

ИНФОРМАЦИОННЫЕ
ТЕХНОЛОГИИ
И ТЕЛЕКОММУНИКАЦИИ

INFORMATION
TECHNOLOGIES
AND TELECOMMUNICATIONS

УДК 004.415.2, 620.179.1

DOI: 10.17212/2782-2001-2025-2-17-32

Программный комплекс для томографической диагностики промышленных изделий с использованием средств искусственного интеллекта*

С.М. ЗЕРКАЛЬ^а, А.В. ПЕШКОВ^б

630073, г. Новосибирск, пр. К. Маркса, 20, Новосибирский государственный технический университет

^а zerkal@corp.nstu.ru ^б peshkov.2015@corp.nstu.ru

Средства компьютерной томографии (КТ) становятся всё более актуальными в области неразрушающего контроля благодаря своей способности формировать трехмерные изображения внутренних структур объектов. Это позволяет детально анализировать сложные геометрические формы и выявлять дефекты, которые могут быть недоступны для традиционных методов. Компьютерная томография обеспечивает высокую разрешающую способность и точность, что критически важно для оценки состояния изделий в таких отраслях, как авиация, автомобилестроение и медицина. Кроме того, автоматизация процессов КТ и интеграция с системами управления качеством способствуют повышению эффективности инспекций и снижению затрат. Таким образом, компьютерная томография представляет собой мощный инструмент для обеспечения надежности и безопасности продукции.

В настоящей статье представлены результаты разработки прототипа программного комплекса для обнаружения дефектов малых размеров в промышленных изделиях с помощью томографического подхода. В ядре вычислительного блока заложен ранее разработанный вычислительно-эвристический алгоритм, который позволяет обнаружить в исследуемом изделии дефекты малой толщины на основе априорной информации об эталонном образце изделия. Разрабатываемая программная система спроектирована на базе микросервисной архитектуры, что позволяет разделить монолитное приложение на независимо работающие модули. Представленные результаты демонстрируют значительное повышение производительности системы по сравнению с прошлой реализацией за счет использования многопоточного подхода. В работе также приведено описание дополнительного модуля, использующего средства машинного обучения для определения типа дефекта в объекте. Результаты работы модуля классификации дефектов демонстрируют высокие показатели точности и свидетельствуют о перспективности использования средств искусственного интеллекта при решении задач компьютерной томографии. Разработанный прототип программной системы может быть доработан и использован при решении реальных задач в области промышленной дефектоскопии.

* Статья получена 29 января 2025 г.

Ключевые слова: компьютерная томография, дефектоскопия, вычислительная диагностика, цифровой двойник, программный комплекс, микросервисная архитектура, многопоточная обработка, машинное обучение

ВВЕДЕНИЕ

Компьютерная томография – относительно новое междисциплинарное научное направление, относящееся к разработке инструментария *вычислительной диагностики*. Классический вариант КТ получил свое интенсивное развитие в середине прошлого столетия, и за создание компьютерного томографа (для нужд медицины) была присуждена нобелевская премия. Метод КТ заключается в определении внутреннего устройства, физического состояния и химического состава исследуемого объекта по функционалам зондирующего проникающего излучения, измеренным на его границе [1].

В промышленной дефектоскопии для обнаружения дефектов в основном используется рентгеновское излучение [2]. Рентгеновские лучи обладают высокой проникающей способностью, что позволяет им проходить через материалы, такие как металлы и композитные изделия. Это позволяет эффективно выявлять внутренние дефекты, такие как трещины, поры и включения, которые могут быть недоступны для визуального осмотра. Благодаря точности и своей универсальности радиационная томография также используется для верификации других методов неразрушающего контроля [3].

Важным условием для успешной реализации томографического эксперимента и последующей интерпретации измеренных данных, называемых проекционными, является их полнота. В случае, когда по той или иной причине это условие нарушается, использование метода КТ становится невозможным. Возникающие в этой связи задачи носят название *томографии на неполных данных* и для своего решения требуют создания специальных методов и алгоритмического обеспечения. К этой научной проблематике относится так называемая *локальная реконструкция*, известная в зарубежной литературе как ROI-томография (от англ. *region of interest*) [4].

В радиационной томографии при неполных данных обычно применяются итерационные алгоритмы реконструкции изображений [5]. При этом в алгоритмы зачастую вносят некоторые модификации, позволяющие ускорить сходимость метода. Например, в работе [6] предлагается использовать априорную информацию о местонахождении объекта внутри реконструируемой области, что соответствует подходу ROI.

Тем не менее в существующих подходах и решениях в области локальной реконструкции не используется в полной мере потенциал имеющейся априорной информации, хотя наличие этих знаний позволяет создать вариант цифрового двойника исследуемого объекта и подключить технологии искусственного интеллекта, хорошо себя зарекомендовавшие в области анализа данных. Цель настоящей работы – разработка прототипа программного комплекса для томографической диагностики объектов с применением средств искусственного интеллекта.

Статья состоит из четырех разделов. В первом разделе рассматривается существующая постановка задачи, во втором – идея применения подхода

цифрового двойника для решения задач КТ, в третьем – основные особенности реализации программного комплекса, в четвертом – результаты проведенных вычислительных экспериментов и их анализ.

1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Задача компьютерной томографии заключается в нахождении функции коэффициента поглощения внутри объекта по известным значениям интегралов вдоль лучей, проходящих через объект. Вращая всю систему из источника излучения и детекторов вокруг объекта (при этом оставаясь в одной плоскости), или вращая сам объект вокруг оси, перпендикулярной плоскости системы наблюдений, получают достаточно полную информацию о преобразовании Радона оптической плотности в данном срезе объекта. Используя обратное преобразование Радона, можно восстановить поглощение излучения в любой точке данной плоскости объекта [7]. Однако из-за неполноты проекционных данных использовать интегральные преобразования в задаче не представляется возможным, поэтому используется их алгебраизация [8]. То есть решение задачи томографической реконструкции сводится к решению системы линейных алгебраических уравнений

$$AX = B, \quad (1)$$

где A – матрица длин лучей в пикселях сетки; X – вектор значений плотности объекта в каждом пикселе; B – вектор значений интенсивности лучей на приемнике.

Таким образом, найденные корни системы (1) будут равны коэффициентам поглощения в соответствующих пикселях сетки, наложенной на объект исследования. На основе найденных коэффициентов и известной модели поглощения излучения можно перейти к искомым величинам плотностей внутри объекта.

В качестве объекта исследования предполагается рассматривать типовые промышленные изделия известной конфигурации. Также считается, что в качестве исходных данных имеется информация о возможных дефектах, их местоположении и типах в исследуемом объекте. Основная задача проводимой диагностики состоит в том, чтобы определить наличие дефекта, его расположение и тип в измеряемом образце с использованием всей имеющейся априорной информации. При этом алгоритмическое обеспечение, разработанное для решения задачи, должно удовлетворять необходимым требованиям производительности, надежности и масштабируемости.

2. ПРИМЕНЕНИЕ ЦИФРОВОГО ДВОЙНИКА В ТОМОГРАФИЧЕСКОЙ ДИАГНОСТИКЕ

В общем случае *цифровой двойник* представляет собой некую комплексную модель объекта или явления, отражающую его поведение в динамике (с возможной обратной связью), а не статическое его представление [9].

Применительно к этой задаче под цифровым двойником исследуемого объекта понимается модель объекта с возможными его *измененными состояниями*. То есть известна точная трехмерная модель изделия, используемая для его изготовления. Так как речь идет о диагностике промышленных изделий, то зачастую в распоряжении исследователя имеется полная техническая документация на изделие, включающая системы дифференциальных уравнений, которые описывают измеряемый объект, его поведение при прохождении через него зондирующего излучения. Соответственно, с помощью технологии трассировки лучей [10] при необходимости можно получить необходимые проекции и проекционные матрицы для срезов исследуемого объекта. В работе [11] была представлена первая итерация данного подхода, носившая название «методика эталонного образца». Эта методика послужила анонсом последующих исследований, связанных с применением эталонных моделей при решении обратных задач.

При диагностике промышленных изделий помимо их чертежей и моделей имеется еще и априорная информация о возможных дефектах в них. Это те самые «измененные состояния», входящие в цифровой двойник. Применение априорной информации позволяет использовать эвристический поиск для решения задачи при условии, что исходная информация (за счет своего объема) начинает доминировать над методом [12]. В томографической реконструкции эвристический поиск заключается в том, что поиск дефекта осуществляется не во всех пикселях наложенной сетки, а только в «потенциальных». Таким образом, поиск в пространстве состояний происходит намного быстрее, так как существенно сокращается количество вариантов потенциальных решений.

Всё вышеупомянутое выходит за рамки привычного понимания модели объекта и составляет сущность так называемого «цифрового двойника». С использованием исключительного объема информации об исследуемом объекте становится возможным эвристическое усиление классического алгоритма томографической реконструкции. Для этого на первом шаге строится проекционная матрица эталонного образца и выполняется измерение проекционной матрицы для испытуемого изделия. Особенность задачи диагностики заключается в том, что не требуется получать информацию об исследуемом объекте как таковом, а интерес представляют только его изменения. Поэтому вторым шагом является построение разности проекционных матриц (2) с последующим использованием ненулевых элементов A^* :

$$A^* = A_t - A_r, \quad (2)$$

где A_t – проекционная матрица испытуемого изделия; A_r – проекционная матрица эталонного образца.

В статье [13] описан алгоритм, позволяющий осуществить поиск дефекта в исследуемом объекте в соответствии с указанным выше подходом. Он использует проекционную матрицу эталонной модели исследуемого объекта в качестве цифрового двойника для эвристического усиления классического алгоритма томографической реконструкции.

Применение методики цифрового двойника также дает возможность использовать технологии искусственного интеллекта и машинного обучения. Подробнее об использовании машинного обучения для томографической диагностики изложено в разделе 3.3.

3. РАЗРАБОТКА ПРОГРАММНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ

3.1. ПРОЕКТИРОВАНИЕ АРХИТЕКТУРЫ ПРОГРАММНОГО КОМПЛЕКСА

Для решения указанных выше задач промышленной дефектоскопии было принято решение разработать программную систему на базе микросервисной архитектуры. Поскольку архитектура микросервисов состоит из независимо работающих модулей, каждую службу можно разрабатывать, обновлять и развертывать отдельно от остальных [14]. Также к преимуществам данного подхода следует отнести гибкое масштабирование вычислений: когда микросервис достигает предельной нагрузки, можно быстро выполнить развертывание новых экземпляров данной службы в сопутствующем кластере и снизить нагрузку. На рис. 1 представлена модульная архитектура разрабатываемой программной системы. Более детальная архитектура с указанием данных, передаваемых в запросах, представлена в работе [15].

Данная система состоит из шести модулей: оператора очереди расчета, организатора расчета, исполнителя расчета, первичных данных, справочника расчета и классификатора дефекта.

Оператор очереди расчета (планировщик) инициирует полный цикл расчета объектов, формирует очередь и пакет для дальнейшей обработки, отслеживает статус выполнения цикла расчета.

Организатор расчета собирает первичные данные (проекционные матрицы) и настройки для расчета, заполняет контекст расчета, управляет исполнителем расчета, сохраняет результат расчета.

Исполнитель расчета (калькулятор) выполняет расчет (алгебраическую реконструкцию) согласно имеющимся входным данным и настройкам.

Первичные данные генерируют проекционные матрицы объектов по их моделям, хранят эталонную и испытываемые модели, а также соответствующие им проекционные матрицы.

Справочник расчета хранит настройки для расчета и справочные данные.

Классификатор дефекта определяет тип дефекта с помощью заранее обученной сверточной нейронной сети.

Взаимодействие между сервисами осуществляется посредством технологии *REST* (Representational state transfer) и брокера сообщений *Apache Kafka*. При этом каждый сервис предоставляет свое *API* (Application Programming Interface) – набор правил (контракт), описывающий схему взаимодействия с сервисом.

В качестве долгосрочных хранилищ данных используются базы данных *PostgreSQL (PgSQL)*. Для хранения временных файлов (кэша), необходимых для непосредственного расчета, используется система *REDIS*, которая хранит базу данных в оперативной памяти.

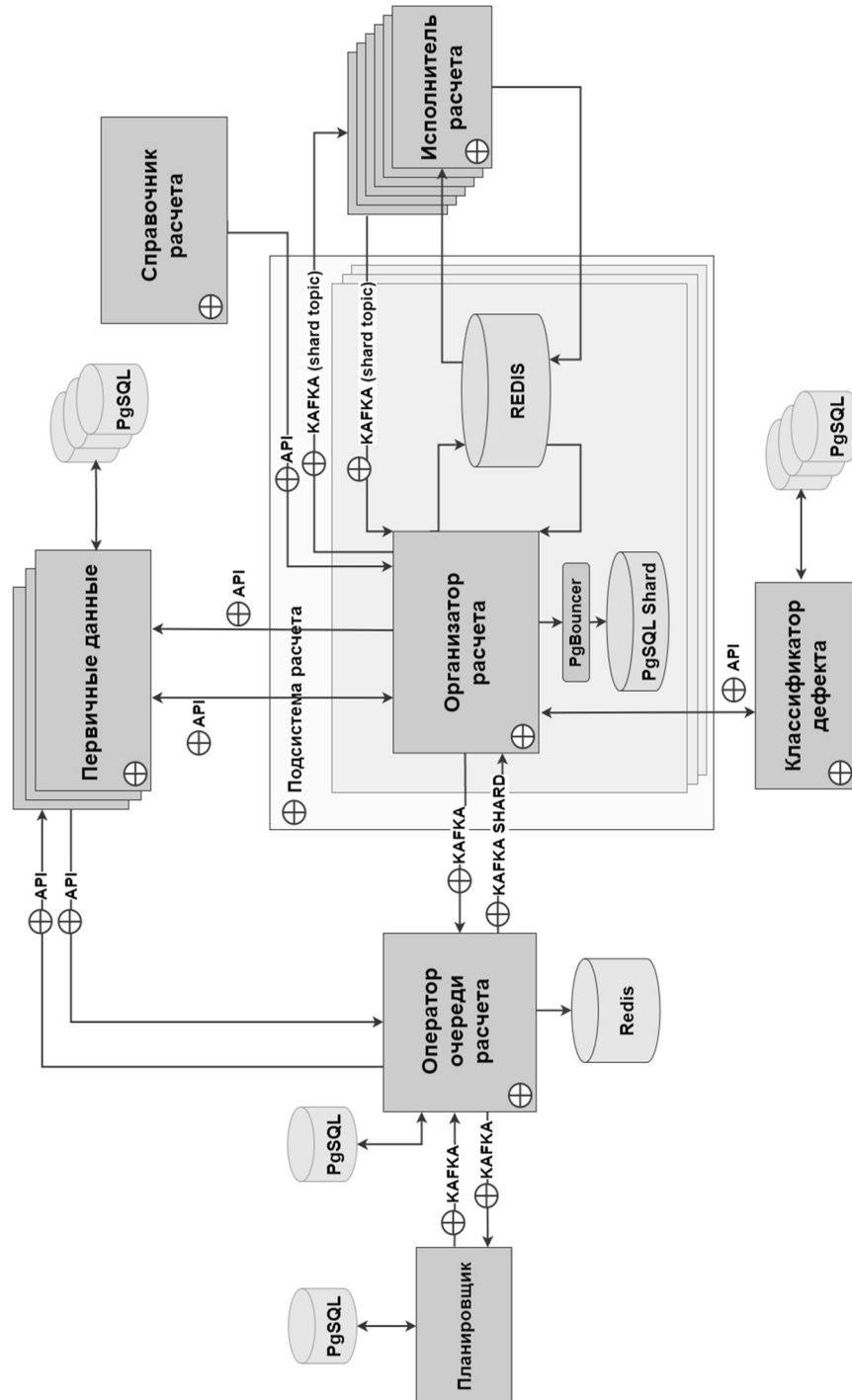


Рис. 1. Микросервисная архитектура разработанного программного комплекса

Fig. 1. Microservice architecture of the developed software package

Для реализации основных компонент системы используется язык программирования *Java 17*. Модуль исполнителя расчета, выполняющий алгебраические операции, по большей части реализован на языке *Matlab*; модуль классификатора дефекта, использующий технологии машинного обучения, написан на языке *Python*.

3.2. МЕТОД ПАРАЛЛЕЛЬНОЙ ОБРАБОТКИ ВХОДНОГО ПОТОКА ЗАДАЧ

С целью увеличения производительности комплекса применяется несколько уровней распараллеливания:

- на уровне сервисов каждый экземпляр исполнителя расчета выполняет вычисления для своего объекта по единому общему эталону, при этом число экземпляров сервиса увеличивается / уменьшается от нагрузки;

- внутреннее распараллеливание – использование пула потоков [16] при обработке циклов для распределения нагрузки между ядрами сервиса.

Подход внутреннего распараллеливания применен для всех операций алгоритма, обрабатывающих большие циклы. На рис. 2 представлены результаты применения многопоточного подхода при распараллеливании операции сканирования объекта, которая включает в себя процесс генерации проекционных данных (для веерной системы измерений из 60 лучей и 60 положений источника) и вычисление рабочей матрицы A^* . Вычислительные эксперименты проведены на компьютере следующей конфигурации: процессор Intel Core i7-8700K 4.7 ГГц (6 физических ядер, 12 логических ядер), оперативная память 32GB DDR4 3200 МГц.

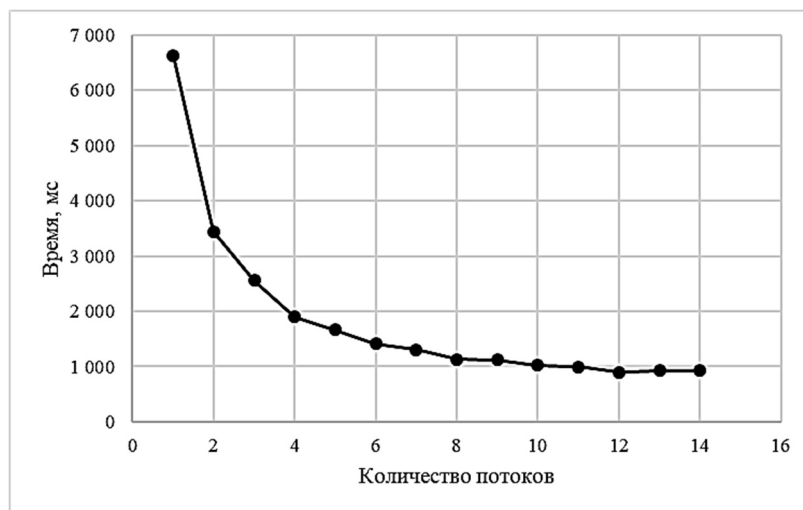


Рис. 2. Результаты применения многопоточной обработки

Fig. 2. Results of applying multithreaded processing

Полученные результаты демонстрируют, что применение многопоточного подхода позволило в несколько раз сократить время генерации проекционных данных. Причем в данном случае оптимальное число потоков 12.

Это совпадает с рекомендациями по выбору оптимального числа потоков для задач, выполняющих интенсивные вычисления без блокирующих операций: оптимальная производительность достигается при количестве потоков, равном количеству вычислительных ядер [17].

Разработанное программное обеспечение использует технологию асинхронного программирования с применением класса *CompletableFuture* [18] для выполнения задач в фоновом режиме, для работы с цепочками задач и для обработки исключений. Например, в сервисе справочника расчета данный класс применяется для формирования контекста настроек, которые асинхронно собирают внутренние сервисы различных настроек.

3.3. МОДУЛЬ КЛАССИФИКАЦИИ НА ОСНОВЕ СРЕДСТВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

При дефектоскопии промышленных изделий важным моментом является не только определение наличия дефекта в испытуемом образце, но еще и определение типа найденного дефекта. Это позволяет не только отбраковывать изделия, но и вносить необходимые корректировки в технологический процесс их производства.

Идея использования искусственного интеллекта в решении задач томографической диагностики заключается в следующем: с помощью цифрового двойника исследуемого объекта выполняется обучение искусственной нейронной сети для последующей классификации экземпляра данного объекта в соответствии с известными группами дефектов. Обучение нейронной сети необходимо произвести заранее, тогда данный классификатор сможет работать на основе сгенерированных проекционных данных параллельно с основным исполнителем расчета. Таким образом можно будет проводить предварительный анализ состояния объекта, не дожидаясь выполнения алгебраической реконструкции.

В соответствии с микросервисной архитектурой для классификации дефектов разработан отдельный сервис-модуль *Классификатор дефекта*. Модуль реализован на языке *Python 3.12* с использованием библиотек *TensorFlow 2.16* [19] и *Keras 3.8* [20]. Этот модуль реализует сверточную нейронную сеть *Conv2D* [21], способную по рабочей матрице, вычисленной для испытуемого объекта, отнести его к одному из четырех классов: нет дефекта, трещина, пустота, неизвестный тип (дефект иной формы). На рис. 3 представлена общая схема используемой нейронной сети. Здесь в качестве входов (Input) используется матрица A^* , в качестве выходов (Output) – типы дефектов. Необходимо отметить, что при таком подходе нейронная сеть будет обучена для конкретной системы измерений, и при переходе на другую систему придется заново производить обучение.

Для обучения нейронной сети используется набор из 400 тысяч рабочих матриц (по 100 тысяч на каждый класс). Соответственно, генерируется столько же моделей, каждая из которых содержит дефект одного из четырех указанных классов (табл. 2). В работе [15] подробно описан алгоритм генерации случайной трещины в объекте.

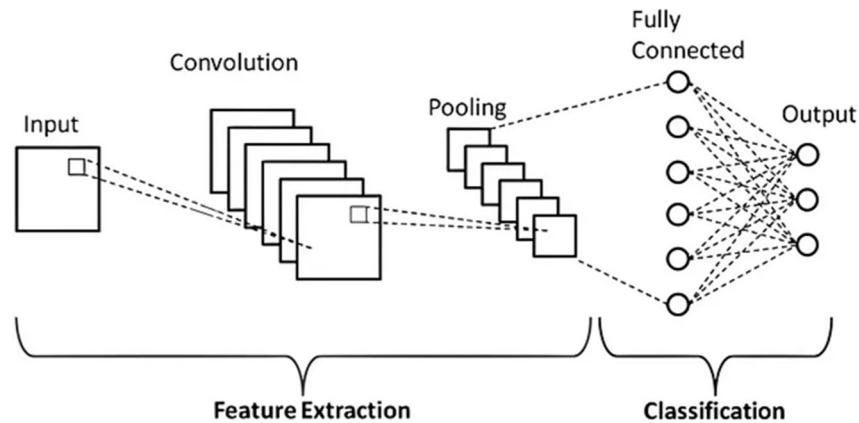


Рис. 3. Принципиальная схема используемой сверточной нейронной сети

Fig. 3. Schematic diagram of the convolutional neural network used

В дальнейшем планируется дополнить количество классов дефектов и расширить соответствующие наборы данных. Количество классов необходимо увеличить на основании исследований в области дефектоскопии, где для промышленных изделий обычно выделяют следующие типы дефектов: трещина, отслоение, вмятина, искривление, наличие внутренних пустот [6].

4. РЕЗУЛЬТАТЫ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫХ ЭКСПЕРИМЕНТОВ

В качестве объекта исследования рассматривается поперечное сечение цилиндрического объекта, имеющего оболочку и сердечник высокой плотности. В модель объекта заложены следующие значения плотностей: 1,5 – для оболочки; 0,5 – для наполнителя; 2,0 – для сердечника. На рис. 4 представлена проекция данной модели, а также результат ее томографической реконструкции в виде графического представления функции ее плотности.

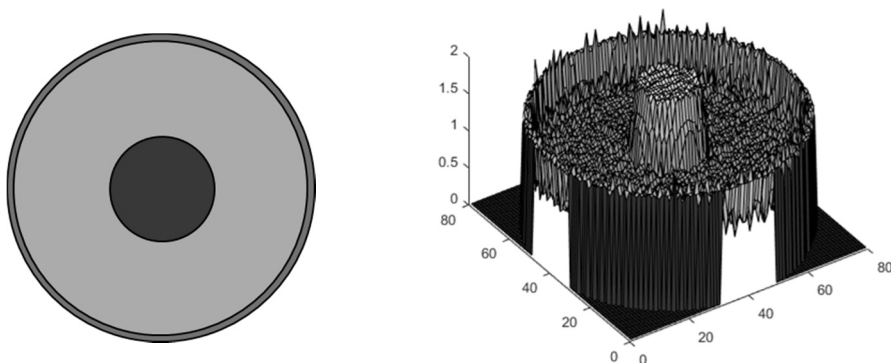


Рис. 4. Результат томографической реконструкции изделия без дефекта

Fig. 4. The result of tomographic reconstruction of the product without a defect

Проекционные данные генерируются с использованием веерной системы наблюдений, которая состоит из 90 лучей и 90 положений источника. Ширина

раскрытия трещины в объекте исследования составляет 0,5 % от диаметра объекта. Число лучей L , отобранных на основе априорной информации, варьируется от 8100 до 100. Критерием точности восстановления модели является MAE (Median Absolute Error). На рис. 5 приведены результаты томографической реконструкции рассматриваемого объекта с тонкой трещиной при помощи классического и модифицированного подходов. Результаты реконструкции представлены в виде проекций отображения функции плотности на плоскость XOY .

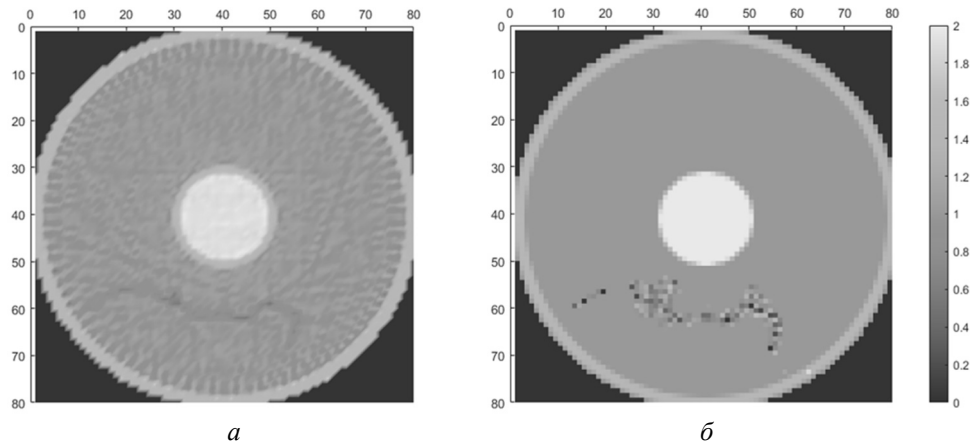


Рис. 5. Результат томографической реконструкции изделия с тонким дефектом:
 а – для параметров: 8100 лучей, сетка 80×80 ; б – для параметров: 500 отобранных лучей, сетка 80×80 , используется цифровой двойник

Fig. 5. The result of tomographic reconstruction of a product with a subtle defect:
 а – for the parameters: 8100 rays, the 80×80 grid; б – for the parameters: 500 selected rays, the 80×80 grid, a digital twin is used

Для оценки эффективности распараллеливания эксперименты проводились с использованием предыдущей версии однопоточного приложения [22] и нового многопоточного приложения (используется один экземпляр сервиса с 12 потоками). Сводные результаты экспериментов приведены в табл. 1.

Таблица 1

Table 1

Результаты вычислительных экспериментов по томографической реконструкции объекта

Results of computational experiments on tomographic reconstruction of the object

Ширина дефекта	Размер сетки	L	Ошибка восстановления (MAE)	Время вычислений, мс (один поток)	Время вычислений, мс (12 потоков)
0,01	80×80	8100	0,04703	184 921	18 632
		2000	0,02975	95 054	9375
		1500	0,01762	82 831	8354

Окончание табл. 1

End of the Tab.1

Ширина дефекта	Размер сетки	L	Ошибка восстановления (MAE)	Время вычислений, мс (один поток)	Время вычислений, мс (12 потоков)
		1000	0,01015	72 165	7040
		750	0,01258	64 573	6354
		500	0,01132	59 936	5858
		400	0,01049	54 848	5366
		300	0,01343	53 607	5243
		200	0,01539	49 123	4871
		100	0,01598	46 697	4674

Приведенные в табл. 1 результаты демонстрируют, что наилучшее соотношение ошибки восстановления и времени вычислений достигается при отборе 1000 и 400 информативных лучей.

Также были проведены эксперименты для набора объектов с различными типами дефектов. При этом в набор были добавлены модели, содержащие сразу несколько дефектов. Результаты работы сервиса классификатора по различным метрикам, принятым при обучении нейронных сетей [23], приведены в табл. 2.

Таблица 2

Table 2

Результаты классификации объектов различных типов

Classification results for various types of objects

Тип объекта	Метрика <i>Precision</i>	Метрика <i>Recall</i>
Нет дефекта	0,92	0,83
Трещина	0,88	0,81
Пустота	0,98	0,96
Неизвестный тип	0,72	0,58

Исходя из приведенных в табл. 2 показателей, можно сделать вывод о том, что лучше всего классификатор справляется с определением объектов без дефекта и с объектами, содержащими внутренние пустоты. Наибольшую сложность для модуля классификации представляют объекты с несколькими дефектами, так как значительную их часть он отнес к другим классам. Для улучшения точности классификации необходимо расширить тестовое покрытие, а также более тщательно подобрать оптимальные параметры используемой сверточной нейронной сети Conv2D. Чтобы повысить востребованность данного модуля при решении задач дефектоскопии, необходимо дообучить классификатор определять другие типы дефектов, встречающиеся на практике.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Разработанный программно-вычислительный комплекс позволяет решать задачу томографической диагностики промышленных изделий на основе ранее предложенного вычислительного алгоритма. Использование в алгоритме априорной информации позволяет выполнить реконструкцию дефекта малой толщины, когда классический алгоритм компьютерной томографии не справляется с данной задачей в связи с ограничениями на проекционные данные.

Внедренный модуль искусственного интеллекта позволяет с высокой точностью определить наличие дефекта и его тип еще до выполнения томографической реконструкции. Таким образом, можно очень быстро получить предварительную информацию о дефекте в исследуемом образце, которую затем можно использовать при визуальном анализе полученных реконструированных изображений. Следовательно, применение технологий искусственного интеллекта является целесообразным подходом при решении задач компьютерной томографии и промышленной дефектоскопии.

Спроектированная микросервисная архитектура дает возможность разрабатывать, обновлять, развертывать и масштабировать каждую службу отдельно от остальных. Возможность динамически подключать вычислительные блоки (новые экземпляры сервисов) является преимуществом данного решения, так как для промышленной дефектоскопии важна возможность потоковой обработки множества однотипных изделий. В ходе дальнейших исследований необходимо определить долю накладных расходов на межсервисное взаимодействие и выполнить тестирование показателей надежности и отказоустойчивости разработанной микросервисной системы в режиме высокой нагрузки.

Проведенные компьютерные исследования позволяют сделать вывод о возможности практического использования разработанного подхода для решения соответствующих диагностических задач в промышленной дефектоскопии. Кроме того, рассмотренные численные модели представляются перспективными при организации мониторинговых исследований эксплуатируемых объектов в горнодобывающей промышленности с целью своевременного обнаружения возникающих нарушений и обеспечения безопасности добычи полезных ископаемых. Такое применение подхода возможно в условиях сейсмоакустики с использованием линеаризованных кинематических постановок возникающих обратных задач.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Тихонов А.Н., Арсенин В.Я., Тимонов А.А. Математические задачи компьютерной томографии. – М.: Наука, 1987. – 160 с.
2. Методика контроля качества конструкционных элементов из легких материалов на основе мягкого рентгеновского излучения / И.А. Кишин, Е.Ю. Киданова, А.С. Кубанкин, В.С. Сотникова // Дефектоскопия. – 2023. – № 10. – С. 43–52. – DOI: 10.31857/S0130308223100044.
3. Подымова Н.Б., Ермолинский А.Б., Чернов М.С. Неразрушающий контроль локальной микротрещиноватости лабораторных образцов минералов акустическим методом с лазерным источником ультразвука и его верификация методом рентгеновской компьютерной томографии // Дефектоскопия. – 2023. – № 10. – С. 18–27. – DOI: 10.31857/S0130308223100020.
4. Лихачев А.В. Исследование рекурсивной фильтрации проекционных данных в задаче томографии области интереса // Вычислительные технологии. – 2017. – Т. 22, № 1. – С. 25–36.

5. Accelerated iterative image reconstruction for cone-beam computed tomography through Big Data frameworks / E. Serrano, J. Garcia-Blas, J. Carretero, M. Desco, M. Abella // *Future Generation Computer Systems*. – 2020. – Vol. 106. – P. 534–544. – DOI: 10.1016/j.future.2019.12.042.
6. Золотарев С.А., Таруат А.Т., Биленко Э.Г. Итерационная реконструкция изображений алюминиевого лития с учетом априорной информации // *Дефектоскопия*. – 2023. – № 4. – С. 46–55. – DOI: 10.31857/S0130308223040048.
7. Троицкий И.Н. Компьютерная томография. – М.: Радио и связь, 1989. – 151 с.
8. Бронников А.В., Воскобойников Ю.Е., Преображенский Н.Г. Итерационные алгоритмы в задачах томографии полупрозрачных сред. – Новосибирск: ИТПМ, 1989. – 43 с. – (Препр. / Институт теоретической и прикладной механики СО РАН; № 18-89).
9. Digital twin based predictive diagnosis approach for submarine suspended pipelines / F. Chen, H. Wei, J. Tang, W. Sun, X. Zhao, Y. Li, S. Dong, H. Zhang, G. Liu // *International Journal of Pressure Vessels and Piping*. – 2025. – Vol. 214. – DOI: 10.1016/j.ijpvp.2025.105451.
10. Calibration-free 3D ray-tracing beam hardening correction in computed tomography / M. Seracini, M. Bettuzzi, R. Brancaccio, M.P. Morigi // *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research, Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*. – 2024. – Vol. 1062. – DOI: 10.1016/j.nima.2024.169226.
11. Зеркаль С.М. Локальная томографическая реконструкция огибающей тонкого дефекта с использованием эталонного образца // *Сибирский журнал индустриальной математики*. – 2000. – Т. 3, № 1 (5). – С. 110–115.
12. Поиск оптимальных технологических процессов с использованием алгоритмов эвристического поиска / Ю.А. Леонов, Е.А. Леонов, А.С. Зуева, А.С. Сазонова // *Вестник Брянского государственного технического университета*. – 2017. – № 4 (57). – С. 122–127. – DOI: 10.12737/article_5a02fa07c12da0.87522967.
13. Пешков А.В. Вычислительная диагностика трещин и отслоений с использованием томографического подхода при наличии эталона исследуемого объекта // *Доклады Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники*. – 2023. – Т. 26, № 4. – С. 95–101. – DOI: 10.21293/1818-0442-2023-26-4-95-101.
14. Atlassian. Сравнение микросервисной и монолитной архитектур. – URL: <https://www.atlassian.com/ru/microservices/microservices-architecture/microservices-vs-monolith> (дата обращения: 13.05.2025).
15. Peshkov A.V. Development of a software system based on microservice architecture for flaw detection of industrial products // 2024 IEEE 3rd International Conference on Problems of Informatics, Electronics and Radio Engineering (PIERE): proceedings, Novosibirsk, 15–17 Nov. 2024. – IEEE, 2024. – P. 730–734. – DOI: 10.1109/PIERE62470.2024.10804873.
16. Medium. The Thread Pool Pattern. – URL: <https://medium.com/@dholnessii/the-thread-pool-pattern-7227eb9ec2b6> (accessed: 27.01.2025).
17. Backendhance. The optimal thread-pool size in Java: Explaining the formula. – URL: <https://backendhance.com/en/blog/2023/optimal-thread-pool-size/> (accessed: 13.05.2025).
18. CompletableFuture. Глубокое погружение // Хабр. – 2024, 20 января. – URL: <https://habr.com/ru/articles/784144/> (дата обращения: 13.05.2025).
19. TensorFlow Core. – URL: <https://www.tensorflow.org/guide> (accessed: 27.01.2025).
20. Keras: Deep Learning for humans. – URL: <https://keras.io/guides/> (дата обращения: 27.01.2025).
21. Keras.Conv2D Class // Geeksforgeeks. – URL: <https://www.geeksforgeeks.org/keras-conv2d-class/> (accessed: 13.05.2025).
22. Peshkov A.V., Zerkal S.M. Computational-heuristic algorithm for tomographic solution of industrial flaw detection problems // 2023 IEEE XVI International Scientific and Technical Conference Actual Problems of Electronic Instrument Engineering (APEIE): proceedings, Novosibirsk, 10–12 Nov. 2023. – IEEE, 2023. – P. 910–915. – DOI: 10.1109/APEIE59731.2023.10347879.
23. Evidently AI. Classification metrics guide. – URL: <https://www.evidentlyai.com/classification-metrics/accuracy-precision-recall> (accessed: 13.05.2025).

Зеркаль Сергей Михайлович, доктор технических наук, профессор кафедры вычислительной техники Новосибирского государственного технического университета. Основное направление научных исследований – вычислительная диагностика, компьютерная томография, приложения томографии в науках о земле, промышленности, гидроакустике. Имеет более 100 печатных работ. E-mail: zerkal@corp.nstu.ru

Пешков Александр Викторович, аспирант, старший преподаватель кафедры вычислительной техники Новосибирского государственного технического университета. Основное направление научных исследований – информационные системы, базы данных, параллельные вычисления, компьютерная томография, искусственный интеллект. Имеет 20 печатных работ. E-mail: peshkov.2015@corp.nstu.ru

Zerkal Sergey M., D.Sc. (Eng.), full professor at the Department of Computer Engineering, Novosibirsk State Technical University. His research interests are currently focused on computational diagnostics, computed tomography, tomography applications in earth sciences, industry, hydroacoustics. He has more than 100 publications. E-mail: zerkal@corp.nstu.ru

Peshkov Alexander V., post graduate student, senior lecturer at the Department of Computer Engineering, Novosibirsk State Technical University. His research interests are currently focused on information systems, databases, parallel calculations, computed tomography, artificial intelligence. He has 20 publications. E-mail: peshkov.2015@corp.nstu.ru

DOI: 10.17212/2782-2001-2025-2-17-32

A software package for tomographic diagnostics of industrial products using artificial intelligence tools *

S.M. ZERKAL^a, A.V. PESHKOV^b

Novosibirsk State Technical University, 20 K. Marx Prospekt, Novosibirsk, 630073, Russian Federation

^a zerkal@corp.nstu.ru ^b peshkov.2015@corp.nstu.ru

Abstract

Computed tomography (CT) is becoming increasingly important in the field of non-destructive testing due to its ability to form three-dimensional images of the internal structures of objects. This allows for detailed analysis of complex geometric shapes and the detection of defects that may be inaccessible to traditional methods. CT provides high resolution and accuracy, which is critical for assessing the condition of products in industries such as aviation, automotive, and medicine. In addition, automation of CT processes and integration with quality management systems help to increase inspection efficiency and reduce costs. Thus, CT is a powerful tool for ensuring the reliability and safety of products.

This article presents the results of developing a prototype software package for detecting small defects in industrial products using a tomographic approach. The core of the computing unit contains a previously developed computational-heuristic algorithm that allows detecting small-thickness defects in the product under study based on a priori information about the reference sample of this product. The developed software system is designed on the basis of a microservice architecture, which allows dividing the monolithic application into independently operating modules. The presented results demonstrate a significant increase in system performance compared to the previous implementation due to the use of a multi-threaded approach. The paper also describes an additional module that uses machine learning to determine the type of defect in an object. The results of the defect classification module demonstrate high accuracy rates and indicate the promise of using artificial intelligence in solving computed tomography problems. The developed prototype software system can be further developed and used to solve real problems in the field of industrial flaw detection.

Keywords: computed tomography, flaw detection, computational diagnostics, digital twin, software system, microservice architecture, multithreaded processing, machine learning

* Received 29 January 2025.

REFERENCES

1. Tikhonov A.N., Arsenin V.Ya., Timonov A.A. *Matematicheskie zadachi komp'yuternoi tomografii* [Mathematical tasks of computed tomography]. Moscow, Nauka Publ., 1987. 160 p.
2. Kishin I.A., Kidanova E.Y., Kubankin A.S., Sotnikova V.S. Metodika kontrolya kachestva konstruksionnykh elementov iz legkikh materialov na osnove myagkogo rentgenovskogo izlucheniya [Quality control technique for structural elements from lightweight materials based on soft X-ray radiation]. *Defektoskopiya = Russian Journal of Nondestructive Testing*, 2023, no. 10, pp. 43–52. DOI: 10.31857/S0130308223100044. (In Russian).
3. Podymova N.B., Ermolinskii A.B., Chernov M.S. Nerazrushayushchii kontrol' lokal'noi mikrotreshchinovosti laboratornykh obraztsov mineralov akusticheskim metodom s lazernym istochnikom ultrazvuka i ego verifikatsiya metodom rentgenovskoi komp'yuternoi tomografii [Nondestructive testing of local microcracking in laboratory mineral samples using an acoustic technique with a laser source of ultrasound and its verification with X-ray computer tomography]. *Defektoskopiya = Russian Journal of Nondestructive Testing*, 2023, no. 10, pp. 18–27. DOI: 10.31857/S0130308223100020. (In Russian).
4. Lihachov A.V. Issledovanie rekursivnoi fil'tratsii proektsionnykh dannykh v zadache tomografii oblasti interesa [Investigation of projection data recursive filtration for ROI-tomography problem]. *Vychislitel'nye tekhnologii = Computational Technologies*, 2017, vol. 22, no. 1, pp. 25–36.
5. Serrano E., Garcia-Blas J., Carretero J., Desco M., Abella M. Accelerated iterative image reconstruction for cone-beam computed tomography through Big Data frameworks. *Future Generation Computer Systems* 2020, vol. 106, pp. 534–544. DOI: 10.1016/j.future.2019.12.042.
6. Zolotarev S.A., Taruat A.T., Bilenko E.G. Iteratsionnaya rekonstruktsiya izobrazhenii alyuminievogo lit'ya s uchetom apriornoi informatsii [Iterative reconstruction of images of aluminum casting taking into account prior information]. *Defektoskopiya = Russian Journal of Nondestructive Testing*, 2023, no. 4, pp. 46–55. DOI: 10.31857/S0130308223040048.
7. Troitskii I.N. *Komp'yuternaya tomografiya* [Computed tomography]. Moscow, Radio i svyaz' Publ., 1989. 151 p.
8. Bronnikov A.V., Voskoboinikov Yu.E., Preobrazhenskii N.G. *Iteratsionnye algoritmy v zadachakh tomografii poluprozrachnykh sred* [Iterative algorithms in the tasks of tomography of translucent media]. Preprint № 18-89. Institute of Theoretical and Applied Mechanics of the Siberian Branch of the RAS. Novosibirsk, 1989. 43 p.
9. Chen F., Wei H., Tang J., Sun W., Zhao X., Li Y., Dong S., Zhang H., Liu G. Digital twin based predictive diagnosis approach for submarine suspended pipelines. *International Journal of Pressure Vessels and Piping*, 2025, vol. 214. DOI: 10.1016/j.ijpvp.2025.105451.
10. Seracini M., Bettuzzi M., Brancaccio R., Morigi M.P. Calibration-free 3D ray-tracing beam hardening correction in computed tomography. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research, Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, 2024, vol. 1062. DOI: 10.1016/j.nima.2024.169226.
11. Zerkal' S.M. Lokal'naya tomograficheskaya rekonstruktsiya ogibayushchei tonkogo defekta s ispol'zovaniem etalonnogo obraztsa [Local tomographical reconstruction of a thin defect envelope by using a standard pattern]. *Sibirskii zhurnal industrial'noi matematiki = Siberian Journal of Industrial Mathematic*, 2000, vol. 3, no. 1 (5), pp. 110–115.
12. Leonov Yu.A., Leonov E.A., Zueva A.S., Sazonova A.S. Poisk optimal'nykh tekhnologicheskikh protsessov s ispol'zovaniem algoritmov evristicheskogo poiska [Search for optimal technological processes using heuristic search algorithms]. *Vestnik Bryanskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta = Bulletin of Bryansk State Technical University*, 2017, no. 4 (57), pp. 122–127. DOI: 10.12737/article_5a02fa07c12da0.87522967.
13. Peshkov A.V. Vychislitel'naya diagnostika treshchin i otsloenii s ispol'zovaniem tomograficheskogo podkhoda pri nalichii etalona issleduemogo ob'ekta [Computational diagnostics of cracks and delaminations using a tomographic approach and a sample of the object under study as a reference]. *Doklady Tomskogo gosudarstvennogo universiteta sistem upravleniya i radioelektroniki = Proceedings of Tomsk State University of Control Systems and Radioelectronics*, 2023, vol. 26 (4), pp. 95–101. DOI: 10.21293/1818-0442-2023-26-4-95-101.
14. Atlasian. *Microservices vs. monolithic architecture*. (In Russian). Available at: <https://www.atlassian.com/ru/microservices/microservices-architecture/microservices-vs-monolith> (accessed 13.05.2025).
15. Peshkov A.V. Development of a software system based on microservice architecture for flaw detection of industrial products. *2024 IEEE 3rd International Conference on Problems of Informatics*,

Electronics and Radio Engineering (PIERE): proceedings, Novosibirsk, 15–17 Nov. 2024, pp. 730–734. DOI: 10.1109/PIERE62470.2024.10804873.

16. Medium. *The Thread Pool Pattern*. Available at: <https://medium.com/@dholnessii/thread-pool-pattern-7227eb9ec2b6> (accessed 27.01.2025).

17. Backendhance. *The optimal thread-pool size in Java: Explaining the formula*. Available at: <https://backendhance.com/en/blog/2023/optimal-thread-pool-size/> (accessed 13.05.2025).

18. Habr. *CompletableFuture. Glubokoe pogruzhenie* [CompletableFuture. Deep dive]. (In Russian). Available at: <https://habr.com/ru/articles/784144/> (accessed 13.05.2025).

19. *TensorFlow Core*. Available at: <https://www.tensorflow.org/guide> (accessed 27.01.2025).

20. Keras: *Deep Learning for humans*. Available at: <https://keras.io/guides/> (accessed 13.05.2025).

21. Geeksforgeeks. *Keras.Conv2D Class*. Available at: <https://www.geeksforgeeks.org/keras-conv2d-class/> (accessed 27.01.2025).

22. Peshkov A.V., Zerkal S.M. Computational-heuristic algorithm for tomographic solution of industrial flaw detection problems. *2023 IEEE XVI International Scientific and Technical Conference Actual Problems of Electronic Instrument Engineering (APEIE): proceedings*, Novosibirsk, 10–12 Nov. 2023, pp. 910–915. DOI: 10.1109/APEIE59731.2023.10347879.

23. Evidently AI. *Classification metrics guide*. Available at: <https://www.evidentlyai.com/classification-metrics/accuracy-precision-recall> (accessed 13.05.2025).

Для цитирования:

Зеркаль С.М., Пешков А.В. Программный комплекс для томографической диагностики промышленных изделий с использованием средств искусственного интеллекта // Системы анализа и обработки данных. – 2025. – № 2 (98). – С. 17–32. – DOI: 10.17212/2782-2001-2025-2-17-32.

For citation:

Zerkal S.M., Peshkov A.V. Programmnyi kompleks dlya tomograficheskoi diagnostiki promyshlennykh izdelii s ispol'zovaniem sredstv iskusstvennogo intellekta [A software package for tomographic diagnostics of industrial products using artificial intelligence tools]. *Sistemy analiza i obrabotki dannykh = Analysis and Data Processing Systems*, 2025, no. 2 (98), pp. 17–32. DOI: 10.17212/2782-2001-2025-2-17-32.