

## РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМА ОПРЕДЕЛЕНИЯ НЕИСПРАВНОСТИ ИЗМЕРИТЕЛЬНЫХ КАНАЛОВ СИСТЕМЫ АКУСТИЧЕСКОГО КОНТРОЛЯ ТЕЧЕЙ

К.И. Коцоев<sup>1,2</sup>

kotsoev@diaprom.ru

Е.Л. Трыков<sup>3</sup>

trykov@diaprom.ru

А.А. Кудряев<sup>3</sup>

kudryaev@diaprom.ru

В.В. Перевезенцев<sup>1</sup>

perevezentsev@bmstu.ru

<sup>1</sup> МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация

<sup>2</sup> ООО «Квант Программ», Москва, Российская Федерация

<sup>3</sup> АО «НТЦД», г. Обнинск, Калужская обл., Российская Федерация

---

### Аннотация

В настоящий момент на российских и зарубежных АЭС эксплуатируются системы контроля течи теплоносителя первого контура на основе измерения дисперсии генерируемых акустических сигналов (акустических волн), распространяющихся по поверхности металла. В системах акустического контроля течи предусмотрена самодиагностика измерительных каналов, а также применен адаптивный алгоритм, позволяющий автоматически перестроиться на использование соседних измерительных каналов взамен вышедших из строя. Вместе с тем возможны такие неисправности технических средств системы, которые не позволяют автоматически диагностировать неисправность измерительных каналов, что может привести к невыполнению функции системы по определению величины и координаты течи теплоносителя первого контура. В связи с этим актуальна задача разработки алгоритмов определения неисправности измерительных каналов системы акустического контроля течи, реализуемых с применением программного обеспечения без внесения изменений в технические средства системы. Предложен алгоритм определения неисправности измерительных каналов системы акустического контроля течи с использованием тестового сигнала увеличенной длительности. Проведен анализ применимости алгоритма на представительской выборке сигналов измерительных кана-

### Ключевые слова

*Система акустического контроля течи, акустические датчики, диагностика, нейронная сеть, классификация*

лов системы акустического контроля течи энерго-  
блока № 1 Нововоронежской АЭС-2 кампании  
2018–2019 гг. Предложенный алгоритм внедрен Поступила 06.10.2020  
там же в режиме опробования с началом новой Принята 08.04.2021  
кампании в июле 2019 года © Автор(ы), 2021

---

**Введение.** В состав системы акустического контроля течи (САКТ) входят акустические датчики (АД) GT-400 производства ООО «ГлобалТест» (г. Саров), которые имеют встроенные пьезоизлучатели, что позволяет без демонтажа оборудования проверять работоспособность измерительных каналов (ИК), включая калибровку с рабочего места системы комплексного диагностирования [1].

Проверка работоспособности ИК САКТ выполняется в следующей последовательности [2]:

- на встроенный пьезоизлучатель АД подается импульсный сигнал с частотой следования импульсов  $f = 11$  кГц, амплитудой импульсов 2,5 В, длительностью импульсов 5 мкс;
- благодаря обратному пьезоэлектрическому эффекту происходит возбуждение АД, в результате чего АД испускает выходной сигнал;
- длительность тестового воздействия на встроенный пьезоизлучатель составляет 3 с;
- измерение и регистрация дисперсии выходного сигнала АД ведется с периодичностью один раз в секунду;
- сравнивая среднее значение дисперсии выходного сигнала АД за период тестирования с референтным значением, полученным во время наладки системы, делается вывод об исправности ИК;
- проверка работоспособности ИК САКТ проводится группами, причем группы подбираются так, чтобы близлежащие АД находились в разных группах для исключения влияния тестового сигнала на показания соседних датчиков [3];
- периодичность проверки работоспособности ИК САКТ — один раз в час.

В настоящей работе предлагается увеличить до 60 с длительность тестового воздействия на встроенный в АД пьезоизлучатель, а вывод о исправности ИК САКТ делать, в том числе, на основе статистических характеристик отклика АД на тестовое воздействие [4]. Периодичность проверки работоспособности ИК САКТ один раз в час в этом случае представляется избыточной, поэтому предложено проводить автоматическую проверку ИК САКТ один раз в сутки.

**Исходные данные.** *Регистрация текущей информации.* Исходными данными для проверки работоспособности ИК САКТ являются отклики АД на тестовые воздействия длительностью 60 с. В табл. 1 приведены номера АД, разбитых на четыре группы таким образом, чтобы тестовый сигнал, приходящий на АД одной группы, никак не влиял на АД других групп.

Таблица 1

**Разбивка АД САКТ по четырем группам**

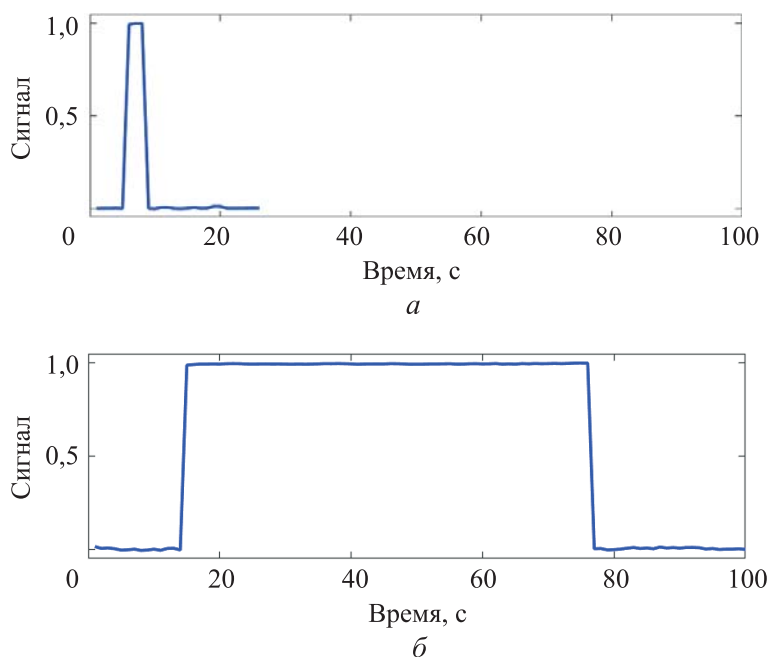
Группа			
I	II	III	IV
1	2	3	13
4	5	6	15
7	8	9	17
10	11	12	19
14	21	22	23
16	24	25	26
18	27	28	29
20	30	31	32
33	34	35	36
39	40	37	38
41	45	42	43
44	49	46	51
47	54	50	52
48	57	55	59
53	60	58	–
56	62	61	–

На рис. 1 приведены отклики на тестовый сигнал ИК № 16, нормированные на максимальное значение (приведенные к интервалу [0; 1]).

**Обоснование предлагаемого алгоритма обнаружения неисправности ИК САКТ и формирование диагноза. Анализ исходных данных.** Предложенный в настоящей работе алгоритм направлен на обнаружение неисправностей двух типов (рис. 2):

– ИК с наведенной помехой — неисправный ИК (такой, у которого проявляется отклик на тестовый сигнал АД из других групп);

– неисправный АД (такой, у которого дисперсия отклика на тестовый сигнал значительно больше дисперсии фона); очевидно, что неисправный АД может быть определен только при использовании нового метода тестирования [5–8].



**Рис. 1.** Сигналы АД (ИК № 16), нормированные на максимальное значение:  
*а* и *б* — старый и новый варианты тестирования

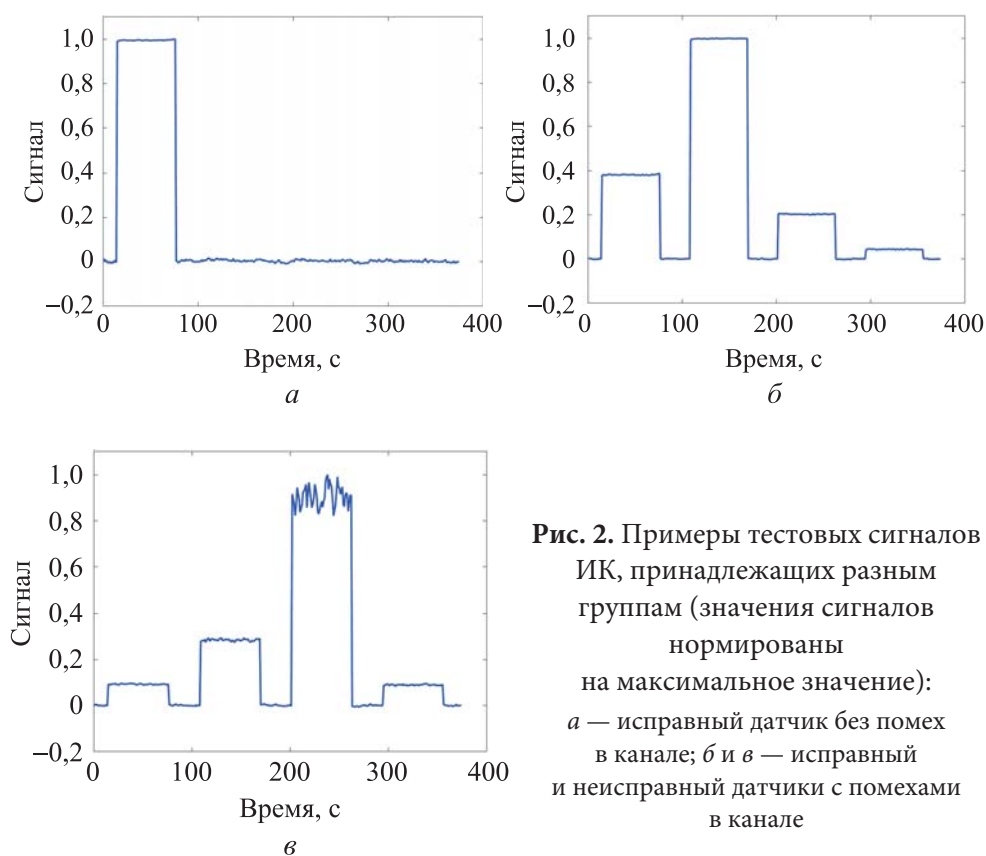
Для анализа применимости алгоритма [9–11] использовались данные ИК САКТ энергоблока № 1 Нововоронежской АЭС-2 (за период с 03.07.2019 г. по 29.07.2019 г.). Предварительно для всех групп ИК выделялся фрагмент, соответствующий проверке работоспособности всех ИК системы, включающий в себя четыре, по одному на каждую группу (см. табл. 1), последовательных тестовых интервала продолжительностью 60 с, с фоновыми интервалами между ними, равными 30 с (т. е. последовательно подавался тестовый сигнал длительностью 60 с на первую группу АД, через 30 с подавался тестовый сигнал длительностью 60 с на вторую группу АД и т. д.).

Значения фона центрировались относительно нуля, а отклики на тестовый сигнал нормировались на максимальное значение.

В ходе анализа данных выделено три группы ИК (примеры всех групп приведены на рис. 2):

- 1) исправные ИК без помех в канале (рис. 2, *а*);
- 2) неисправные ИК с наведенными помехами в канале (рис. 2, *б*);
- 3) неисправные АД с повышенной дисперсией сигнала во время теста (рис. 2, *в*).

Данные размечены вручную согласно группам, приведенным на рис. 2.



**Рис. 2.** Примеры тестовых сигналов ИК, принадлежащих разным группам (значения сигналов нормированы на максимальное значение):  
 а — исправный датчик без помех в канале; б и в — исправный и неисправный датчики с помехами в канале

**Классификация сигналов.** В настоящей работе решена задача классификации тестовых сигналов на три класса [12]. В качестве классификатора использована нейронная сеть. Для увеличения точности процесс классификации разбит на два этапа [13]. На первом этапе разбиение происходило на две группы: исправные ИК (см. рис. 2, а) и дефектные ИК. На втором этапе сигналы из группы неисправных ИК разбивались еще на два класса: исправный АД в ИК с наведенной помехой (см. рис. 2, б) и неисправный АД с помехой в ИК (см. рис. 2, в). Структура нейронной сети (табл. 2) для первого и второго классификаторов одинакова и состоит из следующих слоев:

- входной слой с числом входов, равным размерам выделенных фрагментов сигналов для обучения, 374 точки;
- первый скрытый полносвязный (*Fully Connected*) слой с числом нейронов 190;
- слой активации *ReLU*, который выполняет пороговую операцию для каждого элемента входного сигнала, где любое значение меньше нуля устанавливается равным нулю:

$$f(x) = \begin{cases} x, & x \geq 0, \\ 0, & x < 0; \end{cases} \quad (1)$$

- второй скрытый полносвязный слой с числом нейронов 80;
- выходной полносвязный слой, за которым следует слой *Softmax*, который преобразует значения выходного вектора в вещественные числа в интервале  $[0, 1]$  с суммой, равной единице;
- выход классификатора — классификационный слой, который вычисляет потери перекрестной энтропии и выдает вероятность принадлежности данного фрагмента сигнала к определенному классу.

Таблица 2

**Структура нейронной сети**

Номер слоя	Слой
1	Последовательный вход
2	Полносвязный первый слой
3	<i>ReLU 1</i>
4	Полносвязный второй слой
5	<i>ReLU 2</i>
6	Полносвязный третий слой
7	<i>Softmax</i>
8	Выход классификатора

Для корректной работы нейронной сети группы сигналов должны быть сбалансированы, т. е. содержать одинаковое число данных. В случае если данных недостаточно, необходимо провести расширение группы (аугментацию) [14]. Для аугментации групп сигналов выбран метод зеркального отражения сигналов с добавлением гауссова шума с дисперсией, равной дисперсии фона (рис. 3) [15].

На втором этапе аугментация не потребовалась, так как объемы групп были сопоставимы. Далее размеченные данные использовались для обучения нейронной сети.

*Результаты работы классификатора.* Для оценки качества работы алгоритма [13] на каждом классе отдельно использовалась метрика *recall* (полнота) — она показывает верно предсказанную долю объектов, реально относящихся к положительному классу:

$$recall = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (2)$$

где *TP* — истинно-положительное решение; *FN* — ложно-отрицательное решение.

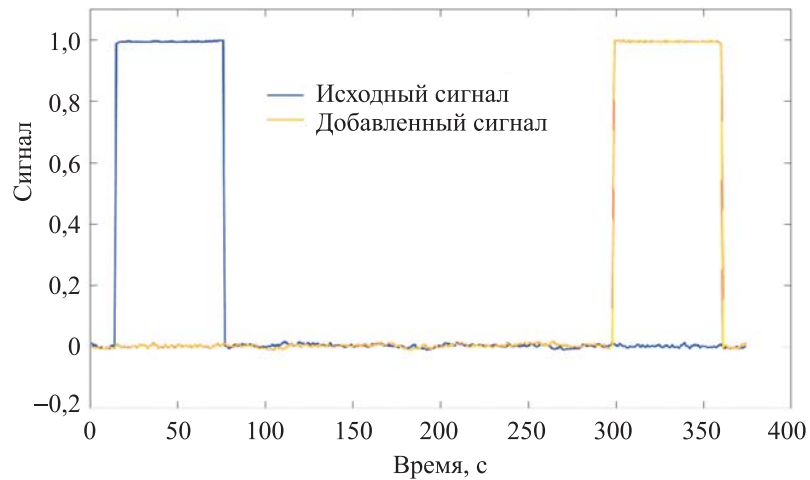


Рис. 3. Аугментация данных с помощью зеркального отражения

В результате обучения нейронной сети на трейновых данных удалось достичь полноты ~ 99 % (рис. 4).

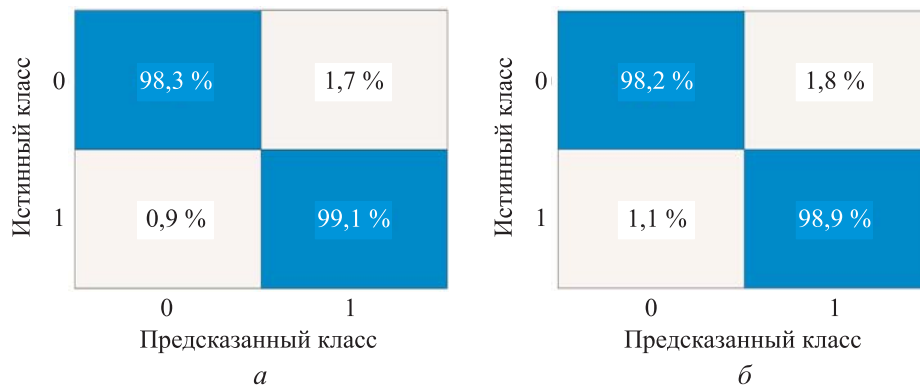
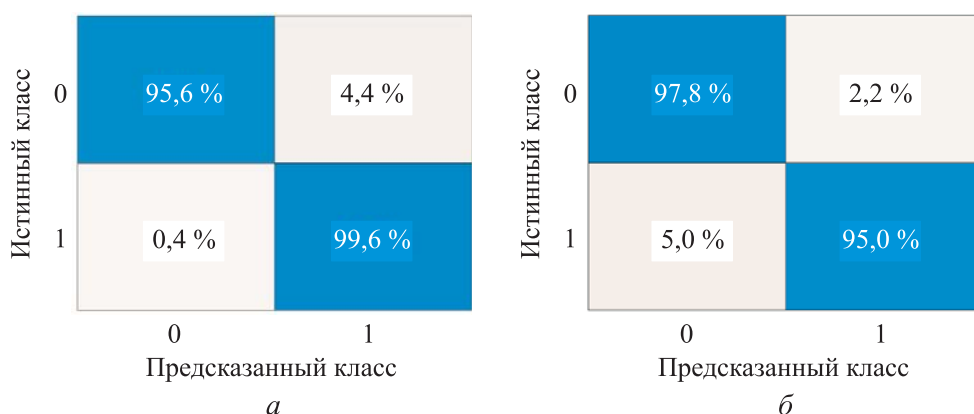


Рис. 4. Результаты классификации на трейновых данных на первом (а) и втором (б) этапах

Обученные нейронные сети проверены на тестовых данных — сигналах АД САКТ энергоблока № 1 Нововоронежской АЭС-2 (за период с 01.10.2019 г. по 13.10.2019 г., рис. 5).

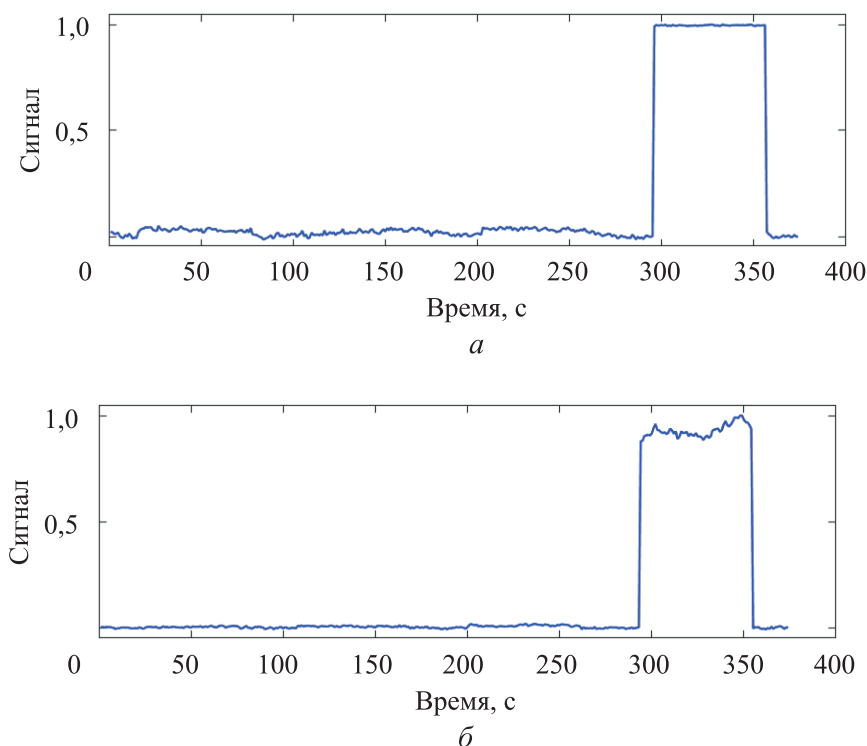
Результаты классификации на первом и втором этапах приведены на рис. 4 и 5.

**Формирование диагноза.** Для минимизации ложных срабатываний используется информация последних 10 тестовых сигналов АД. Сигнал о неисправности АД или в ИК формируется только в том случае, если классификатор зафиксирует неисправность не менее чем в восьми случаях из десяти.



**Рис. 5.** Результаты классификации на тестовых данных на первом (а) и втором (б) этапах

В качестве примера на рис. 6 приведен результат работы алгоритма, который выявил неисправность в 38 ИК. Видно, что неисправен сам АД (увеличенная дисперсия во время тестового сигнала), в то время ИК исправен.



**Рис. 6.** Результат работы алгоритма в 38 ИК:  
а — в июне; б — в октябре



**Заключение.** Разработан новый алгоритм выявления неисправностей ИК и АД, используемых в САКТ теплоносителя на АЭС водо-водяного энергетического реактора. Он основан на двух обученных нейронных сетях, способных с высокой точностью выявить дефекты в каналах.

Преимуществом предложенного алгоритма тестирования является его способность детектировать не только наведенные помехи в ИК, но и определять неисправные АД. Это позволит своевременно заменять лишь неисправные компоненты ИК, что ведет к повышению надежности акустической системы определения течи.

## ЛИТЕРАТУРА

- [1] Аркадов Г.В., Павелко В.И., Финкель Б.М. Системы диагностирования ВВЭР. М., Энергоатомиздат, 2010.
- [2] Швецов Д.М., Трыков Е.Л., Лескин С.Т. и др. Анализ акустических сигналов течи для повышения чувствительности контроля за счет создания эффективных диагностических признаков. *Известия высших учебных заведений. Ядерная энергетика*, 2018, № 1, с. 112–121. DOI: <https://doi.org/10.26583/NPE.2018.1.11>
- [3] Кацер Ю.Д., Козицин В.О., Максимов И.В. Методы обнаружения неисправностей оборудования АЭС. *Известия высших учебных заведений. Ядерная энергетика*, 2019, № 4, с. 5–27. DOI: <https://doi.org/10.26583/npe.2019.4.01>
- [4] Трыков Е.Л., Трыкова И.В., Коцоев К.И. Обнаружение аномалий в работе реакторного оборудования с помощью нейросетевых алгоритмов. *Известия высших учебных заведений. Ядерная энергетика*, 2020, № 3, с. 136–147. DOI: <https://doi.org/10.26583/npe.2020.3.14>
- [5] Лескин С.Т. Разработка алгоритмов распознавания аномалий в состоянии оборудования АЭС по анализу данных оперативного технологического контроля. *Известия высших учебных заведений. Ядерная энергетика*, 1997, № 4, с. 4–12.
- [6] Chiang L.H., Russell E.L., Braatz R.D. Fault detection and diagnosis in industrial systems. London, Springer Verlag, 2001.
- [7] Müller A.C., Guido C.S. Introduction to machine learning with Python. O'Reilly Media, 2016.
- [8] Michie D., Spiegelhalter D.J., Taylor C.C. Machine learning, neural and statistical classification. Overseas Press, 2009.
- [9] Cai B., Huang L., Xie M. Bayesian networks in fault diagnosis. *IEEE Trans. Industr. Inform.*, 2017, vol. 13, no. 5, pp. 2227–2240. DOI: <https://doi.org/10.1109/TII.2017.2695583>
- [10] Буянкин В.М., Захаров В.Г. Прогнозирование неисправностей электропривода с использованием нечеткой нейронной сети. *Вестник МАДИ*, 2009, № 4, с. 22–25.
- [11] Ardakani M.H., Shokry A., Escudero G., et al. Unsupervised automatic updating of classification models of fault diagnosis for novelty detection. *Comput. Aided Chem. Eng.*, 2018, vol. 43, pp. 1123–1128. DOI: <https://doi.org/10.1016/B978-0-444-64235-6.50196-0>

- [12] Вэн Райзин Дж., ред. Классификация и кластер. М., Мир, 1980.
- [13] Nilsson N.J. Introduction to machine learning. Stanford University, 1998.
- [14] Гайер А.В., Шешкус А.В., Чернышова Ю.С. Машинное обучение. Аугментация обучающей выборки «на лету» для обучения нейронных сетей. *Труды Института системного анализа РАН*, 2018, т. 68, № S1, с. 150–157.  
DOI: <https://doi.org/10.14357/20790279180517>
- [15] Chiang L.H., Russell E.L., Braatz R.D. Fault detection and diagnosis in industrial systems. London, Springer Verlag, 2000.

**Коцоев Константин Игоревич** — аспирант кафедры «Ядерные реакторы и установки» МГТУ им. Н.Э. Баумана (Российская Федерация, 105005, Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5, корп. 1); инженер ООО «Квант Программ» (Российская Федерация, 111558, Москва, Зеленый пр-т, д. 5/12, стр. 3).

**Трыков Евгений Львович** — канд. физ.-мат. наук, специалист по информационным технологиям отдела программно-методического обеспечения АО «НТЦД» (Российская Федерация, 249031, Калужская обл., г. Обнинск, ул. Королёва, д. 6).

**Кудряев Андрей Алексеевич** — технический директор АО «НТЦД» (Российская Федерация, 249031, Калужская обл., г. Обнинск, ул. Королёва, д. 6).

**Перевезенцев Владимир Васильевич** — д-р техн. наук, профессор кафедры «Ядерные реакторы и установки» МГТУ им. Н.Э. Баумана (Российская Федерация, 105005, Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5, корп. 1).

**Проблема ссылаться на эту статью следующим образом:**

Коцоев К.И., Трыков Е.Л., Кудряев А.А. и др. Разработка алгоритма определения неисправности измерительных каналов системы акустического контроля течей. *Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. Приборостроение*, 2021, № 3 (136), с. 100–112.  
DOI: <https://doi.org/10.18698/0236-3933-2021-3-100-112>

**DEVELOPING AN ALGORITHM FOR DETERMINING  
MALFUNCTIONS IN THE MEASURING CHANNELS  
OF THE ACOUSTIC LEAK CONTROL SYSTEM**

**K.I. Kotsoev<sup>1,2</sup>**

[kotsoev@diaprom.ru](mailto:kotsoev@diaprom.ru)

**E.L. Trykov<sup>3</sup>**

[trykov@diaprom.ru](mailto:trykov@diaprom.ru)

**A.A. Kudryaev<sup>3</sup>**

[kudryaev@diaprom.ru](mailto:kudryaev@diaprom.ru)

**V.V. Perevezentsev<sup>1</sup>**

[perevezentsev@bmstu.ru](mailto:perevezentsev@bmstu.ru)

<sup>1</sup> Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation

<sup>2</sup> LLC “Kvant Programm”, Moscow, Russian Federation

<sup>3</sup> JSC “STC Diaprom”, Obninsk, Kaluga Region, Russian Federation

## Abstract

Nowadays Russian and foreign NPP operate systems for monitoring coolant leakage at the primary circuit based on measuring the dispersion of generated acoustic signals (acoustic waves) propagating over the metal surface. In the acoustic leak monitoring systems provision are made to self-diagnosis of measuring channels, as well as an adaptive algorithm is applied that allows automatic readjusting to the use of neighboring measuring channels instead of those that have failed. At the same time, there may be such malfunctions in the system technical means that do not automatically diagnose the malfunction of the measuring channels, which may lead to the failure of the system function to determine the magnitude and coordinate of the leak of the primary circuit coolant. That is why, the task of developing algorithms for determining the malfunction of the measuring channels of the acoustic leak monitoring system, implemented using software without making changes to the technical means of the system, is urgent. An algorithm is proposed for determining the malfunction of the measuring channels of the acoustic leak control system using a test signal of increased duration. An analysis of the applicability of the algorithm was performed on a representative sample of signals from measuring channels of the acoustic leak monitoring system of campaign 2018–2019 Novovoronezh NPP-2 power Unit no. 1. The proposed algorithm has been implemented in the testing mode at power Unit no. 1 of Novovoronezh NPP-2 since the start of a new campaign in July 2019

## Keywords

*Acoustic sensors, diagnostics, neural network, classification*

Received 06.10.2020

Accepted 08.04.2021

© Author(s), 2021

---

## REFERENCES

- [1] Arkadov G.V., Pavelko V.I., Finkel' B.M. Sistemy diagnostirovaniya VVER [VVER diagnostics systems]. Moscow, Energoatomizdat Publ., 2010.
- [2] Shvetsov D.M., Trykov E.L., Leskin S.T., et al. Analysis of acoustic signals of leak for increases in sensitivity of control due to creation of effective diagnostic features. *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedeniy. Yadernaya energetika*, 2018, no. 1, pp. 112–121 (in Russ.). DOI: <https://doi.org/10.26583/NPE.2018.1.11>
- [3] Katser Yu.D., Kozitsin V.O., Maksimov I.V. NPP equipment fault detection methods. *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedeniy. Yadernaya energetika*, 2019, no. 4, pp. 5–27 (in Russ.). DOI: <https://doi.org/10.26583/npe.2019.4.01>

- [4] Trykov E.L., Trykova I.V., Kotsoev K.I. Detection of anomalies in the reactor equipment operation using neural network algorithms. *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedeniy. Yadernaya energetika*, 2020, no. 3, pp. 136–147 (in Russ.). DOI: <https://doi.org/10.26583/npe.2020.3.14>
- [5] Leskin S.T. Development of algorithms for abnormality detection in NPP equipment by analyzing data of operating technological control. *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedeniy. Yadernaya energetika*, 1997, no. 4, pp. 4–12 (in Russ.).
- [6] Chiang L.H., Russell E.L., Braatz R.D. Fault detection and diagnosis in industrial systems. London, Springer Verlag, 2001.
- [7] Müller A.C., Guido S.S. Introduction to machine learning with Python. O'Reilly Media, 2016.
- [8] Michie D., Spiegelhalter D.J., Taylor C.C. Machine learning, neural and statistical classification. Overseas Press, 2009.
- [9] Cai B., Huang L., Xie M. Bayesian networks in fault diagnosis. *IEEE Trans. Industr. Inform.*, 2017, vol. 13, no. 5, pp. 2227–2240. DOI: <https://doi.org/10.1109/TII.2017.2695583>
- [10] Buyankin V.M., Zakharov V.G. Neuroidentification for control electro-drive artificial neural network fuzzy. *Vestnik MADI*, 2009, no. 4, pp. 22–25 (in Russ.).
- [11] Ardakani M.H., Shokry A., Escudero G., et al. Unsupervised automatic updating of classification models of fault diagnosis for novelty detection. *Comput. Aided Chem. Eng.*, 2018, vol. 43, pp. 1123–1128. DOI: <https://doi.org/10.1016/B978-0-444-64235-6.50196-0>
- [12] Van Ryzin J., ed. Classification and clustering. Academic Press, 1977.
- [13] Nilsson N.J. Introduction to machine learning. Stanford University, 1998.
- [14] Gayer A.V., Sheshkus A.V., Chernyshova Yu.S. Augmentation on the fly for the neural networks learning. *Trudy Instituta sistemnogo analiza RAN* [Proceedings of the Institute for Systems Analysis, Russian Academy of Sciences], 2018, vol. 68, no. S1, pp. 150–157 (in Russ.). DOI: <https://doi.org/10.14357/20790279180517>
- [15] Chiang L.H., Russell E.L., Braatz R.D. Fault detection and diagnosis in industrial systems. London, Springer Verlag, 2000.

**Kotsoev K.I.** — Post-Graduate Student, Department of Nuclear Reactors and Power Plants, Bauman Moscow State Technical University (2-ya Baumanskaya ul. 5/1, Moscow, 105005 Russian Federation); Engineer, LLC “Kvant Programm” (Zeleniy prospekt 5/12, str. 3, Moscow, 111558 Russian Federation).

**Trykov E.L.** — Cand. Sc. (Phys.-Math.), Information Technology Specialist, Department of Software and Methodological Support, JSC “STC Diaprom” (Koroleva ul. 6, Obninsk, Kaluga Region, 249031 Russian Federation).

**Kudryaev A.A.** — Technical Director, JSC “STC Diaprom” (Koroleva ul. 6, Obninsk, Kaluga Region, 249031 Russian Federation).

**Perevezentsev V.V.** — Dr. Sc. (Eng.), Professor, Department of Nuclear Reactors and Power Plants, Bauman Moscow State Technical University (2-ya Bauman-skaya ul. 5/1, Moscow, 105005 Russian Federation).

**Please cite this article in English as:**

Kotsoev K.I., Trykov E.L., Kudryaev A.A., et al. Developing an algorithm for determining malfunctions in the measuring channels of the acoustic leak control system. *Herald of the Bauman Moscow State Technical University, Series Instrument Engineering*, 2021, no. 3 (136), pp. 100–112 (in Russ.).

DOI: <https://doi.org/10.18698/0236-3933-2021-3-100-112>



В Издательстве МГТУ им. Н.Э. Баумана  
вышла в свет монография  
под ред. А.В. Абрамова, А.И. Амосовой

**«Биорадиолокация»**

Освещены вопросы радиолокации биологических объектов (биорадиолокации) — метода, который может быть использован для обнаружения живых людей, находящихся за преградами, и дистанционного определения параметров их дыхания и сердцебиения. Биорадиолокация может найти применение в различных областях: спасательных операциях, антитеррористической борьбе, медицине и др. Описаны физические основы процесса биорадиолокации, особенности биорадиолокаторов с непрерывным и импульсным зондирующими сигналами, а также методы расчета и моделирования процессов в биорадиолокации.

**По вопросам приобретения обращайтесь:**

105005, Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5, корп. 1  
+7 (499) 263-60-45  
press@bmstu.ru  
<https://bmstu.press>