МАТЕМАТИЧЕСКОЕ И ПРОГРАММНОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫХ СИСТЕМ, КОМПЛЕКСОВ И КОМПЬЮТЕРНЫХ СЕТЕЙ/MATHEMATICAL SOFTWARE FOR COMPUTERS, COMPLEXES AND COMPUTER NETWORKS

DOI: https://doi.org/10.60797/IRJ.2025.161.31

АЛГОРИТМ УСКОРЕННОЙ ТОМОГРАФИЧЕСКОЙ ИТЕРАЦИОННОЙ РЕКОНСТРУКЦИИ ДЛЯ ОГРАНИЧЕННЫХ ДАННЫХ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ФИЛЬТРАЦИИ СИНОГРАММЫ И РЕГУЛЯРИЗАЦИИ L0 НОРМОЙ ГРАДИЕНТА

Научная статья

Манушкин А.А.[1], Усачев Е.Ю.[2], Потрахов Н.Н.[3], Кострин Д.К.[4], *
[1] ORCID : 0009-0009-8428-9588;
[2] ORCID : 0000-0001-5197-2465;
[3] ORCID : 0000-0001-8806-0603;
[4] ORCID : 0000-0002-6284-0246;
[1, 2] ООО «Диагностика-М», Москва, Российская Федерация
[3, 4] Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет, Санкт-Петербург, Российская Федерация

* Корреспондирующий автор (dkkostrin[at]mail.ru)

Аннотация

Основным методом томографической реконструкции является метод обратного проецирования фильтрованных проекций с использованием быстрого преобразования Фурье, а его альтернативой является использование итерационных алгебраических методов, которые дают возможность использования априорных данных. В данной работе предложен итеративный алгоритм томографической реконструкции с обратным проецированием фильтрованных проекций и регуляризацией на основе сглаживания изображения посредством минимизации L0 нормы градиента. Рассмотренный алгоритм был протестирован в среде MATLAB применительно к реконструкции цифровых фантомов в веерно-лучевой 2D-геометрии сканирования. Результаты численного моделирования с использованием графического процессора показали возможность решения задач томографии с ограниченными данными за приемлемое время. Показана возможность использования быстрых сглаживающих фильтров для обработки видеоконтента в разработке эффективных алгоритмов томографической реконструкции на различных программных платформах.

Ключевые слова: компьютерная томография, алгебраическая реконструкция, ламинография, итерационный алгоритм, регуляризация.

ALGORITHM FOR ACCELERATED TOMOGRAPHIC ITERATIVE RECONSTRUCTION FOR LIMITED DATA USING SINOGRAM FILTERING AND L0 REGULARISATION BY GRADIENT NORM

Research article

Manushkin A.A.[1], Usachev Y.Y.[2], Potrakhov N.N.[3], Kostrin D.K.[4], *
[1] ORCID : 0009-0009-8428-9588;
[2] ORCID : 0000-0001-5197-2465;
[3] ORCID : 0000-0001-8806-0603;
[4] ORCID : 0000-0002-6284-0246;
[1, 2] Diagnostika-M LLC, Moscow, Russian Federation
[3, 4] Saint Petersburg State Electrotechnical University, Saint-Petersburg, Russian Federation

* Corresponding author (dkkostrin[at]mail.ru)

Abstract

The main method of tomographic reconstruction is the method of inverse projection of filtered projections using fast Fourier transform, and its alternative is the use of iterative algebraic methods, which make it possible to use a priori data. This work proposes an iterative algorithm for tomographic reconstruction with inverse projection of filtered projections and regularisation based on image smoothing by minimising the L0 norm of the gradient. The algorithm was tested in MATLAB for the reconstruction of digital phantoms in fan-beam 2D scanning geometry. The results of numerical simulation using a graphics processor showed the possibility of solving limited data tomography problems in a reasonable amount of time. The possibility of using fast smoothing filters for video content processing in the development of effective tomographic reconstruction algorithms on various software platforms is shown.

Keywords: computed tomography, algebraic reconstruction, laminography, iterative algorithm, regularisation.

Введение

Основным методом томографической реконструкции является метод обратного проецирования фильтрованных проекций с использованием быстрого преобразования Фурье [1], [2]. Основным недостатком этого метода является появление артефактов, возникающих при использовании ограниченного набора данных при съемке объектов в ограниченном угловом диапазоне или при съемке с большим угловым шагом сканирования. Необходимость съемки и реконструкции с ограниченным набором данных возникает из-за ограничений по углам съемки для больших планарных объектов при ламинографии [3], [4] или при медицинских исследованиях объектов с ограниченным набором проекций с целью снижения лучевой нагрузки.

Альтернативой реконструкции методом обратного проецирования является использование итерационных алгебраических методов [5], которые дают возможность использования априорных данных [6], [7]. Для реконструкции объектов, составленных из однородных по химическому составу и плотности компонентов, предпочтительно применять алгоритмы, основанные на минимизации L1 и L0 норм градиента плотности, которые дают большую скорость сходимости и минимальные артефакты при ограниченных данных [8], [10], [13], [16]. Недостатком алгебраических методов является большие вычислительные затраты и низкая скорость сходимости при плохой обусловленности проекционных матриц.

Новизна работы

Метод сглаживания изображений, основанный на минимизации L0 градиента, был опубликован в 2011 г. в работе [17]. Метод осуществляет сохранение и усиление важных границ, задаваемых параметром сглаживающей функции, при этом устраняя незначительные вариации изображения, которые ниже установленного порога. Устранение артефактов пороговым сглаживанием изображения непосредственно в процессе реконструкции, было предложено в работе [18], в которой L0 норма градиента изображения использовалась в качестве функционала регуляризации. Программный код сглаживающей функции LOSmoothing в MATLAB доступен по актуальной ссылке в вышеупомянутой работе.

Предложенная нами фильтрация синограмм в процессе итерации дает возможность усилить края реконструируемого изображения и тем самым делать более эффективным регуляризацию по L0 норме. Другим важным шагом является использование метода моментов, который существенно ускоряет итерационный процесс. В ходе численного моделирования нами также было установлено, что оптимальное убывание величины порога сглаживания в процессе итерации осуществляется по степенному закону.

Используемый нами алгоритм L0 сглаживания характеризуется также высокой скоростью обработки изображений мегапиксельного формата со скоростью в сотни кадров в секунду при использовании графического процессора. Это позволяет применять быстрое послойное сглаживание трехмерного изображения непосредственно в итерационном процессе реконструкции, обеспечивая высокую скорость и качество малоракурсной реконструкции трехмерных объектов.

Описание алгоритма

Типичная алгебраическая реконструкция осуществляется последовательным сравнением преобразования Радона текущей реконструкции с синограммой данных. Разница синограмм проецируется обратно в пространство изображений при помощи оператора обратного проецирования. В результате этой операции получается корректирующее изображение, которое с определенным весовым коэффициентом, определяющим шаг итерации, добавляется к текущему изображению (рис. 1).

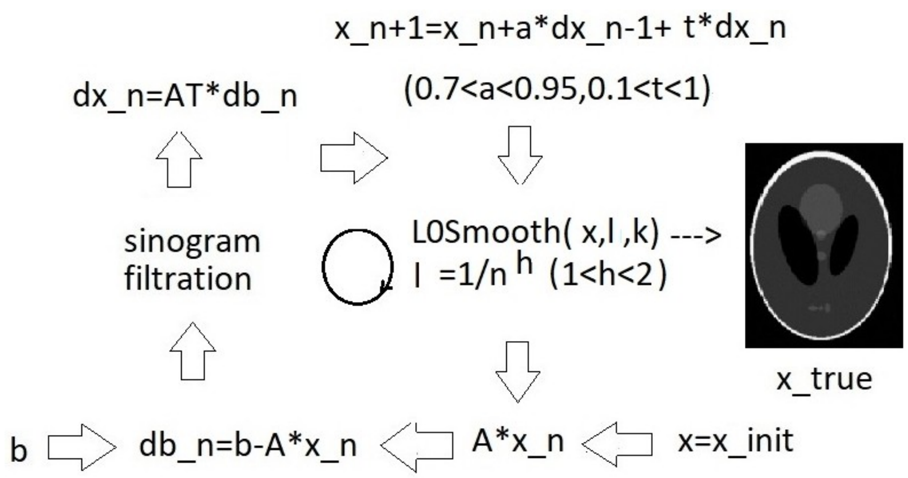

Рисунок 1 - Итерационный цикл ускоренной реконструкции

DOI: https://doi.org/10.60797/IRJ.2025.161.31.1

Математически двумерная алгебраическая реконструкция описывается следующим образом. Текущее изображение X в виде матрицы с M строками и N столбцами представляется в векторизованной форме вектором x длиной MxN. Набор одномерных проекций составляет вектор b длиной pxl, где p — число проекций, а l — число элементов детектора, регистрирующих лучевые проекции. Оператор проецирования A является линейным оператором и может представляться в виде разреженной матрицы и его действие представляет произведение матрицы на вектор. Основное алгебраическое уравнение томографии записывается в виде формулы Ax=b и при недостаточном количестве проекционных данных имеет множество решений, которые в пространстве изображений составляет гиперплоскость.

Чтобы получить однозначное решение в виде точки x_true необходимо либо добавить проекционные данные, которые дают другую гиперплоскость, пересечение которой с исходной дает решение, либо использовать многообразие, составленное из изображений, удовлетворяющих определенным априорным условиям, например, условию кусочной постоянности, которое математически выражается условием минимизации L1 или L0 нормы градиента. Применительно к более сложным объектам определенного типа, например для исследований медицинских и биологических объектов, многообразие дополнительных данных определяется методами сбора статистических данных с явным выделением главных компонент аналитическими методами [19] или с неявным их выделением с использованием энкодеров [20] или других нейросетевых методов регуляризации [21].

Оператор обратного проецирования AT является оператором, сопряженным к оператору проецирования, и его действие заключается в том, чтобы пошагово проецировать текущую разницу синограмм на ядро оператора проецирования, задаваемое уравнением Ax=0 (рис. 2). Наряду с сопряженным оператором, в алгоритмах SIRT и SART в качестве оператора обратного проецирования используются транспонированные операторы с весовыми коэффициентами.

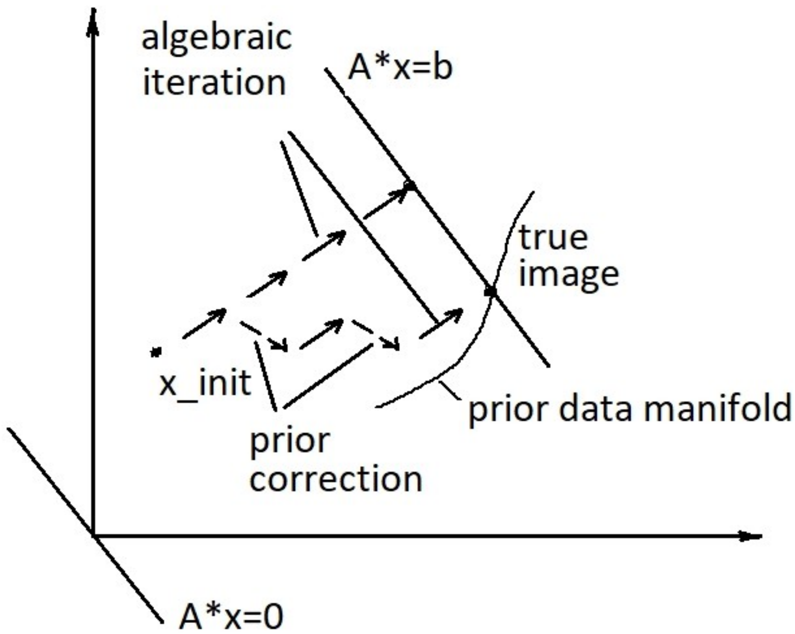

Рисунок 2 - Итерационная последовательность в пространстве изображений
DOI: https://doi.org/10.60797/IRJ.2025.161.31.2

В случае томографии с параллельными пучками, в качестве оператора, обратному к оператору A, используется комбинация частотной фильтрации синограммы с последующим обратным проецированием при помощи транспонированной матрицы. В этом случае при шаге итерации с t=1 итерационный алгоритм, представленный на рис. 1 уже на первом шаге итерации дает точное решение.

В случае постепенного перехода от параллельного пучка к веерному или конусному или при переходе от полного к разреженному набору данных, резонно ожидать, что фильтрация проекций с обратным проецированием в веерном пучке дает более точное приближение, чем простое обратное проецирование. Поэтому итерационную процедуру можно выполнять с большим шагом и с большей точностью за меньшее число операций (рис. 3).

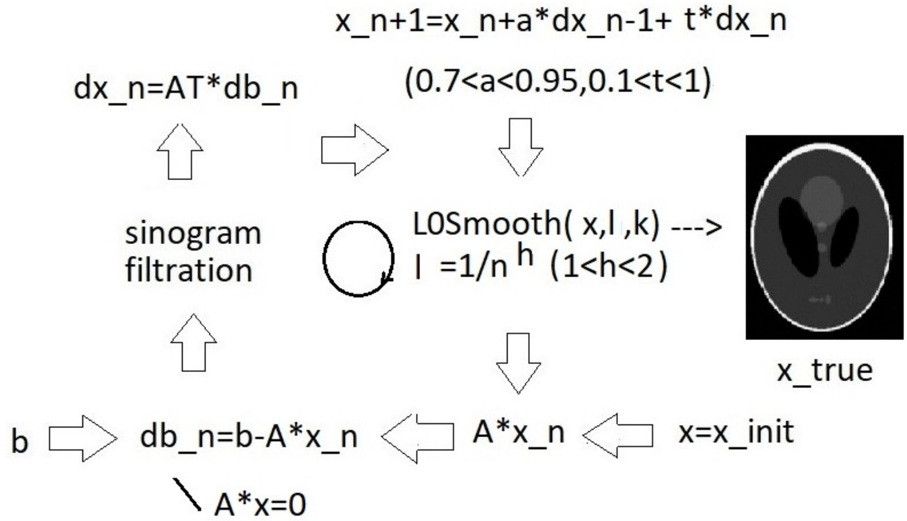

Рисунок 3 - Итерационный цикл ускоренной реконструкции
DOI: https://doi.org/10.60797/IRJ.2025.161.31.3

Уменьшение числа итерационных шагов уменьшает вычислительную нагрузку не только за счет уменьшения операций прямого и обратного проецирования, но и за счет уменьшения соответствующего числа коррекций изображения. В качестве корректирующей операции мы выбрали операцию сглаживания изображения по L0 норме градиента. В качестве фильтра для частотной фильтрации проекций мы выбрали фильтр Хэмминга.

Результаты численного моделирования и их обсуждение

Вышеизложенный алгоритм был протестирован в среде MATLAB (R2023a) применительно к 2D и 3D реконструкции цифровых фантомов в круговой геометрии сканирования веерным и конусным пучками. Численные эксперименты были выполнены на персональном компьютере с процессором Intel Core i7-9700F с рабочей частотой 3 ГГц, оперативной памятью 64 Гб и графическим процессором NVIDIA GeForce 2080 под управлением операционной системы Windows 10.

В первом тесте была промоделирована малоракурсная реконструкция цифрового фантома Форбильда размером 500×500 в веерно-лучевой геометрии при различном числе проекций. Использовались синограммы, полученные для радиального расстояния источник–объект равного 700 мм и веерного пучка с высокой расходимостью в 60° и числом лучей в веерном пучке равном 750, что обеспечивало прохождение каждого пиксела в среднем 1 лучом. Такая экстремальная геометрия была выбрана для обеспечения минимизации эффекта криминальной инверсии, обусловленной пиксельной дискретизацией поля реконструкции. Во втором тесте реконструкция аналогичного фантома производилась для геометрии с ограниченным угловым сканированием, используемой в ламинографии. Разреженная матрица проецирования вычислялась в MATLAB с использованием томографического пакета AIR TOOLs [22].

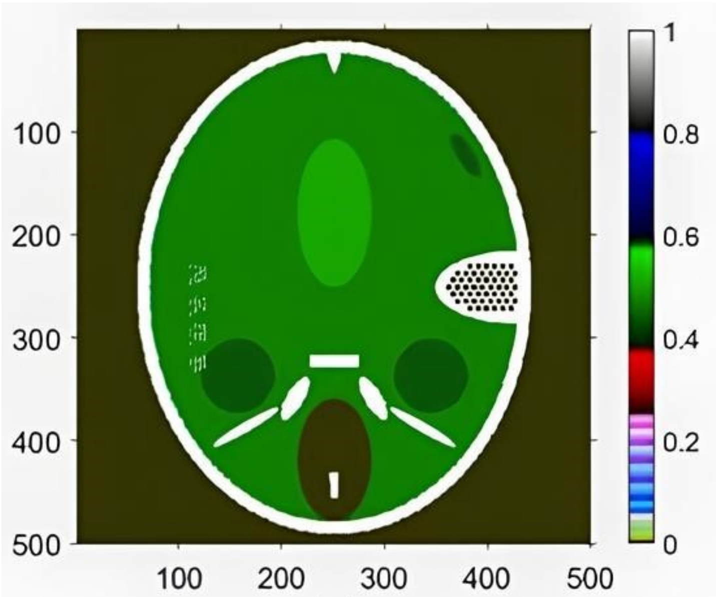

Рисунок 4 - Результаты реконструкции цифрового фантома Форбильда

DOI: https://doi.org/10.60797/IRJ.2025.161.31.4

Далее в масштабе натурального логарифма показана разница исходного и реконструированного фантомов.

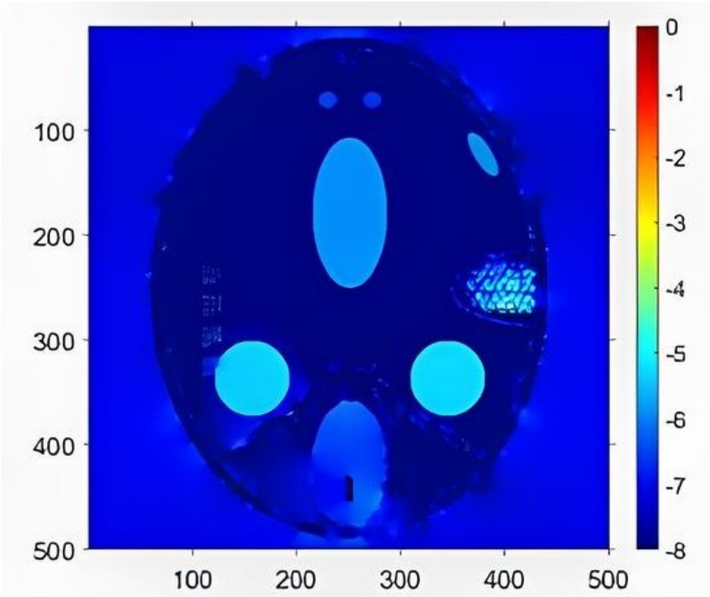

Рисунок 5 - Малоракурсная геометрия с 21 проекциями при шаге сканирования 10º
DOI: https://doi.org/10.60797/IRJ.2025.161.31.5

Примечание: время реконструкции 10 с, число итераций 100

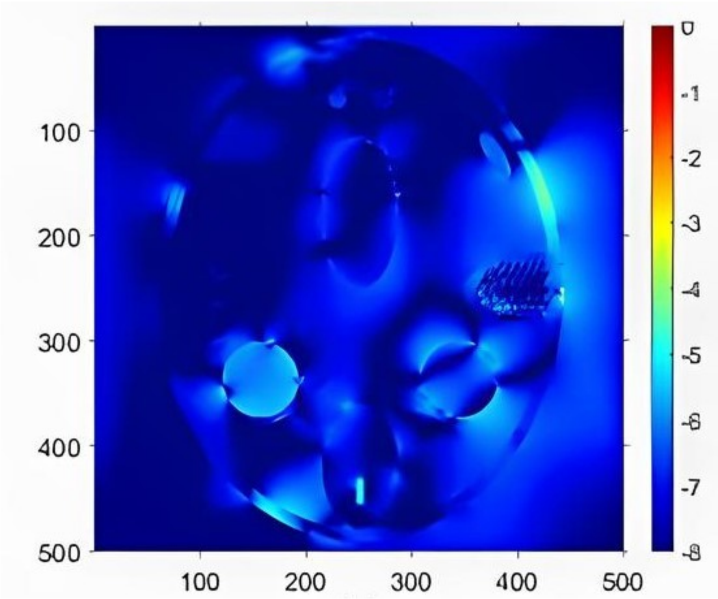

Рисунок 6 - Малоугловая геометрия сканирования с углом 70º

DOI: https://doi.org/10.60797/IRJ.2025.161.31.6

Примечание: время реконструкции 37 с, число итераций 900

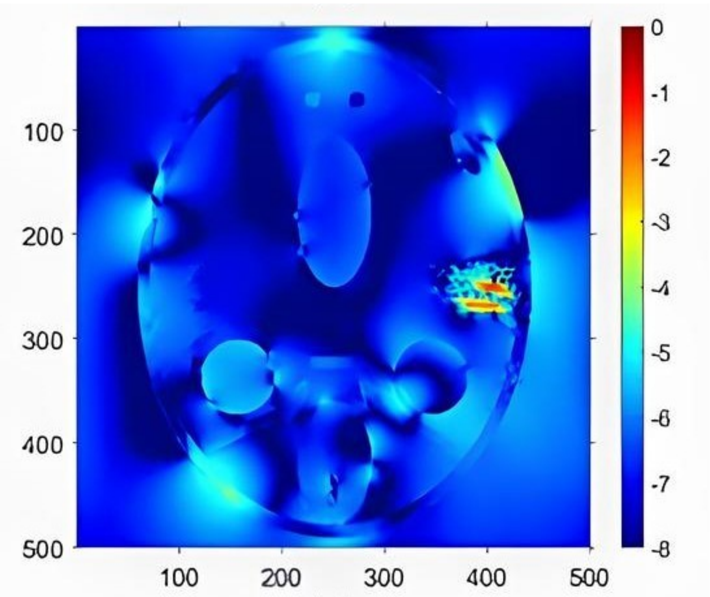

Рисунок 7 - Малоугловая геометрия сканирования с углом 90º

DOI: https://doi.org/10.60797/IRJ.2025.161.31.7

Примечание: время реконструкции 12 с, числе итераций 300

В качестве меры точности реконструкции использовалась нормированная среднеквадратичная погрешность d, определяемая как отношение евклидового расстояния между векторными представлениями исходного и реконструированного цифрового фантома к евклидовой норме исходного фантома:

$$d = \left[\frac{\sum_1^N (t_i - h_i)^2}{\sum_1^N t_i^2} \right]^{1/2}, \quad (1)$$

где буквами t и h обозначены векторные представления реконструированного и исходного фантомов длиной N с индексами i.

Более информативным является попиксельное представление точности реконструкции в виде карты разницы объектов (рис. 4-7) с псевдоцветной шкалой в логарифмическом масштабе. Данное представление позволяет оценить качество реконструкции на разных пространственных частотах. Сравнение 2D реконструкций для малоракурсной и малоугловой съемки показывает, что малоракурсная реконструкция точнее малоугловой. Это отражает тот факт, что в первом случае происходит фактически интерполяция изображения объекта в пределах шага углового сканирования, в то время как во втором случае замещение отсутствующих данных вне углового диапазона сканирования происходит за счет экстраполяции.

Для проведения численных экспериментов по 3D реконструкции нами использовался 3D фантом Шепп-Логана и программный модуль реконструкции методом Фельдкампа из томографического пакета TIGER с открытым исходным кодом. В данном пакете прямое и обратное проецирование осуществляется без использования системных матриц посредством параллельной трассировки лучей на графическом процессоре (ГП). Исходный код написан на языке C++ с расширением CUDA и обмен данных между оперативной памятью центрального процессора (ЦП) и памятью ГП организуется в MATLAB через MEX (MATLAB Executable) интерфейс. Непосредственный доступ к памяти ГП в процессе исполнения кода из среды MATLAB был невозможен, поскольку код MATLAB и код, собранный в MEX файле, работают в разных адресных пространствах. Чтобы циклически запускать алгоритм Фельдкампа и затем использовать его результат для сглаживания в среде MATLAB с использованием ГП в другом адресном пространстве, использовался обмен данными между ЦП и ГП, что снизило скорость реконструкции из-за простоя ГП. Вычисления для 3D реконструкции производились с использованием одинарной 32-битной точности. Геометрия численного эксперимента была задана в формате структуры geo из пакета TIGER [23] (табл. 1, 2).

Таблица 1 - Геометрические параметры численного эксперимента

DOI: https://doi.org/10.60797/IRJ.2025.161.31.8

Переменная	Описание	Единицы
%расстояния		
geo.DSD=1536;	источник-детектор	мм
geo.DSO=1000;	источник-центр вращения	мм
%параметры детектора		
geo.nDetector=[512;512]	число пикселов	
geo.dDetector=[0,8;0,8];	размер пиксела	мм
geo.sDetector=geo.nDetector.*geo.dDetector;	размер кадра изображения	мм
%параметры изображения		
geo.nVoxel=nVoxel=[512;512;512];	число вокселей	
geo.dVoxel=[0,5;0,5;0,5];	размер воксела	мм
geo.sVoxel=geo.nVoxel.*geo.dVoxel;	размер изображения	мм
%смещения		
geo.offOrigin=[0;0;0];	смещение изображения от центра вращения	мм
geo.offDetector=[0;0];	смещение детектора	мм
%дополнительные параметры		
geo.mode=’cone’;	параллельный или конусный	

Таблица 2 - Параметры сглаживания

DOI: https://doi.org/10.60797/IRJ.2025.161.31.9

Переменная	Описание
lambda=1,1/j^1,5 (j – номер томографической итерации)	параметр, контролирующий степень сглаживания
kappa=27 (2*lambda*kappa^(n-1))<1,e5	параметр, контролирующий число n ступеней сглаживания

Угловые положения (для 20 и 40 проекций) были распределены равномерно в интервале от 0 до 220º. На рис. 8, 9 представлены результаты реконструкции 3D фантома для 20 и 40 проекций.

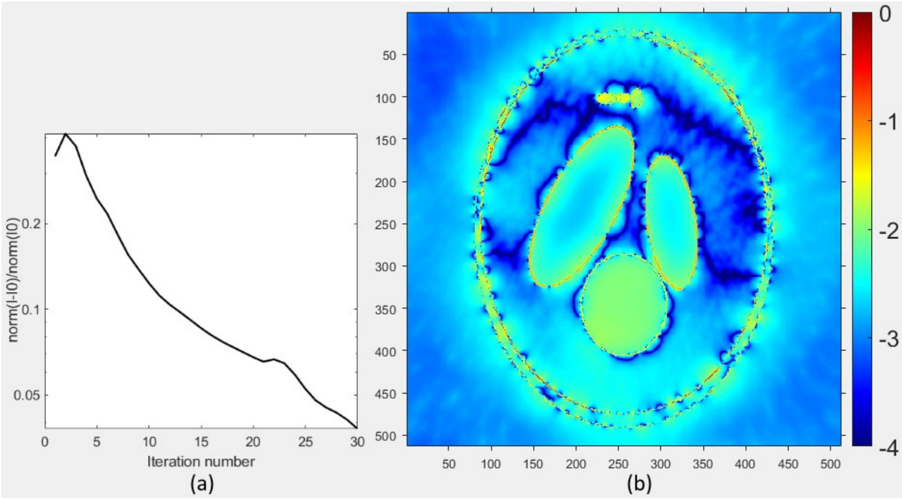

Рисунок 8 - Зависимость нормированной среднеквадратичной ошибки реконструкции от числа итераций (*a*) и карта ошибки реконструкции в центральном сечении фантома по шкале десятичного логарифма (*b*)

DOI: https://doi.org/10.60797/IRJ.2025.161.31.10

Примечание: время реконструкции 252 с, число проекций 40

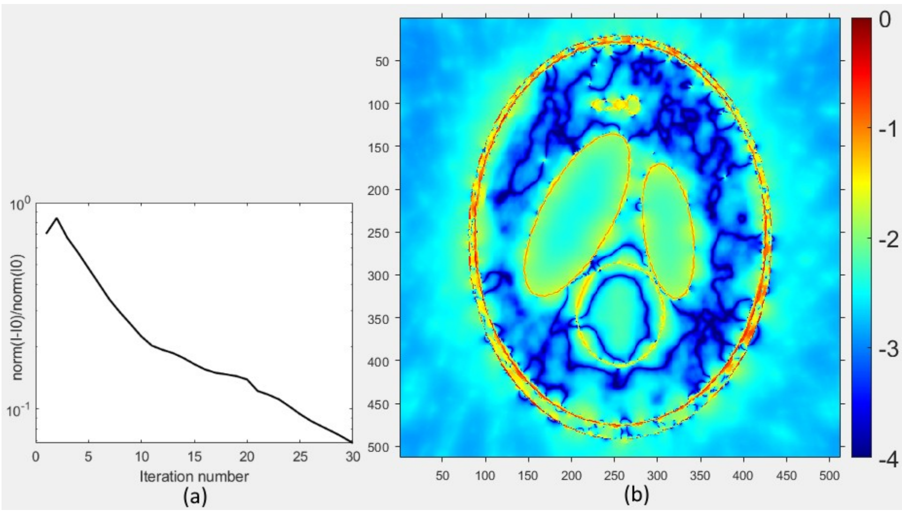

Рисунок 9 - Зависимость нормированной среднеквадратичной ошибки реконструкции от числа итераций (*a*) и карта ошибки реконструкции в центральном сечении фантома по шкале десятичного логарифма (*b*)

DOI: https://doi.org/10.60797/IRJ.2025.161.31.11

Примечание: время реконструкции 244 с, число проекций 20

Для увеличения скорости реконструкции на первых 15 итерациях вместо L0 регуляризатора применялась суррогатная регуляризация медианным фильтром с окном 3х3. Вместо объемного сглаживания применялось двукратное послойное сглаживание двумерных сечений объемного изображения в перпендикулярных плоскостях.

Для референсной оценки качества и скорости реконструкции нашим алгоритмом была произведена реконструкция фантома с аналогичными параметрами съемки методом ASD-POCS, реализованном в пакете TIGER (рис. 10). В алгоритме ASD-POCS с использованием графического процессора осуществляются шаги алгебраической реконструкции со сглаживанием изображений TV нормой. Среди алгоритмов реконструкции, представленных в пакете TIGER, реконструкция с использованием TV нормы оптимальна для решения задач малоракурсной томографии [23].

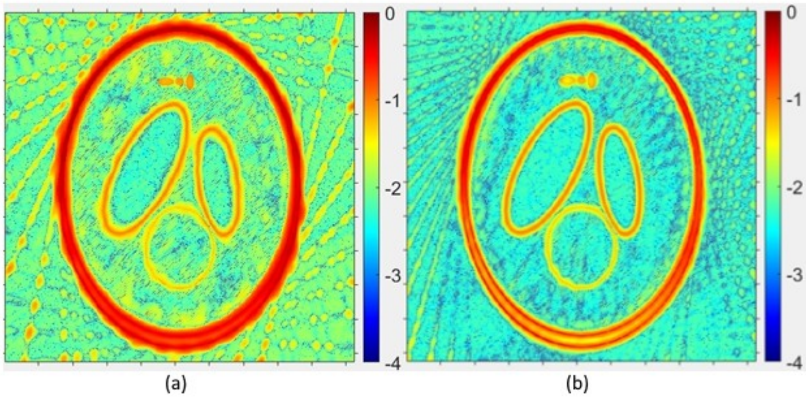

Рисунок 7 - Карта ошибки реконструкции алгоритмом ASD-POCS для 20 (a) и 40 (b) проекций. Число итераций 40, время реконструкции 547 и 1042 с, параметры реконструкции взяты из пакета TIGER по умолчанию

DOI: https://doi.org/10.60797/IRJ.2025.161.31.12

Сравнение результатов реконструкции показывает, что при равноценном качестве реконструкции время реконструкции сокращается в 4 раза.

Заключение

Полученные нами результаты показывают, что малоракурсная реконструкция объектов в формате 512x512x512 может осуществляться за разумное время в несколько минут, а также в формате 1500x1500x50 применима для многослойных планарных объектов, например печатных плат. По данным работы [23] дальнейшее уменьшение времени реконструкции может быть достигнуто за счет специального алгоритма прямого и обратного проецирования, примененного в работе [24] и используемого в пакете ASTRA-toolbox с открытым исходным кодом [25]. По сравнению с программным решением, используемым в пакете TIGER, в пакете ASTRA-toolbox время проецирования может быть уменьшено в 2,4 раза. Соответственно, предполагается уменьшить время начальной реконструкции с медианным фильтром. На примере предложенного алгоритма показана возможность использования быстрых сглаживающих фильтров для обработки видеоконтента в разработке эффективных алгоритмов томографической реконструкции на различных программных платформах.

Финансирование

Работа проводится при финансовой поддержке Министерства науки и высшего образования Российской Федерации (по Соглашению с Минобрнауки России от «27» февраля 2025 г. № 075-11-2025-025, идентификатор государственного контракта 0000000007525QSA0002).

Funding

The work is carried out with the financial support of the Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation (under Agreement with the Ministry of Education and Science of the Russian Federation dated February 27, 2025 No. 075-11-2025-025, state contract identifier 0000000007525QSA0002).

Конфликт интересов

Не указан.

Conflict of Interest

None declared.

Рецензия

Все статьи проходят рецензирование. Но рецензент или автор статьи предпочли не публиковать рецензию к этой статье в открытом доступе. Рецензия может быть предоставлена компетентным органам по запросу.

Review

All articles are peer-reviewed. But the reviewer or the author of the article chose not to publish a review of this article in the public domain. The review can be provided to the competent authorities upon request.

Список литературы на английском языке / References in English

1. Feldkamp L.A. Practical cone-beam algorithm. / L.A. Feldkamp, L.C. Davis, J.W. Kress // Journal of the Optical Society of America A. — 1984. — № 1. — P. 612–619. — DOI: 10.1364/JOSAA.1.000612

2. Parker D.L. Optimal short scan convolution reconstruction for fan beam CT. / D.L. Parker // Medical Physics. — 1982. — № 9. — P. 254–257. — DOI: 10.1118/1.595078

3. Kurfiss M. 3-dimensional X-ray inspection of very large objects is no longer a promise only - 600 kV Digital Laminography offers a solution / M. Kurfiss, G. Streckenbach // 18th World Conference on Nondestructive Testing. — Durban: NDT.net, 2012. — Iss. 17. — P. 12773.

4. Gondrom S. X-ray computed laminography: an approach of computed tomography for applications with limited access. / S. Gondrom, J. Zhou, M. Maisl et al. // Nuclear Engineering and Design. — 1999. — № 190. — P. 141–147. — DOI: 10.1016/S0029-5493(98)00319-7

5. Andersen A.H. Simultaneous Algebraic Reconstruction Technique (SART): A superior implementation of the ART algorithm. / A.H. Andersen, A.C. Kak // Ultrasonic Imaging. — 1984. — № 6. — P. 81–94. — DOI: 10.1016/0161-7346(84)90008-7

6. Maisl M. Computed laminography using a priori information / M. Maisl, C. Schorr // 4th Conference on Industrial Computed Tomography. — Wels: NDT.net, 2012. — Iss. 17. — P. 13742.

7. Nikishkov Y. Prior function designs for x-ray computed tomography reconstructions from limited angular views. / Y. Nikishkov, A. Makeev // Measurement Science and Technology. — 2025. — № 36. — P. 055405. — DOI: 10.1088/1361-6501/adcf43

8. Duan X. Few-View Projection Reconstruction With an Iterative Reconstruction-Reprojection Algorithm and TV Constraint. / X. Duan, L. Zhang, Y. Xing et al. // IEEE Transactions on Nuclear Science. — 2009. — № 56. — P. 1377–1382. — DOI: 10.1109/TNS.2008.2009990

9. Li Y. Sparse-view CT reconstruction based on total variation with alternating gradient constraint edge-preserving algorithm. / Y. Li, Y. Zhang, Y. Li et al. // Inverse Problems. — 2025. — № 41. — P. 055019. — DOI: 10.1088/1361-6420/add61a

10. Lu W. A weighted difference of L1 and L2 on the gradient minimization based on alternating direction method for circular computed tomography. / W. Lu, L. Li, A. Cai et al. // Journal of X-Ray Science and Technology. — 2017. — № 25. — P. 813–829. — DOI: 10.3233/XST-16244

11. Sidky E.Y. Image reconstruction in circular cone-beam computed tomography by constrained, total-variation minimization. / E.Y. Sidky, X. Pan // Physics in Medicine & Biology. — 2008. — № 53. — P. 4777. — DOI: 10.1088/0031-9155/53/17/021

12. Qi H. Sparse-view computed tomography image reconstruction via a combination of $L_1$and SL_0regularization. / H. Qi, Z. Chen, J. Guo et al. // Bio-Medical Materials and Engineering. — 2015. — № 26. — P. S1389–S1398. — DOI: 10.3233/BME-151437

13. Zhu J. A Smoothed l_0-Norm and l_1-Norm Regularization Algorithm for Computed Tomography / J. Zhu, X. Li // Journal of Applied Mathematics. — 2019. — P. 8398035. — DOI: 10.1155/2019/8398035

14. Sun Y. Computed tomography image reconstruction from few views via Log-norm total variation minimization. / Y. Sun, H. Chen, J. Tao et al. // Digital Signal Processing. — 2018. — № 88. — P. 172–181. — DOI: 10.1016/j.dsp.2019.02.009

15. Manushkin A.A. Fast iterative algorithm of low-angle computed tomography using local L1 and nonlocal L0 regularization with correction by median filter. / A.A. Manushkin, E.Yu. Usachev, K.K. Guk et al. // Radioelektronika, Nanosistemy, Informacionnye Tehnologii. — 2025. — № 17. — P. 485–492e. — DOI: 10.17725/j.rensit.2025.17.485

16. Xu L. Image smoothing viaL_0gradient minimization. / L. Xu, C. Lu, Y. Xu et al. // ACM Transactions on Graphics. — 2011. — № 30. — P. 1–12. — DOI: 10.1145/2070781.2024208

17. Yu W. l_0Gradient Minimization Based Image Reconstruction for Limited-Angle Computed Tomography. / W. Yu, L. Zeng // PLoS ONE. — 2015. — № 10. — P. e0130793. — DOI: 10.1371/journal.pone.0130793

18. Li B. A prior image constraint robust principal component analysis reconstruction method for sparse segmental multi-energy computed tomography. / B. Li, N. Luo, A. Zhong et al. // Quantitative Imaging in Medicine and Surgery. — 2021. — № 11. — P. 4097–4114. — DOI: 10.21037/qims-20-844

19. Pelt D.M. Fast Tomographic Reconstruction From Limited Data Using Artificial Neural Networks. / D.M. Pelt, K.J. Batenburg // IEEE Transactions on Image Processing. — 2013. — № 22. — P. 5238–5251. — DOI: 10.1109/TIP.2013.2283142

20. Su T. Generalized deep iterative reconstruction for sparse-view CT imaging. / T. Su, Z. Cui, J. Yang et al. // Physics in Medicine and Biology. — 2022. — № 67. — P. 025005. — DOI: 10.1088/1361-6560/ac3eae

21. Hansen P.C. AIR Tools — A MATLAB package of algebraic iterative reconstruction methods. / P.C. Hansen, M. Saxild-Hansen // Journal of Computational and Applied Mathematics. — 2012. — № 236. — P. 2167–2178. — DOI: 10.1016/j.cam.2011.09.039

22. Biguri A. TIGRE: a MATLAB-GPU toolbox for CBCT image reconstruction. / A. Biguri, M. Dosanjh, S. Hancock et al. // Biomedical Physics and Engineering Express. — 2016. — № 2. — P. 055010. — DOI: 10.1088/2057-1976/2/5/055010

23. Palenstijn W.J. Performance improvements for iterative electron tomography reconstruction using graphics processing units (GPUs). / W.J. Palenstijn, K.J. Batenburg, J. Sijbers // Journal of Structural Biology. — 2011. — № 176. — P. 250–253. — DOI: 10.1016/j.jsb.2011.07.017

24. van Aarle W. The ASTRA Toolbox: A platform for advanced algorithm development in electron tomography. / W. van Aarle, W.J. Palenstijn, J.D. Beenhouwer et al. // Ultramicroscopy. — 2015. — № 157. — P. 35–47. — DOI: 10.1016/j.ultramic.2015.05.002

25. Noel P.B. GPU-based cone beam computed tomography. / P.B. Noel, A.M. Walczak, J. Xu et al. // Computer Methods and Programs in Biomedicine. — 2010. — № 98. — P. 271–277. — DOI: 10.1016/j.cmpb.2009.08.006