

КОНТУРНЫЙ МЕТОД ТОМОГРАФИЧЕСКОГО СКАНИРОВАНИЯ С ИДЕНТИФИКАЦИЕЙ ДЕФЕКТОВ ПРИ ПОМОЩИ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ

© 2023 г. А. Х. Оздиев^а, В. И. Сырямкин^{а,*}

^аНациональный исследовательский Томский государственный университет
Россия, 634050, Томск, просп. Ленина, 36

*e-mail: svi_tsu@mail.ru

Поступила в редакцию 14.10.2022 г.

После доработки 22.11.2022 г.

Принята к публикации 27.12.2022 г.

Исследование крупногабаритных объектов является одной из самых распространенных проблем рентгеновского томографического сканирования, решение которой требует применения более мощных источников излучения, сложной дорогостоящей мехатроники, а также детекторных устройств большого размера, что, несомненно, ведет к кратному удорожанию самой рентгеновской установки. В данной статье представлен один из возможных методов решения данной проблемы, суть которого заключается в сканировании объектов по их контуру. Такой подход способен сильно сократить стоимость комплектующих рентгеновской установки. В то же время подход обладает существенным ограничением: наличием большого числа артефактов, которые не позволяют с достаточной достоверностью детектировать дефекты. Данную проблему предложено решить при помощи машинного обучения.

DOI: 10.31857/S0032816223030084, EDN: ISEWTY

1. ВВЕДЕНИЕ

Трехмерная рентгеновская томография является одним из основных методов неразрушающего контроля, применяемых во многих областях промышленного производства. Благодаря свойствам рентгеновского излучения рентгеновская томография позволяет восстанавливать или реконструировать внутреннюю структуру исследуемых объектов. Эта возможность используется для поиска во внутренних объемах промышленных изделий дефектов, которые могут стать причинами критических неисправностей агрегатов и промышленных узлов, частью которых являются производимые изделия. Существует множество вариантов проведения рентгеновского сканирования для сбора необходимых экспериментальных данных, каждый из которых решает те или иные проблемы, связанные с особенностью сканируемых объектов. Наиболее сложным направлением в неразрушающем контроле с применением рентгеновской томографии является дефектоскопия крупногабаритных объектов. Самым перспективным методом контроля таких объектов является применение нестандартных протоколов томографического сканирования с последующей обработкой результатов при помощи машинного обучения. В данной работе мы демонстрируем

данный подход в виде комбинации контурного метода томографического сканирования и нейросетевой модели, предназначенной для классификации дефектов.

2. ТЕОРЕТИЧЕСКАЯ ЧАСТЬ

Промышленное производство ежедневно сталкивается с необходимостью выявления бракованных изделий и поиска зон локализации дефектов с последующим выявлением причин их возникновения. Для этих целей применяются различные методы диагностики, в том числе ультразвуковая дефектоскопия, теплотметрия, магнитный и вихретоковый контроль, а также радиография и трехмерная рентгеновская томография [1]. Рентгеновская томография обладает рядом преимуществ по сравнению с другими методами контроля в основном благодаря возможности реконструировать и визуализировать внутреннюю структуру исследуемых объектов. Данный подход фактически предоставляет возможность находить дефекты внутри изделий и визуализировать их [2].

Стандартный протокол рентгеновского томографического сканирования представляет собой такую схему расположения компонентов установки, при которой сканируемый объект поме-

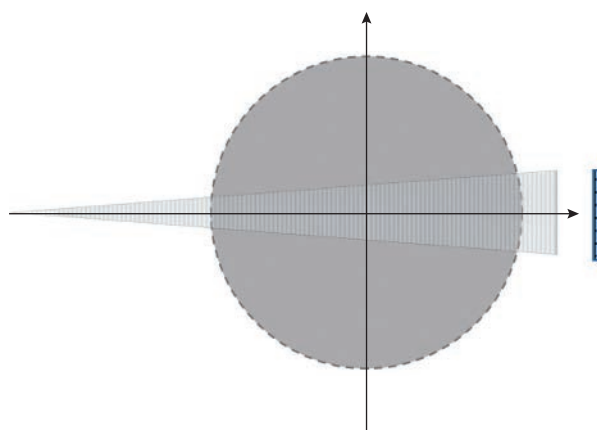


Рис. 1. Стандартный протокол рентгеновского томографического сканирования.

щается между источником излучения и рентгеновским детектором так, чтобы его ось вращения совпадала с центральным лучом пучка излучения и центром детектирующего устройства (рис. 1) [3].

В случае, когда объект соизмерим с размерами установки, а значит, и с углом раскрытия и с шириной рентгеновского пучка, а также с размерами детектора, стандартный протокол сканирования прекрасно справляется с задачей поиска дефектов и точно визуализирует внутреннюю структуру объекта. Однако, когда размеры объекта значительно превышают перечисленные параметры установки, как это схематично показано на рис. 1, возникают проблемы, главной из которых является значительное ослабление рентгеновского пучка до достижения поверхности детектирующего устройства. Это ведет к уменьшению разности амплитуд сигнала на пикселях детектора, что не позволяет выявлять дефекты на реконструированном изображении. Данная проблема очень актуальна при диагностике сварных соединений труб большого диаметра. Поскольку предполагаемые дефекты расположены практически по контуру сканируемого пространства, рентгеновский пучок не формирует необходимой для регистрации на детекторе разницы амплитуд и при этом значительно ослабляется из-за большого диаметра трубы.

Для решения проблемы сканирования и дефектоскопии сварных соединений труб большого диаметра предлагается использовать следующую конфигурацию рентгеновской установки: центральный луч источника излучения совмещается с контуром сканируемого объекта, проходя по нему по касательной, центр детектирующего устройства совмещается с центральным лучом пучка, но центр вращения объекта остается в точке, как если бы к нему применялся стандартный протокол томографического сканирования (рис. 2) [4].

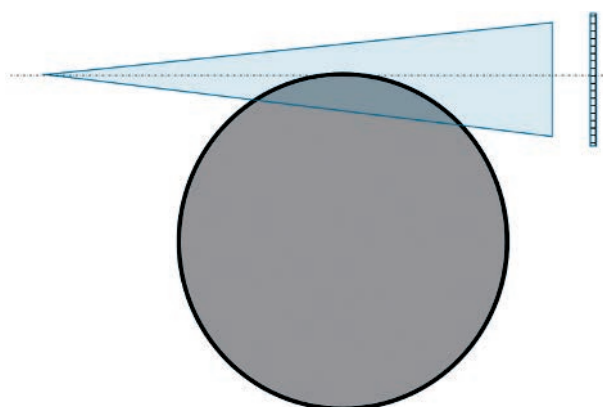


Рис. 2. Схематичное представление конфигурации рентгеновской установки при контурном методе сканирования объекта.

В представленной конфигурации, как и при стандартном способе сканирования, необходимо осуществлять сбор проекционных данных, которые, очевидно, структурно отличаются от стандартных. Это означает, что применение к ним общепринятых алгоритмов томографической реконструкции не позволит реконструировать контур объекта. А для реконструкции необходимо модифицировать алгоритм для учета смещения центров пучка излучения и детектора [5].

3. КОМПЬЮТЕРНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ КОНТУРНОГО ПРОТОКОЛА СКАНИРОВАНИЯ

Хорошо известно, что рентгеновские лучи обладают корпускулярно-волновым дуализмом [6]. Здесь мы предполагаем, что рентгеновский пучок представляет собой совокупность лучей. Их прохождение определяется точечным источником рентгеновского излучения и пикселями детектора таким образом, что каждый луч проходит через источник и пиксель детектора. Плоскость детектора выбирается перпендикулярной центральному лучу рентгеновского конуса, а все остальные лучи попадают на детектор под разными углами, вплоть до ограниченного поверхностью конуса максимального угла. Образец поглощает часть энергии рентгеновских лучей, которые проходят через него. Поэтому лучи формируют на детекторе так называемое радоновское преобразование объекта [7]. Центральный же луч, как это сказано в предыдущем разделе, направляется по касательной к контуру сканируемого объекта.

Для проверки работоспособности предложенного метода была разработана компьютерная модель рентгеновского томографического сканирования. Модель позволяет имитировать процесс сканирования для стандартного подхода сбора

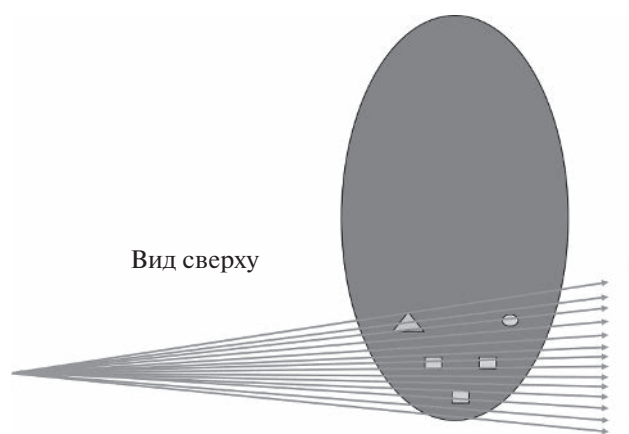


Рис. 3. Схематичное изображение моделируемой конфигурации томографической установки и контурного сканирования представленного фантома.

проекционных данных и для контурного томографического сканирования.

Целью моделирования является тестирование работоспособности предложенного метода с точки зрения применения к полученным проекционным данным модифицированного алгоритма томографической реконструкции. Для фантома, представленного на рис. 3, было смоделировано сканирование с последующей реконструкцией с

применением модифицированного реконструкционного алгоритма.

На рис. 4 представлен результат моделирования. Левая часть изображения содержит синограмму, которая представляет собой сечение трехмерного тензора из проекционных данных. На правой части изображения — соответствующая приведенной синограмме реконструкция слоя фантома.

Моделирование показало, что предложенный метод сканирования демонстрирует работоспособность при правильном применении алгоритма реконструкции, а именно: алгоритм реконструкции должен учитывать смещение центрального луча источника рентгеновского излучения и пропорциональное смещение детектирующего устройства, при этом центр вращения объекта должен оставаться неподвижным.

Для реализации реконструкции был выбран алгоритм обратного проецирования. Стандартный алгоритм обратного проецирования предназначен для реконструкции данных, полученных при сканировании стандартной схемой томографического контроля. Для того чтобы обеспечить работоспособность алгоритма при контурной схеме томографического контроля, необходимо было оптимизировать алгоритм таким образом, чтобы обратные проекции точно соответствовали

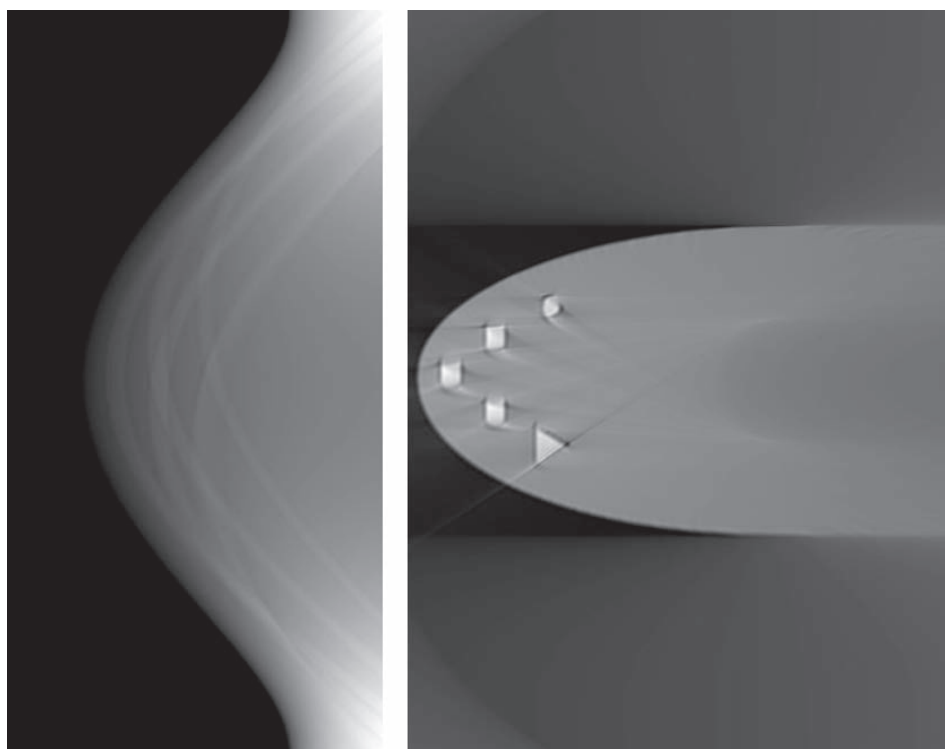


Рис. 4. Слева — синограмма, полученная при моделировании контурного протокола сканирования; справа — результат реконструкции области фантома, содержащей характерные элементы внутренней структуры.

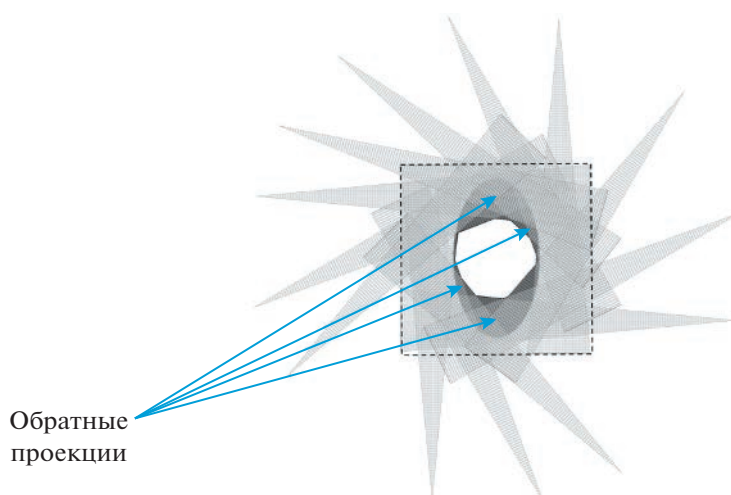


Рис. 5. Обратное проецирование вдоль траекторий пучка рентгеновских частиц.

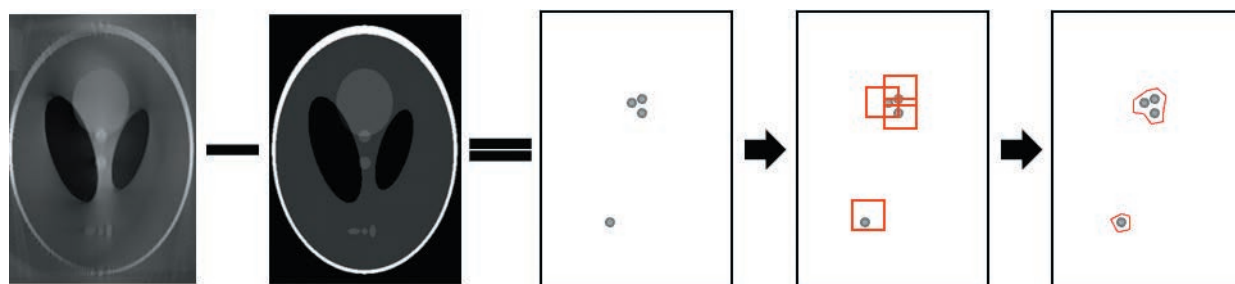


Рис. 6. Схема применения компьютерного зрения в скользящем окне к дефектам внутренней структуры объектов.

траекториям пучка рентгеновских частиц в области реконструкции [8] (рис. 5).

4. ИДЕЯ ИДЕНТИФИКАЦИИ ДЕФЕКТОВ НА ОСНОВЕ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ

Базово для классификации выделено три типа дефектов: включения, трещины и поры. Существуют готовые датасеты [9], содержащие эти и другие типы дефектов. Используя эти датасеты, можно натренировать нейронную сеть, которая будет способна детектировать и классифицировать дефекты. Однако такое применение компьютерного зрения было бы оптимально для случая, когда система обладала бы достаточным объемом проекционных данных, которые не приводили бы к возникновению артефактов. Артефакты, возникающие при применении модифицированных алгоритмов реконструкции, характерны для краев различных структур на восстановленном изображении [10, 11]. Это приводит к тому, что артефакты также могут возникать на краях дефектов, которые необходимо детектировать. На рис. 6 при-

ведена схема, следование которой позволит свести ошибки нейронной сети к минимуму.

Согласно приведенной схеме, из реконструированного изображения вычлениют дефекты путем вычитания из него смоделированного изображения без дефектов, которое используется как эталон. Далее к изображению применяется метод скользящего окна, при помощи которого детектируются области, где присутствуют дефекты и артефакты. Определение дефекта происходит путем применения модели искусственной нейронной сети (ИНС). Задача ИНС – классифицировать изображение скользящего окна. Данная операция применяется к каждому окну, пока не выстроится полная картина дефекта. Пример работы такого подхода представлен на рис. 7.

5. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНАЯ ЧАСТЬ

Для проверки работоспособности предлагаемого подхода были проведены экспериментальные измерения, цель которых заключалась в по-

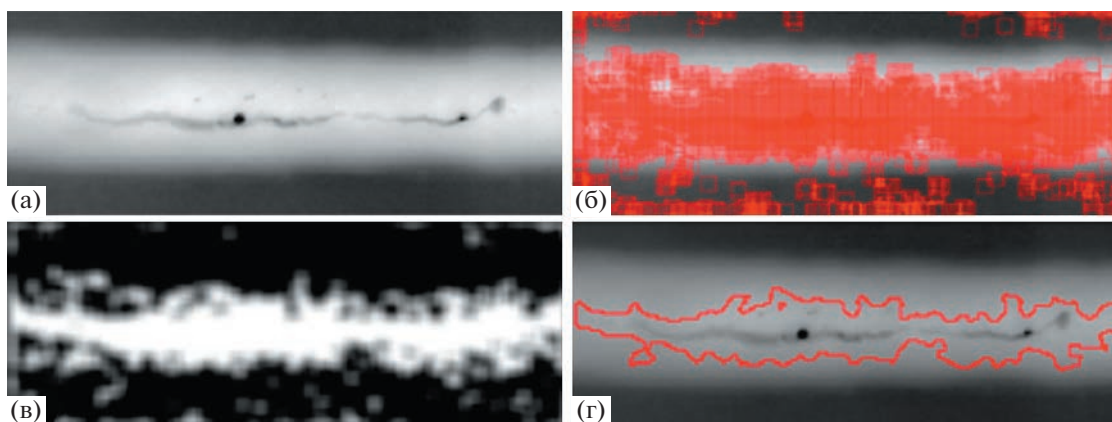


Рис. 7. Детектирование дефектов сварного шва при помощи скользящего окна и применения детектирования на основе нейронной сети: **а** – дефект; **б** – области скользящего окна; **в** – маска, **г** – детектированный дефект.



Рис. 8. Образец сварного соединения.

иске дефектов в сварном соединении, представленном на рис. 8.

Для того чтобы провести контурное сканирование, рентгеновская установка была сконфигурирована таким образом, чтобы детектирующее устройство, в качестве которого использовался плоскостной матричный детектор, было смещено относительно оси вращения объекта исследования, благодаря чему регистрируемые проекции

представляли собой четверть объема трубы. Параметры рентгеновской установки: источник MXR-451HP/11(COMET), анодное напряжение до 450 кВ (регулируемое); детектор XRD-1642 (Perkin-Elmer=Varex), размер детектора 2048 × 2048 пикселей, разрешение детектора 200 мкм. Проекция после предварительной обработки имели вид, представленный на рис. 9.

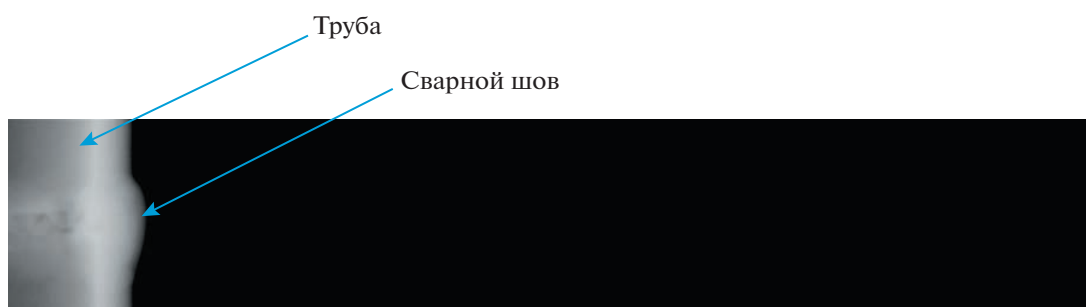


Рис. 9. Пример исходной проекции, полученной в результате контурного сканирования.

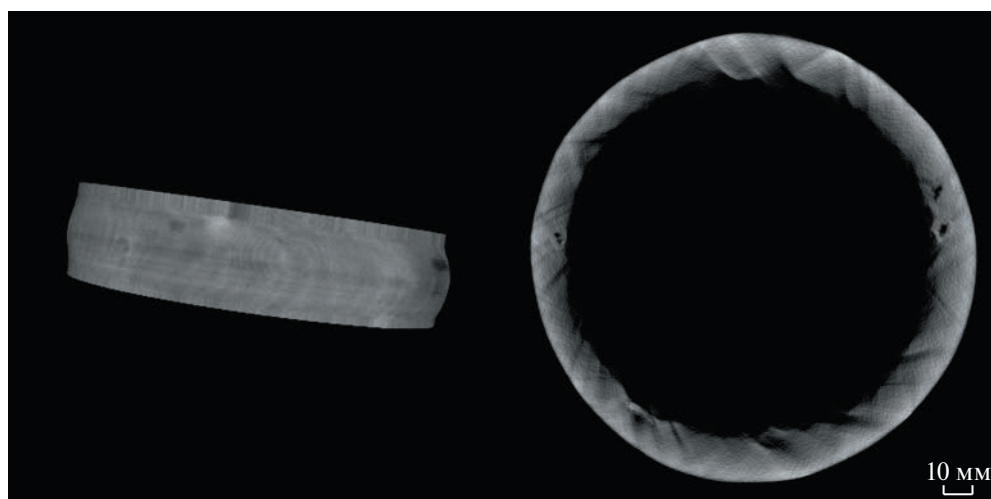


Рис. 10. Результаты реконструкции: слева — трехмерная визуализация сварного шва, справа — одно из сечений.

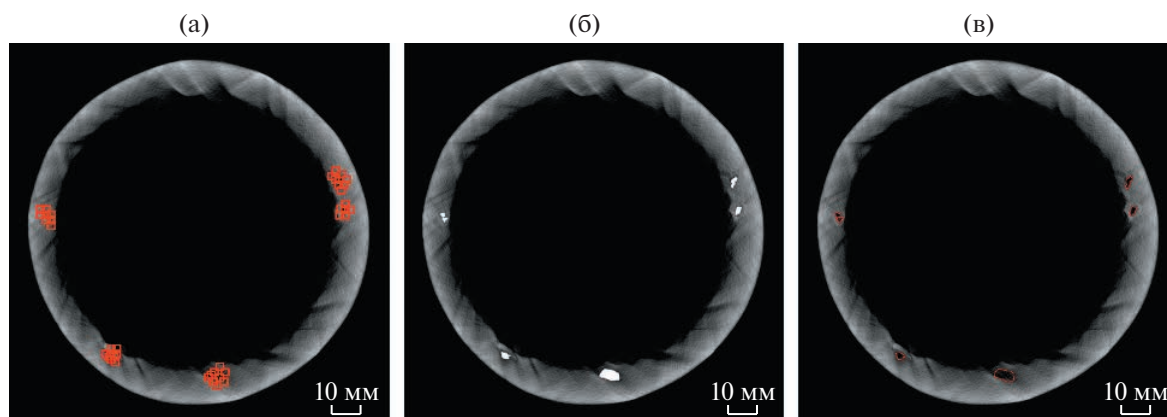


Рис. 11. Детектирование дефектов при помощи предложенного метода на основе компьютерного зрения: **а** — область скользящего окна, **б** — маска, **в** — детектированные дефекты.

По результатам обработки данных была получена трехмерная визуализация исследуемого сварного соединения с возможностью пошагового анализа его сечений. Визуальный анализ реконструированных сечений показал, что метод позволяет обнаруживать дефекты, но все еще

нуждается в доработке. Так, при сравнении с результатами томографического исследования, проведенного по стандартной схеме эксперимента, в местах, где располагаются дефекты, можно обнаружить существенный разброс в интенсивности пикселей (рис. 10).

Применимо детектирование дефектов при помощи компьютерного зрения для поиска дефектов на реконструированном слое объекта. На рис. 11 представлены 3 этапа процесса поиска дефектов в сварном соединении исследуемого объекта: область скользящего окна, маска, детектированные дефекты.

Для классификации участка трубы была построена архитектура нейронной сети, базирующаяся на предварительно обученной сети InceptionV3. Данная модель хорошо зарекомендовала

Таблица 1. Параметры обучения нейронной сети

Наименование	Значение
Optimizer	Adam
Learning rate	0.0002
Epochs	300
Batch size	512
Loss function	Binary cross entropy
Metrics	Accuracy, Precision, Recall

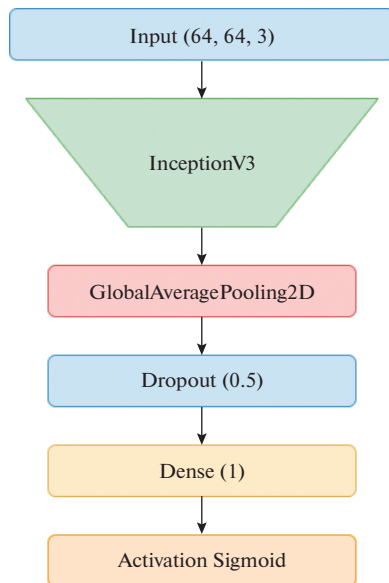


Рис. 12. Архитектура примененной нейронной сети.

себя в задачах классификации сложных объектов [12]. Архитектура ИНС представлена на рис. 12.

Для обучения представленной модели были использованы параметры, приведенные в табл. 1.

Графики, отражающие процесс обучения модели, приведены на рис. 13, 14.

Стоит отметить, что для принятия конечного результата работы сети задано пороговое значение, равное 0.42. Данное значение подобрано эмпирическим путем в ходе анализа тестовой выборки. Качественные показатели, полученные на тестовой выборке, таковы: Precision = 0.983, Recall = 0.992.

6. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе предложено контурное сканирование крупногабаритных объектов, например сварных соединений труб большого диаметра. Представлены результаты моделирования для контурного подхода к сканированию. Продемонстрирована работоспособность предложенного подхода на примере компьютерного моделирования эксперимента с тестовым фантомом. Также приведены результаты сканирования реального объекта с последующей томографической реконструкцией. Благодаря модифицированному методу обратных проекций, используемому для наших реконструкций, предлагаемый подход позволяет быстро и достаточно хорошо реконструировать дан-

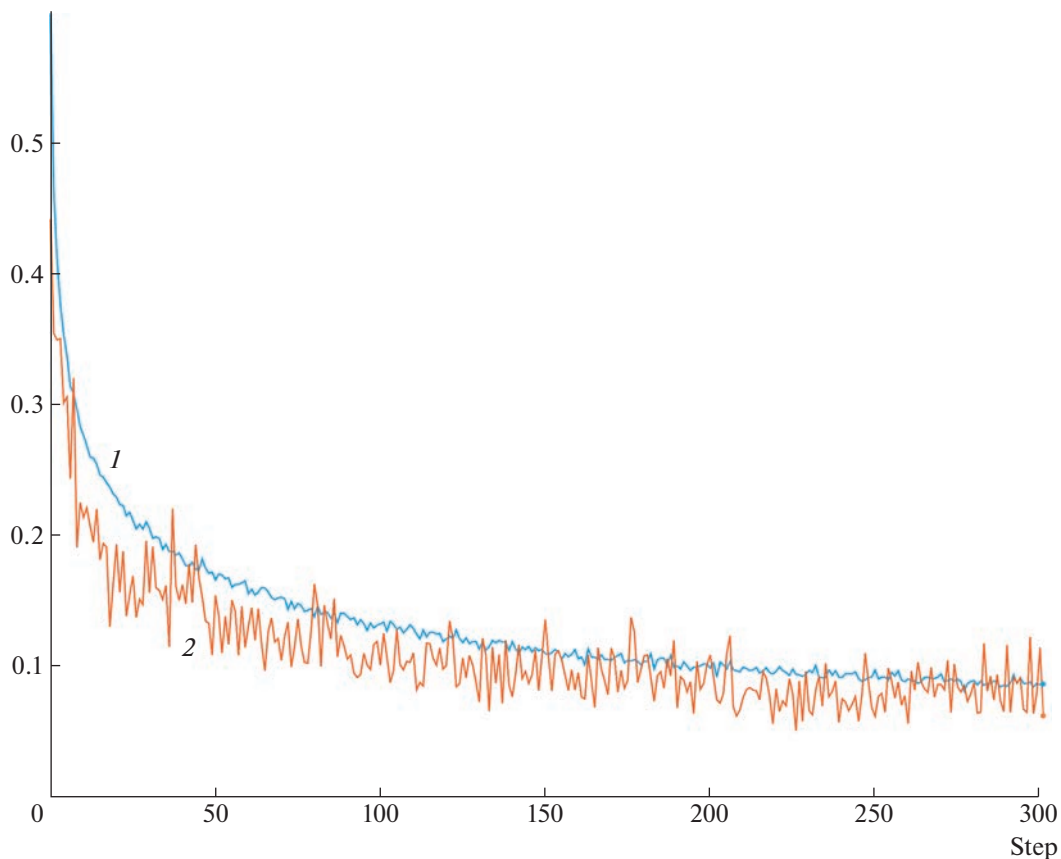


Рис. 13. График изменения параметров loss (1) и val_loss (2) в зависимости от эпохи.

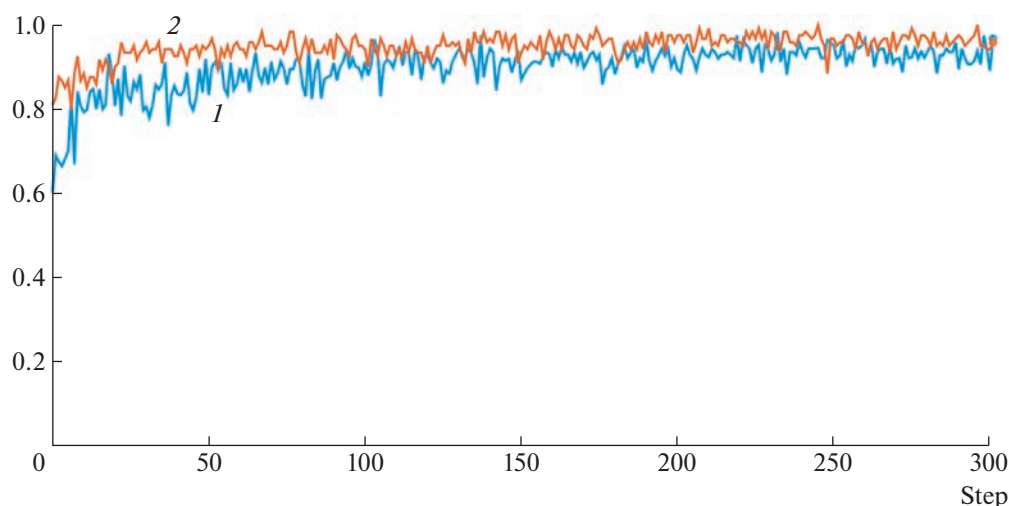


Рис. 14. График изменения точности классификации в зависимости от эпохи: 1 – val_precision, 2 – val_recall.

ные. Предложен метод детектирования дефектов на реконструированных изображениях на основе компьютерного зрения с применением скользящего окна. Нейронная сеть детектирует дефекты в каждом окне и сегментирует дефект из тех областей, где степень достоверности обнаружения наиболее высокая.

ФИНАНСИРОВАНИЕ РАБОТЫ

Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 22-19-00389, <https://rscf.ru/project/22-19-00389/>

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Hiller J., Maisl M., Reindl L.M. // Measurement Science and Technology. 2012. V. 23. P. 085404. <https://doi.org/10.1088/0957-0233/23/8/085404>
2. Zhao G., Qin S. // Sensors (Switzerland). 2018. V. 18. <https://doi.org/10.3390/s18082524>
3. Sperrin M., Winder J. Scienti c Basis of the Royal College of Radiologists Fellowship. IOP Publishing, 2014. P. 2–50.
4. Zwanenburg E., Williams M., Warnett J. // Measurement Science and Technology. V. 33. № 1. <https://doi.org/10.1088/1361-6501/ac354a>
5. De Chiffre L., Carmignato S., Kruth J.-P., Schmitt R., Weckenmann A. // CIRP Annals – Manufacturing Technology. 2014. V. 63. P. 655. <https://doi.org/10.1016/j.cirp.2014.05.011>
6. Cervantes G.A. Technical Fundamentals of Radiology and CT. IOP Publishing, 2016. P. 11–15.
7. Herman G.T. Chap. Computerized Tomography. UK, Basingstoke: Macmillan Press Ltd., 2002. P. 192.
8. Ozdiev A., Afornu B., Sednev D. // Research in Nondestructive Evaluation. 2019. V. 30. Iss. 3. P. 179. <https://doi.org/10.1080/09349847.2018.1498960>
9. Wenming Guo, Huifan Qu, Lihong Liang // 14th International Conference on Natural Computation, Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (ICNC-FSKD). Huangshan, China, July 28–30, 2018. IEEE. 2018. doi 20 <https://doi.org/10.1109/ICNC-FSKD45631.2018>
10. Ozdiev A. // Key Engineering Materials. 2017. V. 743. P. 445. doi 10.4028/www.scientific.net/KEM.743.445
11. Ozdiev A., Kryuchkov Y., Kroning H. // MATEC Web Conf. V International Forum for Young Scientists “Space Engineering”. 2017. V. 102. Article Number 01029. P. 4. <https://doi.org/10.1051/mateconf/201710201029>
12. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/7984661>