

СТРОИТЕЛЬНЫЕ КОНСТРУКЦИИ, ЗДАНИЯ И СООРУЖЕНИЯ BUILDING CONSTRUCTIONS, BUILDINGS AND ENGINEERING STRUCTURES



УДК 624.04:004.032.26

Оригинальное эмпирическое исследование

<https://doi.org/10.23947/2949-1835-2026-5-2-22-31>

Комбинированный подход конечно-элементного анализа и искусственных нейронных сетей для диагностики сечений строительных конструкций, ослабленных концентраторами напряжений



EDN: QPXUQL

Б.В. Соболев¹  , Е.В. Рашидова¹ , П.В. Васильев² , В.В. Иващенко¹ 

¹ Донской государственный технический университет, г. Ростов-на-Дону, Российская Федерация

² ООО «ДонНовоТех», г. Ростов-на-Дону, Российская Федерация

 b.sobol@mail.ru

Аннотация

Введение. Исследование посвящено разработке нового метода идентификации дефектов в строительных конструкциях с концентраторами напряжений. Метод основан на интеграции теневого ультразвукового контроля с алгоритмами глубокого обучения, что позволит достичь точной диагностики с достоверным определением геометрических характеристик дефектов.

Материалы и методы. Использовалась конечно-элементная модель области с угловой точкой и демпфирующими слоями из металла с гибким покрытием. Ультразвуковой актуатор и приемник размещались на противоположных гранях. На распределенной вычислительной системе проведены численные эксперименты с варьированием геометрии и материалов области и параметров дефектов. Полученные сигналы преобразованы в спектрограммы, которые использовались для обучения сверточной нейронной сети, устанавливающей связь между спектрограммой и параметрами дефекта.

Результаты исследования. Сформирован обширный датасет спектрограмм. Обученная нейронная сеть продемонстрировала способность с высокой точностью определять по спектрограмме ключевые параметры дефекта: размер, положение и ориентацию. Верификация метода показала, что он превосходит по точности и скорости традиционные методы анализа ультразвуковых сигналов.

Обсуждение и заключение. Подтверждена эффективность гибридного подхода для неразрушающего контроля в сложных геометрических условиях. Основное преимущество — автоматизированный и интеллектуальный анализ данных, снижающий субъективность. Практическая значимость — создание прототипа адаптивной диагностической системы. Перспективы связаны с дообучением на экспериментальных данных и интеграцией в портативные комплексы для мониторинга конструкций.

Ключевые слова: строительные конструкции, неразрушающий контроль, ультразвуковая диагностика, концентратор напряжений, теневой метод, глубокое обучение, сверточная нейронная сеть, конечно-элементное моделирование, идентификация дефектов, спектрограмма

Благодарности. Авторы выражают благодарность редакции и рецензентам за внимательное отношение к статье и указанные замечания, которые позволили повысить ее качество.

Для цитирования: Соболев Б.В., Рашидова Е.В., Васильев П.В., Иващенко В.В. Комбинированный подход конечно-элементного анализа и искусственных нейронных сетей для диагностики сечений строительных конструкций, ослабленных концентраторами напряжений. *Современные тенденции в строительстве, градостроительстве и планировке территорий*. 2026;5(2):22–31. <https://doi.org/10.23947/2949-1835-2026-5-2-22-31>

A Combined Finite Element Analysis and Artificial Neural Network Approach for Diagnostics of Building Cross-Sections Weakened with Stress Concentrators

Boris V. Sobol¹  , Elena V. Rashidova¹ , Pavel V. Vasiliev² , Valeria V. Ivashchenko¹ 

¹ Don State Technical University, Rostov-on-Don, Russian Federation

² DonNovoTech LLC, Rostov-on-Don, Russian Federation

 b.sobol@mail.ru

Abstract

Introduction. The study is dedicated to developing a new method for identifying defects in building structures with stress concentrators. The method is based on the integration of shadow ultrasonic testing with deep learning algorithms, which would enable accurate diagnosis with reliably identifying the geometric characteristics of defects.

Materials and Methods. A finite element model of an area with an angular point and damping layers made of metal with a flexible coating was used. An ultrasonic actuator and receiver were placed on the opposite edges. Numerical experiments with changes in the geometry and materials of the area and defect parameters were conducted on a distributed computing system. The resulting signals were converted into spectrograms which were used in order to train a convolutional neural network that establishes a connection between the spectrogram and the defect parameters.

Results. An extensive dataset of spectrograms has been formed. The trained neural network has displayed the ability to accurately identify the key defect parameters based on a spectrogram such as size, position, and orientation. Verification of the method has shown that it outperforms the traditional methods of ultrasonic signal analysis in terms of its accuracy and speed.

Discussion and Conclusion. The hybrid approach for non-destructive testing in complex geometric conditions has been proven to be effective. The major advantage is automated and intelligent data analysis reducing a degree of subjectivity. The practical significance is the creation of a prototype adaptive diagnostic system. Prospects are related to further training on experimental data and integration into portable systems for monitoring structures.

Keywords: building structures, non-destructive testing, ultrasonic diagnostics, stress concentrator, shadow method, deep learning, convolutional neural network, finite element modeling, defect identification, spectrogram

Acknowledgements. The authors would like to thank the editors and reviewers for their attentive attitude to the article and the above comments making it possible to improve its quality.

For citation. Sobol BV, Rashidova EV, Vasiliev PV, Ivashchenko VV A Combined Finite Element Analysis and Artificial Neural Network Approach for Diagnostics of Building Cross-Sections Weakened with Stress Concentrators. *Modern Trends in Construction, Urban and Territorial Planning*. 2026;5(2):22–31. <https://doi.org/10.23947/2949-1835-2026-5-2-22-31>

Введение. Фундаментальной научной задачей, на решение которой направлено данное исследование, является изучение проблем прочности и надежности ответственных элементов строительных конструкций с учетом наличия в них внутренних концентраторов напряжений (дефектов). В процессе решения данной научной проблемы реализован комплексный подход, который заключается в следующем. На первом этапе производится диагностика сечений элементов конструкций на предмет выявления в них технологических или эксплуатационных дефектов. На втором этапе производится решение задач механики деформируемого твердого тела для этих элементов с учетом выявленных дефектов, и делаются выводы об их работоспособности [1, 2].

Исходной постановкой задачи на первом этапе является анализ вынужденных колебаний области с угловой точкой в рамках теории упругости, описываемый соответствующей системой уравнений:

$$\begin{aligned}\sigma_{ij,j} &= \rho \ddot{u}_i, \\ \sigma_{ij} &= c_{ijkl} u_{k,l}.\end{aligned}$$

Искомые функциями являются компоненты вектора смещений u_i ($i = 1, 2, 3$), система уравнений связывает их с тензором напряжений σ_{ij} через упругие постоянные c_{ijkl} и плотность материала ρ , дополняя граничными условиями:

$$\begin{aligned}u_i|_{S_u} &= u_i^{(0)} \\ \sigma_{ij} n_j|_{S_t} &= p_i \\ \sigma_{ij} n_j|_{S_d} &= q_i.\end{aligned}$$

Граничные условия определяются на поверхностях S_u (заданными перемещениями $u_i^{(0)}$), S_t (заданными нагрузками p_i, q_i , с учётом нормали n_i) и S_d , представляющей поверхность самого разрыва трещины в направлении, параллельном оси аппликат.

Выявление дефектов, к которым относятся трещины и посторонние примеси, представляет собой обратную задачу геометрического типа в механике деформируемого твердого тела [3], где требуется найти контуры дефектов, включая их форму, местоположение и размеры, что непосредственно определяет границы берегов S_d .

В исходной постановке принимается, что берега трещины не контактируют друг с другом и являются свободными от напряжений, что соответствует условию

$$q_i = 0.$$

Поставленная обратная задача идентификации границ дефекта не может быть решена исключительно на основе граничных условий в силу своей некорректности. Для обеспечения устойчивости решения осуществляется привлечение дополнительных экспериментальных данных – амплитудно-временных характеристик (АВХ) поля перемещений \bar{U} , регистрируемых на свободной поверхности.

$$X: u_i = U_i(\bar{x}_j, t).$$

Здесь t представляет собой длительность временного интервала $[0, T]$ записи сигнала, N — общее количество контрольных узлов \bar{x}_j на поверхности S_t , в которых производились замеры АВХ.

Материалы и методы. В работе анализируется модель (рис. 1) области с угловой точкой с покрытием, которая содержит внутренний дефект. Указаны зоны расположения актуатора и датчиков.

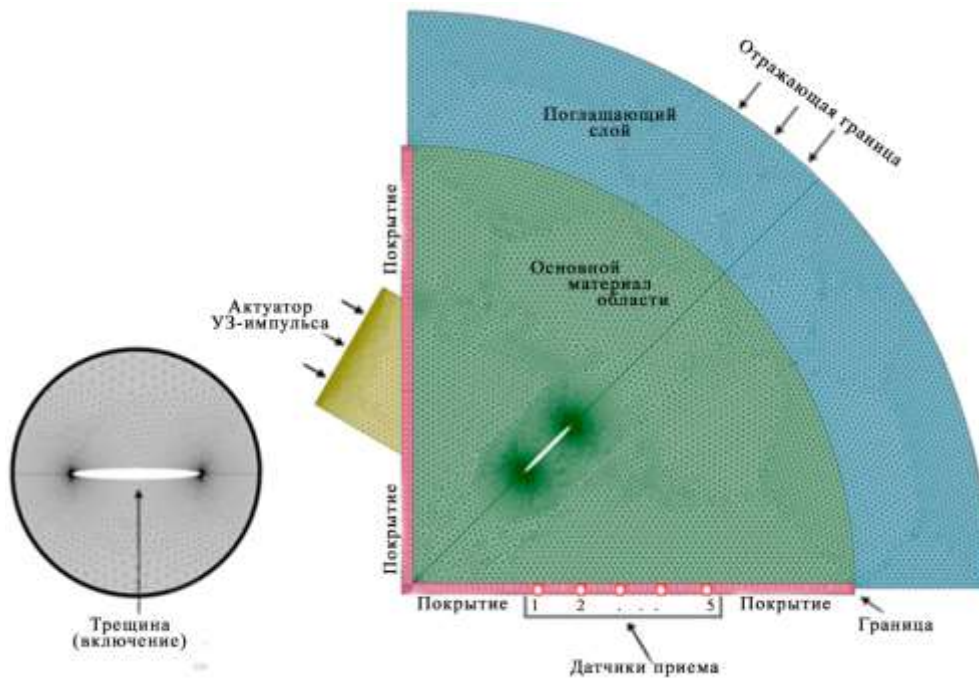


Рис. 1. Исследуемая модель структуры с угловой точкой

Для проведения численного моделирования использовался пакет прикладных программ ANSYS Mechanical версии 2023 R1, который позволяет проводить симуляции сложных физических явлений, включая механику конструкций [4].

Модуль пакета Explicit Dynamics служит инструментом для моделирования распространения упругих волн, демонстрируя высокую точность в сложных и неоднородных материалах. Важным элементом таких расчетов являются специальные поглощающие слои, которые применяются в конечно-элементном анализе для реализации неотражающих граничных условий и минимизации паразитных отражений волн. Они предназначены для аппроксимации бесконечной области, имитируя поведение волн при их взаимодействии с бесконечной средой. Основное функциональное назначение поглощающих слоев — подавление отражений волновой энергии от искусственных границ расчетной области, которые могут приводить к нефизическим результатам и нарушению устойчивости решения.

С методологической точки зрения используемый подход опирается на аппроксимацию искомых функций с помощью кусочно-полиномиальных базисных функций. Алгоритмическая реализация метода ориентирована на проведение расчетов для моделей, имеющих значительное число степеней свободы [5]. Базовыми зависимыми

переменными, определяющими математическую модель модуля, являются скорость и деформация. Для математического описания диссипативных процессов используется модель демпфирования Рэлея.

В основе метода лежит решение системы уравнений, описывающей поведение линейно-упругой среды

$$\begin{aligned}\rho \frac{\partial v}{\partial t} - \operatorname{div} S &= F_v, \\ 2 \frac{\partial E}{\partial t} - [\nabla v + (\nabla v)^T] &= 0, \\ S &= C : \epsilon.\end{aligned}$$

Система описывает закон сохранения импульса (уравнение движения), в котором v — вектор скорости; ρ — плотность материала; S — тензор напряжений Коши; $\operatorname{div} S$ — результирующая поверхностная сила; F_v — вектор внешних объемных сил; кинематическое соотношение, связывающее скорость изменения деформаций (ϵ — тензор деформаций) с градиентом скорости и обобщенный закон Гука (C — тензор упругости).

Скорости распространения упругих волн в сплошной среде находятся в прямой зависимости от ее механических свойств, а именно модуля Юнга (E) и коэффициента Пуассона (ν). Данная связь для скоростей продольной (c_p) и поперечной (c_s) волн математически выражается следующими соотношениями:

$$c_p = \sqrt{\frac{E(1-\nu)}{\rho(1+\nu)(1-2\nu)}}, c_s = \sqrt{\frac{E}{2\rho(1+\nu)}}.$$

Использование явной схемы интегрирования требует специального задания внутренних граничных условий в области соединения покрытия и основного материала, особенно в присутствии угловых точек. Данные условия формулируются с учетом скачка физико-механических характеристик на контакте разнородных материалов. Они обеспечивают непрерывность поля скоростей и равенство нормальных составляющих вектора напряжения:

$$\begin{aligned}v_1 - v_2 &= 0, \\ (S_1 - S_2)n &= 0,\end{aligned}$$

где индексы «1» и «2» обозначают значения параметров на противоположных сторонах границы раздела, а n — единичный вектор нормали к ней.

Для подавления нежелательных отражений от границ расчетной области в модели используется поглощающий слой. Его алгоритм объединяет использование трех методов: масштабирование координат, применение фильтров и наложение простых неотражающих условий. При моделировании выбрана цилиндрическая геометрия поглощающего слоя из-за симметричного расположения относительно угловой точки изучаемой области. Конфигурация поглощающего слоя в цилиндрической системе координат обеспечивает изотропное поглощение волновой энергии независимо от направления ее распространения. Данный подход минимизирует эффект отражения волн от искусственных границ расчетной области, возвращая их энергию обратно в домен.

Несмотря на высокую эффективность методики поглощающих слоев для подавления паразитных граничных отражений, ее применение сопряжено с рядом ограничений. Определенные свойства моделируемых сред могут вызывать преждевременное отражение волн на внутренних неоднородностях до их взаимодействия с демпфирующим слоем. Дополнительным фактором являются возросшие вычислительные затраты, особенно выраженные в задачах с большим количеством степеней свободы. В связи с этим решение о реализации поглощающих слоев требует предварительного анализа и должно быть обосновано спецификой решаемой задачи.

С целью обеспечения минимального отражения волновых возмущений от особенности геометрии в виде угловой точки на правой границе структуры (рис. 1) реализовано специальное граничное условие. Оно минимизирует волновое отражение за счет согласования свойств границы со средой, позволяя продольным и поперечным волнам беспрепятственно покидать область моделирования. Совместное применение этого условия с методикой поглощающих слоев формирует высокоэффективный механизм поглощения для большинства возможных углов падения волн.

Корректное моделирование распространения ультразвуковых волн в упругих средах требует адекватной дискретизации расчетной области [6]. Точность и устойчивость решения в значительной степени определяются параметрами конечно-элементной сетки, которые должны удовлетворять ряду критериев. Ключевым требованием является обеспечение пространственного разрешения, достаточного для аппроксимации самого коротковолнового компонента волнового поля. Для этого максимальный характерный размер элемента сетки (h) должен быть меньше минимальной длины моделируемой волны (λ_{min}). Данное условие может быть формализовано следующим соотношением:

$$h \leq \lambda_{min} / n,$$

где n — количество элементов на длину волны, определяемое порядком используемых конечных элементов и требуемой точностью (как правило, $n \geq 6-10$ для линейных элементов, обычно используется значение $n = 5$).

Особые требования предъявляются к дискретизации областей, прилегающих к границам раздела материалов. Для корректного описания процессов отражения и прохождения волны необходимо локальное увеличение плотности сетки. Обязательным этапом подготовки модели является верификация качества сетки. Критически важными параметрами являются уровень искажения элементов и их соотношение сторон. Превышение допустимых пределов по данным параметрам может привести к ухудшению обусловленности системы уравнений и возникновению численной дисперсии. Параметры пространственной дискретизации определяются волновыми свойствами упругой среды, при этом определяющим фактором выступает мода, обладающая наибольшей фазовой скоростью. Критическим параметром при построении сетки является минимальная длина волны λ_p , связанная с данной модой, которая задает требуемое пространственное разрешение. Для явной схемы интегрирования, используемой в модуле Explicit Dynamics, применение элементов повышенного порядка аппроксимации обуславливает необходимость соблюдения следующего критерия к максимальному размеру элемента:

$$h_{max} = \frac{\lambda_{max}}{1,5} = \frac{c_{max}}{1,5 \cdot f_{max}},$$

где f_{max} — верхняя граница частотного диапазона, подлежащего разрешению в ходе моделирования волновых процессов.

Геометрическая параметризация сетки должна адекватно аппроксимировать особенности структуры, включая криволинейные границы эллиптического дефекта, локализованного в окрестности угловой точки. Детализация сетки в окрестности вершин данного дефекта иллюстрируется на рис. 1 (нижний левый фрагмент). Используемые в модели настройки коэффициента кривизны обеспечивают высокое качество аппроксимации геометрии, соответствующее требованиям применяемого численного метода.

Устойчивость явной схемы интегрирования, применяемой в данной работе, определяется критерием Куранта-Фридрихса-Леви, который устанавливает жесткое ограничение на величину расчетного шага по времени. Величина глобального шага по времени лимитируется минимальным в расчетной области значением отношения характерного размера конечного элемента к скорости распространения наиболее быстрой объемной волны c_p . Таким образом, разрешенный временной интервал определяется наименьшим размером элемента сетки.

Критерии пространственной дискретизации для каждого компонента композитной структуры устанавливаются на основе дисперсионных характеристик материала, в частности скорости распространения доминирующей упругой моды. Это обуславливает необходимость применения адаптивной сетки с повышенной плотностью элементов в областях концентрации волновых полей — зоне локализации дефекта и области ввода акустического воздействия.

На основании приведенных расчетных зависимостей несущая частота зондирующего импульса была установлена на уровне 0,5 МГц. Возбуждающий сигнал формируется в виде синусоидального заполнения, модулированного оконной функцией Хеннинга, и задается посредством следующих граничных условий:

$$S_n = F_A(t), F_A = -p(t)n.$$

Оптимизация вычислительного процесса и параметров моделирования позволила провести необходимый объем численных экспериментов в рамках ограниченных временных ресурсов. На рис. 1 представлена геометрическая конфигурация расчетной области, параметры которой приведены в таблице 1. Модель включает двухкомпонентную структуру, состоящую из покрытия на основе алюминиевого сплава и подложки из стали, формирующей зону угловой особенности.

Результаты исследования. Для повышения устойчивости решения в работе используются дополнительные экспериментальные данные — АВХ поля перемещений, зарегистрированные на свободной поверхности. Найденная совокупность указанных данных позволяет провести идентификацию дефекта. Предложенный подход, интегрирующий теневой УЗ-метод и алгоритмы глубокого обучения, позволяет не только идентифицировать дефекты, но и определять геометрические параметры областей с угловой точкой. Данное комбинированное решение демонстрирует существенное превосходство в скорости, точности и надежности над традиционными методами неразрушающего контроля [6].

Для верификации точности и повышения надежности методики разработана конечно-элементная модель, описывающая процесс распространения ультразвуковых волн. С целью минимизации искажающего влияния паразитных отражений в модель введены специальные демпфирующие слои, поглощающие эти сигналы и предотвращающие их распространение в области с угловой точкой. На основе данной модели реализован теневой метод УЗ-сканирования, где преобразователь и приемник располагаются на противоположных сторонах контролируемого объекта.

Для формирования обучающей выборки в распределенной вычислительной среде выполнена серия численных экспериментов, предполагающих многовариантное решение задач с изменением геометрических параметров: локации источника и приемника сигнала, а также конфигурации внутреннего дефекта. Обучающая выборка

для нейросетевой модели сформирована на основе параметрического анализа методом конечных элементов. В соответствии с методикой, представленной в работах [7, 8], сформирован сбалансированный набор данных, включающий результаты моделирования с вариацией геометрических параметров системы. Полученный массив данных использован для обучения нейросетевой модели, задачей которой являлась бинарная классификация наличия дефекта и регрессия его пространственных характеристик.

Таблица 1

Основные параметры конечно-элементной модели из стали с покрытием сплавом алюминия

Параметр	Значение
Угол раскрытия области с угловой точкой	90 °
Толщина покрытия	1 мм
Размер области с угловой точкой	150 мм
Длина трещины	20 мм
Толщина трещины	2 мм
Удаленность трещины от угловой точки	30 мм
Удаленность актуатора и приемника от угловой точки	25 мм
Скорость распространения продольной волны в покрытии	6 197 м/с
Скорость распространения продольной волны в теле области с угловой точкой	5 778 м/с
Плотность покрытия	2,7 г/см ³
Плотность тела области с угловой точкой	7,85 г/см ³
Модуль Юнга покрытия	70 ГПа
Модуль Юнга тела области с угловой точкой	200 ГПа
Коэффициент Пуассона покрытия	0,33
Коэффициент Пуассона тела области с угловой точкой	0,29
Частота ультразвукового сигнала	0,5 МГц

Диапазоны варьирования параметров включали: длину дефекта — 5–25 мм (20 дискретных значений); ширину дефекта — 0,5–2,5 мм (20 значений); положение дефекта — 5–50 мм (20 значений); позицию актуатора — 0–80 мм (20 значений).

В соответствии с принятой методологией в 5 % случаев анализировались интактные модели, не содержащие дефектов. Элементы обучающей выборки были представлены спектрограммами, сгенерированными посредством алгоритма быстрого преобразования Фурье (БПФ). Полученные спектрограммы представляют частотное содержание сигналов и используются в качестве входных данных для обучения нейросетевой модели.

Совместная регистрация акустических откликов в пяти измерительных позициях (рис. 1) позволила сформировать репрезентативную базу данных, включающую 15 500 реализаций для образцов с дефектами и 780 реализаций для эталонных образцов без дефектов. Физическая природа исследуемого явления исключает возможность применения алгоритмов аугментации входных данных. Проверка адекватности модели осуществлялась на контрольной подвыборке, составляющей 20 % от общего массива экспериментальных данных.

Временные реализации акустических сигналов, полученные в точках мониторинга, представлены на рис. 2 а, а их спектральные характеристики — на рис. 2 б. Целевыми переменными модели выступают геометрические дескрипторы дефекта и бинарный классификатор его обнаружения. Данный набор признаков используется для конструирования обучающих векторов, подаваемых на вход нейросетевой архитектуры.

На рис. 3 представлены спектрограммы сигналов, зарегистрированных в различных точках контроля на поверхности области с угловой точкой. Регистрация проводилась при синхронном перемещении источника и приемника ультразвуковых колебаний вдоль граней исследуемой области. Визуальный анализ спектрограмм демонстрирует их значительную информативность для решения задачи идентификации дефектов.

Анализ спектрограмм в контрольных точках 1–5 выявляет выраженную зону акустической тени, возникающую вследствие наличия внутреннего дефекта. Пространственно-временные особенности распространения волновых полей, зафиксированные в ходе эксперимента, формируют базис для создания обучающего датасета нейросетевой архитектуры.

В работе представлена архитектура сверточной нейронной сети (СНС), предназначенная для классификации изображений [5]. Сетевая модель принимает на вход двумерные матрицы интенсивностей пикселей размером 60×120. Преобразование входных данных осуществляется посредством трехступенчатой иерархической структуры. На каждом этапе данной иерархии применяется сверточная операция, за которой следует нелинейное преобразование с помощью функции ReLU, а затем — операция субдискретизации для редукции пространственной размерности формируемых

признаков. Количество фильтров в сверточных слоях последовательно уменьшается от 64 до 32 и 16 соответственно, что обеспечивает иерархическое выделение признаков различного уровня абстракции. После сверточных слоев выполняется преобразование пространственной структуры данных для обеспечения совместимости с полносвязными слоями. Завершающим этапом обработки является полносвязный скрытый слой, содержащий 512 нейронов с нелинейностью ReLU, который обучается выявлять сложные зависимости между высокоуровневыми признаками. Полносвязный слой, также известный как плотный слой, является важным компонентом СНС. Эти слои следуют за сверточными и объединяющими слоями в архитектуре СНС и служат для объединения информации, извлеченной сверточными слоями, в единый выходной сигнал.

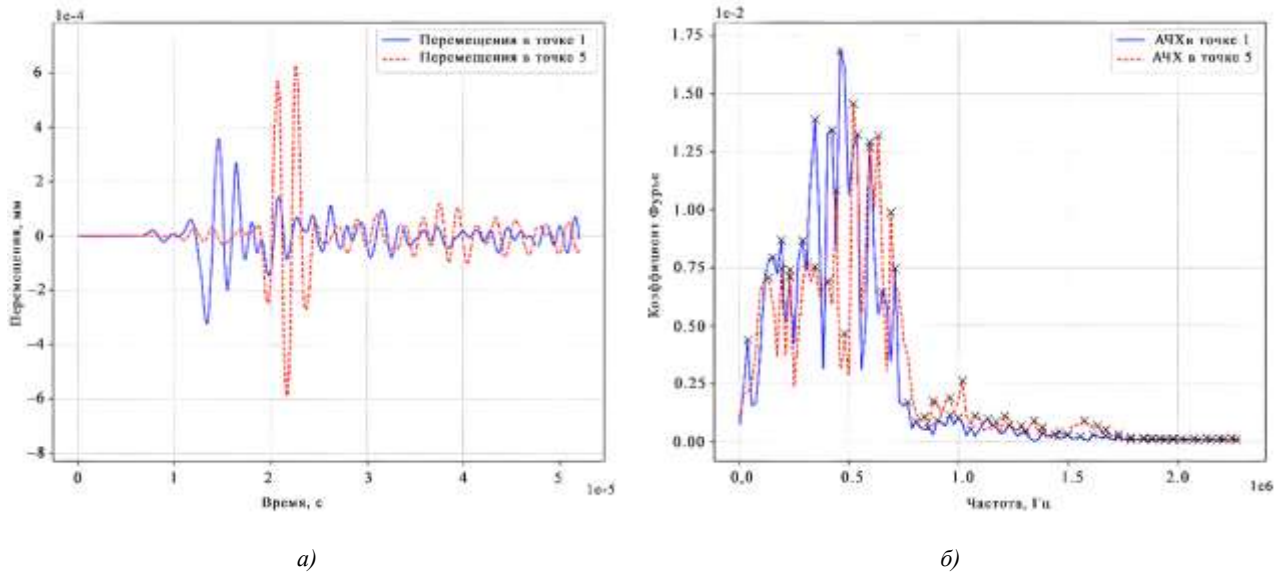


Рис. 2. Анализ акустических сигналов: а — амплитудно-временная характеристика (временная реализация); б — амплитудно-частотная характеристика (спектр)

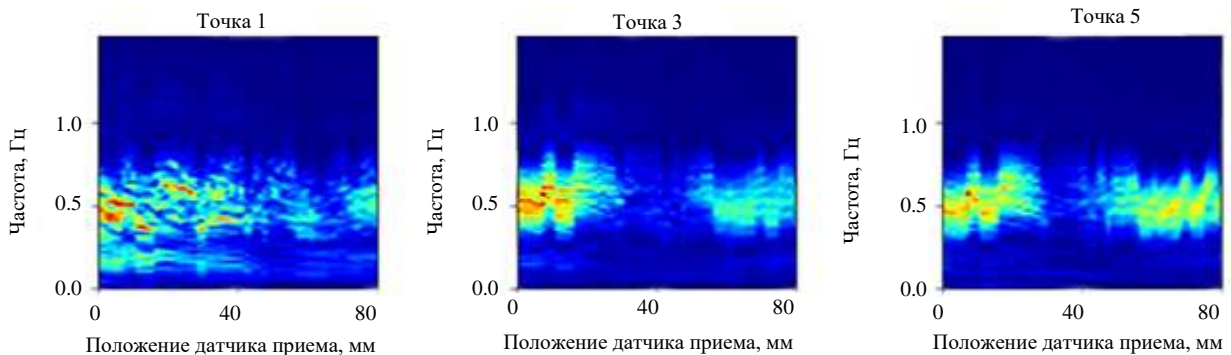


Рис. 3. Спектрограммы сигнала, принятого в 3 различных точках на поверхности области с угловой точкой

Выходной слой сети сформирован пятью нейронами и функцией активации Softmax, обеспечивающей вероятностное распределение по целевым классам. Каждый нейрон соответствует отдельной характеристике дефекта: два из них реализуют бинарную классификацию факта наличия дефекта в зоне контроля, тогда как остальные три — регрессионные нейроны, кодирующие, соответственно, протяженность дефекта, ширину трещины и координату его положения относительно вершины угловой точки. Суммарное количество обучаемых параметров предложенной архитектуры составляет 559 285.

В качестве целевой функции оптимизации была выбрана среднеквадратичная ошибка (MSE). Проведенные эксперименты показали, что удовлетворительное качество модели достигается по прошествии 30 эпох обучения. Стабилизация процесса обучения обеспечивается за счет сбалансированного состава обучающей выборки и применения слоев пакетной нормализации [9], которые способствуют ускорению сходимости и выполняют роль регуляризатора, снижая риск переобучения.

Экспериментальная оценка работоспособности обученной нейросетевой модели проведена на контрольной выборке мощностью 2 500 образцов. Входное пространство модели составляли частотные характеристики, сгенерированные в ходе конечно-элементного моделирования процесса ультразвуковой дефектоскопии. Выходной

интерфейс модели комбинировал детектор наличия дефекта (бинарная классификация) и предикторы его пространственных характеристик (регрессионная задача).

Обсуждение и заключение. Проведен анализ точности регрессионной оценки ширины трещины с использованием предложенной модели (рис. 4). Анализ зависимостей показал, что с ростом ширины трещины точность предсказания увеличивается с последующей стабилизацией в верхней части исследуемого диапазона. Расчет средней относительной ошибки для данного параметра продемонстрировал, что ее величина не превышает 5 % для угла раскрытия контролируемой области $\alpha = 60^\circ$ и 10 % — для $\alpha = 120^\circ$.

Полученные данные подтверждают перспективность использования моделей ультразвукового контроля с применением зондирующих сигналов повышенной частоты, а также с альтернативными схемами акустических преобразователей, что открывает пути для дальнейшего повышения точности идентификации геометрических параметров дефектов.

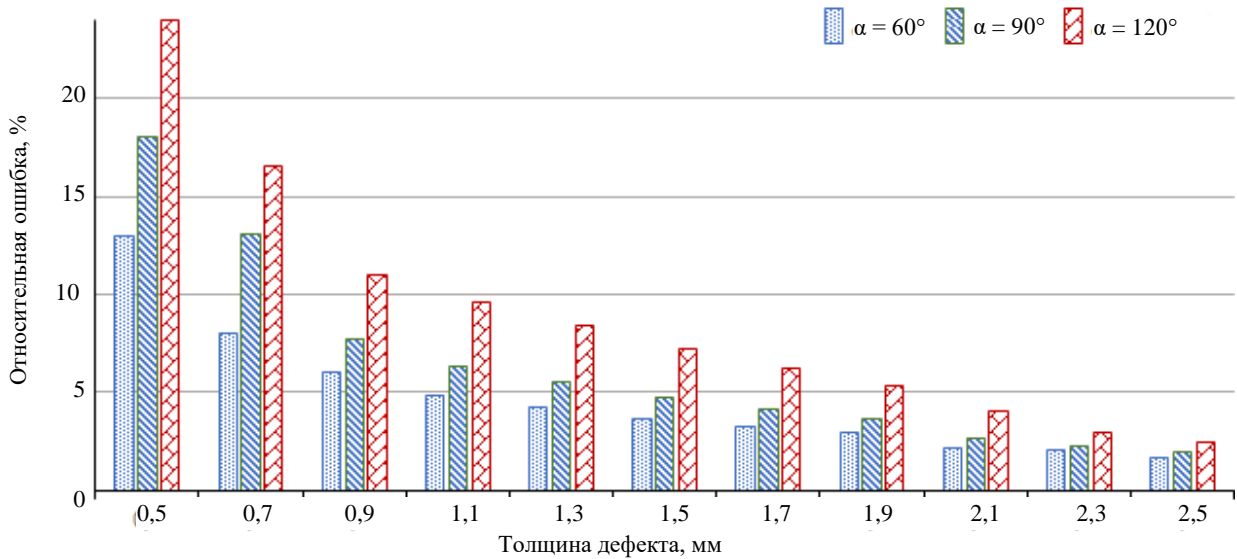


Рис. 4. Ошибка определения толщины дефекта при $\alpha = 60^\circ$, $\alpha = 90^\circ$ и $\alpha = 120^\circ$

Проведенный анализ демонстрирует ограниченное влияние угла раскрытия контролируемой области (α) на точность нейросетевой модели (рис. 5).

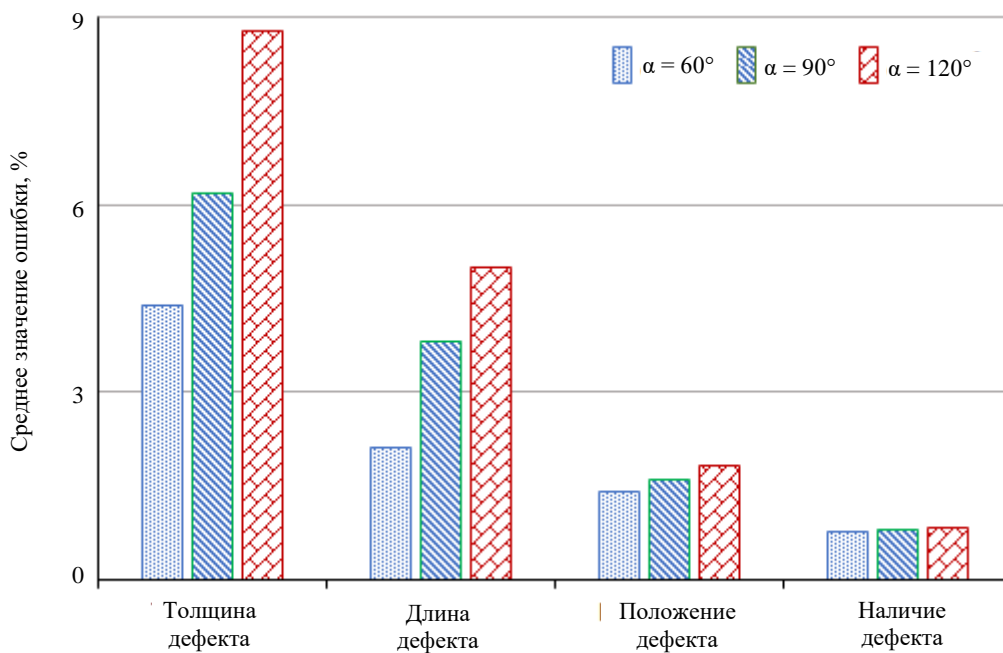


Рис. 5. Средние ошибки СНС определения характеристик дефекта для разных углов раскрытия области (60° , 90° и 120°)

Проведенный статистический анализ позволил установить, что изменение угла α не является доминирующим источником погрешности. Его вклад в суммарную ошибку определения координат дефекта относительно вершины угла существенно ниже по сравнению с другими учитываемыми факторами. Наибольшая точность методики достигается для малых значений α , что подтверждает ее эффективность и высокую надежность при контроле элементов конструкций с угловой точкой.

Повышение точности нейромодели достигнуто через обработку входных данных и ее дообучение на синтезированных численных экспериментах [10–12]. Разработанный метод демонстрирует высокую надежность в обнаружении дефектов в областях с угловой точкой с покрытиями, обладая способностью к непрерывному улучшению диагностических характеристик. Сочетая теневой метод ультразвукового сканирования с технологиями глубокого машинного обучения, методика обеспечивает более быстрое и надежное средство выявления дефектов и имеет перспективы для широкого спектра применений [7].

Список литературы/References

1. Александров В.М., Сметанин Б.И., Соболев Б.В. *Тонкие концентраторы напряжений в упругих телах*. М.: Наука; 1993. 224 с.
Alexandrov VM, Smetanin BI, Sobol BV *Thin Stress Concentrators in Elastic Bodies*. Moscow: Nauka, 1993. 224 p. (In Russ.)
2. Соболев Б.В., Рашидова Е.В., Иващенко В.В. Равновесное состояние прямолинейной внутренней трещины вблизи угловой точки упругой области, подкрепленной по контуру. *Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Механика*. 2025;2:100–110. <https://doi.org/10.15593/perm.mech/2025.2.09>
3. Sobol BV, Rashidova EV, Ivashchenko VV Equilibrium State of a Straight-Line Internal Crack Near the Corner Point of an Elastic Region Reinforced along the Contour. *Bulletin of Perm National Research Polytechnic University. Mechanics*. 2025; 2:100–110. (In Russ.) <https://doi.org/10.15593/perm.mech/2025.2.09>
3. Ватульян А.О., Беляк О.А., Сухов Д.Ю., Явруян О.В. Обратные и некорректные задачи. Ростов-на-Дону: Изд-во Южного федерального университета; 2011. 232 с.
Vatulyan AO, Belyak OA, Sukhov DYU, Yavruyan OV *Inverse and Ill-Posed Problems: Textbook*. Rostov-on-Don: Publishing House of the Southern Federal University; 2011. 232 p. (In Russ.)
4. Liu S., Wang Y., Yang X., Lei B., Liu L., Xiang L.S. et al. Deep Learning in Medical Ultrasound Analysis: A Review. *Engineering*. 2019;5(2):261–275. <https://doi.org/10.1016/j.eng.2018.11.020>
5. Van Sloun R.J.G., Cohen R., Eldar Y.C. Deep Learning in Ultrasound Imaging. *Proceedings of the IEEE*. 2020;108(1):11–29. <https://doi.org/10.1109/JPROC.2019.2932116>
6. Алешин Н.П., Крысько Н.В., Кусый А.Г., Скрынников С.В., Могильнер Л.Ю. Исследование выявляемости поверхностных объемных дефектов при ультразвуковом контроле с применением волн Рэлея, генерируемых электромагнитно-акустическим преобразователем. *Дефектоскопия*. 2021;6:26–34. <https://doi.org/10.31857/S0130308221060038>
7. Aleshin NP, Krysko NV, Kusyy AG, Skrynnikov SV Studying the Detectability of Place Surface Defects by Ultrasonic Method Using Rayleigh Waves. *Defectoscopy*. 2021; 5:22-30. 2021;6:26–34. (In Russ.) <https://doi.org/10.31857/S0130308221060038>
7. Dung C.V., Anh L.D. Autonomous concrete crack detection using deep fully convolutional neural network. *Automation in Construction*. 2019;99(3):52–58. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2018.11.028>
8. Ioffe S., Szegedy C. Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift. *ArXiv. Computer Science*. 2015. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1502.03167>
9. Turco E. Tools for the numerical solution of inverse problems in structural mechanics: review and research perspectives. *European Journal of Environmental and Civil Engineering*. 2017;21(5):509–554. <https://doi.org/10.1080/19648189.2015.1134673>
10. Васильев П.В., Сеничев А.В. Применение нейросетевых технологий в задаче контроля поверхностных дефектов. *Известия высших учебных заведений. Северо-Кавказский регион. Технические науки*. 2020;1:33–40. <http://dx.doi.org/10.17213/1560-3644-2020-1-33-40>
11. Vasiliev PV, Senichev AV Application of Neural Network Technologies in the Problem of Surface Defect Inspection. *Bulletin of Higher Educational Institutions. North Caucasus region. Technical Sciences*. 2020;1:33–40. (In Russ.) <http://dx.doi.org/10.17213/1560-3644-2020-1-33-40>
11. Soloviev A., Sobol B., Vasiliev P. Identification of Defects in Pavement Images Using Deep Convolutional Neural Networks. In: *Advanced Materials*. Cham: Springer; 2019. Pp. 615–626. https://doi.org/10.1007/978-3-030-19894-7_46

12. Jiang L.L., Maskell D.L. Automatic fault detection and diagnosis for photovoltaic systems using combined artificial neural network and analytical based methods. In: *International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*. Killarney: IEEE; 2015. <https://doi.org/10.1109/IJCNN.2015.7280498>

Об авторах:

Соболь Борис Владимирович, доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой информационных технологий Донского государственного технического университета (344003, Российская Федерация, г. Ростов-на-Дону, пл. Гагарина, 1), [ResearcherID](#), [ScopusID](#), [ORCID](#), b.sobol@mail.ru

Рашидова Елена Викторов, кандидат физико-математических наук, доцент, доцент кафедры информационных технологий Донского государственного технического университета (344003, Российская Федерация, г. Ростов-на-Дону, пл. Гагарина, 1), [ScopusID](#), [ORCID](#), el.rash@mail.ru

Васильев Павел Владимирович, кандидат технических наук, заместитель руководителя по IT направлению ООО «ДонНовоТех» (344000, Российская Федерация, г. Ростов-на-Дону, ул. М. Горького 205), [ScopusID](#), [ORCID](#), lyftzeigen@mail.ru

Ивашенко Валерия Валерьевна, ассистент кафедры информационных технологий Донского государственного технического университета (344003, Российская Федерация, г. Ростов-на-Дону, пл. Гагарина, 1), [ORCID](#), valeria_ivashchenko@mail.ru

Заявленный вклад соавторов:

Б.В. Соболь: научное руководство, формирование основной концепции, цели и задачи исследования, анализ результатов исследований, доработка текста, корректировка выводов.

Е.В. Рашидова: формирование основной концепции, проведение расчетов, анализ результатов исследований, подготовка текста, формирование выводов.

П.В. Васильев: формирование концепции, проведение расчетов, анализ результатов исследований.

В.В. Ивашенко: проведение расчетов, анализ результатов исследований, формирование выводов, подготовка текста.

Конфликт интересов: авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Все авторы прочитали и одобрили окончательный вариант рукописи.

About the Authors:

Boris V. Sobol, D.Sc. (Eng.), Professor, Head of the Department of Information Technology, Don State Technical University (1 Gagarin Square, Rostov-on-Don, 344003, Russian Federation), [ResearcherID](#), [ScopusID](#), [ORCID](#), b.sobol@mail.ru

Elena V. Rashidova, Cand.Sci. (Physics and Mathematics), Associate Professor, Associate Professor of the Department of Information Technology, Don State Technical University (1 Gagarin Square, Rostov-on-Don, 344003, Russian Federation), [ScopusID](#), [ORCID](#), el.rash@mail.ru

Pavel V. Vasiliev, Cand. Sci. (Eng.), Deputy Head of IT Department, Donnovotech LLC (205 M. Gorky Str., Rostov-on-Don, Russian Federation), [ScopusID](#), [ORCID](#), lyftzeigen@mail.ru

Valeria V. Ivashchenko, Assistant Professor at the Department of Information Technology, Don State Technical University (1 Gagarin Square, Rostov-on-Don, 344003, Russian Federation), [ORCID](#), valeria_ivashchenko@mail.ru

Claimed contributorship:

BV Sobol: scientific supervision, formation of the basic concept, aims of the research, analysis of the research results, revision of the manuscript, correction of the conclusions.

EV Rashidova: formation of the basic concept, carrying out the calculations, analysis of the research results, preparation of the manuscript, formation of the conclusions.

PV Vasiliev: formation of the concept, calculations, analysis of the research results.

VV Ivashchenko: carrying out the calculations, analyzing the research results, drawing the conclusions, preparing the manuscript.

Conflict of interest statement: the authors do not have any conflict of interest.

All authors have read and approved the final version of manuscript.

Поступила в редакцию / Received 10.01.2026

Поступила после рецензирования / Reviewed 24.01.2026

Принята к публикации / Accepted 12.02.2026