

Математическое моделирование
Mathematical modeling

УДК 004.942
<https://doi.org/10.32362/2500-316X-2023-11-3-56-69>



НАУЧНАЯ СТАТЬЯ

Статистическая модель оценки надежности систем неразрушающего контроля на основе решения обратных задач

А.Е. Александров, С.П. Борисов, Л.В. Бунина, С.С. Быковский[®],
И.В. Степанова, А.П. Титов

МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, 119454 Россия

[®] Автор для переписки, e-mail: bykovskij@mirea.ru

Резюме

Цели. Контроль износа конструктивных элементов энергоустановок, в частности трубопроводов атомных электростанций, является неотъемлемым компонентом обеспечения безопасности при их эксплуатации. Контроль путем непосредственного обследования состояния трубопровода требует, во-первых, достаточно больших трудозатрат, во-вторых, в некоторых случаях, временной остановки работы. Поэтому при проведении контрольных мероприятий предлагается использовать математическое моделирование. Цель статьи – разработка математической модели системы диагностики для оценки вероятности обнаружения дефектов на основе решения обратных задач.

Методы. Анализируются биномиальная модель оценки надежности контроля, параметрическая модель Беренса и Хови вероятности обнаружения дефектов, параметрическая модель на основе исследования тест-образцов. В качестве альтернативы данным моделям предлагается расчетный метод оценки надежности систем неразрушающего контроля на основе решения обратной задачи. Для определения параметров кривой вероятности обнаружения дефектов модель использует данные, полученные различными контролирующими бригадами за длительный период эксплуатации энергоустановки. В качестве исходных данных можно использовать плотности распределения дефектов по одной или нескольким из следующих характеристик: глубине, длине, площади сечения дефекта. С помощью предлагаемой математической модели выполнен набор тестовых расчетов на основе девяти комбинаций исходных данных. Комбинации отличаются между собой коэффициентом достоверности исходной системы контроля, параметром распределения дефектов, чувствительностью системы контроля.

Результаты. По итогам проведенных расчетов построены кривые плотности вероятности обнаруженных дефектов в зависимости от размера дефекта, определены восстановленные значения параметров распределения дефектов при различных условиях испытаний, сделана оценка погрешности восстановления параметров. Для оценки степени несовершенства системы используется кривая вероятности обнаружения дефекта конкретной системой контроля.

Выводы. С учетом ограничений, связанных с размером выборки, предлагаемая методика, во-первых, позволяет применять результаты, полученные по контролю металла, с большей уверенностью, чем методики, используемые в настоящее время, во-вторых, оценивать эффективность контроля, проводимого отдельными бригадами испытателей либо лабораториями. В перспективе это позволит рекомендовать или не рекомендовать привлечение той или иной бригады к выполнению диагностических работ.

Ключевые слова: неразрушающий контроль, надежность энергетических установок, математическое моделирование, статистический анализ, обратные задачи

• Поступила: 14.10.2022 • Доработана: 28.01.2023 • Принята к опубликованию: 10.03.2023

Для цитирования: Александров А.Е., Борисов С.П., Бунина Л.В., Быковский С.С., Степанова И.В., Титов А.П. Статистическая модель оценки надежности систем неразрушающего контроля на основе решения обратных задач. *Russ. Technol. J.* 2023;11(3):56–69. <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2023-11-3-56-69>

Прозрачность финансовой деятельности: Авторы не имеют финансовой заинтересованности в представленных материалах или методах.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

RESEARCH ARTICLE

Statistical model for assessing the reliability of non-destructive testing systems by solving inverse problems

Alexander E. Alexandrov, Sergey P. Borisov, Ludmila V. Bunina,
Sergey S. Bikovsky[®], Irina V. Stepanova, Andrey P. Titov

MIREA – Russian Technological University, Moscow, 119454 Russia

[®] Corresponding author, e-mail: bykovskij@mirea.ru

Abstract

Objectives. The wear monitoring of metal structural elements of power plants—in particular, pipelines of nuclear power plants—is an essential means of ensuring safety during their operation. Monitoring the state of the pipeline by direct inspection requires a considerable amount of labor, as well as, in some cases, the suspension of power plant operation. In order to reduce costs during monitoring measures, it is proposed to use mathematical modeling. This work aims to develop a mathematical model of a diagnostic system for assessing the probability of detection of defects by solving inverse problems.

Methods. A binomial model for assessing the reliability of monitoring, comprising the Berens–Hovey parametric model of the probability of detection of defects and a parametric model based on studying test samples, was analyzed. As an alternative to this binomial model, a computational method for assessing the reliability of non-destructive testing systems by solving an inverse problem was proposed. To determine the parameters of the defect detection probability curve, the model uses data obtained by various monitoring teams over a long period of power plant operation. To serve as initial data, the defect distribution density over one or more of the following characteristics can be used: depth, length, and/or cross-sectional area of the defect. Using the proposed mathematical model, a series of test calculations was performed based on nine combinations of initial data. The combinations differed in the confidence coefficient of the initial monitoring system, the parameters of the distribution of defects, and the sensitivity of the monitoring system.

Results. The calculation data were used to construct curves of the probability density of detected defects as a function of the defect size, recover the values of the defect distribution parameters under various test conditions, and estimate the error of recovering the parameters. The degree of imperfection of the system was estimated using the curve of the detection probability of a defect by a certain monitoring system.

Conclusions. Under constraints on the data sample size, the proposed methodology allows the metal monitoring results to be applied with greater confidence than currently used methods at the same time as evaluating the efficiency of monitoring carried out by individual test teams or laboratories. In future, this can be used to form the basis of a recommendation of the involvement of a particular team to perform diagnostic work.

Keywords: non-destructive testing, reliability of power plants, mathematical modeling, statistical analysis, inverse problems

• Submitted: 14.10.2022 • Revised: 28.01.2023 • Accepted: 10.03.2023

For citation: Alexandrov A.E., Borisov S.P., Bunina L.V., Bikovsky S.S., Stepanova I.V., Titov A.P. Statistical model for assessing the reliability of non-destructive testing systems by solving inverse problems. *Russ. Technol. J.* 2023;11(3):56–69. <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2023-11-3-56-69>

Financial disclosure: The authors have no a financial or property interest in any material or method mentioned.

The authors declare no conflicts of interest.

ВВЕДЕНИЕ

Одной из важнейших задач при эксплуатации крупных энергетических установок является обеспечение безопасности их использования. Решение этой задачи предполагает, что конструкции атомных станций, включая трубопроводы и оборудование, должны сохранить целостность в течение всего срока эксплуатации¹. Однако имеющийся на сегодня опыт показывает, что независимо от типов АЭС и условий эксплуатации практически ежегодно обнаруживаются повреждения конструктивных элементов атомных станций, в т.ч. и трещины. Проблема в данном случае связана с недостаточной изученностью моделей и механизмов повреждений, и, соответственно, с невозможностью решения этой задачи на стадии проектирования.

Одним из направлений решения данной задачи является создание системы, обеспечивающей поддержание заданного уровня надежности за счет периодической диагностики технического состояния наиболее ответственных объектов эксплуатируемой энергетической установки, т.е. организация и проведение работ по неразрушающему контролю металла оборудования и трубопроводов. На основании текущего состояния исследуемых объектов прогнозируется ситуация в будущем и принимается решение о прекращении или продолжении дальнейшей эксплуатации объектов.

1. СТАТИСТИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ ОЦЕНКИ НАДЕЖНОСТИ СИСТЕМ НЕРАЗРУШАЮЩЕГО КОНТРОЛЯ

Для оценки текущего состояния исследуемых объектов необходимо иметь меру надежности неразрушающего контроля. В качестве такой метрики используется кривая вероятности обнаружения дефектов, известная из литературы как кривая *PoD* (Probability of Detection) [1, 2]. Она описывает

распределение вероятности обнаружения дефектов по их размерам. Эта кривая в действительности может зависеть от множества факторов: возможностей используемой методики и аппаратуры контроля на выбранной чувствительности, местонахождения и геометрии дефекта, свойств материала. Также учитываются и человеческие факторы – усталость персонала, наличие стрессовых ситуаций, сложные условия инспекции.

В качестве экспериментальных данных для построения кривой *PoD* используются данные, полученные в результате проведенного контроля. Их получение может быть выполнено с использованием систем, подобных описанным в [3–5] и материалах Американского сообщества по неразрушающему контролю². Применяемая при этом система контроля может быть использована для обнаружения как реальных дефектов, образующихся при эксплуатации оборудования и трубопроводов энергетической установки, так и искусственно созданных дефектов с заданными размерами. Искусственно созданные дефекты³ должны содержать те же особенности, что и реальные дефекты. Наиболее подходящими являются образцы реальных объектов с реальными полученными при эксплуатации трещинами. Еще одной гранью поставленной задачи является учет типов разрушения – вязкое и хрупкое [6].

Методология аттестационных проверок, как правило, дает лишь качественные заключения о способности системы неразрушающего контроля выявлять дефекты. Большая часть работ дает результаты лишь для усредненных кривых *PoD*, полученных в результате проверок разными лабораториями одного и того же объекта. В качестве примера можно привести результаты межлабораторных

² Bouis J. NDT to evaluate crevice corrosion initiation sites in alloy pipe and tubing. *The NDT Technician*. 2022;21(1). <https://blog.asnt.org/ndt-to-evaluate-crevice-corrosion-initiation-sites-in-alloy-pipe-and-tubing/>. Дата обращения 15.12.2022. / Accessed December 15, 2022.

³ Kanzler D., Müller C., Pitkanen J., Ewert U. Bayesian approach for the evaluation of the reliability of non-destructive testing methods: combination of data from artificial and real defects. *Proceedings: 18th World Conference on Nondestructive Testing WCNDT. Special Issue. e-Journal of Nondestructive Testing (eJNDT)*. 2012;17(7). <http://www.ndt.net/?id=12748>. Дата обращения 15.12.2022. / Accessed December 15, 2022.

¹ Требования к управлению ресурсом оборудования и трубопроводов атомных станций. Основные положения (НП-096-15). [Requirements for equipment and piping time management in nuclear power plants. Basic provisions (NP-096-15).]. <http://www.cntr-nrs.gosnadzor.ru/about/AKTS/НП-096-15.pdf>. Дата обращения 15.12.2022. / Accessed December 15, 2022 (in Russ.).

сличительных испытаний, которые были проведены в 2018–2019 гг. в организациях атомной отрасли по неразрушающим видам контроля⁴. Полученные девятью лабораториями данные не представляется возможным использовать при построении кривых PoD для отдельных лабораторий по причине малого числа измерений для одного размера дефектов. В этом случае была построена усредненная кривая PoD , полученная по результатам всех девяти лабораторий. Такая ситуация является типичной при построении кривых PoD .

Выходной характеристикой применяемой системы контроля является сигнал (пиковое напряжение или амплитуда), который сравнивается с пороговым значением и может быть интерпретирован в зависимости от размера дефекта. Сравнительный анализ между выходным сигналом системы контроля и дефектами известного размера a позволяет получить оценку кривой вероятности обнаружения $PoD(a)$. Оценка $PoD(a)$ может быть найдена по числу реализаций контроля, проведенного исходной системой для заданного размера a_i , как:

$$PoD(a_i) = \frac{n_i}{n}, \quad (1)$$

где $PoD(a_i)$ – вероятность обнаружения дефекта размером a_i ; n_i – число дефектов размером a_i , обнаруженных при контроле; n – общее число дефектов размером a_i в исследуемом образце.

Многократное использование формулы (1) для различных размеров дефектов a_i позволяет получить частоты обнаружения дефектов по размерам.

1.1. Биномиальная модель оценки надежности системы контроля

Предположим, что в заданной генеральной совокупности присутствует доля дефектов заданного размера. Тогда, извлекая из этой совокупности N объектов и подвергая их исследованию с помощью исходной системы контроля, можно надеяться, что с увеличением числа N будут обнаружены все дефекты заданного размера. В этом случае каждый проведенный эксперимент может рассматриваться как независимое испытание, а частота появления события $\omega = n_i/N$ может быть рассчитана по формуле Бернулли [7, 8]:

$$P\left\{\omega = \frac{n_i}{N}\right\} = \frac{N!}{n_i!(N-n_i)!} p^{n_i} (1-p)^{N-n_i}, \quad (2)$$

где p – вероятность обнаружения единичного дефекта.

Нижняя доверительная граница вероятности обнаружения при заданном значении доверительной вероятности и заданном размере выборки может быть получена в результате решения следующего уравнения:

$$P_{SC} = \sup \left\{ p : \sum_{n_i=0}^{N-1} \frac{N!}{n_i!(N-n_i)!} p^{n_i} (1-p)^{N-n_i} \geq 1-\alpha \right\}, \quad (3)$$

где $(1-\alpha)$ – нижняя доверительная граница заданной вероятности; SC – привязка к используемой системе контроля.

Имея решение уравнения (3), можно гарантировать [7], что вероятность обнаружения дефекта заданного размера выше 0.9 с заданным доверительным интервалом, равным 95%, будет обеспечена в том случае, если из 29 заданных дефектов за 29 испытаний будут найдены все 29 дефектов. Также, задавая число проверок и предполагая, что все дефекты при этом будут найдены исследуемой системой контроля, можно определить вероятность обнаружения при заданном доверительном интервале. В результате таких проверок проводится оценка исследуемой системы контроля. При этом, если нижний доверительный интервал для доли обнаруженных трещин превышает заданное значение вероятности обнаружения, то система контроля считается достаточной для проведения работ по контролю и обеспечивает необходимый уровень надежности.

Однако, как указано в работах [9, 10], использование биномиальной модели для оценки надежности системы контроля приводит к серьезным проблемам. Они возникают при получении кривой PoD при изменении размеров дефектов. В этом случае доверительные границы кривой PoD имеют очень неустойчивое поведение и зависят от выбранного метода анализа. Кроме того, для получения кривой PoD для всего диапазона изменения размеров дефектов требуется их большое количество, т.к. объем выборки для одного размера должен быть умножен на число точек, необходимых для построения самой PoD .

1.2. Параметрическая модель Беренса и Хови для кривой вероятности обнаружения PoD

В качестве альтернативы биномиальной модели была предложена параметрическая модель для построения кривой PoD . В работах Беренса

⁴ Аналитический отчет № 532/789-2019. О проведении межлабораторных сличительных испытаний по неразрушающим видам контроля в организациях атомной отрасли по программе П.МСИ.НКСС-533/009-2018. Ч. 2. М.: Росатом, АО «ВНИИИМ»; 2019. [Analytical report No. 532/789-2019 “On conducting interlaboratory comparative non-destructive tests in organizations of the nuclear industry under the program P.MSI.NKSS-533/009-2018,” Part 2. Moscow: ROSATOM, VNIINM; 2019. (in Russ.).]

и Хови [11, 12] использована другая статистическая основа для представления кривой PoD в виде математической функции. Статистическая модель, предложенная Беренсом и Хови [12], основана на представлении выходного сигнала, поступающего от системы контроля, в виде основной составляющей, связанной с изменениями среднего сигнала от одного дефекта к другому, и случайной составляющей, связанной с изменениями сигнала при проверке того же самого дефекта. Отметим, что свойства материала, расположение дефекта и его ориентация относятся к первой основной составляющей и не меняются от одного осмотра к другому. Ко второй составляющей следует отнести человеческий фактор и используемые средства контроля. В свою очередь, средства контроля включают метод контроля, методику и аппаратуру контроля на выбранной чувствительности. Возможный способ повышения достоверности, например, ультразвукового контроля изложен в [12]. Важно отметить, что человеческий фактор имеет субъективный характер и может меняться от многих причин, а средства контроля обладают объективными характеристиками, которые могут быть оценены в виде погрешности используемого метода.

В соответствии с приведенными представлениями Беренс и Хови [13] предложили статистическую модель, согласно которой ответный сигнал системы контроля разбит на отдельные компоненты. Эти компоненты могут быть записаны в виде следующей функциональной связи:

$$\hat{a} = h(a) + \delta + \varepsilon, \quad (4)$$

где $\hat{a}$ – выходной сигнал, поступающий от системы контроля; $h(a)$ – основная составляющая, характеризующая среднее изменение сигнала от размера дефекта; δ – дополнительная составляющая, обусловленная используемыми средствами контроля и определяемая в виде погрешности используемого метода; ε – дополнительная составляющая, обусловленная человеческим фактором.

Следует заметить, что согласно Беренсу и Хови величина $h(a)$ является случайной величиной со своим средним значением, а величины δ и ε – случайные величины с нулевым средним значением.

1.3. Параметрическая модель для кривой вероятности обнаружения PoD , определяемая по результатам статистической обработки тест образцов

Предлагаемая модель в уравнении (4) для построения кривой $PoD(a)$ может быть использована только в том случае, если размеры дефектов и их распределение заранее известны, т.е. сами дефекты

являются искусственно созданными в виде тест-образцов. Эти данные могут быть получены по результатам проводимых испытаний в организациях атомной отрасли по неразрушающим видам контроля [14].

Такой метод построения кривой PoD можно назвать прямым методом. Проведение и организация такого рода испытаний требуют существенных затрат. Данные, полученные по результатам проведенных проверок, являются ограниченными, и поэтому чаще всего приводятся данные только о средней PoD . В этом случае усреднение данных затрудняет их дальнейшее использование для решения практических задач и делает невозможным проведение индивидуальной оценки достоверности, полученной разными лабораториями.

Как отмечено в работе [9], это является большим недостатком, т.к. индивидуальные оценки, полученные разными лабораториями, позволяют выделить более надежные лаборатории и использовать их опыт в дальнейшей работе. С дополнительными сложностями, возникающими при построении PoD -кривых, можно ознакомиться в [15]. Отмеченные недостатки требуют поиска альтернативных методов оценки кривой PoD .

2. СТАТИСТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ ОЦЕНКИ НАДЕЖНОСТИ СИСТЕМ НЕРАЗРУШАЮЩЕГО КОНТРОЛЯ НА ОСНОВЕ РЕШЕНИЯ ОБРАТНЫХ ЗАДАЧ

В качестве альтернативы прямым методам могут быть использованы расчетные методы, основанные на решении обратных задач [16], а также средства компьютерного моделирования⁵.

Для построения кривой PoD используются данные, полученные в результате контроля реальных дефектов при проведении инспекций по контролю металлоконструкций. Существенно важной составляющей является подбор выборки исходных данных [18, 19].

Пусть для рассматриваемой конструкции, находящейся в эксплуатации в течение времени t , были обнаружены дефекты разных размеров a_i . Формируя для полученной выборки частотную характеристику дефектов по размерам (рис. 1), можно сопоставить ей плотность распределения обнаруженных дефектов – $p_j(a)$. В качестве размера дефекта a_i должен быть выбран размерный масштаб – глубина, длина, площадь сечения дефекта. Из-за несовершенства используемой

⁵ Genc K. Simulating reality: Going beyond counting pores and cracks in additive-manufactured parts. *FOCUS The NDT Technician*. 2020;19(2). 3 p. https://www.asnt.org/-/media/Files/Publications/TNT/TNT_19-2.pdf?la=en. Дата обращения 15.12.2022. / Accessed December 15, 2022.

системы контроля часть дефектов оказывается необнаруженной. Степень несовершенства системы измерения, как было показано выше, характеризуется кривой обнаружения $PoD_{SC}(a)$, где нижний индекс «SC» относится к конкретной системе контроля.

Совокупность обнаруженных и необнаруженных дефектов образует исходное случайное распределение дефектов по их размерам. Назовем это распределение действительным распределением плотности дефектов и обозначим $p_a(a)$.

В соответствии с введенными определениями запишем следующее соотношение для плотности обнаруженных дефектов:

$$p_f(a) = \frac{p_a(a)PoD_{SC}(a)}{\int_{a_0}^S p_a(a)PoD_{SC}(a)da}, \quad (5)$$

где $p_f(a)$ – распределение плотности обнаруженных дефектов с помощью исходной системы контроля; $p_a(a)$ – действительное распределение плотности дефектов в исследуемом объекте; $PoD_{SC}(a)$ – кривая вероятности обнаружения дефектов для исходной системы контроля SC; S – максимальный размер дефекта, который может находиться в исследуемом объекте; a_0 – чувствительность исходной системы контроля (минимальный размер дефекта, обнаруживаемый исходной системой); a – размерный масштаб дефекта.

Рассматривая соотношение (5), можно поставить задачу по нахождению функций $p_a(a)$ и $PoD_{SC}(a)$ по известной функции распределения $p_f(a)$. Такая задача относится к обратным [19–21]. Для ее решения необходима конкретизация вида функций $p_a(a)$ и $PoD_{SC}(a)$.

Функция распределения действительных размеров дефектов теоретически должна иметь экспоненциальный характер, поскольку с уменьшением размерного масштаба число дефектов растет. Учитывая данное предположение, запишем плотность распределения действительных дефектов в виде следующего соотношения:

$$p_a(a) = \frac{\exp(-\lambda a)}{\int_{a_0}^S \exp(-\lambda a)da}, \quad (6)$$

где λ – параметр действительного распределения дефектов.

При выборе функции $PoD_{SC}(a)$ была выбрана такая форма, которая имеет небольшое число параметров, но учитывала бы особенности статистической модели (4), предложенные Беренсом и Хови. С учетом этих требований была использована форма:

$$PoD_{SC}(a) = 1 - \exp(-r(a - a_0)), \quad (7)$$

где r – коэффициент достоверности исходной системы контроля.

Следует заметить, что коэффициент достоверности r , использованный в (7), включает как основную составляющую изменения функции $PoD_{SC}(a)$ от размера дефекта, так и дополнительную составляющую, обусловленную человеческим фактором [22], которая определяется по результатам статистической обработки исходной выборки. То же самое следует сказать и относительно параметра a_0 .

Подставляя приведенные формулы (6) и (7) в соотношение (5), получим:

$$p_f(a) = \frac{\exp(-a/\lambda)[1 - \exp(-r(a - a_0))]}{\int_{a_0}^S \exp(-a/\lambda)[1 - \exp(-r(a - a_0))]da}. \quad (8)$$

Из (8) следует, что при известном распределении $p_f(a)$ необходимо найти три параметра: параметр распределения λ , коэффициент достоверности r и a_0 – чувствительность исходной системы контроля. С построением PoD -кривой по нескольким независимым переменным можно ознакомиться в [23].

2.1. Алгоритм расчета

Отметим важную особенность функции $p_f(a)$. Поскольку данная функция определяется как произведение функций $p_a(a)$ и $PoD_{SC}(a)$, причем $p_a(a)$ является монотонно убывающей функцией, а $PoD_{SC}(a)$ – монотонно возрастающей, то логично положить, что функция $p_f(a)$ должна иметь максимум. Координата максимального значения должна быть связана с параметрами функций $p_a(a)$ и $PoD_{SC}(a)$. Проведя несложные вычисления, можем записать значение абсциссы точки максимума в виде:

$$a_{\max} = a_0 - \frac{\ln\left(1 + \frac{r}{\lambda}\right)}{r}. \quad (9)$$

Если подставить в (8), значение $a_{\max}$, то получим ординату точки максимума:

$$p_f(a_{\max}) = y_{\max}. \quad (10)$$

Эти координаты $(a_{\max}, y_{\max})$ могут быть определены из экспериментально полученного распределения плотности обнаруженных дефектов (рис. 1).

Также отметим еще одну особенность выбранных функций. Если подставить в (6) значение $a_{\max}$, то получим почти ту же самую ординату точки максимума, что получилась для формулы (10), т.е.:

$$p_a(a_{\max}) = y_{\max}. \quad (11)$$

Точное совпадение значений ординат для формул (10) и (11) будет иметь место в том случае, если пределы интегрирования в используемых выражениях имеют значения от 0 до ∞ . Следует заметить, что разница значений $y_{\max}$, рассчитанных по формулам (10) и (11), зависит от величины a_0 и выбранной величины S – максимального размера дефекта в исследуемой области. Для $S > 20$ мм относительная погрешность разности этих значений не превышает величины 10^{-4} .

По сути, это означает, что функция распределения плотности вероятности $p_a(a)$ проходит через точку максимума функции распределения обнаруженных дефектов $p_f(a)$. Используя это свойство, можно записать следующее нелинейное уравнение относительно неизвестных параметров a_0 и λ :

$$F(a_0, \lambda) = y_{\max} - \frac{\exp(-\lambda a_{\max})}{\int_{a_0}^S \exp(-\lambda a) da} = 0. \quad (12)$$

Неизвестный параметр a_0 может быть найден из экспериментально полученного распределения плотности обнаруженных дефектов как результат пересечения кривой распределения обнаруженных дефектов с осью абсцисс. Зная полученное значение a_0 и используя уравнение (12), можно найти и второй неизвестный параметр λ , рассматривая нелинейное уравнение (12) относительно только одного параметра λ .

Для нахождения параметра r использовался метод последовательных приближений. Задавая серию значений параметра r , вычислим для каждого величину параметра λ следующим образом. Разобьем исходную область размером (a_0, S) на n интервалов. Выбор числа интервалов и их размеров определяется на основе предварительного анализа исходной выборки. Согласно (6), запишем вероятность нахождения действительных дефектов размером от a до b на интервале (a, b) :

$$p_a(a, b) = \frac{\int_a^b \exp(-a/\lambda) da}{\int_{a_0}^S \exp(-a/\lambda) da}. \quad (13)$$

Если известно общее число действительных дефектов для всей области $N_{a\Sigma}$, то число действительных дефектов N_a^i для i -го интервала составит:

$$N_a^i = p_a(a_i, a_{i+1}) N_{a\Sigma}. \quad (14)$$

Если известно число обнаруженных дефектов для каждого интервала N_f^i , то общее число действительных дефектов может быть найдено из соотношения:

$$N_{a\Sigma} = \sum_{i=1}^n N_f^i \frac{1}{1 - \exp\left(-r \left(\frac{a_i + a_{i+1}}{2} - a_0\right)\right)}. \quad (15)$$

Таким образом, задавая величину r и используя соотношение (15), найдем значение $N_{a\Sigma}$. Затем, используя формулу (14), определим число действительных дефектов для каждого i -го интервала – N_a^i . Далее, используя метод линейной регрессии, по известным значениям N_a^i , найдем параметр $\lambda(r)$.

Максимально приближенное значение параметра $\lambda(r)$ к параметру λ , найденному из уравнения (12), и даст исходное значение параметра r .

2.2. Тестовые расчеты

С целью проверки правильности предложенной выше расчетной методики были проведены тестовые расчеты на моделях. Моделирование данных в рассматриваемом случае имеет важное преимущество, поскольку результаты расчетов могут быть сопоставлены с известным поведением генеральной совокупности, что невозможно сделать, сопоставляя только данные лабораторных исследований. Отдельные вопросы качества процедуры восстановления освещены в [24, 25].

В качестве исходных данных рассмотрим заданную конструкцию, в которой находятся действительные дефекты, имеющие следующие характеристики: общее число действительных дефектов $N_{a\Sigma}$; распределение действительных дефектов по размерам (предполагаем, что оно имеет показательный закон распределения с известным параметром λ). Для оценки текущего состояния конструкции используется система неразрушающего контроля с известной $PoD(a)$, имеющая заданную форму (7), с известными характеристиками: r – коэффициентом достоверности и a_0 – чувствительностью исходной системы контроля. При проведении контроля были обнаружены дефекты $N_{f\Sigma}$ разных размеров, которые могут быть отсортированы по размерам. Полученная таким образом совокупность обнаруженных дефектов $N_{f\Sigma}$ является исходной выборкой, которая

обрабатывалась согласно предложенной методике. Полученные значения сопоставлялись с исходными данными. С целью исследования влияния сочетания значений исходных параметров на восстанавливаемые характеристики исходные данные были сгруппированы для девяти серий расчетов, приведенных в табл. 1. Для всех выбранных расчетных серий общее число действительных дефектов было принято равным $N_{a\Sigma} = 1000$. Толщина стенки трубопровода была выбрана $S = 20$ мм.

Таблица 1. Исходные данные моделирования

Серия расчетов, №	Параметр a_0 , мм	Параметр λ , мм ⁻¹	Параметр r , мм ⁻¹
1	0.5	0.2	0.1
2	0.5	0.2	0.5
3	0.5	0.2	1.0
4	0.5	0.5	0.1
5	0.5	0.5	0.5
6	0.5	0.5	1.0
7	0.5	1.0	0.1
8	0.5	1.0	0.5
9	0.5	1.0	1.0

2.2.1. Определение параметра a_0

Параметр a_0 определялся в результате нахождения точки пересечения кривой плотности обнаруженных дефектов с осью абсцисс. При этом кривая плотности обнаруженных дефектов была аппроксимирована параболой, построенной по двум точкам, включая максимальное значение для исходной плотности обнаруженных дефектов. В качестве примера расчета были выбраны следующие исходные параметры четвертой серии: $\lambda = 0.5$ мм⁻¹; $r = 0.1$ мм⁻¹; $a_0 = 0.5$ мм.

Исходные параметры были использованы для построения кривой плотности действительных дефектов в соответствии с (6). Задавая число интервалов разбиения исходной области (при $n = 27$), определяем число действительных дефектов, находящихся в границах полученных интервалов, используя (14). Зная число действительных дефектов для полученных интервалов, вычислим число обнаруженных дефектов для каждого интервала, используя зависимость:

$$N_f^i = N_d^i \int_{a_i}^{a_{i+1}} (1 - \exp(-r(a - a_0))) da. \quad (16)$$

Округляя число N_f^i до целого значения, получим исходную выборку обнаруженных дефектов, сгруппированных по их размерам. Следует заметить, что округление полученных значений для обнаруженных дефектов может быть сделано по недостатку (отбрасывание дробной части целого числа) и по избытку (увеличение целого числа на единицу, если дробная часть больше 0.5), что приводит к двум различным частотным распределениям (красные и синие столбцы на рис. 1).

Для полученного распределения выберем две точки (первую и третью), включая точку с максимальным значением плотности, и проведем через них параболу. Точка пересечения параболы с осью абсцисс даст значение параметра a_0 (рис. 2). Заметим, что вычислить значение параметра a_0 можно для двух вариантов: по недостатку $a_0^- = 0.365$ и по избытку $a_0^+ = 0.309$. Среднее значение для параметра a_0 составит $a_0^s = 0.337$. Исходное значение для $a_0 = 0.5$ мм. Погрешность вычисления параметра a_0 составит $\delta a_0 = 0.326$ или 32.6%.

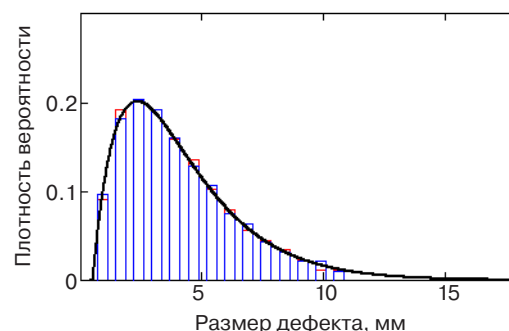


Рис. 1. Распределение обнаруженных дефектов по размерам (все серии)

Аналогично могут быть вычислены значения параметра a_0 для других исходных значений параметров: λ и r . Результаты таких расчетов приведены в табл. 2.

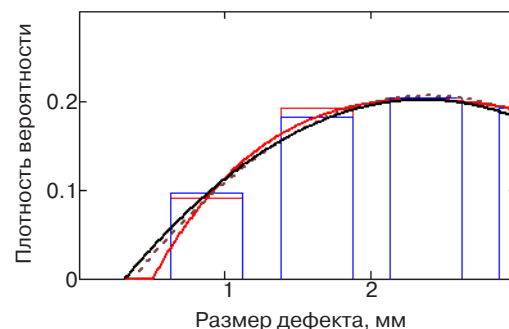


Рис. 2. Определение параметра a_0 для двух вариантов с округлением частотных характеристик по недостатку и по избытку

Таблица 2. Результаты восстановления параметра a_0^s

Исходные значения λ	Коэффициент достоверности	Восстановленное значение a_0^s	Погрешность, δa_0 , %
$\lambda = 0.2$	$r = 0.1$	0.189	62.2
	$r = 0.5$	0.303	39.4
	$r = 1.0$	0.321	35.8
$\lambda = 0.5$	$r = 0.1$	0.337	32.6
	$r = 0.5$	0.402	19.6
	$r = 1.0$	0.424	15.2
$\lambda = 1.0$	$r = 0.1$	0.468	6.4
	$r = 0.5$	0.460	8.0
	$r = 1.0$	0.446	10.0

2.2.2. Определение $\tilde{\lambda}$ – вычисленного (восстановленного) значения параметра λ

Для определения параметра $\tilde{\lambda}$ было использовано уравнение (12). Используя исходную выборку дефектов (рис. 1), находим для нее координаты максимальной точки. Зная эти координаты и используя значение параметра a_0^s из табл. 2, решаем нелинейное уравнение (12) относительно $\tilde{\lambda}$. В результате получаем искомый параметр $\tilde{\lambda}$. Результаты этих расчетов приведены в табл. 3.

Таблица 3. Результаты восстановления параметра $\tilde{\lambda}$

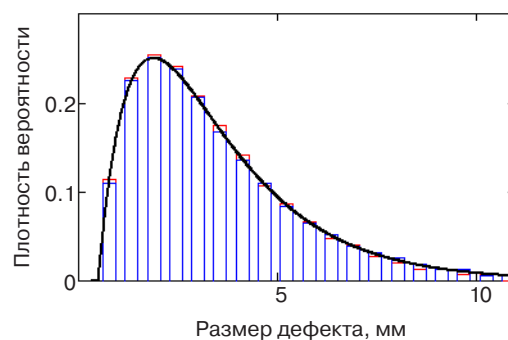
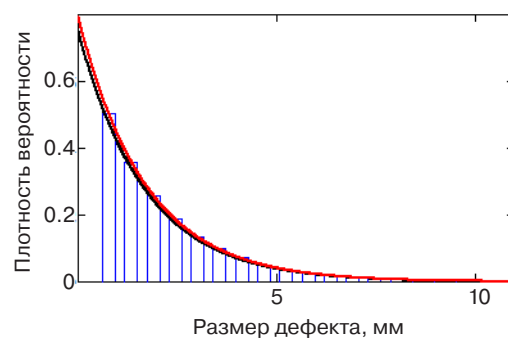
Исходные значения λ	Коэффициент достоверности	Восстановленное значение $\tilde{\lambda}$	Погрешность $\delta \tilde{\lambda}$, %
$\lambda = 0.2$	$r = 0.1$	0.199	0.5
	$r = 0.5$	0.232	16.0
	$r = 1.0$	0.235	12.5
$\lambda = 0.5$	$r = 0.1$	0.529	5.8
	$r = 0.5$	0.594	18.8
	$r = 1.0$	0.574	14.8
$\lambda = 1.0$	$r = 0.1$	0.969	6.4
	$r = 0.5$	1.084	8.4
	$r = 1.0$	1.075	7.5

Примечание: $\delta \tilde{\lambda}$ – относительная погрешность вычисленного значения параметра $\tilde{\lambda}$

2.2.3. Определение параметра r

Рассмотрим пример расчета искомого параметра r для указанных выше исходных значений пятой серии: $\lambda = 0.5 \text{ мм}^{-1}$; $r = 0.5 \text{ мм}^{-1}$; $a_0 = 0.5 \text{ мм}^{-1}$. Заданное число интервалов разбиения исходной области $n = 36$. Построенная частотная характеристика обнаруженных

дефектов для данной серии приведена на рис. 3. Задавая различные значения параметра r , для исходного частотного распределения обнаруженных дефектов были получены соответствующие им распределения действительных дефектов. Одно из полученных распределений действительных дефектов приведено на рис. 4. Результаты действительного распределения обрабатывались методом линейной регрессии, и вычислялись значения параметра λ для заданного значения r . Результаты таких расчетов для пятой серии приведены в табл. 4. Сопоставляя полученные результаты с восстановленным ранее для заданной серии параметром $\tilde{\lambda}$, равным 0.594, находим близкое соответствующее ему значение, равное 0.579, принимаем значение параметра r , равное 0.27. Заметим, что исходное значение параметра r составило 0.5, т.е. погрешность восстановления данного параметра – 46%.

**Рис. 3.** Распределение частоты и плотности обнаруженных дефектов по размерам для пятой серии**Рис. 4.** Распределение частоты и плотности действительных дефектов по размерам для пятой серии

Черная линия на рис. 4 построена по формуле (6) для вычисленных параметров пятой серии ($a_0 = 0.402$ из табл. 2, $\lambda = 0.594$ из табл. 3). Красная линия построена в результате приближения по формуле (17), полученной из линейной регрессии действительного распределения при $r = 0.27$:

$$p_a^{\text{exp}}(a) = \exp(-0.226 - 0.593a). \quad (17)$$

Таблица 4. Результаты восстановления параметра $\tilde{\lambda}$ при различных значениях коэффициента достоверности

Серия, №	Задаваемый параметр r , мм ⁻¹	Восстановленный параметр $\tilde{\lambda}$, мм ⁻¹	Степень приближения восстановленного параметра $\tilde{\lambda}$ к образцовому $\lambda_0 = 0.594$, $\Delta\lambda = \left \frac{\lambda_0 - \tilde{\lambda}}{\lambda_0} \right $
1	0.25	0.601	0.012
2	0.26	0.595	$1.7 \cdot 10^{-3}$
3	0.27	0.593	$1.684 \cdot 10^{-3}$
4	0.28	0.588	0.010
5	0.29	0.585	0.015
6	0.30	0.579	0.025
7	0.33	0.568	0.044
8	0.35	0.560	0.057
9	0.4	0.541	0.089
10	0.5	0.502	0.155

Аналогично были восстановлены значения параметра r и вычислены погрешности для остальных расчетных серий. Итоги вычислений приведены в табл. 5.

Таблица 5. Результаты восстановления коэффициента достоверности $\tilde{r}$

Исходные значения параметра λ	Коэффициент достоверности	Значение параметра, $\tilde{r}$	Погрешность, $\delta\tilde{r}$, %
$\lambda = 0.2$	$r = 0.1$	0.095	5.0
	$r = 0.5$	0.4	20.0
	$r = 1.0$	0.9	10.0
$\lambda = 0.5$	$r = 0.1$	0.05	50.0
	$r = 0.5$	0.3	40.0
	$r = 1.0$	0.7	30.0
$\lambda = 1.0$	$r = 0.1$	0.08	20.0
	$r = 0.5$	0.55	10.0
	$r = 1.0$	0.80	20.0

Более подробно с особенностями реализации описанного алгоритма можно познакомиться в [26].

3. АНАЛИЗ ПОЛУЧЕННЫХ РЕЗУЛЬТАТОВ

Сопоставление полученных результатов моделирования и заданных исходных значений параметров позволяет сделать следующие выводы.

При восстановлении параметра a_0 наибольшее значение погрешности было получено для расчетных серий с исходным значением $\lambda = 0.2$ (максимальная погрешность δa_0 составила 62.2% при значении параметра $r = 0.1$). С увеличением значения параметра r при значениях $r = 0.5$ и $r = 1.0$ погрешность уменьшается до значений 39.4% и 35.8%, соответственно. С увеличением параметра λ при значениях $\lambda = 0.5$ и $\lambda = 1.0$ погрешность δa_0 уменьшается – минимальное значение для $\lambda = 0.5$ составило 15.2% при $r = 1.0$; и минимальное значение для $\lambda = 1.0$ составило 6.4% при $r = 0.1$. Диапазон изменения значений погрешностей составил 6.4–62.2%.

При восстановлении параметра λ погрешность для всех расчетных серий не превысила значения 18.8%. Диапазон изменения значений погрешности составил 0.5–18.8%.

При восстановлении параметра r максимальная погрешность составила 50% при значении исходных параметров $\lambda = 0.5$; $r = 0.1$. Минимальная погрешность составила 5% при значении исходных параметров $\lambda = 0.2$; $r = 0.1$. Диапазон изменения значений погрешностей составил 5–50%.

Полученные результаты численного моделирования показали принципиальную возможность использования разработанной методики для определения как кривой обнаружения дефектов, так и вероятностного распределения действительных дефектов по результатам проводимого контроля.

4. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Проведенная работа позволила обнаружить следующие особенности предлагаемой методики:

1. Восстановление вероятностного распределения действительных дефектов основано на статистической обработке лишь той доли экспериментальных значений исходной выборки, которая определяет ее экстремальное значение.
2. Полученное экстремальное значение исходной выборки дает возможность непосредственно определить параметр действительного распределения дефектов λ , решая нелинейное уравнение.
3. При восстановлении кривой достоверности (определение параметра r) используется вся совокупность значений исходной выборки. При этом решается обратная задача. Согласно [16–18], данная задача относится к классу задач интерпретации данных наблюдений или диагностики.

Разработанная методика дает возможность использовать результаты, полученные по контролю металла, как для анализа текущего состояния оборудования и трубопроводов, так и прогнозирования их дальнейшего поведения, с большей уверенностью, чем применяемые в настоящий момент методики. Это вызвано в первую очередь тем, что

данная методика позволяет определить оценку надежности (кривую вероятности обнаружения *PoD*) для индивидуальных исполнителей непосредственно по результатам проведенных экспериментальных проверок. Индивидуальная оценка эффективности контроля, проводимого лабораторией, позволяет выявить как плохих, так и хороших исполнителей. Усреднение же результатов при построении *PoD* такую возможность исключает.

Следует заметить, что разработанная методика не заменяет существующие на настоящий момент методы аттестационных проверок, а рассматривается лишь как дополнение к ним.

Важным направлением разработанной методики является использование ее при анализе больших массивов данных, полученных в результате проводимых работ по контролю металла на энергоблоках. В этом случае могут быть сформированы группы дефектов в зависимости от различных факторов, среди которых типы конструктивных элементов, режимы эксплуатации, используемые материалы (нержавеющая сталь, черная сталь, композитные сварные

соединения), используемые системы контроля, а также качество работ, выполняемых разными бригадами дефектоскопистов.

Вклад авторов

А.Е. Александров – сбор результатов натурных измерений, разработка математической модели, общая координация работы.

А.П. Титов – разработка математической модели.

С.П. Борисов и **С.С. Быковский** – построение независимых программных реализаций математической модели.

И.В. Степанова и **Л.В. Бунина** – тестирование и верификация программной модели, непосредственное моделирование.

Authors' contributions

A.E. Alexandrov – collecting the results of field measurements, developing a mathematical model, general coordination of the work.

A.P. Titov – developing a mathematical model.

S.P. Borisov and **S.S. Bikovsky** – design of independent software implementations of a mathematical model.

I.V. Stepanova and **L.V. Bunina** – testing and verification of the software model, direct modeling.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Berens A.P. *Probability of Detection (PoD) Analysis for the Advanced Retirement for Cause (RFC). Engine Structural Integrity Program (ENSIP) Nondestructive Evaluation (NDE) System Development*. V. 1. *PoD Analysis. Technical Report*. Dayton: University of Dayton, Research Institute; 2000. 88 p.
2. Berens A.P. NDE reliability data analysis. In: *ASM Metals Handbook*. V. 17. *Non-Destructive Evaluation and Quality Control: Qualitative Non-Destructive Evaluation*. 1989;17:689–701.
3. Subair S.M., Balasubramaniam K., Rajagopala P., Kumar A., Rao B.P., Jayakumar T. Finite element simulations to predict probability of detection (PoD) curves for ultrasonic inspection of nuclear components. *Procedia Engineering: 1st International Conference on Structural Integrity*. 2014;86:461–468. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2014.11.059>
4. Филинов В.В., Микаева С.А., Родюков М.С., Филинова А.В. Разработка средств неразрушающего контроля изделий из ферромагнитных сталей на основе использования магнитных шумов. *Russ. Technol. J.* 2017;5(3): 114–123. <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2017-5-3-114-123>
5. Link R., Riess N. *Non-Destructive Material Testing: Surface Crack Detection*. V. 1. Hamburg: Helling GmbH; 2014.
6. Александров А.Е., Аждер Т.Б., Степанова И.В. Вероятностная модель расчета трубопроводов по механизму вязкого и хрупкого разрушения. *Информационные технологии*. 2020;26(8):443–450. <https://doi.org/10.17587/it.26.443-450>

REFERENCES

1. Berens A.P. *Probability of Detection (PoD) Analysis for the Advanced Retirement for Cause (RFC). Engine Structural Integrity Program (ENSIP) Nondestructive Evaluation (NDE) System Development*. V. 1. *PoD Analysis. Technical Report*. Dayton: University of Dayton, Research Institute; 2000. 88 p.
2. Berens A.P. NDE reliability data analysis. In: *ASM Metals Handbook*. V. 17. *Non-Destructive Evaluation and Quality Control: Qualitative Non-Destructive Evaluation*. 1989;17:689–701.
3. Subair S.M., Balasubramaniam K., Rajagopala P., Kumar A., Rao B.P., Jayakumar T. Finite element simulations to predict probability of detection (PoD) curves for ultrasonic inspection of nuclear components. *Procedia Engineering: 1st International Conference on Structural Integrity*. 2014;86:461–468. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2014.11.059>
4. Filinov V.V., Mikaeva S.A., Rodyukov M.S., Filinova A.V. Modern architecture board information and control systems of heavy vehicles. *Russ. Technol. J.* 2017;5(3):114–123 (in Russ.). <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2017-5-3-114-123>
5. Link R., Riess N. *Non-Destructive Material Testing: Surface Crack Detection*. V. 1. Hamburg: Helling GmbH; 2014.
6. Aleksandrov A.E., Azhder T.B., Stepanova I.V. A probabilistic model for calculating pipelines by the mechanism of ductile and brittle fracture. *Informatsionnye Tekhnologii = Information Technologies*. 2020;26(8): 443–450 (in Russ.). <https://doi.org/10.17587/it.26.443-450>

7. Casella G., Berger R. *Statistical inference*. 2nd ed. Duxbury Press; 2007. 650 p.
8. Kutner M.H., Nachtsheim C.I., Neter J., Li W. *Applied Linear Statistical Models*. 5th ed. New York: McGraw-Hill/Irwin; 2005. 1396 p.
9. Gandossi L., Annis C. *Probability of Detection Curves: Statistical Best-Practices. ENIQ report*. No. 41. Luxembourg: Publications Office of the European Union; 2010. 72 p.
10. Schneider C.R.A., Rudlin J.R. Review of statistical methods used in quantifying NDT reliability. *Insight – Non-Destructive Testing and Condition Monitoring*. 2004;46(2):77–79. <https://doi.org/10.1784/insi.46.2.77.55549>
11. Berens A.P., Hovey P.W. *Evaluation of NDE reliability characterization. AFWAL-TR-81-4160*. V. 1. Dayton: Air Force Wright-Aeronautical Laboratories, Wright-Patterson Air Force Base; 1981.
12. Alain S., Badeau N. Using passive-axis focusing wedges to decrease inspection reject rates. *FOCUS The NDT Technician*. 2021;20(3). 5 p. URL: <https://ndtlibrary.asnt.org/2021/UsingPassiveAxisFocusingWedgestoDecreaseInspectionRejectRates> (дата обращения 15.12.2022).
13. Berens A.P., Hovey P.W. *Flaw detection reliability criteria*. V. 1. *Methods and results. AD-A142 001. Final technical report*. Dayton: University of Dayton, Research Institute; 1984. 175 p. URL: https://archive.org/details/DTIC_ADA142001
14. Гетман А.Ф., Козин Ю.Н. *Неразрушающий контроль и безопасность эксплуатации сосудов и трубопроводов давления*. М.: Энергоатомиздат; 1997. 288 с. ISBN 5-283-03151-9
15. Annis C., Aldrin J.C., Sabbagh H.A. What is missing in nondestructive testing capability evaluation? *Mater. Eval*. 2015;73(1):1–11.
16. Александров А.Е. Оценка достоверности результатов контроля металла на основе альтернативного метода. *Информационные технологии*. 2018;8(24):529–537. <https://doi.org/10.17587/it.24.529-537>
17. Montgomery D.C. *Design and Analysis of Experiments*. 10th ed. Wiley; 2020. 688 p. ISBN 978-1-119-72210-6
18. Annis C., Gandossi L., Martin O. Optimal sample size for probability of detection curves. *Nucl. Eng. Des.* 2013; 262:98–105. <https://doi.org/10.1016/j.nucengdes.2013.03.059>
19. Тихонов А.Н., Кальнер В.Д., Гласко В.Б. *Математическое моделирование и метод обратных задач в машиностроении*. М.: Машиностроение; 1990. 264 с.
20. Aldrin J.C., Shell E.B., Oneida E.K., Sabbagh H.A., Sabbagh E., Murphy R.K., Mazdiyasni S., Lindgren E.A. Model-based inverse methods for sizing surface-breaking discontinuities with eddy current probe variability. *AIP Conference Proceedings*. 2016;1706(1):090002_1-090002_10. <https://doi.org/10.1063/1.4940539>
21. Aldrin J.C., Oneida E.K., Shell E.B., Sabbagh H.A., Sabbagh E., Murphy R.K., Mazdiyasni S., Lindgren E.A., Mooers R.D. Model-based probe state estimation and crack inverse methods addressing eddy current probe variability. *AIP Conference Proceedings*. 2017;1806(1):110013_1-110013_11. <https://doi.org/10.1063/1.4974691>
7. Casella G., Berger R. *Statistical inference*. 2nd ed. Duxbury Press; 2007. 650 p.
8. Kutner M.H., Nachtsheim C.I., Neter J., Li W. *Applied Linear Statistical Models*. 5th ed. New York: McGraw-Hill/Irwin; 2005. 1396 p.
9. Gandossi L., Annis C. *Probability of Detection Curves: Statistical Best-Practices. ENIQ report*. No. 41. Luxembourg: Publications Office of the European Union; 2010. 72 p.
10. Schneider C.R.A., Rudlin J.R. Review of statistical methods used in quantifying NDT reliability. *Insight – Non-Destructive Testing and Condition Monitoring*. 2004;46(2):77–79. <https://doi.org/10.1784/insi.46.2.77.55549>
11. Berens A.P., Hovey P.W. *Evaluation of NDE reliability characterization. AFWAL-TR-81-4160*. V. 1. Dayton: Air Force Wright-Aeronautical Laboratories, Wright-Patterson Air Force Base; 1981.
12. Alain S., Badeau N. Using passive-axis focusing wedges to decrease inspection reject rates. *FOCUS The NDT Technician*. 2021;20(3):1–5. Available from URL: <https://ndtlibrary.asnt.org/2021/UsingPassiveAxisFocusingWedgestoDecreaseInspectionRejectRates> (accessed December 15, 2022).
13. Berens A.P., Hovey P.W. *Flaw detection reliability criteria*. V. 1. *Methods and results. AD-A142 001. Final technical report*. Dayton: University of Dayton, Research Institute; 1984. 175 p. Available from URL: https://archive.org/details/DTIC_ADA142001
14. Getman A.F., Kozin Yu.N. *Nerazrushayushchii kontrol' i bezopasnost' ekspluatatsii sosudov i truboprovodov davleniya (Non-Destructive Testing and Safety of Operation of Pressure Vessels and Pipelines)*. Moscow: Energoatomizdat; 1997. 288 p. (in Russ.). ISBN 5-283-03151-9
15. Annis C., Aldrin J.C., Sabbagh H.A. What is missing in nondestructive testing capability evaluation? *Mater. Eval*. 2015;73(1):1–11.
16. Aleksandrov A.E. Evaluation of the reliability of metal testing results based on an alternative algorithm. *Informatsionnye Tekhnologii = Information Technologies*. 2018;8(24):529–537 (in Russ.). <https://doi.org/10.17587/it.24.529-537>
17. Montgomery D.C. *Design and Analysis of Experiments*. 10th ed. Wiley; 2020. 688 p. ISBN 978-1-119-72210-6
18. Annis C., Gandossi L., Martin O. Optimal sample size for probability of detection curves. *Nucl. Eng. Des.* 2013;262:98–105. <https://doi.org/10.1016/j.nucengdes.2013.03.059>
19. Tikhonov A.N., Kal'ner V.D., Glasko V.B. *Matematicheskoe modelirovanie i metod obratnykh zadach v mashinostroenii (Mathematical Modeling and Method of Inverse Problems in Mechanical Engineering)*. Moscow: Mashinostroenie; 1990. 264 p. (in Russ.).
20. Aldrin J.C., Shell E.B., Oneida E.K., Sabbagh H.A., Sabbagh E., Murphy R.K., Mazdiyasni S., Lindgren E.A. Model-based inverse methods for sizing surface-breaking discontinuities with eddy current probe variability. *AIP Conference Proceedings*. 2016;1706(1):090002_1-090002_10. <https://doi.org/10.1063/1.4940539>

22. Bertovic M., Given J., Rentala V.M., Lehleitner J., Kanzler D., Heckel T., Tkachenko V. Human factors in der POD – ist das möglich? *e-Journal of Nondestructive Testing (eJNDT): DGZfP-Jahrestagung*. 2022;7. 15 p. (in Deutsch). URL: <https://www.ndt.net/article/dgzfp2022/papers/mo.3.b.3.pdf>
23. Yusa N., Knopp J.S. Evaluation of probability of detection (POD) studies with multiple explanatory variables. *J. Nucl. Sci. Technol.* 2015;53(4):574–579. <https://doi.org/10.1080/00223131.2015.1064332>
24. Schneider C.R.A., Sanderson R.M., Carpentier C., Zhao L., Nageswaran C. Estimation of probability of detection curves based on theoretical simulation of the inspection process. *Annual Br. Conf. on NDT*. 2012. 12 p. URL: https://www.bindt.org/downloads/NDT2012_5C1.pdf
25. Aldrin J.C., Annis C., Sabbagh H.A., Knopp J.S., Lindgren E.A. Assessing the reliability of nondestructive evaluation methods for damage characterization. *AIP Conference Proceedings*. 2014;1581(1):2071–2078. <https://doi.org/10.1063/1.4865078>
26. Alexandrov A.E., Azhder T.B., Bunina L.V., Bikovsky S.S., Titov A.P. Computer program for calculating pipelines destruction probability. In: Silhavy R., Silhavy P., Prokopova Z. (Eds.). *Proceedings of the Computational Methods in Systems and Software. CoMeSySo: Data Science and Intelligent Systems. Ser. Lecture Notes in Networks and Systems*. 2021. V. 231. P. 718–733. https://doi.org/10.1007/978-3-030-90321-3_59
21. Aldrin J.C., Oneida E.K., Shell E.B., Sabbagh H.A., Sabbagh E., Murphy R.K., Mazdiyasni S., Lindgren E.A., Mooers R.D. Model-based probe state estimation and crack inverse methods addressing eddy current probe variability. *AIP Conference Proceedings*. 2017;1806(1):110013_1–110013_11. <https://doi.org/10.1063/1.4974691>
22. Bertovic M., Given J., Rentala V.M., Lehleitner J., Kanzler D., Heckel T., Tkachenko V. Human Factors in der POD – ist das möglich? *e-Journal of Nondestructive Testing (eJNDT)*. Available from URL: <https://www.ndt.net/article/dgzfp2022/papers/mo.3.b.3.pdf>
23. Yusa N., Knopp J.S. Evaluation of probability of detection (POD) studies with multiple explanatory variables. *J. Nucl. Sci. Technol.* 2015;53(4):574–579. <https://doi.org/10.1080/00223131.2015.1064332>
24. Schneider C.R.A., Sanderson R.M., Carpentier C., Zhao L., Nageswaran C. Estimation of probability of detection curves based on theoretical simulation of the inspection process. *Annual Br. Conf. on NDT*. 2012. 12 p. Available from URL: https://www.bindt.org/downloads/NDT2012_5C1.pdf
25. Aldrin J.C., Annis C., Sabbagh H.A., Knopp J.S., Lindgren E.A. assessing the reliability of nondestructive evaluation methods for damage characterization. *AIP Conference Proceedings*. 2014;1581(1):2071–2078. <https://doi.org/10.1063/1.4865078>
26. Alexandrov A.E., Azhder T.B., Bunina L.V., Bikovsky S.S., Titov A.P. Computer program for calculating pipelines destruction probability. In: Silhavy R., Silhavy P., Prokopova Z. (Eds.). *Proceedings of the Computational Methods in Systems and Software. CoMeSySo: Data Science and Intelligent Systems. Ser. Lecture Notes in Networks and Systems*. 2021. V. 231. P. 718–733. https://doi.org/10.1007/978-3-030-90321-3_59

Об авторах

Александров Александр Евгеньевич, д.т.н. профессор, кафедра «Аппаратное, программное и математическое обеспечение вычислительных систем» Института кибербезопасности и цифровых технологий ФГБОУ ВО «МИРЭА – Российский технологический университет» (107996, Россия, Москва, ул. Стромынка, д. 20). E-mail: femsystem@yandex.ru. Scopus Author ID 57364491800, SPIN-код РИНЦ 6121-3825, <https://orcid.org/0000-0002-6104-6227>

Борисов Сергей Петрович, старший преподаватель, кафедра «Аппаратное, программное и математическое обеспечение вычислительных систем» Института кибербезопасности и цифровых технологий ФГБОУ ВО «МИРЭА – Российский технологический университет» (107996, Россия, Москва, ул. Стромынка, д. 20). E-mail: bsp345@gmail.com. SPIN-код РИНЦ 4045-6550, <https://orcid.org/0000-0002-6043-9547>

Бунина Людмила Владимировна, старший преподаватель, кафедра «Аппаратное, программное и математическое обеспечение вычислительных систем» Института кибербезопасности и цифровых технологий ФГБОУ ВО «МИРЭА – Российский технологический университет» (107996, Россия, Москва, ул. Стромынка, д. 20). E-mail: ludmilabunina@mail.ru. Scopus Author ID 57218190491, SPIN-код РИНЦ 1629-1700, <https://orcid.org/0000-0002-3392-6569>

Быковский Сергей Сергеевич, старший преподаватель, кафедра «Аппаратное, программное и математическое обеспечение вычислительных систем» Института кибербезопасности и цифровых технологий ФГБОУ ВО «МИРЭА – Российский технологический университет» (107996, Россия, Москва, ул. Стромынка, д. 20). E-mail: bykovskij@mirea.ru. Scopus Author ID 57363858400, SPIN-код РИНЦ 1450-2101, <https://orcid.org/0000-0002-3645-3808>

Степанова Ирина Владимировна, к.г.-м.н., доцент, кафедра «Аппаратное, программное и математическое обеспечение вычислительных систем» Института кибербезопасности и цифровых технологий ФГБОУ ВО «МИРЭА – Российский технологический университет» (107996, Россия, Москва, ул. Стромынка, д. 20). E-mail: ivs_rrr@mail.ru. Scopus Author ID 57213161230, SPIN-код РИНЦ 7065-5203, <https://orcid.org/0000-0002-0944-3989>

Титов Андрей Петрович, к.т.н., доцент, кафедра «Аппаратное, программное и математическое обеспечение вычислительных систем» Института кибербезопасности и цифровых технологий ФГБОУ ВО «МИРЭА – Российский технологический университет» (107996, Россия, Москва, ул. Стромынка, д. 20). E-mail: titov_and@mail.ru. Scopus Author ID 57363858500, SPIN-код РИНЦ 3872-9708, <https://orcid.org/0000-0001-8823-2524>

About the authors

Alexander E. Alexandrov, Dr. Sci. (Eng.), Professor, Department of Hardware Software and Mathematical Support of Computing System, Institute for Cybersecurity and Digital Technologies, MIREA – Russian Technological University (20, Stromynka ul., Moscow, 107996 Russia). E-mail: femsystem@yandex.ru. Scopus Author ID 57364491800, RSCI SPIN-code 6121-3825, <https://orcid.org/0000-0002-6104-6227>

Sergey P. Borisov, Senior Lecturer, Department of Hardware Software and Mathematical Support of Computing System, Institute for Cybersecurity and Digital Technologies, MIREA – Russian Technological University (20, Stromynka ul., Moscow, 107996 Russia). E-mail: bsp345@gmail.com. RSCI SPIN-code 4045-6550, <https://orcid.org/0000-0002-6043-9547>

Ludmila V. Bunina, Senior Lecturer, Department of Hardware Software and Mathematical Support of Computing System, Institute for Cybersecurity and Digital Technologies, MIREA – Russian Technological University (20, Stromynka ul., Moscow, 107996 Russia). E-mail: ludmilabunina@mail.ru. Scopus Author ID 57218190491, RSCI SPIN-code 1629-1700, <https://orcid.org/0000-0002-3392-6569>

Sergey S. Bikovsky, Senior Lecturer, Department of Hardware Software and Mathematical Support of Computing System, Institute for Cybersecurity and Digital Technologies, MIREA – Russian Technological University (20, Stromynka ul., Moscow, 107996 Russia). E-mail: bykovskij@mirea.ru. Scopus Author ID 57363858400, RSCI SPIN-code 1450-2101, <https://orcid.org/0000-0002-3645-3808>

Irina V. Stepanova, Cand. Sci. (Geol.-Mineral.), Associate Professor, Department of Hardware Software and Mathematical Support of Computing System, Institute for Cybersecurity and Digital Technologies, MIREA – Russian Technological University (20, Stromynka ul., Moscow, 107996 Russia). E-mail: ivs_rrr@mail.ru. Scopus Author ID 57213161230, RSCI SPIN-code 7065-5203, <https://orcid.org/0000-0002-0944-3989>

Andrey P. Titov, Cand. Sci. (Eng.), Associate Professor, Department of Hardware Software and Mathematical Support of Computing System, Institute for Cybersecurity and Digital Technologies, MIREA – Russian Technological University (20, Stromynka ul., Moscow, 107996 Russia). E-mail: titov_and@mail.ru. Scopus Author ID 57363858500, RSCI SPIN-code 3872-9708, <https://orcid.org/0000-0001-8823-2524>