

УДК 621.311.62:534.87:519.68

**АЛГОРИТМИЧЕСКАЯ ОБРАБОТКА АКУСТИЧЕСКИХ СИГНАЛОВ
ДЛЯ ВЫЯВЛЕНИЯ ПРЕДАВАРИЙНЫХ
И АВАРИЙНЫХ СОСТОЯНИЙ КОМПЛЕКТНЫХ
РАСПРЕДЕЛИТЕЛЬНЫХ УСТРОЙСТВ****К.В. Фролов, Л.М. Инаходова¹**Самарский государственный технический университет
Россия, 443100, г. Самара, ул. Молодогвардейская, 244

E-mail: riksot@mail.ru, inahodova@mail.ru

Аннотация. Представлен метод алгоритмической обработки акустических сигналов для выявления предаварийных и аварийных состояний комплектных распределительных устройств (КРУ) 6–10 кВ. Актуальность обусловлена ростом аварийности КРУ на 10–15 % в 2024–2025 гг. по данным Ростехнадзора, что связано с частичными и дугowymi разрядами, приводящими к простоям и экономическим потерям в топливно-энергетическом комплексе. Цель работы – разработка метода непрерывного мониторинга на основе спектральной плотности мощности (СПМ), метода главных компонент и модели смешанного гауссова распределения с алгоритмом ожидания-максимизации (ЕМ). Использовалась экспериментальная установка с двумя акустическими датчиками для регистрации сигналов в трех режимах: нормальном, предаварийном и аварийном. Метод включает оценку СПМ по схеме Уэлча с окнами Хемминга, формирование спектральных признаков, снижение размерности и кластеризацию. Предложена режимно-диагностическая карта, стабилизированная гистерезисом. Результаты показали точность классификации 100 % на выборке 208386 отсчетов с мерой уверенности более 0,9 и диагональной матрицей ошибок. Новизна метода заключается в интеграции модели смешанного гауссова распределения с гистерезисом для повышения устойчивости в шумовых условиях. Практическая значимость метода заключается в создании основы для систем раннего предупреждения, способных снизить аварийность КРУ.

Ключевые слова: акустическая диагностика, частичные и дуговые разряды, спектральная плотность мощности, признаки спектра, кластеризация, режимно-диагностическая карта, непрерывный мониторинг, метод главных компонент.

Электрооборудование распределительных подстанций объектов ТЭК включает комплектные распределительные устройства (КРУ) 6–10 кВ, от надежности которых зависит непрерывность технологических процессов и промышленная



© Автор(ы), 2025

¹ Кирилл Владимирович Фролов, аспирант кафедры автоматизированных электроэнергетических систем.

Лолита Меджидовна Инаходова, кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры автоматизированных электроэнергетических систем.

безопасность потребителей. Ранние дефекты изоляции и коммутационной арматуры проявляются при появлении частичных и дуговых разрядов, своевременное выявление которых позволяет сокращать простои, снижать риск аварий и оптимизировать планово-предупредительные ремонты. Актуальность проблемы подтверждается данными Ростехнадзора: в 2024 году количество аварий и инцидентов на промышленных предприятиях, включая энергетические объекты, выросло на 15 % по сравнению с 2023 годом (с 1200 до 1380 случаев), а общая аварийность в сфере промышленной безопасности увеличилась на 13,3 % [1–4]. Это приводит к значительным экономическим потерям и рискам для ТЭК, где две трети смертельных случаев связаны с несоблюдением базовых правил безопасности на энергообъектах. В контексте цифровой трансформации отрасли востребованы методы непрерывного мониторинга, способные работать без участия персонала и устойчивые к шумам и дрейфам параметров среды.

Методы диагностики КРУ традиционно делят на электрические, оптические/ультрафиолетовые, тепловизионные и акустические [5]. Электрические методы (датчики тока/напряжения ВЧ, емкостные вводы) обеспечивают высокую чувствительность, но требуют врезки в электроцепи и подвержены электромагнитным наводкам в условиях КРУ. Оптические системы эффективны при наличии прямой видимости и характерного свечения, что ограничивает их применимость внутри металлокожухов. Тепловизионный контроль выявляет нагрев, однако на ранних стадиях разрядной активности температурные признаки часто отсутствуют или маскируются вентиляцией. Акустическая диагностика, напротив, использует излучение в звуковом диапазоне и может реализовываться бесконтактно, не вмешиваясь в силовую схему, при этом чувствительна к широкому спектру дефектов и менее уязвима к ЭМ-помехам.

Ключевая трудность акустического мониторинга – вариабельность сигналов: изменчивый акустический фон, отличия геометрии отсеков, положения датчиков, а также технологические шумы (вентиляция, коммутационные операции). Поэтому необработанный временной сигнал малоинформативен для прямого порогового контроля; необходима устойчивая спектрально-признаковая репрезентация и четкие алгоритмы, снижающие размерность и чувствительность к масштабирующим факторам [6]. Для решения поставленной задачи и получения результата предложен анализ сигналов, полученных с экспериментальной установки, которая моделирует реальные условия эксплуатации КРУ 6–10 кВ, и их обработка с помощью построенного алгоритма спектрального анализа и кластеризации спектральной плотности мощности (СПМ) для формирования режимно-диагностической карты состояний электрооборудования.

Экспериментальная установка (рис. 1) включает два акустических датчика, размещенных в зонах минимального электромагнитного воздействия для одновременного мониторинга всех элементов ячейки КРУ серий К-59, К-61, К-63, К-70. Сигналы оцифровываются АЦП с предварительным усилением и фильтрацией, передаются через контроллер на сервер для дальнейшей обработки [7, 8].

Регистрация сигналов производилась в трех режимах работы ячейки КРУ: нормальный, предаварийный, аварийный. Исходный дискретный сигнал $x[n]$ рассматривается как кусочно-стационарный процесс на окнах фиксированной длины N_w со скользящим перекрытием. Для каждого окна оценивается спектральная плотность мощности, на основе которой выделяются компактные спектральные признаки; далее выполняется понижение размерности методом главных компонент (РСА) и неконтролируемое разделение наблюдений на режимы кластериза-

цией. В итоге формируется устойчивое во времени отнесение кластеров к трем режимам с введением гистерезиса, подавляющего дрожание решений. Выбор СПМ в качестве первичного представления базируется на тождестве Винера – Хинчина и стандартной схеме Уэлча для уменьшения дисперсии спектральной оценки [9].

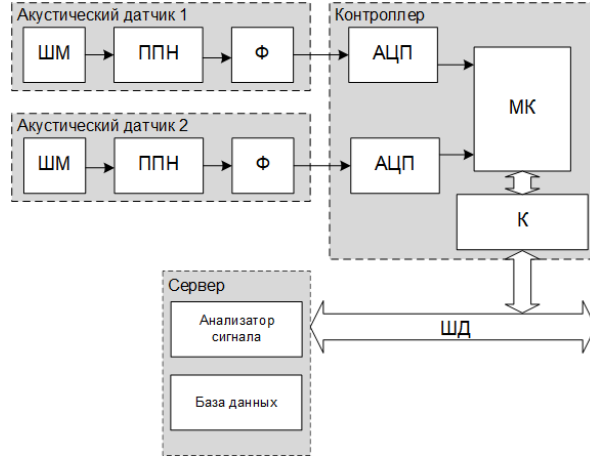


Рис. 1. Структурная схема экспериментальной установки:
ШМ – широкополосный микрофон; ППН – предусилитель; Ф – фильтр;
АЦП – аналогово-цифровой преобразователь; МК – микроконтроллер;
К – коммутатор; ШД – шина данных

Пусть на шаге анализа задано окно длиной N_w отсчетов и перекрытие $\rho \in [0,1)$. Из полной записи формируется последовательность фрагментов $x_l[n]$, где $l = 1, 2, \dots, L$; $n = 0, 1, \dots, N_w - 1$. Каждый фрагмент центрируется:

$$x_l^{(c)}[n] = x_l[n] - \bar{x}_l, \quad (1)$$

$$\text{где } \bar{x}_l = \frac{1}{N_w} \sum_{n=0}^{N_w-1} x_l[n].$$

При наличии квазистационарного дрейфа низких частот допускается высокочастотная предфильтрация

$$x_l^{(b)}[n] = X\{x_l^{(c)}[n]\} \quad (2)$$

с частотой среза ниже диагностического диапазона, после чего дальнейшая обработка ведется с $x_l^{(b)}[n]$.

Все операции центрирования, линейной фильтрации и оконного усреднения корректно определены через линейные функционалы и интегралы суммирования, их свойства непрерывности и сходимости описаны в [10].

Оценивание СПМ выполняется по методу Уэлча с использованием оконной функции Хемминга w_n и схемы усреднения модифицированных периодограмм [9]. Определим дискретное преобразование Фурье окна:

$$X_l[k] = \sum_{n=0}^{N_w-1} x_l^{(b)}[n] w_n e^{-j2\pi kn/N_w}. \quad (3)$$

$$U = \frac{1}{N_w} \sum_{n=0}^{N_w-1} w_n^2, \quad \hat{P}_l[k] = \frac{1}{N_w} |X_l[k]|^2, \quad \hat{P}[k] = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \hat{P}_l[k], \quad (4)$$

$$f_k = \frac{k F_s}{N_w}, \quad k = 0, \dots, \frac{N_w}{2}, \quad (5)$$

где F_s – частота дискретизации; U – нормирующий множитель энергии окна; $\hat{P}[k]$ – оценка СПМ на частотной сетке f_k . Усреднение по перекрывающимся фрагментам уменьшает дисперсию $\hat{P}[k]$ относительно одиночной периодограммы ценой некоторого увеличения смещения и снижения частотного разрешения [10].

Формирование признаков строится на интегральных характеристиках СПМ, которые слабо чувствительны к случайным флуктуациям и масштабирующим факторам.

Пусть $\Omega = [f_{\min}, f_{\max}]$ – диагностический диапазон частот, разбитый на полосы $\{B_j\}_{j=1}^J$. Выделим полосные энергии по j полосе E_j :

$$E_j = \sum_{k \in B_j} \hat{P}[k] \Delta f, \quad \Delta f = \frac{F_s}{N_w}, \quad (6)$$

их энергетически нормированные версии E_j , устраняющие зависимость от общего уровня:

$$E_j = \frac{E_j}{\sum_{u=1}^J E_u}, \quad (7)$$

спектральный центроид C , второй центральный момент W , описывающие «центр тяжести» и рассеяние энергии по частоте:

$$C = \frac{\sum_k f_k \hat{P}[k]}{\sum_k \hat{P}[k]}, \quad W = \frac{\sum_k (f_k - C)^2 \hat{P}[k]}{\sum_k \hat{P}[k]}, \quad (8)$$

показатель наклона β лог-амплитуды на опорной подполосе B^* , фиксирующий баланс низких и высоких частот в B^* :

$$\beta = \arg \min_{\alpha, \beta} \sum_{k \in B^*} (\log \hat{P}[k] - \alpha - \beta \log f_k)^2, \quad (9)$$

плоскостность спектра SFM, различающую виды спектров:

$$\text{SFM} = \frac{\exp\left(\frac{1}{K} \sum_k \log \hat{P}[k]\right)}{\frac{1}{K} \sum_k \hat{P}[k]} \in (0, 1], \quad K = \frac{N_w}{2} + 1. \quad (10)$$

Корректность суммирования и переходов к логарифмам обеспечивается положительностью $\hat{P}[k]$, а интерпретация интегральных признаков опирается на стандартные конструкции интегрального исчисления [11].

Итоговый вектор признаков $\mathbf{f} \in \mathbb{R}^p$ составляется конкатенацией $\{E_j\}_{j=1}^J$ и скалярных признаков $\{C, W, \beta, \text{SFM}\}$.

Далее для устранения коррелированности признаков и снижения размерности применяется метод главных компонент [12]. Пусть $\{z_m\}_{m=1}^M$ – стандартизованные векторы, тогда ковариационная матрица

$$\Sigma = \frac{1}{M-1} \sum_{m=1}^M (z_m - \bar{z})(z_m - \bar{z})^T, \quad \bar{z} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M z_m \quad (11)$$

имеет спектральное разложение $\Sigma = V \Lambda V^T$ с собственными значениями $\lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_p$ и собственными векторами V_i . Искомое k -мерное представление $y = W_k z$ строится из ортонормального базиса главных направлений $W_k = [v_1, \dots, v_k]$, где v_i – собственные векторы Σ . Критерий выбора k задается долей объясненной дисперсии [14]:

$$\sum_{i=1}^k \lambda_i / \sum_{i=1}^p \lambda_i \geq \eta, \quad \eta \in [0, 90; 0, 99]. \quad (12)$$

В контексте последующей неконтролируемой кластеризации такой линейный «сжатый» признак $y \in \mathbb{R}^k$ служит удобной, малошумной площадкой для выявления латентной структуры [13].

На следующем этапе применяется модель-ориентированная кластеризация, где кластеры интерпретируются как компоненты вероятностной смеси. Будем считать, что каждое наблюдение $y_m \in \mathbb{R}^k$ порождается скрытой компонентой $Z_m \in \{1, \dots, K\}$ с априорными весами $\pi = (\pi_1, \dots, \pi_K)$, $\sum_k \pi_k = 1$ и условным распределением $\mathcal{N}(\mu_k, \Sigma_k)$. Тогда маргинальная плотность имеет вид

$$p(y_m, \theta) = \sum_{k=1}^K \pi_k \mathcal{N}(y_m, \mu_k, \Sigma_k), \quad \theta = \{\pi_k, \mu_k, \Sigma_k\}_{k=1}^K. \quad (13)$$

Параметры θ оцениваются методом ожидания-максимизации (ЕМ), который является общим решением для моделей со скрытыми переменными. Пусть $Y = \{y_m\}_{m=1}^M$. Тогда логарифмическое правдоподобие наблюдений

$$L(\theta, Y) = \sum_{m=1}^M \log \left(\sum_{k=1}^K \pi_k \mathcal{N}(y_m, \mu_k, \Sigma_k) \right), \quad (14)$$

что неудобно максимизировать из-за логарифма от суммы. ЕМ вводит скрытые индикаторы принадлежности и максимизирует ожидаемое полное логарифмическое правдоподобие. На шаге Е вычисляются апостериорные вероятности принадлежности точки m кластеру k :

$$\gamma_{mk} = P(Z_m = k | y_m, \theta^{(t)}) = \frac{\pi_k^{(t)} \mathcal{N}(y_m | \mu_k^{(t)}, \Sigma_k^{(t)})}{\sum_{j=1}^K \pi_j^{(t)} \mathcal{N}(y_m | \mu_j^{(t)}, \Sigma_j^{(t)})}. \quad (15)$$

Величины $\gamma_{mk} \in [0; 1]$ реализуют мягкую кластеризацию, то есть каждое наблюдение частично принадлежит всем кластерам. На шаге M параметры обновляются по замкнутым формулам максимума ожидаемого полного логарифмического правдоподобия:

$$N_k = \sum_{m=1}^M \gamma_{mk}, \quad \pi_k^{(t+1)} = \frac{N_k}{M}, \quad \mu_k^{(t+1)} = \frac{1}{N_k} \sum_{m=1}^M \gamma_{mk} y_m, \quad (16)$$

$$\Sigma_k^{(t+1)} = \frac{1}{N_k} \sum_{m=1}^M \gamma_{mk} (y_m - \mu_k^{(t+1)})(y_m - \mu_k^{(t+1)})^T. \quad (17)$$

Итерации ЕМ не уменьшают $L(\theta, Y)$ и сходятся к стационарной точке – локальному максимуму. При фиксированном $K=3$, что совпадает с предметной постановкой (нормальное, предаварийное и аварийное состояния КРУ), ЕМ дает естественную меру уверенности в виде $\max_k \gamma_{mk}$, позволяющую вводить строгое правило принятия или отклонения смены режима во времени и тем самым стабилизировать режимно-диагностическую карту.

Классическая связь с k -средними подчеркивается как предельный частный случай вероятностной смеси: если предположить равные априоры π_k и сферические ковариации $\Sigma_k = \sigma^2 I$ и затем $\sigma^2 \rightarrow 0$, то максимизация правдоподобия смеси сводится к минимизации суммы внутрикластерных квадратов:

$$\min_{\{\mu_c\}, \{c_m\}} \sum_{m=1}^M \|y_m - \mu_c\|_2^2, \quad c_m = \arg \max_k \gamma_{mk}. \quad (18)$$

Сопоставление кластеров с эксплуатационными состояниями выполняется апостериорно по фрагментам с надежной экспертной маркировкой. Каждому кластеру присваивается режим $r \in \{N, P, A\}$ на основании вероятностной уверенности модели смешанного гауссова распределения и геометрической близости.

На синхронизированной по длительности полученной экспериментальным путем выборке длительностью $L = 208386$ отсчетов с размером окна $N_w = 2048$ с перекрытием 50 % получено устойчивое и полноразмерное разделение трех эксплуатационных состояний КРУ. В пространстве главных компонент первые две компоненты вместе объясняют 70,67 % дисперсии; третья добавляет еще 9,57 %, что дает 80,24 % для трех компонент (рис. 2), при этом облака наблюдений «Нормальный» (N), «Предаварийный» (P) и «Аварийный» (A) компактны и геометрически разнесены. В таблице представлены полученные параметры компонент смешанного гауссова распределения в РСА-плоскости.

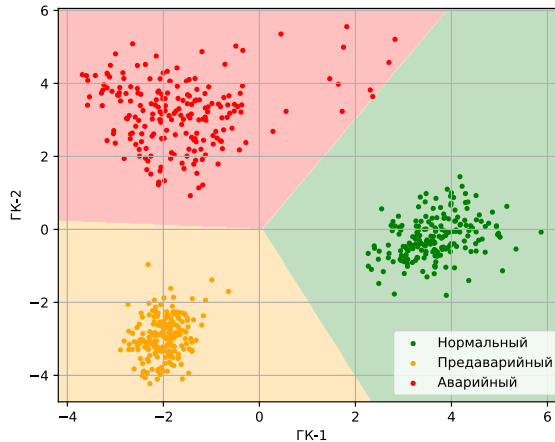


Рис. 2. Результаты анализа методом главных компонент

Параметры компонент смешанного гауссова распределения в PCA-плоскости

Компонента	Вес π_k	μ_x	μ_y	$\det(\Sigma_k)$	$\text{cond}(\Sigma_k)$
1	0,3333	3,663	-0,237	1,192e-01	2,08
2	0,3333	-1,998	-2,947	3,716e-02	2,71
3	0,3334	-1,664	3,183	1,096e+00	1,77

Веса π_k близки к $1/3$ для всех компонент, что согласуется с балансом данных. Средние координаты центра эллипса компоненты в PCA-плоскости μ_k лежат в разнесенных областях, формируя три устойчивых кластера. Детерминанты ковариаций $\det(\Sigma_k)$ показывают, что компонента 3 обладает наибольшей площадью рассеяния, компонента 2 – наименьшей. С физической точки зрения более широкий спектральный портрет возникает для режима с сильными разрядными проявлениями и неоднородным фоном, тогда как более компактный – для стабильного режима с узким спектральным выражением. Числа обусловленности 1,77–2,71 указывают на умеренную анизотропию эллипсов и умеренную численную устойчивость при вычислении величин γ_{mk} .

Неконтролируемые методы k -средних и модель смешанного гауссова распределения формируют три неперекрывающихся кластера, а полученные матрицы ошибок для обоих методов диагональны и составляют по 202 окна на диагонали для каждого режима (рис. 3). Это эквивалентно нулевым ошибкам I и II рода для всех классов ($\alpha=\beta=0$).

Режим (по кластеру)	N	202	0	0
	P	0	202	0
	A	0	0	202
		N	P	A
		Режим (истинный)		

Рис. 3. Матрица ошибок

С практической точки зрения это означает, что выбранная признаковая репрезентация и понижение размерности формируют режимно-диагностическую карту, на которой состояния различаются без двусмысленности. Вероятностная

модель смешанного гауссова распределения дополняет геометрическую разделимость количественной мерой уверенности γ_{mk} , что позволяет вводить простое правило принятия решения по порогам и гистерезису без ухудшения качества.

Так как набор данных сформирован по одной записи на режим, в перспективе рассматривается адаптивное уточнение диагностической полосы с целью подтверждения обобщающей способности модели на расширенных корпусах данных с вариативной геометрией ячеек, типами дефектов и фоновым шумом. В совокупности результаты демонстрируют, что предложенная алгоритмическая обработка акустических сигналов обеспечивает требуемую диагностическую чувствительность к предаварийным и аварийным состояниям КРУ и может служить технологической основой для систем раннего предупреждения и поддержки решений в эксплуатационной практике [14, 15].

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Росэнергонадзор. Отчет о состоянии энергетики РФ за 2024 г. М.: Минэнерго РФ, 2025. 150 с.
2. Ростехнадзор. Ежегодный отчет по состоянию промышленной безопасности за 2023–2024 гг.: с прогнозом на 2025 г. М.: Ростехнадзор, 2025. 1 электрон. опт. диск (CD-ROM). URL: http://www.gosnadzor.ru/activity/trebovaniya_25_pr/ (дата обращения: 05.09.2025).
3. Ростехнадзор. Уроки из аварий в энергетике 2024 г. М.: Ростехнадзор, 2024. URL: <https://tk-servis.ru/news/1713516607/> (дата обращения: 05.09.2025).
4. Ростехнадзор. Сибирское управление. Сводка по авариям на энергоустановках. Новосибирск: Ростехнадзор, 2025. URL: <http://usib.gosnadzor.ru/info/> (дата обращения: 05.09.2025).
5. Хренников А.Ю. Основные методы диагностики состояния электрооборудования // Учеб.-метод. пособие. М.: ВЭИ, 2018. 120 с.
6. Беликов В.А., Галянин В.В., Орлов С.П. Анализ данных дистанционного зондирования земли для обнаружения нефтяных разливов // Вестник Самарского государственного технического университета. Серия: Технические науки. 2017. № 2 (54). С. 7–12. EDN: ZGBWEL
7. Фролов К.В. Создание информационно-измерительной системы защиты от дуговых и частичных разрядов в комплектных распределительных устройствах подстанций // Вестник Тихоокеанского государственного университета. 2024. № 2 (73). С. 17–30. DOI: 10.38161/1996-3440-2024-2-17-30. EDN: LZVVIS
8. Фролов К.В., Инаходова Л.М. Экспериментальное исследование информационных параметров акустического шума // Измерение. Мониторинг. Управление. Контроль. 2024. № 2 (48). С. 25–31. DOI: 10.21685/2307-5538-2024-2-3. EDN: QMOYTX
9. Дворкович В.П., Дворкович А.В. Оконные функции для гармонического анализа сигналов. 2-е изд. М.: Техносфера, 2016. 208 с.
10. Оппенгейм А.В., Шафер Р.В. Цифровая обработка сигналов: пер. с англ. Новосибирск: НГТУ, 2003. Электрон. изд. (русс.). 916 с.
11. Фихтенгольц Г.М. Основы математического анализа: в 2 т. М.: Лань, 2008. Т. 1. 400 с.
12. Johnson R.A., Wichern D.W. Applied Multivariate Statistical Analysis. 6th ed. Upper Saddle River: Pearson, 2007. 773 p.
13. Рассел С., Норвиг П. Искусственный интеллект. Современный подход. Т. 3. Обучение, восприятие и действие; пер. с англ. М.: Диалектика, 2022. 640 с.
14. Пат. 2815081 С1 Российская Федерация. Устройство защиты от дуговых и частичных разрядов / Инаходова Л.М., Цынаева А.А., Фролов К.В. № 2023122367; заявл. 29.08.2023; опубл. 11.03.2024.
15. Пат. 2815919 С1 Российская Федерация. Способ защиты от дуговых и частичных разрядов / Инаходова Л.М., Цынаева А.А., Фролов К.В. № 2023129149; заявл. 10.11.2023; опубл. 25.03.2024.

Статья поступила в редакцию 10.09.2025

ALGORITHMIC PROCESSING OF ACOUSTIC SIGNALS FOR DETECTING PRE-EMERGENCY AND EMERGENCY STATES OF COMPLETE SWITCHGEAR

K.V. Frolov, L.M. Inakhodova¹

Samara State Technical University
244, Molodogvardeyskayast., Samara, 443100, Russian Federation

E-mail: rikso@mail.ru, inakhodova@mail.ru

Abstract. The article presents a method for the algorithmic processing of acoustic signals to detect pre-emergency and emergency states of complete switchgear (CSG) units rated at 6–10 kV. The relevance is driven by a 10–15 % increase in CSG accident rates during 2024–2025, as reported by Rostekhnadzor, attributed to partial and arc discharges that cause downtime and economic losses in the fuel and energy complex. The aim of the study is to develop an approach for continuous monitoring based on spectral power density (SPD), principal component analysis (PCA), and a Gaussian mixture model (GMM) with the expectation-maximization (EM) algorithm. An experimental setup equipped with two acoustic sensors was utilized to record signals across three modes: normal, pre-emergency, and emergency. The method encompasses SPD estimation using the Welch method with Hamming windows, the formation of spectral features, dimensionality reduction, and clustering. A mode-diagnostic map, stabilized by hysteresis, is proposed. Results demonstrate a classification accuracy of 100 % on a dataset of 208,386 samples, with a confidence measure exceeding 0.9 and a diagonal error matrix. The novelty of the method lies in the integration of the Gaussian mixture model with hysteresis to enhance robustness under noisy conditions. The practical significance of the method lies in establishing a foundation for early warning systems capable of reducing CSG accident rates.

Keywords: acoustic diagnostics, partial and arc discharges, spectral power density, spectral features, clustering, mode-diagnostic map, continuous monitoring, principal component analysis

REFERENCES

1. Rosenergonadzor. Otchet o sostoyanii energetiki RF za 2024 g. [Report on the State of the Russian Federation Energy Sector for 2024] M.: Minenergo RF, 2025. 150 p. (In Russian)
2. Rostekhnadzor. Ezhegodnyj otchet po sostoyaniyu promyshlennoj bezopasnosti za 2023–2024 gg.: s prognozom na 2025 g. [Annual Report on the State of Industrial Safety for 2023–2024: with a Forecast for 2025]. M.: Rostekhnadzor, 2025. 1 elektron. opt. disk (CD-ROM). URL: http://www.gosnadzor.ru/activity/trebovaniya_25_pr/ (accessed: 05.09.2025). (In Russian)
3. Rostekhnadzor. Uroki iz avarij v energetike 2024 g. [Lessons from Accidents in the Energy Sector in 2024]. M.: Rostekhnadzor, 2024. URL: <https://tk-servis.ru/news/1713516607/> (accessed: 05.09.2025). (In Russian)



© The Author(s), 2025

¹ Kirill V. Frolov, Postgraduate Student, Dept. of Automated Electric Power Systems.
Lolita M. Inakhodova (Ph.D. (Techn.)), Associate Professor, Dept. of Automated Electric Power Systems.

4. Rostekhnadzor. Sibirskoe upravlenie. Svodka po avariyam na energoustanovkah [Summary of Accidents at Power Installations]. Novosibirsk: Rostekhnadzor, 2025. URL: <http://usib.gosnadzor.ru/info/> (accessed: 05.09.2025). (In Russian)
5. *Hrennikov A.Yu.* Osnovnye metody diagnostiki sostoyaniya elektrooborudovaniya [Main Methods for Diagnosing the Condition of Electrical Equipment: A Study Guide] // Ucheb.-metod. posobie. M.: VEI, 2018. 120 p. (In Russian)
6. *Belikov V.A., Galyanin V.V., Orlov S.P.* Analiz dannyh distancionnogo zondi-rovaniya zemli dlya obnaruzheniya neftyanyh razlivov [Analysis of Remote Sensing Data for Oil Spill Detection] // Vestnik Samarskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. Seriya: Tekhnicheskie nauki. 2017. No. 2(54). Pp. 7–12. (In Russian)
7. *Frolov K.V.* Sozdanie informacionno-izmeritel'noy sistemy zashchity ot dugovyh i chastichnyh razryadov v komplektnykh raspredelitel'nykh ustroystvakh podstancij [Development of an Information-Measuring System for Protection against Arc and Partial Discharges in Substation Switchgears] // Vestnik Tihookeanskogo gosudarstvennogo universiteta. 2024. No. 2(73). Pp. 17–30. DOI: 10.38161/1996-3440-2024-2-17-30. (In Russian)
8. *Frolov K.V., Inahodova L.M.* Eksperimentalnoe issledovanie informacionnykh parametrov akusticheskogo shuma [Experimental Study of Informative Parameters of Acoustic Noise] // Izmerenie. Monitoring. Upravlenie. Kontrol. 2024. No. 2(48). Pp. 25–31. DOI: 10.21685/2307-5538-2024-2-3. (In Russian)
9. *Dvorkovich V.P., Dvorkovich A.V.* Okonnye funktsii dlya garmonicheskogo analiza signalov [Window Functions for Harmonic Analysis of Signals]. 2-e izd. M.: Tekhnosfera, 2016. 208 p. (In Russian)
10. *Oppengejm A.V., Shafer R.V.* Cifrovaya obrabotka signalov [Digital Signal Processing]. Novosibirsk: NGTU, 2003. Elektron. izd. (russk.). 916 p. (In Russian)
11. *Fihtengolc G.M.* Osnovy matematicheskogo analiza [Fundamentals of Mathematical Analysis]. M.: Lan, 2008. Vol. 1. 400 p. (In Russian)
12. *Johnson R.A., Wichern D.W.* Applied Multivariate Statistical Analysis. 6th ed. Upper Saddle River: Pearson, 2007. 773 p.
13. *Rassel S., Norvig P.* Iskusstvennyy intellekt. Sovremennyy podhod [Artificial Intelligence: A Modern Approach]. Vol. 3. Obuchenie, vospriyatie i dejstvie; per. s angl. M.: Dialektika, 2022. 640 p. (In Russian)
14. Pat. 2815081 C1 Rossiyskaya Federaciya. Ustrojstvo zashchity ot dugovyh i chastichnyh razryadov [Device for protection against arc and partial discharges] / *Inahodova L.M., Cynaeva A.A., Frolov K.V.* No. 2023122367; zayavl. 29.08.2023; opubl. 11.03.2024. (In Russian)
15. Pat. 2815919 C1 Rossiyskaya Federaciya. Sposob zashchity ot dugovyh i chastichnyh razryadov [Method for protection against arc and partial discharges] / *Inahodova L.M., Cynaeva A.A., Frolov K.V.* No. 2023129149; zayavl. 10.11.2023; opubl. 25.03.2024. (In Russian)

Original article submitted 10.09.2025