейных алгоритмов с использованием ранговой статистики. — Ярославский государственный университет, 2007.
Apalkov I. V., Hryashov V. V. Udalenie shuma iz izobrazheniy na osnove nelineinih algoritmov s ispolzovaniem rangovoy statistiki [Image noise-reduction based on nonlinear ranged statistics algorithm]. — Yaroslavskiy State University, 2007 (in Russian).
- Бондина Н. Н., Калмычков А. С., Кривенцов В. Э. Сравнительный анализ алгоритмов фильтрации медицинских изображений // Вестник НТУ «ХПИ». Сер. Информатика и моделирование. — 2012. — № 38. — С. 14–25.
Bondina N. N., Kalmikov A. S., Kriventsov V. E. Sravnitelniy analiz algoritmov filtratsii medicinskih izobrazheniy [Comparative analysis of medical images filtration algorithms] // Vestnik NTU "HPI". Ser. Informatika i modelirovanie. — 2012. — No. 38. — P. 14–25 (in Russian).
- Бронников А. В. Комбинированные алгоритмы фильтрации зашумленных сигналов и изображений // Автометрия. — 1990. — № 1. — Новосибирск.
Bronnikov A. V. Kombinirovaniye algoritmi filtratsii zashumlennih signalov i izobrazheniy [Combined filtration algorithms if noisy signals and images] // Autometriya. — 1990. — No. 1. — Novosibirsk (in Russian).
- Воскобойников Ю. Е. Фильтрация сигналов и изображений: фурье- и вейвлет-алгоритмы (с примерами в Mathcad): монография. — Новосиб. гос. архитектур.-строит. ун-т (Сибстрин). — Новосибирск: НГАСУ (Сибстрин), 2010. — С. 188.
Voskoboynikov Yu. E. Filtratsiya signalov i izobrazheniy: furie- i veivlet-algoritmi (s primerami d MathCad) [Signal and Image filtration: Fourier and wavelet algorithms (with MathCad examples)]: monography. — Novosyberian State Architectural and Building University (Sybstrin). — Novosybirsk, 2010. — P. 188 (in Russian).

- Усанов М. С., Кульберг Н. С., Морозов С. П. Опыт применения гомоморфных фильтров с адаптивным нелинейным преобразованием для обработки данных рентгеновских компьютерных томограмм // Информационные технологии и вычислительные системы. — 2017. — № 2. — С. 33–42.
- Usanov M. S., Kulberg N. S., Morozov S. P. Opyt primeneniya gomomorfnyh filtrov s adaptivnym nelinejnym preobrazovaniem dlya obrabotki dannyh rentgenovskih kompyuternyh tomogram [Usage of adaptive homomorphic filters for CT processing] // Informatic technologies and computing systems. — 2017. — No. 2. — P. 33–42 (in Russian).
- Усанов М. С., Кульберг Н. С., Яковлева Т. В., Морозов С. П. Определение дозы излучения компьютерной томографии по анализу уровня шума // Компьютерные системы и моделирование. — 2018. — Т. 10, № 4.
- Usanov M. S., Kulberg N. S., Yakovleva T. V., Morozov S. P. Opredelenie dozy izlucheniya kompyuternoj tomografii po analizu urovnya shuma [Determination of CT dose by means of noise analysis] // Computer systems and modeling. — 2018. — Vol. 10, No. 4 (in Russian).
- Хоффер М. Компьютерная томография. Базовое руководство. — 2-е изд., перераб. и доп. — М.: Мед. лит., 2008. — С. 174.
- Hoffer M. Computernaya tomografia. Bazovoe rukovodstvo. — 2-e izd., pererab. i dop. [Computed Tomography. Basic manual. — 2nd edition, revised and enlarged]. — Moscow: Med. lit., 2008 (in Russian).
- Allner S., Koehler T., Fehringer A., Birnbacher L., Willner M., Pfeiffer F., Noël P. B. Bilateral filtering using the full noise covariance matrix applied to x-ray phase-contrast computed tomography // Physics in Medicine & Biology. — 2016. — Vol. 61, No. 10.
- Cai W., Holalkere N. S., Harris G., Sahani D., Yoshida H. Dynamic-threshold level set method for volumetry of porcine kidney in CT images in vivo and ex vivo assessment of the accuracy of volume measurement // Acad Radiol. — 2007 Jul. — 14 (7). — P. 890–896.
- Donoho L. De-noising by soft-thresholding // IEEE Transactions on Information Theory. — 1995. — Vol. 41, No. 3. — P. 613–627.
- Issac N. A., Viswan A. An Efficient Contrast Enhancement Based On Image Equalization with Improved Threshold Median Filter // International Journal of Advanced Research in Electrical, Electronics and Instrumentation Engineering. — 2013.
- Kulberg N. S. Novel Method of the Noise-Reduction in 3D X-Ray Computed Tomography // Proceedings of the Third International Workshop on Image Mining Theory and Applications. — Angers, France, May 2010. — P. 92–99.
- Li L., Chen Z., Cong W., Wang G. Spectral CT modeling and reconstruction with hybrid detectors in dynamic-threshold-based counting and integrating modes // IEEE Trans Med Imaging. — 2015 Mar. — 34 (3). — P. 716–728. — DOI: 10.1109/TMI.2014.2359241. — Epub 2014 Sep 19.
- Ma G., He T., Yu Y., Duan H., Yang C. Improving Image Quality of Bronchial Arteries with Virtual Monochromatic Spectral CT Images // PLoS One. — 2016. — 11 (3): e0150985.
- National Council on Radiation Protection and Measurements. Ionizing radiation exposure of the population of the United States // Report No. 160. Bethesda, Md: National Council on Radiation Protection and Measurements, 2009.
- Rigana F. N., Shajun N. S., Sathik M. CT Image Denoising in Wavelet Transform using Threshold Shrinkage Techniques // International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology (IJARCET). — March 2016. — Vol. 5, Is. 3.
- Tomasi C. Bilateral filtering for gray and color images // In ICCV. — 1998. — P. 839–846.
- Usanov M. S., Kulberg N. S., Petraikin A. V., Morozov S. P. Newly developed curvelet-based noise reduction algorithm for volume CT data [abstract] // ESR 2018 Congress, Vien, Austria, 2018.
- Weiss B. Fast median and bilateral filtering // Proceeding SIGGRAPH '06 ACM SIGGRAPH 2006 Papers. — 2006. — P. 519–526. DOI: 10.1145/1141911.1141918
- Zhang Q., Rong J., Wu X., Li Y., Chen W. R., Liu H. Impacts of Filtration on Contrast-Detail Detectability of an X-ray Imaging System // Int J Biomed Imaging. — 2006.