

УДК 531.71:004.032.26

Бубнов Владислав Александрович, магистрант, ФГБОУ ВО «Санкт-Петербургский государственный архитектурно-строительный университет»,
Россия, г. Санкт-Петербург

**СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ТОЧНОСТИ ЛИНЕЙНЫХ
ИЗМЕРЕНИЙ НА 3D-МОДЕЛЯХ, ПОЛУЧЕННЫХ
ТРАДИЦИОННЫМИ И НЕЙРОСЕТЕВЫМИ МЕТОДАМИ**

Аннотация

Цифровая трансформация измерительных процессов актуализирует задачу сравнительной оценки новых и классических методик. В данной работе представлен сравнительный анализ точности и воспроизводимости линейных измерений, выполненных на 3D-моделях, реконструированных из данных конусно-лучевой компьютерной томографии (КЛКТ) с использованием традиционного программного обеспечения на основе алгоритмических методов и инновационного подхода на основе искусственного интеллекта (ИИ). Эксперимент проводился на специализированном эталоне с известными геометрическими параметрами. Результаты показали, что ИИ-метод демонстрирует сопоставимую с традиционным методом точность, но превосходит его по скорости обработки данных и устойчивости к уровню шума в исходных данных. Полученные данные обосновывают целесообразность интеграции нейросетевых методов в практику метрологических лабораторий для задач, требующих быстрого и воспроизводимого анализа.

Abstract

The digital transformation of measurement processes actualizes the task of comparative evaluation of new and classical methods. This paper presents a comparative analysis of the accuracy and reproducibility of linear measurements performed on 3D models reconstructed from cone-beam computed tomography (CBCT) data using traditional software based on algorithmic methods and an

innovative approach based on artificial intelligence (AI). The experiment was conducted on a specialized reference object with known geometric parameters. The results showed that the AI method demonstrates accuracy comparable to the traditional method but surpasses it in data processing speed and resilience to noise levels in the source data. The obtained data substantiate the feasibility of integrating neural network methods into the practice of metrological laboratories for tasks requiring fast and reproducible analysis.

Ключевые слова: метрология, 3D-модели, искусственный интеллект, компьютерная томография, линейные измерения, сравнительный анализ, точность.

Keywords: metrology, 3D models, artificial intelligence, computed tomography, linear measurements, comparative analysis, accuracy.

Введение

Современные технологии трехмерного сканирования, такие как конусно-лучевая компьютерная томография (КЛКТ), стали стандартом в различных областях — от инженерии и строительства до медицины [1]. Ключевым этапом работы с данными КЛКТ является реконструкция виртуальной 3D-модели объекта, которая в дальнейшем используется для проведения точных линейных, объемных и морфометрических измерений. Традиционно этот процесс основывается на детерминированных алгоритмах, таких как алгоритм Маршинг Кубес (Marching Cubes), реализованные в коммерческом программном обеспечении (например, Mimics, VGStudio) [2]. Эти методы хорошо изучены, однако могут быть чувствительны к качеству исходных данных (уровню шума, артефактам) и требуют значительной ручной постобработки для сегментации и очистки модели.

В последние годы активно развиваются методы реконструкции на основе искусственного интеллекта, в частности, сверхточные нейронные сети (CNN), которые способны обучаться на больших массивах данных и эффективно фильтровать шумы, улучшая качество итоговой модели [3].

Несмотря на перспективность, вопрос о метрологической состоятельности таких ИИ-методов, то есть об их соответствии установленным требованиям к точности и надежности по сравнению с традиционными методами, остается открытым. Актуальность данного исследования обусловлена необходимостью эмпирической проверки гипотезы о том, что нейросетевые методы могут обеспечивать не меньшую точность измерений при существенном выигрыше в эффективности.

Целью данного исследования является проведение сравнительного анализа точности и воспроизводимости линейных измерений, выполняемых на 3D-моделях, полученных с помощью традиционного алгоритмического и нейросетевого методов реконструкции.

Материалы и методы

Эталон и получение данных КЛКТ

Для проведения исследований был использован эталонный объект — керамический куб с длиной ребра $20,00 \pm 0,01$ мм, на грани которого нанесена система из 12 контрольных точек, образующих 10 непараллельных отрезков с эталонными значениями длин в диапазоне от 10,00 до 28,28 мм. Сканирование эталона проводилось на томографе «Ухлон FF35 СТ» со стандартными настройками (напряжение 120 кВ, ток 200 мкА, шаг сканирования 0,1 мм). Полученный набор DICOM-файлов (300 срезов) служил исходными данными для последующей реконструкции. Контроль геометрических искажений осуществлялся в соответствии с рекомендациями [4].

Процедура реконструкции 3D-моделей

1. **Традиционный метод (ТМ):** Реконструкция проводилась в программном пакете Mimics Research 21.0. Пороговая сегментация по значению Хаунсфилда применялась для выделения керамического материала. 3D-модель генерировалась с использованием алгоритма Маршинг Кубес [2]. Модель экспортировалась в формате STL.

2. **Метод на основе ИИ (ИИМ):** Исходные DICOM-срезы обрабатывались с помощью предобученной сверточной нейронной сети U-Net архитектуры [5], предназначенной для семантической сегментации биомедицинских изображений, адаптированной под нашу задачу. Сеть была предварительно до обучена на датасете из 500 аналогичных КЛКТ-сканов немедицинских объектов. Выходом сети была бинарная маска, на основе которой 3D-модель генерировалась с использованием того же алгоритма Маршинг Кубес и экспортировалась в STL.

Процедура измерений и анализ данных

На каждой из 10 полученных 3D-моделей (5 от ТМ и 5 от ИИМ, чтобы оценить воспроизводимость) было выполнено 10 линейных измерений между контрольными точками, в сумме 100 измерений на каждый метод. Все измерения проводились одним оператором в программном пакете GOM Inspect с использованием встроенного инструмента измерения минимального расстояния между точками. Для оценки точности рассчитывалась абсолютная погрешность (Δ) для каждого измерения как разность между измеренным и эталонным значением. Для статистического сравнения двух методов использовался t-критерий Стьюдента для независимых выборок и оценивалось стандартное отклонение (σ) как мера воспроизводимости. Также фиксировалось время, затраченное на процесс реконструкции модели от загрузки DICOM-файлов до получения готового STL-файла.

Результаты и обсуждение

Результаты проведенных измерений и их статистической обработки представлены в Таблице 1.

Таблица 1. Сводные результаты сравнительного анализа методов реконструкции

Параметр	Традиционный метод (ТМ)	Метод на основе ИИ (ИИМ)
Средняя абсолютная погрешность, мм (Δ)	$0,08 \pm 0,03$	$0,07 \pm 0,02$
Стандартное отклонение, мм (σ)	0,035	0,024
Время реконструкции, мин.	$12,5 \pm 1,2$	$3,8 \pm 0,5$
Необходимость ручной постобработки	Высокая	Низкая

Как видно из Таблицы 1, средняя абсолютная погрешность для обоих методов находится в одном порядке величин и статистически не различалась ($p > 0,05$). Это свидетельствует о сопоставимой точности ИИ-метода и традиционного подхода. Ключевое различие проявилось в показателе воспроизводимости: стандартное отклонение для ИИ-метода было на 31% ниже, чем для традиционного. Это указывает на более высокую устойчивость и повторяемость результатов, полученных с помощью нейросети.

Мы связываем это со способностью нейронной сети, основанной на архитектуре U-Net [5], эффективно подавлять шумы и артефакты КЛКТ, которые в традиционном методе требуют интерактивной настройки оператором и вносят субъективную составляющую в процесс сегментации. Это согласуется с выводами других исследователей о преимуществах CNN для задач сегментации сложных данных [3].

Наиболее значимое практическое преимущество ИИ-метода — сокращение времени обработки более чем в 3 раза. Это связано с автоматизацией этапа сегментации, который в традиционном потоке занимает большую часть времени.

Ограничением нашего исследования является работа с одним типом материала и эталона. Эффективность ИИ-метода может варьироваться для объектов со сложной внутренней структурой или из материалов со схожей

рентгеновской плотностью, что требует дальнейших исследований в соответствии с более широким кругом стандартов [4].

Заключение

Проведенное исследование позволяет сделать следующие выводы:

1. Метод реконструкции 3D-моделей на основе искусственного интеллекта продемонстрировал метрологическую состоятельность, показав точность линейных измерений, сопоставимую с традиционным, проверенным методом.
2. Нейросетевой подход обеспечил более высокую воспроизводимость результатов (меньшее стандартное отклонение), что свидетельствует о его меньшей зависимости от уровня шума в данных и субъективного фактора при настройке.
3. Существенное (более чем трехкратное) сокращение времени реконструкции модели делает ИИ-метод высокоэффективным решением для задач, требующих быстрого и серийного анализа, например, в производственном контроле или при обработке больших массивов данных в научных исследованиях.

Полученные результаты обосновывают целесообразность внедрения нейросетевых методов в практику метрологических и исследовательских лабораторий. Дальнейшие исследования будут направлены на валидацию метода для более широкого класса материалов и геометрий, а также на разработку метрологического обеспечения для сертификации подобных ИИ-решений.

Список литературы

1. Kruth, J.-P., Bartscher, M., Carmignato, S., Schmitt, R., De Chiffre, L., & Weckennann, A. Computed tomography for dimensional metrology // *CIRP Annals*. – 2011. – Vol. 60(2). – P. 821–842.
2. Lorensen, W.E., & Cline, H.E. Marching cubes: A high resolution 3D surface construction algorithm // *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*. – 1987. – Vol. 21(4). – P. 163–169.
3. Litvinov, I.V., Klyshnikov, K.Y., & Gerget, O.M. Application of U-Net based neural networks for segmentation of medical images // *Biomedical Engineering*. – 2020. – Vol. 54(3). – P. 213–216.
4. ГОСТ ISO 10360-10-2017. Системы координатно-измерительные. Часть 10. Характеристики работы для проверки методом компьютерной томографии. – М.: Стандартинформ, 2017. – 25 с.
5. Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation // *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015*. – 2015. – P. 234–241.
6. GOST ISO 10360-10-2017. Geometrical product specifications (GPS) — Acceptance and reverification tests for coordinate measuring systems (CMS) — Part 10: Laser trackers for measuring point-to-point distances. – Moscow: Standartinform, 2017. – 25 p. (In Russ.)
7. Kruth, J.-P., Bartscher, M., Carmignato, S., Schmitt, R., De Chiffre, L., & Weckennann, A. Computed tomography for dimensional metrology // *CIRP Annals*. – 2011. – Vol. 60(2). – P. 821–842.
8. Litvinov, I.V., Klyshnikov, K.Y., & Gerget, O.M. Application of U-Net based neural networks for segmentation of medical images // *Biomedical Engineering*. – 2020. – Vol. 54(3). – P. 213–216.
9. Lorensen, W.E., & Cline, H.E. Marching cubes: A high resolution 3D surface construction algorithm // *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*. – 1987. – Vol. 21(4). – P. 163–169.

10. Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation // Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015. – 2015. – P. 234–241.

References

1. Kruth, J.-P., Bartscher, M., Carmignato, S., Schmitt, R., De Chiffre, L., & Weckemann, A. Computed tomography for dimensional metrology // CIRP Annals. – 2011. - Vol. 60(2). Pp. 821-842.
2. Lorensen, W. E., & Cline, H. E. Marching cubes: a high-resolution 3D surface construction algorithm // ACM SIGGRAPH Computer Graphics. – 1987. - Vol. 21(4). - Pp. 163-169.
3. Litvinov, I. V., Klyshnikov, K. Y., & Gerget, O. M. Application of U-Net based neural networks for segmentation of medical images // Biomedical Engineering. – 2020. - Vol. 54(3). - Pp. 213-216.
4. GOST ISO 10360-10-2017. Coordinate Measuring Systems. Part 10. Performance Characteristics for CT Inspection. – Moscow: Standartinform, 2017. – 25 p.
5. Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation // Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015. – 2015. Pp. 234-241.
6. GOST ISO 10360-10-2017. Geometrical product specifications (GPS) — Acceptance and reverification tests for coordinate measuring systems (CMS) — Part 10: Laser trackers for measuring point-to-point distances. — Moscow: Standartinform, 2017. – 25 p. (In Russ.)
7. Kruth, J.-P., Bartscher, M., Carmignato, S., Schmitt, R., De Chiffre, L., & Weckemann, A. Computed tomography for dimensional metrology // CIRP Annals. – 2011. – Vol. 60(2). – P. 821–842.
8. Litvinov, I.V., Klyshnikov, K.Y., & Gerget, O.M. Application of U-Net based neural networks for segmentation of medical images // Biomedical Engineering. – 2020. – Vol. 54(3). – P. 213–216.

9. Lorensen, W.E., & Cline, H.E. Marching cubes: A high resolution 3D surface construction algorithm // ACM SIGGRAPH Computer Graphics. – 1987. – Vol. 21(4). – P. 163–169.
10. Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation // Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2