

## РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМОВ РЕКОНСТРУКЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЛЯ МАЛОРАКУРСНОЙ КОМПЬЮТЕРНОЙ ТОМОГРАФИИ В РФЯЦ—ВНИИТФ: ИСТОРИЯ, СОВРЕМЕННОЕ СОСТОЯНИЕ И ПЕРСПЕКТИВЫ

© 2022 г. А.Б. Коновалов<sup>1,\*</sup>, В.В. Власов<sup>1,\*\*</sup>, А.Н. Киселев<sup>1,\*\*\*</sup>

<sup>1</sup>Федеральное государственное унитарное предприятие «Российский Федеральный Ядерный Центр — ВНИИ технической физики им. академика Е. И. Забабахина» (РФЯЦ—ВНИИТФ),  
Россия 456770 Челябинская обл., г. Снежинск, ул. Васильева, 13  
E-mail: \* a\_konov@mail.vega-int.ru; \*\* vitaly.vlasov.v@yandex.ru; \*\*\* a.n.kiselev@vniitf.ru

Поступила в редакцию 10.04.2022; после доработки 22.04.2022

Принята к публикации 22.04.2022

В последние 20 лет в РФЯЦ—ВНИИТФ разрабатывается рентгенографический комплекс на основе линейного индукционного ускорителя электронов с возможностью реконструкции внутренней 3D-структуры газодинамических объектов. Наряду с задачей создания уникального источника рентгеновского излучения важнейшей является также задача разработки таких алгоритмов реконструкции, которые позволили бы точно восстанавливать томограммы объектов по минимально возможному числу ракурсов съемки. Настоящая статья представляет краткий исторический очерк развития алгоритмической базы малоракурсной компьютерной томографии (МРКТ) в РФЯЦ—ВНИИТФ, основу которой составляют алгебраические алгоритмы реконструкции (algebraic reconstruction techniques, ART) и их модификации. Дано краткое описание наиболее эффективных из разработанных модификаций ART и приведены примеры реконструкции моделей газодинамических объектов с их использованием. В заключении обозначены дальнейшие направления развития алгоритмической базы МРКТ быстропротекающих газодинамических процессов.

*Ключевые слова:* малоракурсная компьютерная томография (МРКТ) быстропротекающих процессов, алгебраические алгоритмы реконструкции (ART), модели газодинамических объектов (ГДО), полосовые артефакты, априорная информация, регуляризация, опознавание со сжатием (CS), глубокое обучение (DL).

DOI: 10.31857/S0130308222060045; EDN: BMYUWL

### ВВЕДЕНИЕ

Задача совершенствования методов исследования быстропротекающих взрывных процессов уже на протяжении нескольких десятилетий вызывает неослабевающий интерес исследователей. Ее актуальность возросла после запрещения полномасштабных взрывных экспериментов с делящими веществами. В этих условиях на первый план выступает численный эксперимент, в рамках которого 3D-движение и энерговыделение газодинамического объекта (ГДО) моделируется на компьютере. К сожалению, современные компьютерные программы не способны точно описать движение ГДО, поскольку используемые для численных расчетов уравнения состояния вещества носят приближенный характер. Один из выходов из создавшейся ситуации заключается в том, что часть информации, например, о пространственном распределении параметров ГДО, может быть получена из взрывного радиографического эксперимента с инертной центральной частью объекта. Далее компьютерное моделирование объекта с активной центральной частью может быть продолжено с использованием уже полученной информации.

В течение многих лет «золотым стандартом» при радиографических исследованиях внутренней структуры ГДО являлся метод импульсной рентгенографии [1]. Этот метод и сегодня позволяет решать целый ряд экспериментальных задач. Однако импульсные бетатроны и регистраторы на основе фотопленки, традиционно использовавшиеся до последнего времени в качестве соответственно источников и приемников излучения, уже не удовлетворяют требованиям современности. Поэтому перспективы дальнейшего развития метода рентгенографии, безусловно, связываются с разработкой и оснащением рентгенографических комплексов современными генераторами электронного пучка и современными цифровыми системами регистрации. Но не только с этим. Известно, что основным недостатком радиографического метода является наложение структур на регистрируемом теневом изображении, когда 3D-объект проецируется на плоскость системы регистрации. На таком изображении теряется информация о 3D-свойствах объекта, и пространственные структуры вдоль направления распространения лучей не разрешаются. Решить проблему наложения структур позволяет метод 3D-компьютерной томографии [2], который заключается в компьютерной обработке с применением специальных алгоритмов 2D-теневых изображений, зарегистрированных для различных ракурсов съемки. Поэтому край-

не желательно, чтобы современные рентгенографические комплексы обеспечивали возможность томографической реконструкции 3D-структуры ГДО. В настоящее время подобные комплексы разрабатываются в США [3, 4], Великобритании [5], Франции [6] и Китае [7]. На протяжении последних 20 лет ведется такая разработка и в РФЯЦ—ВНИИТФ. О ее значимых успехах свидетельствует завершение разработки источника — линейного индукционного ускорителя ЛИУ-20 [8—14] и сдача первой очереди комплекса импульсной томографии [15].

Наличие в комплексе громоздкого и дорогостоящего линейного индукционного ускорителя связано с необходимостью обеспечить требуемую просвечивающую способность для ГДО с большим атомным номером. Уникальные характеристики ЛИУ-20 позволяют сделать разводку пучка электронов на несколько мишеней и получить, таким образом, несколько ракурсов съемки для реализации метода томографии. Однако число таких ракурсов не может превышать 5—10. И это является главным ограничением томографии быстропротекающих процессов. Можно отметить несколько этапов, которые характеризуют исторический путь решения задачи сокращения числа ракурсов, т.е. путь развития малоракурсной компьютерной томографии (МРКТ). Первый связан с разработкой базовых алгоритмов, основанных на разложении в ряд, т.е. собственно алгебраических алгоритмов реконструкции (algebraic reconstruction techniques, ART) [16—18]. Второй этап — это их усовершенствование и разработка итерационных алгоритмов, основанных на использовании моделей [19—23]. Предпосылкой третьего этапа послужило создание в середине двухтысячных годов теории опознавания со сжатием (compressed sensing, CS) [24, 25]. Сегодня на ее основе уже созданы практические алгоритмы [26—30], которые позволяют точно восстанавливать изображение по 15—20 ракурсам и даже меньше. Наконец, бурное развитие компьютерных технологий вывело на новый уровень потенциального использования метод глубокого обучения (deep learning, DL). Сегодня уже доказана эффективность его применения в томографии с точки зрения дальнейшего сокращения числа ракурсов съемки, по которым еще возможна точная реконструкция (см., например, [31, 32]).

Разумеется, разработчики алгоритмов реконструкции для МРКТ в РФЯЦ—ВНИИТФ не стали исключением и прошли тот же путь, что и другие исследователи: от базовых ART до основанных на CS- и DL-алгоритмов. Однако специфика МРКТ быстропротекающих процессов без сомнения наложила на этот путь свой отпечаток. Мы надеемся, что те оригинальные модификации ART, которые нам удалось разработать и которые мы представляем в настоящей статье, вызовут живой интерес у читателя. В разделах «алгоритмы, компенсирующие артефакты» и «алгоритмы, основанные на CS и DL» дано краткое описание пяти алгоритмов, а также представлены примеры реконструкций различных моделей ГДО с их использованием. В своем изложении мы соблюдаем историческую хронологию и последовательно переходим от менее эффективных ранее разработанных алгоритмов к более эффективным современным алгоритмам. В разделе «алгоритмы, компенсирующие артефакты» представлены три алгоритма. Не все из них позволяют получить точную реконструкцию даже при сравнительно большом количестве проекций (20—25). Это мультипликативный ART (multiplicative ART, MART) с нелинейной фильтрацией [33, 34]; MART, использующий априорную информацию о дискретных значениях реконструируемой функции (MART with a priory information, MART-AP) [35, 36], и MART одновременной реконструкции с учетом распределения теней от контрастных структур (simultaneous MART with shadow allowance, SMART-SA) [37]. В разделе «алгоритмы, основанные на CS и DL» описаны современные алгоритмы, являющиеся модификациями известного CS-алгоритма ART с регуляризацией посредством минимизации нормы полной вариации (ART with TV-regularization, ART-TV) [26], и позволяющие получить точную реконструкцию по малому числу ракурсов. Это ART-TV с адаптивной сегментацией (ART-TV with adaptive segmentation, ART-TVS) [38, 39] и ART-TVS с DL-фильтрацией (ART-TVS with DL-filtering, ART-TVS-DL) [40]. Наконец, в разделе «закключение и дальнейшие исследования» сформулированы выводы о современном состоянии алгоритмической базы МРКТ быстропротекающих процессов и определены стратегии ее дальнейшего развития.

## АЛГОРИТМЫ, КОМПЕНСИРУЮЩИЕ АРТЕФАКТЫ

Если реконструировать изображение с помощью стандартных ART [16—18] по очень малому числу проекций, то на томограммах неизбежно появляются полосовые артефакты [41], которые искажают изображение и не позволяют распознать мелкие высокочастотные детали. Начальный этап наших разработок [33—37, 42] — это бесконечная и не всегда успешная борьба с этими артефактами. Три алгоритма, которые представлены в этом разделе, — это далеко не весь наш опыт подобного толка. Однако именно эти три алгоритма позволяют проследить динамику развития иссле-

довательской мысли. Любопытно, что изначально мы пытались работать с экспериментальными данными, полученными на рентгеновских пленках и экранах с запоминанием (подраздел «MART с нелинейной фильтрацией»). И только после ряда неудач пришло осознание того, что в условиях сильной недостаточности данных прежде всего нужно научиться точно восстанавливать изображение по идеальным модельным данным (подразделы «MART-AP» и «SMART-SA»).

**MART с нелинейной фильтрацией.** В начале — середине 2000-х добиться более высокого качества реконструкции в МРКТ мы пытались, сочетая алгебраическую реконструкцию с различными методами предобработки синограмм и постобработки восстановленных изображений. Одним из наиболее эффективных методов постобработки оказался метод нелинейной фильтрации, основанный на формировании нелинейных функций соответствия (corresponding functions, CF) между интенсивностью изображения и цветом в палитре [43]. Значением аргумента CF является интенсивность пикселя  $f$ , а значением функции — цвет или индекс цвета в палитре  $g$ . Мы использовали сочетания весовой и аналитической CF. Алгоритм формирования весовой CF кратко может быть описан следующей последовательностью шагов.

*Шаг 1.* Сформировать стандартную линейную CF.

*Шаг 2.* Подсчитать количество пикселей каждого цвета палитры и вычислить вектор весов, размер которого равен количеству цветов (индексов цветов) в палитре.

*Шаг 3.* Пересчитать значения линейной CF с учетом полученной статистической информации. В приведенном ниже примере использовался сплайн 1-й степени.

Идея формирования аналитической CF заключается в применении нелинейных цветовых координатных шкал для выполнения соответствия между интенсивностью пикселя и цветом. Для построения аналитических CF применяются элементарные функции и их комбинации. Так в приведенном ниже примере использовалась экспоненциальная функция  $g(f) = \exp(60f)$ . На рис. 1 представлен пример реконструкции сечения обжатой взрывом железной оболочки (рис. 1а) по 24 рентгенографическим проекциям [33, 34]. На рис. 1б показана томограмма сечения оболочки, восстановленная с использованием стандартного MART [16]. Результат применения весовой CF к полученной томограмме представлен на рис. 1в. При формировании данного изображения также применялся алгоритм интерполяции цветов

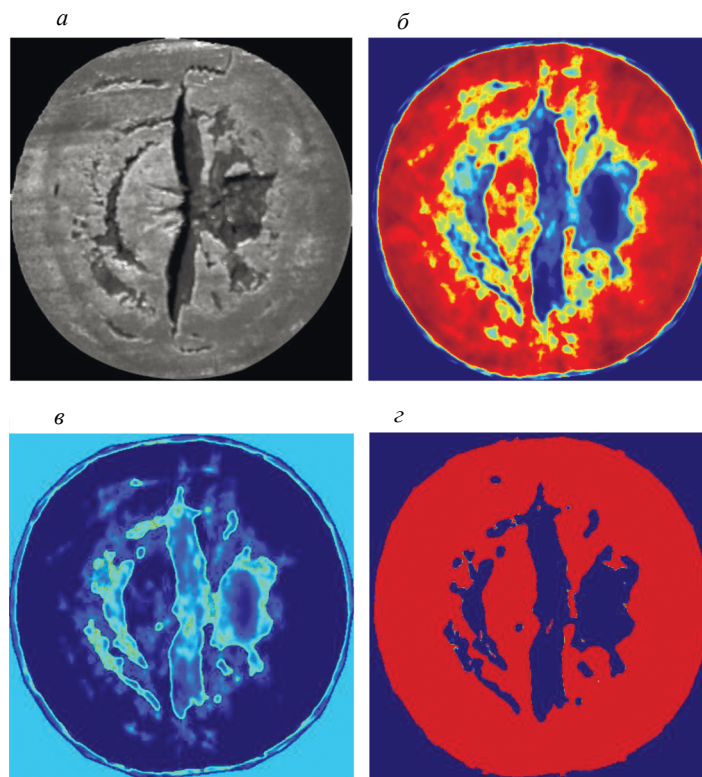


Рис. 1. Фотография сечения оболочки после разреза (а), реконструкция сечения по 24 ракурсам с помощью MART (б), результаты обработки томограммы с помощью весовой CF (в) и комбинации весовой и экспоненциальной CF (г).

внутри ячеек [44], когда пиксели ассоциируются с узлами регулярной 2D-сетки. Видно, что удалось выделить информативные контуры внутренних разрушений оболочки и при этом сохранить оттенки интенсивности внутри изображения. Наконец, на рис. 1г приведен результат воздействия экспоненциальной CF на изображение, обработанное с помощью весовой функции. При выборе вида аналитической CF мы использовали априорную информацию об однородности плотных структур объекта, дающую основание представить внутреннюю картину разрушений в палитре двух цветов. В результате удалось получить сегментированное изображение и акцентировано выделить границы информативных областей, которые по сути являются воздушными полостями оболочки. Из рис. 1 видно, что полученный после нелинейной фильтрации результат свободен от полосовых артефактов, хотя, конечно, достаточно далек от истинного сечения оболочки.

**MART-AP.** Алгоритм MART-AP также базируется на стандартном MART, но при этом использует априорную информацию о дискретных значениях реконструируемой функции. Основная идея алгоритма состоит в том, что организуется цикл внешних итераций, на каждой из которых работает MART с его внутренними итерациями. При этом поправки в приближение решения вносятся с учетом так называемой «маски априорных значений», которая содержит априорное знание о дискретных значениях реконструируемой функции, синтезируется посредством пороговой сегментации и подстраивается по результатам выполнения каждой «внешней» итерации. По сути MART-AP является алгоритмом дискретной томографии [45] и ориентирован на реконструкцию кусочно-постоянных структур. В дискретной томографии кроме массива проекционных данных известным также считается набор дискретных значений реконструируемой функции  $\{f^k\}_1^K$ , таких, что каждое  $k$ -значение  $f^k$  должна априори принимать целая группа ячеек, объединенных в  $k$ -кластер. Здесь  $K$  — число кластеров и соответственно кусочно-постоянных структур объекта. Маска  $\mathbf{M}$  является результатом преобразования  $\{f^k\}_1^K \rightarrow \{N^l\}_0^K$ , где  $\{N^l\}_0^K$  — множество натуральных чисел в интервале  $(0, K)$ ,  $l$  — индекс кластера маски. На каждой внешней  $(s + 1)$ -итерации ячейки маски принимают значения из множества  $\{N^l\}_0^K$ . Причем в интервале  $(1, K)$  эти значения соответствуют индексам кусочно-постоянных структур, которые удалось оценить на предыдущей  $s$ -й итерации. Значение 0 показывает, что данным ячейкам области реконструкции пока не удалось поставить в соответствие какой-либо из  $K$  индексов. Итерационную схему алгоритма MART-AP можно представить в виде последовательности следующих шагов.

*Шаг 1.* Задать начальную оценку функции объекта  $\mathbf{f}^{(0)}$  и маски  $\mathbf{M}^{(0)}$ .

*Шаг 2.* Для  $s = 0, 1, 2, \dots$  вычислить приближение  $\mathbf{f}^{(s+1)}$  по алгоритму MART с учетом маски  $\mathbf{M}^{(s)}$ .

*Шаг 3.* Сгладить результат реконструкции  $\mathbf{f}^{(s+1)}$  низкочастотным фильтром.

*Шаг 4.* Вычислить значения маски  $\mathbf{M}^{(s+1)}$ .

*Шаг 5.* Если  $\mathbf{M}^{(s+1)} \neq \mathbf{M}^{(s)}$ , то перейти на шаг 2, иначе — на шаг 6.

*Шаг 6.* Завершить выполнение алгоритма.

На рис. 2 представлены результаты реконструкции 2D-численной модели Хенсона [35, 46] по 9 ракурсам. Сверху слева показана сама модель (а), сверху справа — результат реконструкции по MART без учета априорной информации (б). Нижняя строка изображений демонстрирует работу алгоритма MART-AP: слева представлен конечный результат, полученный на 101-й внешней итерации (в); а справа — соответствующая ему маска, рассчитанная на предпоследней 100-й итерации (г). Рис. 2 показывает, что MART-AP, использующий априорную информацию о дискретных значениях кусочно-постоянных структур объекта, позволяет не только избежать артефактов, но и получить томограмму, близкую к исходной модели. И это в условиях достаточно малого числа ракурсов (9).

**SMART-SA.** В основе SMART-SA — другой известный алгебраический алгоритм MART с одновременной реконструкцией [18]. Особенность нашей модификации данного алгоритма заключается в том, что поправки для различных зон области реконструкции вычисляются по-разному — с учетом картины распределения теней от высококонтрастных структур. Сама идея SMART-SA родилась в результате анализа механизма образования полосовых артефактов, которые при наличии у объекта высококонтрастных структур являются наиболее ярко выраженными. Любой алгебраический алгоритм в случае квази-однородной структуры восстанавливаемой функции равномерно распределяет невязку по всей области реконструкции. Если же объект имеет высококонтрастный перепад, этот перепад «размазывается» вдоль луча при проецировании, формируя полосу. При этом контрастная структура объекта как бы «затеняет» собой остальные структуры. Далее при переходе к следующему ракурсу в процессе итерационной реконструкции появляется другая полоса, которая накладывается на первую. Таким образом, полосы, полученные на предыдущих ракурсах, оказывают влияние на воспроизведение структур на томограмме, формируя крупные артефакты сеточной структуры. Мы предположили, что для компенсации артефактов в

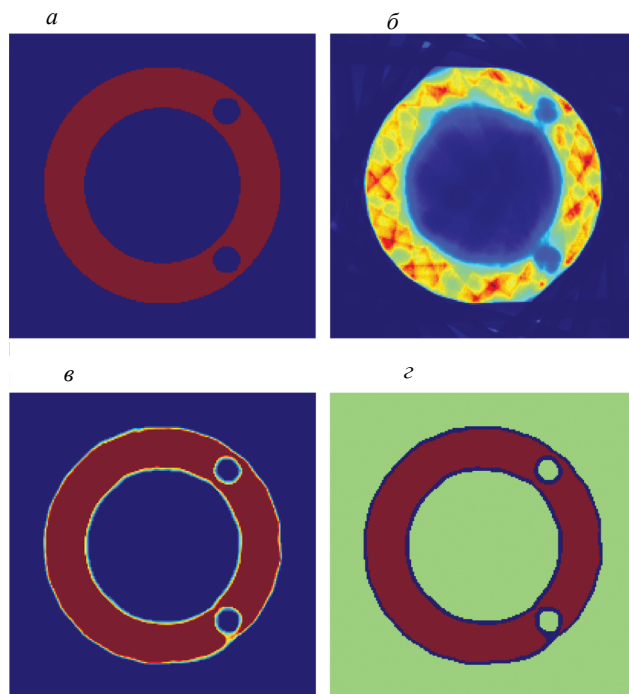


Рис. 2. Модель Хенсона (а), ее реконструкции по 9 ракурсам с помощью стандартного MART (б) и MART-AP (в), маска, рассчитанная на предпоследней 100-й итерации (г).

те ячейки области реконструкции, которые находятся в тени от контрастной структуры, нужно вносить поправку некоторым отличным от стандартного способом. Для того чтобы иметь такую возможность, необходимо построить некую теневую картину от контрастной структуры, которую по аналогии с маской априорных значений (см. предыдущий подраздел) уместно назвать «маской теней».

Маска теней (рис. 3г) отображает ячейки контрастной структуры (коричневый), ячейки, имеющие промежуточные цвета жет-палитры (их большинство), и ячейки, примыкающие к границам

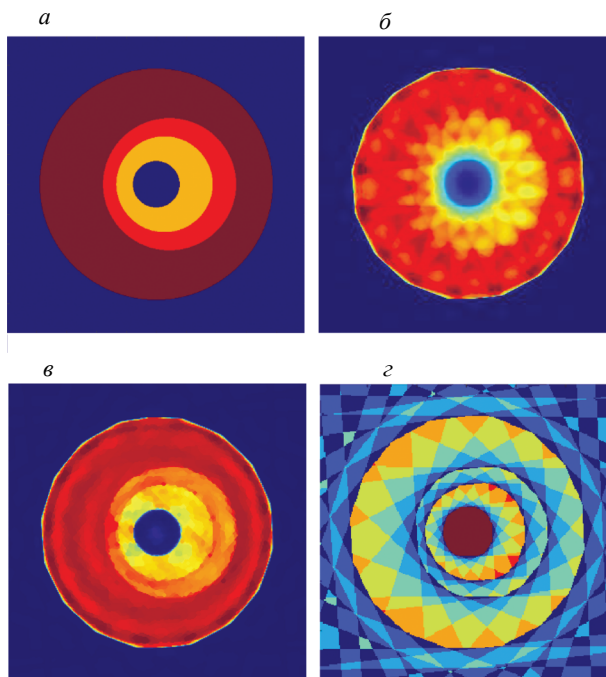


Рис. 3. Модель с полостью и двумя границами раздела (а), ее реконструкции по 9 ракурсам с помощью стандартного SMART (б) и SMART-SA (в), а также маска теней (г).

структур (синий). При введении поправок в коричневые ячейки учитываются все ракурсы. В ячейки с промежуточными цветами поправки вводятся уже с учетом меньшего числа ракурсов (определяется маской), а в ячейки синего цвета, примыкающие к границам, — только однократно. Поскольку однократного введения поправок, как правило, недостаточно для корректного воспроизведения границы, мы ввели в алгоритм адаптивное сглаживание. В результате алгоритм SMART-SA можно описать следующей последовательностью шагов.

*Шаг 1.* Восстановить изображение по SMART.

*Шаг 2.* Выполнить интерактивное сегментирование области контрастных структур.

*Шаг 3.* Выбрать контрастную структуру и построить для нее маску теней.

*Шаг 4.* Восстановить изображение по SMART, учитывая для каждой ячейки то число ракурсов, которое определяется маской теней. При этом на каждой итерации выполнять адаптивное сглаживание тех областей, в которые поправка вводится однократно.

*Шаг 5.* Если объект содержит другие контрастные структуры, то перейти на шаг 2, иначе — на шаг 6.

*Шаг 6.* Завершить выполнение алгоритма.

Результаты реконструкции 2D-численной модели газодинамической среды с полостью и двумя сферическими границами раздела плотности [37] по 9 ракурсам представлены на рис. 3. Видно, что SMART-SA позволяет получить томограмму (см. рис. 3в) без артефактов с правильно воспроизведенными границами структур. Можно добавить, что прекрасно работает сочетание алгоритмов SMART-SA и MART-AP. Так, если доработать томограмму, восстановленную по SMART-SA, с помощью MART-AP, то получим результат, визуально почти неотличимый от исходной модели [37].

## АЛГОРИТМЫ, ОСНОВАННЫЕ НА CS И DL

В этом разделе мы представляем наши современные разработки: ART-TVS и ART-TVS-DL. Эти алгоритмы разрабатывались, когда уже была доказана возможность точной реконструкции фантома Шеппа—Логана менее чем по 10 ракурсам (см., например, [30]). Поэтому данные алгоритмы преследовали цель не улучшить качество реконструкции, а минимизировать число ракурсов, по которым еще возможна точная реконструкция.

**ART-TVS.** Алгоритм ART-TVS включает две стадии. Первая стадия — это ART-TV [18]. Вторая стадия — это эвристическая процедура адаптивной сегментации, реализованная с использованием известного метода наращивания областей [47]. Далее организуется цикл, в котором эти две стадии работают последовательно одна за другой. Особенностью алгоритма ART-TVS является тот факт, что после сегментации на шаге 2 (см. ниже) мы далее применяем алгоритм ART-TV посегментно, обрабатывая не все изображение сразу, а последовательно выбираемые сегменты из сформированного списка сегментов. Последовательность шагов алгоритма ART-TVS может быть представлена следующим образом.

*Шаг 1.* Восстановить изображение с помощью алгоритма ART-TV.

*Шаг 2.* Применить к полученному изображению метод адаптивной сегментации и сформировать список сегментов, подлежащих дальнейшей обработке.

*Шаг 3.* Выбрать случайным образом необработанный сегмент из списка сегментов.

*Шаг 4.* Восстановить выбранный сегмент с помощью алгоритма ART-TV. При этом в пиксели, принадлежащие другим сегментам, поправки не вводятся.

*Шаг 5.* Удалить обработанный сегмент из списка сегментов.

*Шаг 6.* Если список сегментов не пуст, то перейти на шаг 3, иначе — на шаг 7.

*Шаг 7.* Проверить стоп-критерий. Если он не выполняется, то перейти на шаг 2. В противном случае закончить выполнение алгоритма.

В качестве стоп-критерия используется скорость сходимости итерационного процесса. Стадию сегментации мы сделали адаптивной посредством рандомизации выбора начальной точки наращивания [48]. Это позволило получить алгоритм сегментации минимально зависимый от интерактивного вмешательства оператора и сократить время работы ART-TVS.

На рис. 4 представлены результаты реконструкции модели с полостью и двумя границами раздела по различному числу ракурсов — 3, 4 и 8. Причем нижняя строка изображений восстановлена по проекциям, зашумленным 1 % Гауссовым шумом. Из рис. 4 видно, что модель удается восстановить точно (или почти точно) по 4 идеальным (б) и 8 зашумленным (в) проекциям.

**ART-TVS-DL.** Сходимость алгоритма ART-TVS к истинному решению во многом зависит от того, насколько точно отработал ART-TV на шаге 1 (см. предыдущий подраздел). Для улучшения точности приближения решения было решено ввести в алгоритм DL-фильтрацию на основе глубокой

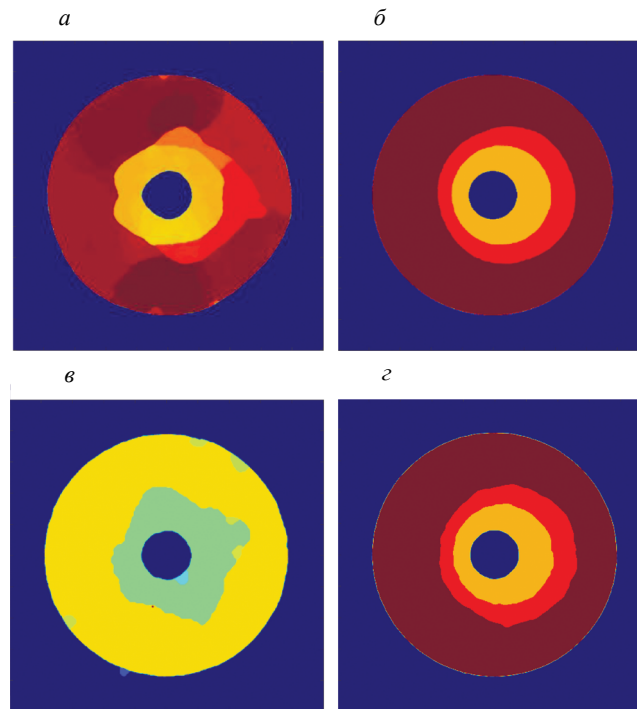


Рис. 4. Реконструкции модели с полостью и двумя границами раздела по 3 проекциям (а), 4 проекциям (б), 4 зашумленным проекциям (в) и 8 зашумленным проекциям (з).

сверточной нейронной сети (deep convolution neural network, DCNN) архитектуры U-Net [49]. Таким образом, если описывать модернизированный алгоритм ART-TVS-DL последовательностью шагов, то в ней по сравнению с ART-TVS добавляется еще один шаг, а именно шаг 2 — DL-фильтрация приближения, полученного с помощью алгоритма ART-TV, т.е. сначала выполняется реконструкция объекта с помощью алгоритма ART-TV. Полученная оценка улучшается с помощью нейронной сети, обученной в соответствии с исследуемым классом объекта. Далее уточненная оценка обрабатывается итерационно с помощью алгоритма ART-TVS (см. предыдущий подраздел).

Для обучения DCNN необходимо сформировать обучающую выборку, которая представляют собой пары вход-выход. На вход нейронной сети подаются оценки томограмм после работы алгоритма ART-TV, а на выход — соответствующие им вариации исходного объекта (его виртуальные модели). Сложность формирования обучающей выборки состоит в том, что изначально мы в лучшем случае знаем только один объект данного класса, а именно сам фантом, подлежащий восстановлению. Поэтому необходимо задать набор параметров, который будет определять множество виртуальных моделей объекта данного класса и соответственно создать генератор этих вариаций. Например, в случае модели Хенсона класс объекта определяется следующими параметрами: внутренним радиусом, толщиной оболочки, количеством круглых полостей в оболочке, массивами их диаметров и полярных координат их центров, характеризующих местоположение полостей. После того, как набор виртуальных моделей объекта создан, для каждой модели решается прямая задача и по полученным синограммам выполняется реконструкция моделей с помощью алгоритма ART-TV. В результате получается массив томограмм, который подается на вход нейронной сети. На выходе же каждой такой томограмме ставится в соответствие виртуальная модель, для которой выполнялось решение прямой задачи и реконструкция по ART-TV. После обучения нейронной сети на подготовленной таким образом обучающей выборке выполняется DL-фильтрация оценки томограммы конкретного исследуемого объекта.

Динамика реконструкции модели Хенсона с помощью алгоритма ART-TVS-DL по 3 ракурсам показана на рис. 5. Изображение сверху слева (а) — реконструкция по ART-TV. Сверху справа (б) представлен результат ее DL-фильтрации. Нижняя строка изображений демонстрирует результаты работы ART-TVS на 150 (снизу слева (в)) и последней 175 итерациях (снизу справа (з)). Видно, что последнее изображение визуально неотличимо от модели, представленной на рис. 2а.

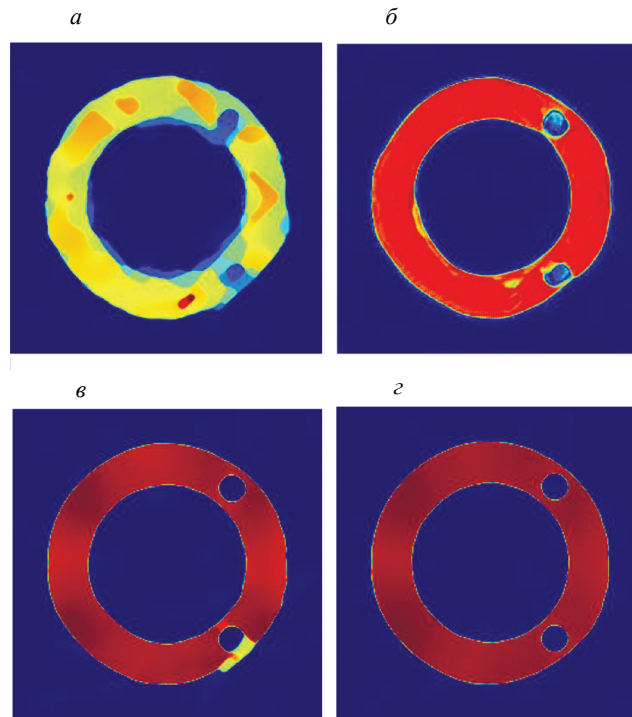


Рис. 5. Динамика реконструкции модели Хенсона по 3 ракурсам: томограмма, восстановленная по ART-TV (а), результат ее DL-фильтрации (б), результаты работы ART-TVS на 150 (в) и последней 175 (г) итерациях.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ И ДАЛЬНЕЙШИЕ ИССЛЕДОВАНИЯ

В статье описаны пять алгоритмов реконструкции изображений по малому числу ракурсов, которые с точки зрения авторов наглядно отражают динамику развития разрабатываемой в РФЯЦ-ВНИИТФ алгоритмической базы малоракурсной компьютерной томографии быстропротекающих процессов. Три алгоритма (MART с нелинейной фильтрацией, MART-AP и SMART-SA) — это алгоритмы, компенсирующие артефакты, и два других (ART-TVS и ART-TVS-DL) — современные алгоритмы, основанные на технологиях CS и DL и направленные на минимизацию числа ракурсов, по которым можно точно восстановить томограмму. Приведены изображения, демонстрирующие работу представленных алгоритмов. Все изображения (кроме черно-белой фотографии сечения обжарки взрывом оболочки) представлены в едином ключе с использованием jet-палитры. Поскольку цель была — описать динамику развития алгоритмов на качественном уровне, изображения даны без указания шкал палитры. Также мы не стали использовать количественные характеристики для анализа изображений и ограничились их визуальной оценкой. Тем не менее, несмотря на сжатость изложения, представленный обзор позволяет сделать главный вывод. Уже сегодня существуют алгоритмы, которые позволяют точно реконструировать модели ГДО по очень малому числу ракурсов.

Однако насколько это число мало все же должны показать дальнейшие исследования. Для простых моделей, не содержащих высокочастотные структуры, мы получили минимум — 3-4 ракурса. В то же время наши исследования [40] показали, что QR-код, являющийся примером объекта с тонкой высокочастотной структурой, удается восстановить с помощью ART-TVS-DL только по 12 проекциям. По меркам томографии быстропротекающих процессов это слишком большая цифра и должна быть непременно сокращена. Другая задача — это адаптация ART-TVS и ART-TVS-DL к работе с реальными экспериментальными данными. Важно, что сегодня, мы, наконец, реально готовы приступить к ее решению. Однако опыт вчерашнего дня говорит о том, что при переходе к экспериментальным данным минимальное число ракурсов обязательно возрастет. Таким образом, почти наверняка потребуются дальнейшее совершенствование разработанных алгоритмов. Мы связываем это совершенствование с регуляризацией на основе технологий CS и DL [50] и формулируем следующие стратегические направления исследований.



- Дальнейшее развитие, совершенствование и повсеместное внедрение в практику CS-алгоритмов, выполняющих регуляризацию посредством минимизации  $L_p$ -нормы ( $0 \leq p \leq 1$ ) изображения или его разреженного представления.
- Применение глубоких нейронных сетей как специализированного инструмента регуляризации в итерационных алгебраических и оптимизационных алгоритмах реконструкции.
- Разработка эффективных гибридных методов регуляризации, объединяющих технологии CS и DL.

Авторы выражают признательность всем своим коллегам из группы малоракурсной томографии РФЯЦ—ВНИИТФ за многолетнее плодотворное сотрудничество, без которого получение результатов, представленных в настоящей статье, было бы невозможно. Также авторы благодарны сотрудникам отделения радиационной физики за проведение рентгенографических экспериментов.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Козловский В.Н.* Информация в импульсной рентгенографии. Снежинск: РФЯЦ—ВНИИТФ, 2006.
2. *Herman G.T.* Fundamentals of Computerized Tomography: Image Reconstruction from Projections / 2<sup>nd</sup> ed. London: Springer-Verlag, 2009.
3. *Nielsen K.* Design and performance of the DARTH second axis accelerator / Proceedings of IEEE International Pulsed Power Conference. Chicago: IEEE, 2011. P. 1048—1051. <https://doi.org/10.1109/PPC.2011.6191640>
4. *Ong M.M., Kihara R., Zentler J.M., Kreitzer B.R., DeHope W.J.* Estimating the reliability of Lawrence Livermore National Laboratory (LLNL) flash x-ray (FXR) machine / Proceedings of IEEE International Pulsed Power and Plasma Science Conference. Albuquerque: IEEE, 2007. V. 2. P. 1078—1081. <https://doi.org/10.1109/PPPS.2007.4345985>
5. *Pang T.F.* AWE multi-axis radiographic facility: A review of 3D-reconstructions from limited data / Bayesian Interface and Maximum Entropy Methods in Science and Engineering. 20<sup>th</sup> International Workshop. AIP Conference Proceedings, 2001. V. 568. P. 521—530. <https://doi.org/10.1063/1.1381914>
6. *Dzitko H., Mouillet M., Georges A., Gouin B.* Reliability study of the AIRIX accelerator over a functioning period of ten years (2000—2010) / Proceedings of Particle Accelerator Conference. New York: Marriott Marquis, 2011. P. 1882—1884.
7. *Kaizhi Z., Long W., Hong L., Zhiyong D., Wendou W., Wenwei Z., Meng W., Jin L., Anming Y., Yutong X., Sifu C., Huacen W., Guangsen D., Jinshui S., Linwen Z., Jianjun D., Bonan D.* Dragon-I injector based on the induction voltage adder technique // Phys. Rev. ST Accel. Beams. 2006. V. 9. No. 8. Article No. 080401. <https://doi.org/10.1103/PhysRevSTAB.9.080401>
8. *Логачев П.Л., Кузнецов Г.И., Корепанов А.А., Акимов А.В., Шиянков С.В., Павлов О.А., Старостенко Д.А., Фоткин Г.А.* Линейный индукционный ускоритель ЛИУ-2 // Приборы и техника эксперимента. 2013. № 6. С. 42—49. [*Logachev P.V., Kuznetsov G.I., Korepanov A.A., Akimov A.V., Shiyankov S.V., Starostenko D.A., Fat'kin G.A.* LIU-2 linear induction accelerator // Instrum. Exp. Tech. 2013. V. 56. No. 6. P. 672—679. <https://doi.org/10.1134/S0020441213060195>]
9. *Akimov A., Bak P., Batrakov A., Chernitsa A., Khrenkov S., Nikitin O., Pavlov O., Zhelezkin D., Zhivankov K.* Development and testing of high-voltage cells for 2 kA, 20 MeV linear induction accelerator / Proceedings of IEEE International Conference on Pulsed Power. Brighton: IEEE, 2017. P. 1—3. <https://doi.org/PPC.2017.8291336>
10. *Akimov A., Bak P., Egorychev M., Kolesnikov P., Logunov V., Nikitin O.* PULSE forming networks development for a 60-380 ns pulsed power supply for 2 kA 20 MeV linear induction accelerator / Proceedings of IEEE International Conference on Pulsed Power. Brighton: IEEE, 2017. P. 1—3. <https://doi.org/PPC.2017.8291090>
11. *Fatkin G., Baluev A., Bekhtenev E., Kotov E., Ottmar A., Pavlenko A., Panov A., Senchenko A., Serednyakov S., Batrakov A., Macheret Ya., Mamkin V., Shtro K., Selivanov A., Selivanov P., Singatulin S.* LIA-20 control system project / Proceedings of 16<sup>th</sup> International Conference on Accelerator and Large Experimental Control Systems. Barcelona: JACoW, 2018. P. 1485—1488. <https://doi.org/10.18429/JACoW-ICALPCS2017-TUPHA052>
12. *Panov A., Fatkin G.* LIA-20 experiment protection system / Proceedings of 16<sup>th</sup> International Conference on Accelerator and Large Experimental Control Systems. Barcelona: JACoW, 2018. P. 660—662. <https://doi.org/10.18429/JACoW-ICALPCS2017-TUPHA103>
13. *Батраков А.М., Васильев М.Ю., Котов Е.С., Штро К.С.* Прецизионный делитель высоковольтных импульсных сигналов // Приборы и техника эксперимента. 2020. № 2. С. 58—69. [*Batrakov A.M., Vasilev M.Yu., Kotov E.S., Shtro K.S.* A precision high voltage pulse divider // Instrum. Exp. Tech. 2020. V. 63. No. 2. P. 188 — 198. <https://doi.org/10.1134/S0020441220020074>]
14. *Бак П.А., Батраков А.М., Бехтенёв Е.А., Васильев М.Ю., Живанков К.И., Котов Е.С., Мачерет Я.М., Павленко А.В., Павлов О.А., Сенченко А.И., Середняков С.С., Фаткин Г.А., Штро К.С.*

- Комплекс цифровой осциллографии ускорителя ЛИУ-20 / Приборы и техника эксперимента. 2021. № 2. С. 49—64. [Bak P.A., Batrakov A.M., Bekhtenev E.A., Vasilev M.Yu., Zhivankov K.I., Kotov E.S., Macheret Ya.M., Pavlenko A.V., Pavlov O.A., Senchenko A.I., Serebnyakov S.S., Fat'kin G.A., Shtro K.S. Waveform monitoring complex for accelerator LIA-20 // Instrum. Exp. Tech. 2021. V. 64. No. 2. P. 216—229. <https://doi.org/10.1134/S0020441221020019>]
15. Новости научного портала «Атомная энергия 2.0». 25 марта 2022 г. <https://www.atomic-energy.ru/news/2022/03/25/123117>
16. Gordon R., Bender R., Herman G.T. Algebraic reconstruction techniques (ART) for three-dimensional electron microscopy and X-ray photography // J. Theor. Biol. 1970. V. 29. No. 3. P. 471—481. [https://doi.org/10.1016/0022-5193\(70\)90109-8](https://doi.org/10.1016/0022-5193(70)90109-8)
17. Gilbert P. Iterative methods for the three-dimensional reconstruction of an object from projections // J. Theor. Biol. 1972. V. 36. No. 1. P. 105—117. [https://doi.org/10.1016/0022-5193\(72\)90180-4](https://doi.org/10.1016/0022-5193(72)90180-4)
18. Andersen A.H., Kak A.C. Simultaneous algebraic reconstruction technique (SART): a superior implementation of the ART algorithm // Ultrasonic Imaging. 1984. V. 6. No. 1. P. 81—94. <https://doi.org/10.1177/016173468400600107>
19. Sauer K.D., Bouman C.A. A local update strategy for iterative reconstruction from projections // IEEE Trans. Signal Process. 1993. V. 41. No. 2. P. 534—548. <https://doi.org/10.1109/78.193196>
20. Bouman C.A., Sauer K.D. A unified approach to statistical tomography using coordinate descent optimization // IEEE Trans. Image Process. 1996. V. 5. No. 3. P. 480—492. <https://doi.org/10.1109/83.491321>
21. Erdogan H., Fessler J.A. Ordered subsets algorithms for transmission tomography // Phys. Med. Biol. 1999. V. 44. No. 11. P. 2835—2851. <https://doi.org/10.1088/0031-9155/44/11/311>
22. Thibault J.-B., Sauer K.D., Bouman C.A., Hsieh J.A. Three-dimensional statistical approach to improved image quality for multislice helical CT // Med. Phys. 2007. V. 34. No. 11. P. 4526—4544. <https://doi.org/10.1118/1.2789499>
23. Yu Z., Thibault J.-B., Bouman C.A., Sauer K.D., Hsieh J.A. Fast model-based X-ray CT reconstruction using spatially nonhomogeneous ICD optimization // IEEE Trans. Image Process. 2011. V. 20. No. 1. P. 161—175. <https://doi.org/10.1109/TIP.2010.2058811>
24. Donoho D.L. Compressed sensing // IEEE Trans. Inf. Theory. 2006. V. 52. No. 4. P. 1289—1306. <https://doi.org/10.1109/TIT.2006.871582>
25. Candès E.J., Romberg J., Tao T. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements // Commun. Pure Appl. Math. 2006. V. 59. No. 8. P. 1207—1223. <https://doi.org/10.1088/0266-5611/23/3/008>
26. Yu H., Wang G. Compressed sensing based interior tomography // Phys. Med. Biol. 2009. V. 54. No. 9. P. 2791—2805. <https://doi.org/10.1088/0031-9155/54/9/014>
27. Beck A., Teboulle M. A fast iterative shrinkage-thresholding algorithm for linear inverse problems // SIAM J. Imaging Sci. 2009. V. 2. No. 1. P. 183—202. <https://doi.org/10.1137/080716542>
28. Chang M., Li L., Chen Z., Xiao Y., Zhang L., Wang G. A few-view reweighted sparsity hunting (FRESH) method for CT image reconstruction // J. X-Ray Sci. Technol. 2013. V. 21. No. 2. P. 161—176. <https://doi.org/10.3233/XST-130370>
29. Sun Y., Tao J. Iterative reconstruction from few views by  $l_0$ -norm optimization // Chin. Phys. B. 2014. V. 23. No. 7. Article No. 078703. <https://doi.org/10.1088/1674-1056/23/7/078703>
30. Storch M., Weinmann A., Friel J., Unser M. Joint image reconstruction and segmentation using the Potts model // Inverse Problems. 2015. V. 31. No. 2. Article No. 025003. <https://doi.org/10.1088/0266-5611/31/2/025003>
31. Jin K.H., McCann M.T., Froustey E., Unser M. Deep convolutional neural network for inverse problems in imaging // IEEE Trans. Med. Imaging. 2017. V. 26. No. 9. P. 4509—4522. <https://doi.org/10.1109/TIP.2017.2713099>
32. Arridge S.R., Maass P., Öktem O., Schönlieb C.-B. Solving inverse problems using data-driven models // Acta Numerica. 2019. V. 28. P. 1—174. <https://doi.org/10.1017/S0962492919000059>
33. Konovalov A.B., Mogilenskikh D.V., Vlasov V.V., Kiselev A.N. Algebraic reconstruction and post-processing in incomplete data computed tomography: from X-rays to laser beams // Vision Systems: Applications / Eds. Obinata G., Dutta A. Vienna: I-Tech Education and Publishing, 2007. P. 487—518. <https://doi.org/10.5772/5003>
34. Коновалов А.Б., Могиленских Д.В., Козлов Е.А., Власов В.В., Киселев А.Н., Ковалев Е.В., Захаров М.Н., Пovyшев В.Н., Ставриецкий В.И. Контроль откольных и сдвиговых разрушений в обжатой взрывом сферической железной оболочке методом малоракурсной гамма-томографии // Дефектоскопия. 2008. № 1. С. 19—31 [Konovalov A.B., Mogilenskikh D.V., Kozlov E.A., Vlasov V.V., Kiselev A.N., Kovalev E.V., Zakharov M.N., Povyshch V.N., Stavrietskii V.I. Few-view gamma tomography used to monitor scabbing and shear fracture in a spherical iron shell compressed by explosion // Russ. J. Nondestruct. Test. 2008. V. 44, No. 1, P. 15 — 24. <https://doi.org/10.1134/S1061830908010026>]
35. Vlasov V.V., Konovalov A.B., Uglov A.S. An a priori information based algorithm for artifact preventive reconstruction in few-view computed tomography / Proceedings of IEEE International Symposium on Communications, Control and Signal Processing. Roma: IEEE, 2012. Article No. 042. <https://doi.org/10.1109/ISCCSP.2012.6217778>

36. *Kononov A.B., Vlasov V.V.* Spatial resolution analysis for few-views discrete tomography based on MART-AP algorithm // *ISRN Signal Process.* 2013. V. 2013. Article No. 356291. <https://doi.org/10.1155/2013/356291>
37. *Vlasov V.V., Kononov A.B., Uglov A.S.* Few-views image reconstruction with SMART and allowance for contrast structure shadows / *Proceedings of International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns 2015. Part I. Lect. Notes Comput. Sci.* 2015. V. 9256. P. 667—677. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-23192-1\\_56](https://doi.org/10.1007/978-3-319-23192-1_56)
38. *Vlasov V.V., Kononov A.B., Kolchugin S.V.* Hybrid algorithm for few-views computed tomography of strongly absorbing media: algebraic reconstruction, TV-regularization, and adaptive segmentation // *J. Electron. Imaging.* 2018. V. 27. No. 4. Article No. 043006. <https://doi.org/10.1117/1.JEI.27.4.043006>
39. *Власов В.В., Коновалов А.Б., Кольчугин С.В.* Совместная реконструкция и сегментация изображений: сравнение двух алгоритмов малоракурсной томографии // *Компьютерная оптика.* 2019. Т. 43. № 6. С. 1008—1020. <https://doi.org/10.18287/2412-6179-2019-43-6-1008-1020>
40. *Vlasov V.V., Kononov A.B.* Minimizing the number of views in few-view computed tomography: A deep learning approach / *Proceedings of IEEE International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing.* Sochi: IEEE, 2022. Accepted for publication.
41. *Rangayyan R.M., Gordon R.* Streak preventive image reconstruction with ART and adaptive filtering // *IEEE Trans. Med. Imaging.* 1982. V. MI-1. No. 3. P. 173—178. <https://doi.org/10.1109/TMI.1982.4307569>
42. *Kononov A.B., Kiselev A.N., Vlasov V.V.* Spatial resolution in few-view computed tomography using algebraic reconstruction techniques // *Pattern Recognition and Image Analysis.* 2006. V. 16. No. 2. P. 249—255. <https://doi.org/10.1134/S105466180602012X>
43. *Lisin A.A., Mogilenskikh D.V., Pavlov I.V.* Nonlinear color interpretation of physical processes // *Recent Progress in Computational Sciences and Engineering* / Eds. Simos T., Maroulis G. London: CRC Press, 2006. P. 337—340. <https://doi.org/10.1201/9780429070655-83>
44. *Mogilenskikh D.V., Pavlov I.V.* Color interpolation algorithms in visualizing results of numerical simulations / *Visualization and Imaging in Transport Phenomena* / Eds. Sideman S., Landesberg A. Ann. N. Y. Acad. Sci. 2002. V. 972. Part. I. P. 43—52. <https://doi.org/j.1749-6632.2002.tb04551.x>
45. *Herman G.T., Kuba A.* Eds. *Discrete Tomography: Foundations, Algorithms and Applications.* Boston: Birkhauser, 1999.
46. *Hanson K.M.* Bayesian and related methods in image reconstruction from incomplete data // *Image Recovery: Theory and Applications* / Ed. Stark H. Orlando: Academic, 1987. P. 79 — 125.
47. *Mehnert A., Jackway O.* An improved seeded region growing algorithm // *Pattern Recognit. Lett.* 1997. V. 18. No.10. P. 1065—1071. [https://doi.org/10.1016/S0167-8655\(97\)00131-1](https://doi.org/10.1016/S0167-8655(97)00131-1)
48. *Mazouzi S., Batouche M.* Range image segmentation by randomized region growing and Bayesian edge regularized // *J. Comput. Sci.* 2007. V. 3. No. 5. P. 310—317. <https://doi.org/10.3844/jcssp.2007.310.317>
49. *Ronneberger O., Fischer P., Brox T.* U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation / *Proceedings of International Conference on Medical Image Computing and Computed Assisted Intervention 2015. Part III. Lect. Notes Comput. Sci.* 2015. V. 9351. P. 234—241. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4\\_28](https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4_28)
50. *Ravishankar S., Ye J.C., Fessler J.A.* Image reconstruction: from sparsity to data-adaptive methods and machine learning // *Proc. of IEEE.* 2020. V. 108. No. 1. P. 86—109. <https://doi.org/10.1109/JPROC.2019.2936204>