

Стандартизация ориентации изображений рентгеновской компьютерной томографии с применением RANSAC

О. А. Бугай^{*,**}, П. А. Кулагин^{*,**}, Д. В. Полевой^{*,**,***}, М. И. Гильманов^{*,**}
Д. П. Николаев^{*,***}

* ООО «Смарт Энджинс Сервис», г. Москва, Россия

** Институт проблем передачи информации им. А.А. Харкевича РАН, г. Москва, Россия

*** Федеральный исследовательский центр «Информатика и управление»
Российской академии наук, г. Москва, Россия

Поступила в редколлегию 29.11.2024 г. Принята 12.12.2024 г.

Аннотация—Трехмерные изображения полученные методом компьютерной томографии могут использоваться для решения различных задач, таких как дефектоскопия или сопоставление с конструкторскими моделями. Стандартизация ориентации реконструированного объема позволяет существенно упростить как автоматизированное так и ручное решение подобных задач. В рамках данной работы предлагается использовать ортотропные особенности объектов для автоматического решения задачи стандартизации ориентации. Предлагается алгоритм на основе построения облака градиентов на изображении с последующим применением стабильного метода оценки параметров модели на основе случайных выборок. Сравнение качества работы предложенного метода с базовыми методами на основе тензора инерции и на основе структурного тензора показало лучшую устойчивость для различных типов исследуемых объектов.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: компьютерная томография; КТ; стандартизация ориентации объёма.

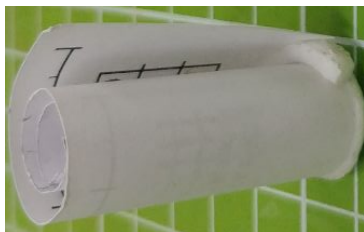
DOI: 10.53921/18195822_2024_24_4_430

1. ВВЕДЕНИЕ

Метод рентгеновской компьютерной томографии (КТ) [1, 2] позволяет получать объемные изображения исследуемых объектов в рентгеновском диапазоне. Стандартизация ориентации реконструированного объема является важной частью многих конвейеров обработки и анализа объемных данных, причем во многих случаях она осуществляется вручную и является нетривиальной и трудоемкой задачей. Приведение ориентации объектов к стандартной сильно упрощает постановку таких задач, как сегментация, выделение характерных особенностей, регистрация, сшивка. Говоря об обучаемых методах, таких как искусственные нейронные сети, использование стандартизованной ориентации может грандиозно уменьшить вариативность данных, что позволяет достигать высоких результатов при меньших накладных расходах на вычислительные мощности. Для медицинской КТ стандартизация ориентации трёхмерных изображений обеспечивается в первую очередь стандартным оборудованием и протоколами сканирования. Таким образом в исследованиях на основе медицинских данных [3, 4, 5, 6] ориентация стандартизирована. Разработка новых методов для технических объектов часто делается на основе моделирования сканирования без учёта возможной вариативности ориентации [7]. При лабораторном и промышленном КТ ориентация объекта может быть произвольной и определяться удобством съёмки для заданных габаритов объекта и томографической установки.

Выравнивание ориентации объёма вручную является нетривиальной и затратной по времени задачей. В связи с этим, особую актуальность приобретает задача автоматизации выравнивания. Также микроэлектронные устройства в основном являются планарными по своей структуре, и виртуальные двумерные сечения восстановленного объёма должны быть расположены вдоль планарных слоев. Однако точно сориентировать объект для сканирования не всегда удается, поэтому используются постпроцессинговые алгоритмы для автоматического выравнивания. Также строгая ориентация цифрового изображения трёхмерного объекта является необходимым условием для работы постпроцессинговых алгоритмов. Примером постпроцессингового алгоритма с жесткими требованиями к ориентации объекта является алгоритм автоматического разворачивания цифровой копии свернутого объекта (свитка). Таким образом, задача ортотропного выравнивания одновременно возникает при исследовании объектов разных классов, характерных для различных областей.

Ранее была решена задача ортотропного выравнивания для определения ориентации волокон. Для её решения были предложены методы, в которых для определения ориентации задействованы вычисления тензоров [8,9]. В данной работе мы предложили автоматический метод ортотропного выравнивания для достижения требуемой ориентации объекта. Одним из широко используемых методов в задачах поиска параметров геометрии является RANdom SAMple Consensus (RANSAC) [10,11], который имеет большое количество вариантов реализации, в том числе с высокой степенью вычислительной оптимизации [12,13]. В данной работе предлагается алгоритм, основанный на поиске выделенных направлений в облаке градиентов изображения посредством оптимизация параметров модели ориентации методом RANSAC. При наличии ортотропных признаков у физических объектов независимо от ориентации объекта во время сканирования, томографическое изображение может быть выровнено в соответствии с этими ортотропными признаками. Для экспериментов были выбраны два физических объекта (см. Рис. 1) с выраженными ортотропными особенностями: бумажный свиток [14], который имеет одну ось симметрии, и флеш-накопитель с тремя ортогональными выделенными направлениями.



(а) Искусственный свиток.



(б) Флеш-накопитель.

Рис. 1. Фотографии тестовых объектов с различными ортотропными свойствами.

Анализ локальных особенностей пространственных распределений активно используется для решения задач сегментации и оценки различных свойств материалов [9, 15, 16, 17]. В то же время ортотропные свойства до сих пор не использовались для глобального ортотропного выравнивания КТ изображений в промышленной и лабораторной томографии. Далее мы рассмотрим формальную постановку задачи автоматического ортотропного выравнивания, опишем метод и представим результаты сравнения предлагаемого нами нового метода с существующими.

2. МЕТОДЫ

Далее будем считать, что начало отсчета системы координат (СК) точка O совмещена с центром объекта и для ортотропного выравнивания достаточно вычислить матрицу поворота \mathbf{R} относительно точки O . Обозначим множество индексов осей $\mathbb{I} \stackrel{\text{def}}{=} \{1, 2, 3\}$. Геометрические координаты центров вокселей обозначим $\vec{a} = (a^1, a^2, a^3)$. Значения вокселей будем считать значениями некоторой непрерывной функции V в узлах кубической сетки $\vec{a} \in A$, где A - множество координат вокселей.

Тензор инерции (ТИ) широко используется для оценки ориентации [8] и определяется как матрица размера 3×3 вида $\mathbf{I} = [I_{ij}]_{i,j \in \mathbb{I}}$ со значениями элементов $I_{ij} = \sum_{\vec{a} \in A} V(\vec{a})(|\vec{a}|^2 \delta_{ij} - a^i a^j)$, где δ_{ij} - символ Кронекера. Обозначим собственные вектора $\vec{e}_i = (e_i^1, e_i^2, e_i^3)^T$ и соответствующие собственные значения λ^i для \mathbf{I} , считаем $\lambda^1 \geq \lambda^2 \geq \lambda^3$. Составленную из собственных векторов матрицу обозначим $\mathbf{R}_I \stackrel{\text{def}}{=} [\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3]$. Матрица \mathbf{R}_I^{-1} является матрицей поворота, который производит ортотропное выравнивание объема.

Структурным тензором (СТ) [9] называется матрица $\mathbf{S} = [S_{ij}]_{i,j \in \mathbb{I}}$, состоящая из элементов $S_{ij} \stackrel{\text{def}}{=} \sum_{\vec{a} \in A} g_i \cdot g_j$, где $g_i(\vec{a}) \stackrel{\text{def}}{=} \frac{\partial V}{\partial a^i}(\vec{a})$. По аналогии с ТИ для СТ можно найти собственные вектора и составить из них матрицу \mathbf{R}_S , после чего найти обратную матрицу \mathbf{R}_S^{-1} и использовать её для выравнивание объема.

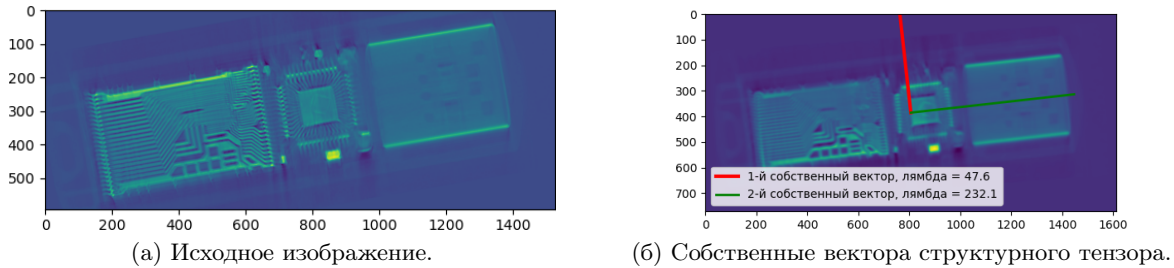


Рис. 2. Визуализация структурного тензора для двумерного изображения (флеш-накопителя).

Рассмотрим как с помощью метода RANSAC может быть оценена ориентация объемов с ортотропными особенностями. Для заданного V построим объем, содержащий производные по направлениям \vec{g} для каждого вокселя. Для повышения устойчивости метода проведем нормирование значений к диапазону $[-1, 1]$ при помощи нормировочного коэффициента $k \stackrel{\text{def}}{=} \max_{\forall i \in \mathbb{I}, \vec{a} \in A} |\vec{g}^i(\vec{a})|$. Отметим, что для увеличения устойчивости нормировочный коэффициент можно оценивать не по всему множеству A , а по некоторой его части (исключая потенциальные выбросы), например, осуществляя выборку по квантилям. Точки находящиеся после нормирования в сферической окрестности нуля с радиусом $t_0 \leq 0.1$ отбрасываются, поскольку не несут информацию об ориентации объекта и замедляют поиск решения. Далее рассматривается множество $G \stackrel{\text{def}}{=} \left\{ \frac{1}{k} \vec{g}(\vec{a}) \mid \vec{a} \in A, t_0 < \frac{1}{k} \|\vec{g}(\vec{a})\|_2 \right\}$, которое имеет особенности для КТ объектов с ортотропными особенностями. Для свитков множество G принимает форму диска, для печатных - плат форму креста (рис. 3).

Для нахождения геометрического положения выровненных с трехмерным крестом осей рассмотрим два случайных неколлинеарных вектора $\vec{g}_0, \vec{g}_1 \in G : \vec{g}_0 \times \vec{g}_1 \neq \vec{0}$, которые порождают правую тройку базисных векторов ортонормированной системы координат $v \stackrel{\text{def}}{=} \{\vec{v}_1, \vec{v}_2, \vec{v}_3\}$ следующим образом: $\vec{v}_1 \stackrel{\text{def}}{=} \frac{1}{|\vec{g}_1|} \vec{g}_1$, $\vec{v}_2 \stackrel{\text{def}}{=} \frac{1}{|\vec{g}_0|} \vec{v}_1 \times \vec{g}_0$, $\vec{v}_3 \stackrel{\text{def}}{=} \vec{v}_1 \times \vec{v}_2$. По определению $|\langle \vec{v}_i, \vec{v}_j \rangle| =$

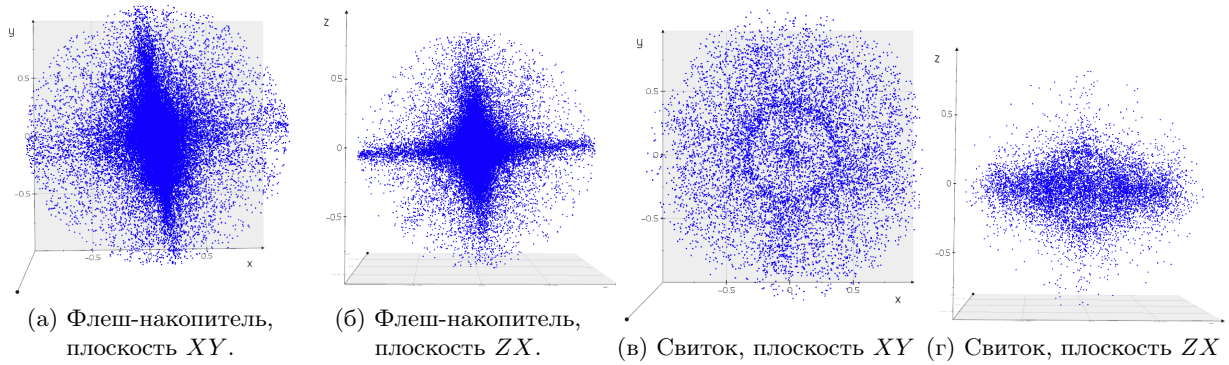


Рис. 3. Визуализация объёмного распределения G

$\delta_{ij}, \forall i, j \in \mathbb{I}$. Матрица $\mathbf{R}_C(v) \stackrel{\text{def}}{=} [\vec{v}_1, \vec{v}_2, \vec{v}_3]$ – матрица поворота, переводящая объем из выровненного положения в текущее. Тогда, \mathbf{R}_C^{-1} – матрица выравнивания объема.

Для выравнивания по крестообразной структуре, путем поиска случайных пар неколлинеарных векторов из G , находим базис системы координат v_C , максимизирующий долю точек G , лежащих в цилиндрической t_C -окрестности (см. Рис. 4) осей системы координат, как $v_C(G, t) \stackrel{\text{def}}{=} \arg \max_v \frac{1}{\dim(G)} \dim(\{\vec{g} \in G \mid \|\langle \vec{g}, \vec{v}_i \rangle\|_2 < t_C, i \in \mathbb{I}\})$.

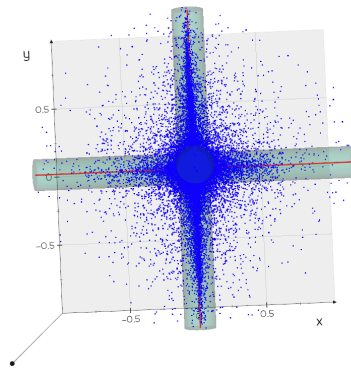


Рис. 4. Визуализация деталей и результатов работы RANSAC, зелёным цветом обозначена цилиндрическая t_C -окрестность осей.

Матрица $\mathbf{R}_R^{-1}(v_C)$ используется для геометрического выравнивания объема. На практике алгоритм не перебирает все возможные v , а останавливается после заданного количества итераций N_{tr} .

Для выравнивания по плоской структуре, перебирая случайные пары неколлинеарных векторов из G , найдем базис СК $v_F(G, t) \stackrel{\text{def}}{=} \arg \max_v \frac{1}{|G|} \dim(\{\vec{g} \in G \mid t_F^{DN} < \|\langle \vec{g}, \vec{v}_2 \rangle\|_2 < t_F\})$ максимизирующий долю точек G , попадающих в плоскую t -окрестность плоскости с направляющими векторами \vec{v}_1, \vec{v}_3 и нормалью \vec{v}_2 . Составив из базисных векторов $v_F(G, t)$ матрицу \mathbf{R}_F , найдем \mathbf{R}_F^{-1} для ортотропного геометрического выравнивания объема. Применение полученного преобразования позволит выполнить ортотропное выравнивание объема

3. ЭКСПЕРИМЕНТ

Реальные тестовые объекты для исследования сканировались с помощью коммерчески доступного компьютерного томографа производства компании ЭлТех-Мед расположенного в Ин-

ституте Проблем Передачи Информации РАН. Реконструкция была выполнена с использованием программного обеспечения SmartTomoEngine (STE) [18]. Определим ортонормированный базис исходной системы координат как $v_R = \{\vec{v}_{R1}, \vec{v}_{R2}, \vec{v}_{R3}\}$ и установим его вручную для КТ изображений объектов. Исходный базис v_R для объектов с одним выделенным направлением имеет ось \vec{v}_{R2} вдоль этого направления. Исходный базис v_G для объектов с тремя выделенными направлениями выравнивается по этим направлениям так, что \vec{v}_{R1} лежит вдоль самой длинной стороны объекта, а \vec{v}_{R3} — вдоль самой короткой стороны. Примеры виртуальных срезов тестируемых объектов приведены на Рис. 5 и Рис. 6

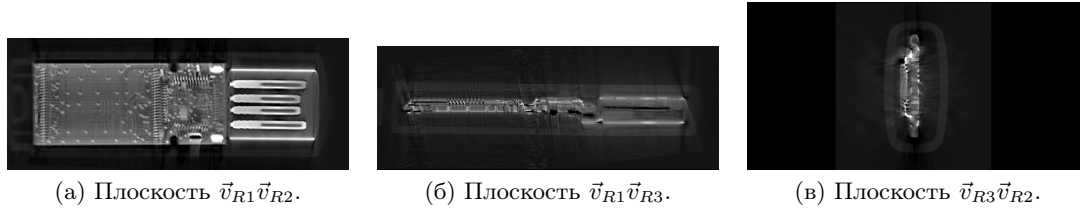


Рис. 5. Визуализация виртуальных ортогональных срезов для тестового объекта “флеш-накопитель” в исходной ориентации

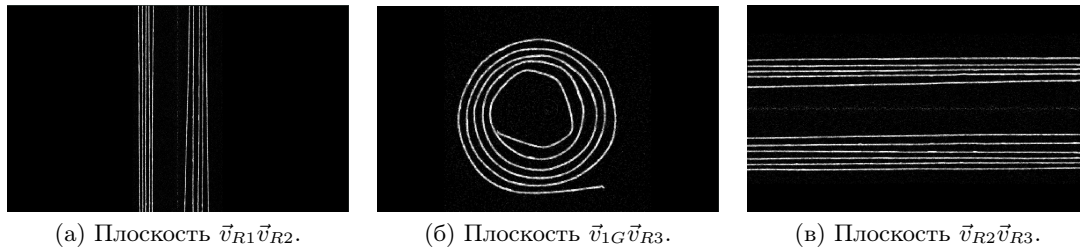


Рис. 6. Визуализация виртуальных ортогональных срезов для тестового объекта “свиток 2” в исходной ориентации.

Для отладки и анализа методов выравнивания был создан простой фантом, представляющий собой регулярную повторяющуюся структуру (см. Рис. 7).



Рис. 7. Визуализация виртуальных ортогональных срезов для синтетического тестового объекта в исходной ориентации.

Тестовые данные генерируются поворотом объема вокруг случайного ненулевого вектора на задаваемый модулем вектора угол, при этом повернутый базис обозначим

$$v_{rnd} = \{\vec{v}_{rnd1}, \vec{v}_{rnd2}, \vec{v}_{rnd3}\}.$$

В экспериментах случайная генерация повторяется $N_{rnd} = 15$ раз. Во всех экспериментах основной цикл RANSAC отрабатывает $N_R = 10000$ раз.

Пусть $v_A = \{\vec{v}_{A1}, \vec{v}_{A2}, \vec{v}_{A3}\}$ положение орт после выравнивания с дополнительным переупорядочивания осей в соответствии с протяженностью сторон. Если объект имеет три выделенных направления, то для оценки качества оценивается модуль ϕ угла конечного поворота, который совмещает v_R и v_A . Поскольку после переупорядочивания положения осей определяются с точностью до поворота на π , поэтому из углов ϕ и $\pi - \phi$ берется наименьший. Результаты экспериментов представлены в таблице 1.

Таблица 1. Средняя ошибка ϕ – модуля угла остаточного поворота, параметры алгоритмов $t_0 = 0.1$, $t_C = 0.1$.

Набор данных	Методы		
	Тензор Инерции	Структурный тензор	RANSAC
Синтетический объект, Рис. 7	$0.007^\circ \pm 0.009^\circ$	$4.8^\circ \pm 5.9^\circ$	$1.6^\circ \pm 1.8^\circ$
Флеш-накопитель, Рис. 5	$0.6^\circ \pm 0.4^\circ$	$21.9^\circ \pm 23.5^\circ$	$1.5^\circ \pm 0.9^\circ$

Для объектов с одним выделенным направлением оценивается угол ϕ_{RA2} между \vec{v}_{R2} и \vec{v}_{A2} и по аналогии с первым экспериментом из углов ϕ_{RA2} и $\pi - \phi_{RA2}$ берется меньший. Результаты экспериментов представлены в таблице 2.

Таблица 2. Среднее значение ϕ_{RA} – модуля угла поворота от \vec{v}_{R2} до \vec{v}_{A2} , параметры алгоритмов $t_0 = 0.3$, $t_F = 0.2$

Набор данных	Методы		
	Тензор Инерции	Структурный тензор	RANSAC
свиток 1	$28.4^\circ \pm 9.4^\circ$	$35.3^\circ \pm 11.2^\circ$	$3.4^\circ \pm 1.2^\circ$
свиток 2, Рис. 6	$26.3^\circ \pm 13.8^\circ$	$35.3^\circ \pm 8.9^\circ$	$2.1^\circ \pm 1.0^\circ$
свиток 3	$14.7^\circ \pm 8.3^\circ$	$40.3^\circ \pm 10.2^\circ$	$2.0^\circ \pm 1.1^\circ$
свиток 4	$16.8^\circ \pm 8.9^\circ$	$20.4^\circ \pm 12.2^\circ$	$2.5^\circ \pm 1.3^\circ$

Проведенные эксперименты показали низкую устойчивость методов на основе тензоров, которые подвержены выбросовым отклонениям (пример см. Рис. 8).

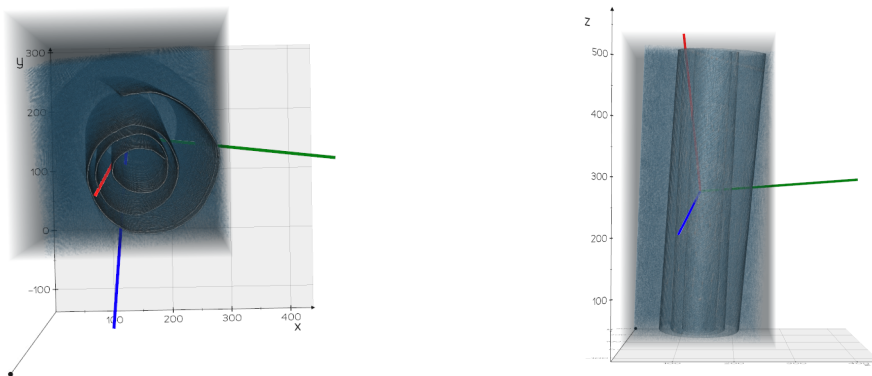


Рис. 8. Пример визуализации грубой ошибки выравнивания методом ТИ.

В то же время предложенный метод показал наиболее высокую стабильность среди рассматриваемых подходов, при этом возможно дальнейшее повышение точности за счет уточнения параметров модели на основе выборки инлаеров.

4. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Рентгеновская компьютерная томография предоставляет информацию о внутренней структуре исследуемого объекта. Стандартизация ориентации реконструированного объема является важной частью многих конвейеров обработки и анализа объемных данных, причем во многих случаях она осуществляется вручную и является нетривиальной и трудоемкой задачей. Приведение ориентации объектов к стандартной сильно упрощает постановку таких задач, как сегментация, выделение характерных особенностей, регистрация, сшивка. В медицинских исследованиях можно считать, что все объекты относятся к одному классу, имеют схожее внутреннее строение, а для стандартизации ориентации используются анатомические особенности. В промышленной и лабораторной томографии вариативность объектов намного выше чем в медицинской томографии, поэтому необходимо использовать более общие особенности, например, наличие выделенных направлений. В алгоритме реализована оптимизация параметров модели ориентации методом на основе алгоритма расчета облака градиентов изображения с применением RANSAC для оптимизации параметров модели. Валидация метода выполнена на трех наборах данных с выделенными направлениями: цифровая модель тестового трёхмерного объекта, результат томографической реконструкции флеш-накопителя и результат томографической реконструкции свитка. Для этих же объектов были проведены расчеты используемыми ранее методами основанными на тензоре инерции и структурном тензоре. Сравнение полученных результатов показало, что предложенный нами метод является наиболее устойчивым из исследованных в данной работе. Хотя предложенный метод является устойчивым, точность которую он позволяет достичь может оказаться выше, чем приведена в текущей работе при условии оптимизации параметров модели связанных с выбором инлайеров.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. P. J. Withers, C. Bouman, S. Carmignato, V. Cnudde, D. Grimaldi, C. K. Hagen, E. Maire, M. Manley, A. Du Plessis, and S. R. Stock. X-ray computed tomography. *Nature Reviews Methods Primers*, 2021, vol.1, no.1, pp 18.
2. V. Arlazarov, D. Nikolaev, V. Arlazarov, and M. Chukalina. X-ray tomography: the way from layer-by-layer radiography to computed tomography. *Computer Optics*, 2021, vol. 45, no. 6, pp. 897–906.
3. P.-H. Conze, G. Andrade-Miranda, V. K. Singh, V. Jaouen, and D. Visvikis. Current and emerging trends in medical image segmentation with deep learning. *IEEE Transactions on Radiation and Plasma Medical Sciences*, 2023, vol. 7, no. 6, pp. 545–569.
4. K. B. Bulatov, A. S. Ingacheva, M. I. Gilmanov, K. Kutukova, Z. V. Soldatova, A. V. Buzmakov, M. V. Chukalina, E. Zschech, and V. V. Arlazarov. Towards monitored tomographic reconstruction: algorithm-dependence and convergence. *Computer Optics*, 2023, vol. 47, no. 4, pp. 658–667.
5. M. I. Gilmanov, K. B. Bulatov, O. A. Bugai, A. S. Ingacheva, M. V. Chukalina, D. P. Nikolaev, and V. V. Arlazarov. Applicability and potential of monitored reconstruction in computed tomography. *PLoS ONE*, 2024, vol. 19, no. 7, pp. e0307231–1–e0307231–20.
6. A. V. Yamaev. Monitored reconstruction improved by post-processing neural network. *Computer Optics*, 2024, vol. 48, no. 4, pp. 601–609.
7. Z. Guo, Z. Liu, G. Barbastathis, Q. Zhang, M. E. Glinsky, B. K. Alpert, and Z. H. Levine. Noise-resilient deep learning for integrated circuit tomography. *Optics Express*, 2023, vol. 31, no. 10, pp. 15355–15371.
8. P. Bleiziffer, J. Hofmann, R. Zboray, T. Wiege, and R. Herger. Predicting the fiber orientation in glass fiber reinforced polymers using the moment of inertia and convolutional neural networks. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2021, vol. 104, pp. 104351.
9. M. Krause, J.-M. Hausherr, B. Burgeth, C. Herrmann, and W. Krenkel. Determination of the fibre orientation in composites using the structure tensor and local x-ray transform. *Journal of Materials Science*, 2010, vol. 45, pp. 888–896.

10. M. A. Fischler and R. C. Bolles. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Communications of the ACM*, 1981, vol. 24, no. 6, pp. 381–395.
11. J. M. Martínez-Otzeta, I. Rodríguez-Moreno, I. Mendiola, and B. Sierra. Ransac for robotic applications: A survey. *Sensors*, vol. 23, no. 1, pp. 327.
12. R. Raguram, O. Chum, M. Pollefeys, J. Matas, and J.-M. Frahm. Usac: A universal framework for random sample consensus. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2012, vol. 35, no. 8, pp. 2022–2038.
13. E. O. Rybakova, A. V. Trusov, E. E. Limonova, N. S. Skoryukina, K. B. Bulatov, and D. P. Nikolaev. Pesac, the generalized framework for ransac-based methods on simd computing platforms. *IEEE Access*, 2023, vol.11, pp. 82151–82166.
14. D. V. Polevoy, P. A. Kulagin, A. S. Ingacheva, Z. V. Soldatova, M. V. Chukalina, D. P. Nikolaev, and V. V. Arlazarov. From tomographic reconstruction to automatic text recognition - the next frontier task for the artificial intelligence. В кн. *ICMV 2022*, SPIE, 2023, vol. 12701, pp. 127010P1–127010P11.
15. D. Jeulin and M. Moreaud. Segmentation of 2d and 3d textures from estimates of the local orientation. *Image Analysis and Stereology*, 2008, vol. 27, no. 3, pp. 183–192.
16. L. Paulhac, P. Makris, J.-Y. Ramel, and J.-M. Gregoire. A framework of perceptual features for the characterisation of 3d textured images. *Signal, Image and Video Processing*, 2015, vol. 9, pp. 305–329.
17. Y. Pannier, P. Coupé, T. Garrigues, M. Gueguen, and P. Carré. Automatic segmentation and fibre orientation estimation from low resolution x-ray computed tomography images of 3d woven composites. *Composite Structures*, 2023, vol. 318, pp. 117087.
18. M. Shutov, A. Ingacheva, D. Kazimirov, A. Yamaev, M. Gilmanov, A. Buzmakov, M. Chukalina, D. Nikolaev, D. Polevoy, V. Arlazarov, and K. Bulatov. Smart tomo engine novel tomography reconstruction tool. В кн. *SFR-2022*, Типография Alexpress, 2022, pp. 35–37.

RANSAC based method for orthotropic alignment of CT images.

O.A. Bugai, P.A. Kulagin, D.V. Polevoy, M.I. Gilmanov, D.P. Nikolaev

Computed tomography 3D images are often used to solve multiple tasks such as defectoscopy or registering model to a volume. Standartization of orientation of the reconstructed volumes allows to simplify both automatic and manual solving of these tasks. In the present work the orthotropic features of objects classes are proposed for automatic orientation standartization. The algorithm is proposed based on gradient cloud computation with following iterations of RANSAC for model parameters optimization. The results show that the proposed method is more robust than two other baseline methods based on inertia tensor and structure tensor.

KEYWORDS: computed tomography; CT; orthotropic alignment.