

ЭКСПЛУАТАЦИЯ ОБЪЕКТОВ
АТОМНОЙ ОТРАСЛИ
OPERATION OF FACILITIES
NUCLEAR INDUSTRY

<https://doi.org/10.26583/gns-2025-04-08>

УДК 621.039

EDN TXLNV1

Оригинальная статья / Original paper



Идентификация текущих состояний
главных циркуляционных насосов АЭС

В.Г. Бекетов , В.Я. Шпицер

Волгодонский инженерно-технический институт – филиал Национального исследовательского ядерного университета «МИФИ», г. Волгодонск, Ростовская область, Российская Федерация

vgbeketov@mephi.ru

Аннотация. Декларируется универсальный (не опирающийся на частные законы деградации) подход к идентификации текущих состояний технологических систем АЭС. Фрагмент технологической системы анализируется в пространстве диагностических признаков (параметров) с доминирующим критерием. Системной границей выделенного фрагмента является поверхность, образуемая нормативными ограничениями значений диагностических признаков. На временных рядах параметрического мониторинга конструируется отображение (вероятностное) системы в единичный гиперкуб для представления ее эволюции в категориях деградации (движение к нормативным границам). Сконструированный виртуальный (возможный цифровой) образ системы аппроксимируется полиномом Колмогорова-Габора, который используется в качестве экстраполятора. Исследуются предсказательные возможности подхода для реального объекта: «Маслосистема главного циркуляционного насоса (ГЦН)». Методика является упрощенным вариантом многомерного статистического анализа, когда многомерная функция распределения параметров не является нормальной и не может восстанавливаться в реальном времени. Классическая теория подменяется задачей идентификации в пространстве одномерных эмпирических функций распределения измерений диагностических признаков. Методика хорошо зарекомендовала себя на таких деградациях как износ, старение, образование отложений, эрозия поверхности. Способность предсказания мгновенных отказов (скачки превышения предела) реализуется по возмущениям соответствующих функций распределения. Методика требует большого объема статистического материала, поэтому предпочтительна для сопровождения стационарных режимов эксплуатации оборудования или обработки архивов. Ожидается ее применение при программировании «наблюдателей» за развитием нештатных ситуаций и обучении нейросетей.

Ключевые слова: техническая диагностика, многомерный статистический анализ, мониторинг показателей, дефектность, деградация, оборудование АЭС.

Для цитирования: Бекетов В.Г., Шпицер В.Я. Идентификация текущих состояний главных циркуляционных насосов АЭС. Глобальная ядерная безопасность. 2025;15(4):78–85. <https://doi.org/10.26583/gns-2025-04-08>

For citation: Beketov V.G., Shpitser V.Ya. Identification of current states of the main circulation pumps at NPPs. Nuclear Safety. 2025;15(4):78–85. (In Russ.). <https://doi.org/10.26583/gns-2025-04-08>

Identification of current states of the main circulation pumps at NPPs

Vladimir G. Beketov , Vladimir Ya. Shpitser

Volgodonsk Engineering Technical Institute the branch of National Research Nuclear University «MEPhI»,

Volgodonsk, Rostov region, Russian Federation

vgbeketov@mephi.ru

Abstract. The paper presents a universal approach (not based on specific degradation laws) to identifying the current states of NPP technological systems. A fragment of the technological system is analysed in the space of diagnostic features (parameters) with a dominant criterion. The system boundary of the selected fragment is the surface formed by the normative restrictions on the values of diagnostic features. A probabilistic mapping of the system is constructed in a unit hypercube on the time series of parametric monitoring to represent its evolution in terms of degradation (movement

towards normative boundaries). The constructed virtual (possible digital) image of the system is approximated by a Kolmogorov-Gabor polynomial which is used as an extrapolator. The predictive capabilities of the approach are investigated for a real object: «The Oil System of the Main Circulation Pump (MCP)». The methodology is a simplified version of multidimensional statistical analysis, where the multidimensional distribution function of parameters is not normal and cannot be restored in real time. The classical theory is replaced by the task of identifying one-dimensional empirical distribution functions of diagnostic feature measurements in space. The method has proven itself well in cases of degradation such as wear, ageing, deposit formation, and surface erosion. The ability to predict instantaneous failures (limit exceedance jumps) is implemented based on disturbances in the corresponding distribution functions. The method requires a large amount of statistical material, so it is preferable for monitoring stationary modes of equipment operation or processing archives. It is expected to be used in programming «observers» to monitor the development of abnormal situations and training neural networks.

Keywords: technical diagnostics, multidimensional statistical analysis, performance monitoring, defectiveness, degradation, nuclear power plant equipment.

Введение

Состояние протекающих процессов и развитие аномалий режимов эксплуатации принято фиксировать в реальном времени по данным промышленного мониторинга. Эти данные идентифицируются сравнением с допустимыми уставками. Считается, что развитие аномалии можно обнаружить на ранней стадии средствами статистического анализа [1–3]. Обнаружение малых отклонений от режимов нормальной эксплуатации проявляется в возмущении многомерной функции распределения характерных признаков.

Предлагается заменить восстановление многомерной функции распределения характерных признаков анализом временных рядов эмпирических функций распределения этих признаков. Система идентифицируется эмпирической оценкой вероятности (по N измерениям) для каждого (из m) признаков иметь значение в нормативном поле. Результатом является вектор m эмпирических оценок, отнесенный к срединному моменту на периоде наблюдения T . Затем в скользящем с дискретом ΔT окне наблюдается эволюция этого вектора. Мониторинг становится средством построения m -мерной траектории в единичном гиперкубе, при этом значение N – предопределяет статистическую погрешность метода, а ΔT – динамическую. Реализуется своеобразная процедура сглаживания.

Контроль и управление маслосистемой каждой пары ГЦН осуществляется по одиннадцати штатным режимным параметрам [4–6]. Деградация проявляется в дрейфе опре-

деляющих технических показателей к нормативным границам и возрастании (амплитуд и частот) флуктуаций их значений. При выходе за диапазон нормальной эксплуатации доминирующего критерия (температуры масла), автоматически срабатывают соответствующие блокировки и ГЦН отключаются. Превышение уставок является технологическим нарушением. Прогнозирование вероятности технологических нарушений при эксплуатации АЭС – актуальная проблема и основная тема данной статьи.

Технология обработки данных

Протокол измерений, как правило, в формате Excel содержит семейство временных рядов (по числу измеряемых параметров). Это нестационарные последовательности разноразмерных, разномасштабных, зашумленных, часто коррелированных физических величин. Построить многомерный анализатор, осуществляющий функцию идентификатора состояний объекта и экстраполятора в реальном времени затруднительно. Ограничиваются статистической обработкой каждого параметра отдельно.

Вероятность нахождения параметра внутри нормативного поля, оцененная по его временному ряду, представляется выражением (1):

$$P_{k,j} = F_{N_s}^j(b_j) - F_{N_s}^j(a_j); \\ s = k\Delta N; j = 1, \dots, m, \quad (1)$$

где k – номер скользящего окна (номер строчки матрицы P); ΔN – смещение скользящего окна;

s – текущий номер строки матрицы наблюдений, с которого измерения включаются в окно шириной N ;

a_j, b_j – нижний и верхний нормативный предел параметра j соответственно;

$$F_{N_s}(x) = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} I\{x_i \leq x\};$$

$I = \begin{cases} 1 - \{A\} = True \\ 0 - \{A\} = False \end{cases}$ – эмпирическая функция распределения измерений x_i параметра j [7,8].

Таким образом, каждые N чисел протокола наблюдений заменяются одним числом матрицы P , имеющей m столбцов и число строк, необходимых для построения траектории эволюции объекта в единичном m -мерном гиперкубе. Каждая точка на этой траектории означает вероятность нахождения параметров объекта в нормативном поле и может быть оценена значением $P_k = \prod_j P_{k,j}$.

В терминах дополнительных событий вероятность $D_k = 1 - P_k$ означает текущий уровень дефектности объекта. Траектория в единичном m -мерном гиперкубе вероятностей D отражает деградацию объекта. Любой из столбцов матрицы P можно попытаться выразить через остальные с помощью регрессионной модели. Это классический способ идентификации технологических объектов и построения полиномиальных экстраполаторов, применяемый в обычных физических пространствах [8]. В данной интерпретации он используется в виртуальном

пространстве, сконструированном на вероятностях.

На плоскости $(P_k \times k)$ определим линейный экстраполатор, который по двум последовательным парам $(P_k, k); (P_{k+1}, k+1)$ вычисляет момент k^* достижения состояния условно принимаемого за предвестник отказа, например, $P_{k^*} = 0.5$. Это позволяет принимать решение об отключении технологической системы ориентируясь не только на вероятность отказа, но и на его «близость» к текущему моменту наблюдения.

Маслосистема главного циркуляционного насоса (ГЦН)

Маслосистема ГЦН выполняет обеспечивающие функции в режиме нормальной эксплуатации. В ее состав входят две функциональные группы, каждая из которых обеспечивает маслом два ГЦН. Функциональная группа включает: технологические емкости; маслонасосы; маслофильтры; маслоохладители; арматуру и трубопроводы. Исходные события развития нештатных ситуаций условно классифицируются в три множества: отказы системы в целом, выводящие за пределы работоспособности и требующие аварийного ремонта; нарушения работы элементов системы, препятствующие дальнейшей работоспособности и требующие вмешательства операторов; срабатывания технологических защит, а также выход из также смежных систем. Основные технологические параметры функциональной группы представлены в таблице 1.

Таблица 1. Параметры контроля работоспособности маслосистемы ГЦН [составлено авторами]
Table 1. Parameters of monitoring the performance of the MCP oil system [compiled by the authors]

№ п/п	Наименование	Назначение	Единица измерения	Диапазон допустимых значений
1	2	3	4	5
1	Температура масла на всасе насосов	Масло для охлаждения и смазки электродвигателя ГЦН	°C	0 – 50
2	Давление масла на напоре маслонасоса	Масло для охлаждения и смазки электродвигателя ГЦН	кгс/см ²	3,06 – 5,15
3	Давление масла за маслофильтрами	Масло для охлаждения и смазки электродвигателя ГЦН	кгс/см ²	3,6 – 5,5
4	Переход давления на фильтре, не более	Масло для охлаждения и смазки электродвигателя ГЦН	кгс/см ²	0,5
5	Температура технической воды на сливе маслоохладителя	Вода для охлаждения теплообменников маслосистемы ГЦН	°C	+15

Продолжение таблицы 1

Table 1 continuation

1	2	3	4	5
6	Расход механической воды на сливе маслоохладителя	Вода для охлаждения теплообменников маслосистемы ГЦН	м ³ /час	95 – 125
7	Температура масла на входе в ГЦН	Масло для охлаждения и смазки электродвигателя ГЦН	°С	33 – 45
8	Давление масла в камере ГУП ГЦН	Масло для охлаждения и смазки электродвигателя ГЦН	кгс/ см ²	0,6 – 0,7 (1,3) 1,15 – 1,25 (2,4)

С учетом опыта эксплуатации маслосистемы ГЦН выделяют факторы, влияющие на работоспособность:

1) засорение масляного фильтра, фиксируемое при достижении перехода давления на работающем фильтре более 0,35 кгс/ см² и температуре масла на входе в ГУП ГЦН не более 39,5°C;

2) загрязнение теплообменной поверхности маслоохладителя, фиксируемое по увеличению температурного порога более 15°C;

3) снижение расхода охлаждающей технической воды.

Опыт эксплуатации позволяет уменьшить число параметров, принимаемых для описания системы. Например, если в качестве основного контролируемого параметра выбирается температура масла на входе в ГЦН, то вибраакустические характеристики и измерения перепада давления на вспомогательных фильтрах можно исключить. Кроме того, ширину допустимых интервалов изменения контролируемых величин можно уменьшить (своего рода уставки). Это поз-

оляет при многовариантном исследовании предложить градацию дефектности состояний оборудования. В статье используются восемь определяющих величин.

Образ состояния системы в нормальных условиях эксплуатации (НУЭ)

Маслосистема ГЦН контролировалась с дискретностью ~ 12.5 мин., в течение ~ 21 сут. Представляем результаты обработки протокола мониторинга, содержащего ~ 7400 измерений восьми параметров одновременно. Первые сутки (~ 1152 изм.) использовались для составления образа НУЭ. Для этого зафиксированы нормативные пределы изменения технологических параметров за сутки, так что вероятность пребывания в нормативном поле для всех измерений равна 1. Эволюция системы будет отображаться относительно этого исходного состояния. Обозначим параметры $X^{(j)}$, $j = 0, \dots, 7$. Образ исходного состояния НУЭ представлен в таблице 2.

Таблица 2. Образ состояния системы в нормальных условиях эксплуатации [составлено авторами]

Table 2. System status under normal operating conditions [compiled by the authors]

Значения	$X^{(0)}$	$X^{(1)}$	$X^{(2)}$	$X^{(3)}$	$X^{(4)}$	$X^{(5)}$	$X^{(6)}$	$X^{(7)}$
Среднее	45.07	37.61	35.30	0.965	36.30	63.29	32.72	7.704
Коэффициент вариации	$9.16 \cdot 10^{-3}$	$6.91 \cdot 10^{-3}$	0.011	$4.66 \cdot 10^{-3}$	0.011	0.028	0.021	0.231
Нормативные пределы	44 - 47	36 - 39	34- 37	0.85–98	35-39	55-70	30-35	6.5-9.0

В качестве доминирующего индикатора выбран $X^{(4)}$ – температура масла на входе в ГЦН. Эволюция этого индикатора в течение 21 сут. представлена на рисунке 1: выявляется временной отрезок 139 час. (номера измерения 2673 – 3341), на котором фиксируется резкий выброс за границу верхнего предела 39°C. Это технологическое нарушение. Область, содержащая нарушение нормаль-

ных условий эксплуатации «Def» (номера измерения 2000 – 4000), представлена отдельно.

На рисунке 2 Представлена эволюция вероятности иметь значения температуры масла в нормативном коридоре. Вычисления проводились от состояния НУЭ по эмпирической функции распределения в скользящем окне шириной 1000 чисел и смещении

на 300 чисел. Образ технологического нарушения фиксируется однозначно. Динамика развития технологического нарушения может адаптивно уточняться за счет уменьшения шага скользящего окна, например до 50, 30, 10 чисел.

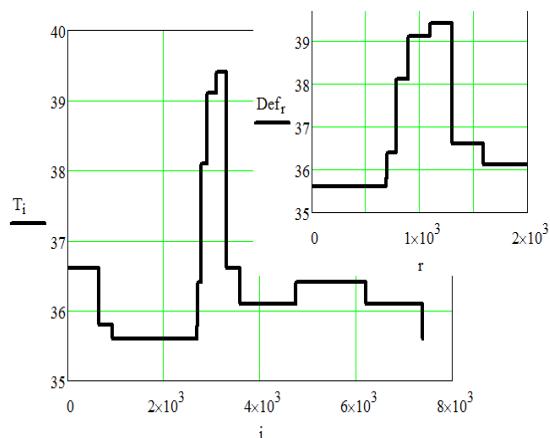


Рисунок 1. Изменение температуры масла на входе в ГЦН в течение 21 сут. [составлено авторами]

Figure 1. Change in oil temperature at the inlet to the central heating system over 21 days [compiled by the authors]

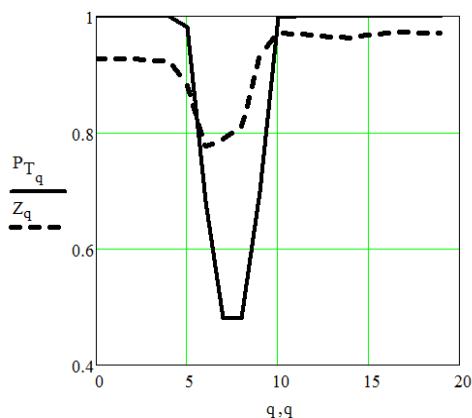


Рисунок 2. Эволюция вероятности имеет значения температуры масла в нормативном коридоре [составлено авторами]

Figure 2. Probability evolution has oil temperature values within the standard range [compiled by the authors]

Вычисления проводились от состояния НУЭ по эмпирической функции распределения в скользящем окне шириной 1000 чисел и смещении на 300 чисел. На полотне рисунка 2 представлена регрессия Z выражающая полиномиальную зависимость температуры масла в нормативном коридоре от учитываемых остальных факторов технологической схемы.

Идентификация системы

В парадигме «семь входов – один выход» построена адаптивная регрессионная модель маслосистемы ГЦН, выражающая вероятность иметь температуру масла на входе ГЦН в нормативном коридоре (см. рис. 2) через соответствующие вероятности остальных технологических факторов. В категориях деградации это трактуется как учет доминирующих каналов переноса дефектности. Размерность пространства предопределяет сложность прогностической модели. На редуцированном пространстве вероятностей $m = 4$ задавалась математическая модель наблюдаемого реального объекта в форме многочлена Колмогорова – Габора, составленного из элементов матрицы P_{kj} , $k = 0 \dots 19$, $j = 0 \dots 3$. Эта модель поддерживает вероятностную интерпретацию, является базовой в методе группового учета аргументов (МГУА) [9]. Метод не только оценивает коэффициенты регрессионной модели, но и определяет структуру полинома оптимальной сложности (число членов полинома). Модели возрастающей сложности порождаются до тех пор, пока не будет найден минимум некоторого критерия (*внешний критерий*) качества модели. Достижение глобального минимума внешнего критерия при порождении моделей означает, что модель, доставляющая такой минимум, является исключительной. Индуктивный алгоритм отыскания модели оптимальной структуры в задаче прогнозирования нештатных ситуаций состоит из следующих основных шагов:

1. Результат мониторинга представляется матрицей M , в которой столбцы – технологические факторы; строки – номера измерений.

2. По матрице измерений M формируется матрица P – эмпирических вероятностей, в которой столбцы – вероятности принадлежности факторов соответствующим нормативным допускам; строки – номера положений скользящего окна, принимаемые за моменты фиксации этих вероятностей.

3. Матрица P разбивается на три части P_1 – обучающую; P_2 – тестовую; P_3 – контрольную.

4. Назначается базовая модель, которая описывает отношение между одним из

столбцов (критериальным признаком) и остальными столбцами матрицы P . Ограничимся полиномом Колмогорова-Габора второго порядка в виде выражения (2):

$$y_k = w_{k0} + \sum_{j=1}^{m_1-1} w_{kj} P_{kj} + \sum_{l=1}^{m_1-1} \sum_{j=1}^{m_1-1} w_{klj} P_{kl} P_{kj}, \quad (2)$$

где y_k – модельное значение критериального признака;

w – вектор весовых коэффициентов (параметры математической модели);

m_1 – число обеспечивающих факторов в обучающей выборке P_1 .

Базовая модель линейна относительно параметров и нелинейна относительно свободных переменных. Для настройки параметров модели используется метод наименьших квадратов по обучающей выборке L (3):

$$w_L = (P_L^T P_L)^{-1} P_L^T y_L \\ \epsilon_L^2 = |y_L - y^m|^2 \rightarrow \min \quad \text{внутренний критерий.} \quad (3)$$

Результат представлен полиномом Z на рисунке 2.

На рисунке 3 изображена эволюция вероятности иметь значения всех восьми технологических параметров маслосистемы ГЦН одновременно в соответствующих им нормативных границах, т.е. вероятность НУЭ на интервале наблюдения. Вычисления проводились от исходного состояния НУЭ по произведению индивидуальных эмпирических функций распределения в скользящих окнах шириной 1000 чисел и смещении на 300 чисел. Образ технологического нарушения фиксируется однозначно.

На полотно рисунка 3 нанесены две сеющие, отражающие результат линейной экстраполяции. Функция $y1(t1)$ отражает деградацию маслосистемы ГЦН от начала наблюдения и прогнозирует возможность технологического нарушения в отдаленном будущем. Функция $y2(t2)$ отражает деградацию маслосистемы ГЦН от текущего состояния (предвестника инцидента) и сравнительно точно фиксирует момент необходимого эксплуатационного вмешательства.

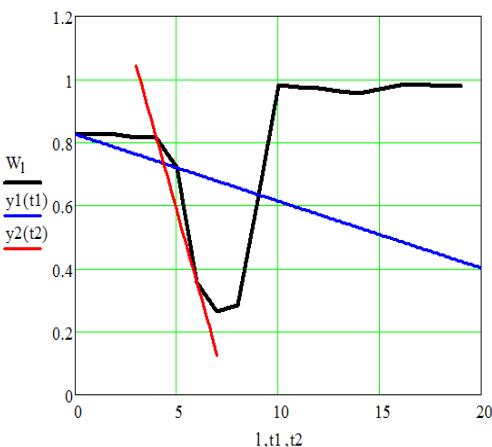


Рисунок 3. Эволюция вероятности НУЭ ГЦН на интервале наблюдения в состояние ННУЭ – нарушение нормальных условий эксплуатации [составлено авторами]

Figure 3. Probability evolution of the main coolant pump (MCP) transitioning from normal operating conditions to a state of deviation from normal operating conditions over the observation interval [compiled by the authors]

Функция $y1(t1)$ отражает деградацию маслосистемы ГЦН от начала наблюдения и прогнозирует технологическое нарушение в отдаленном будущем. Функция $y2(t2)$ отражает деградацию маслосистемы ГЦН от текущего состояния (предвестника инцидента) и сравнительно точно фиксирует момент необходимого эксплуатационного вмешательства.

Заключение

Представлен непрерывный вычислительный процесс, сопровождающий регламентированный технологический режим с возможностью выявления причин его нарушения и прогнозированием нештатных ситуаций. В этой работе многомерная функция распределения представляется своими сечениями в форме одномерных эмпирических распределений по каждому признаку. На этих одномерных распределениях в единичном гиперкубе конструируется многомерная алгебраическая модель, которая используется в качестве экстраполатора. Прогностические возможности предлагаемого подхода иллюстрируются на сопровождении эксплуатационных режимов маслосистемы главных циркуляционных насосов (ГЦН) АЭС с ВВЭР-1000.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ / REFERENCES

1. Белоусов П.А., Скоморохов А.О. Разработка и применение методов обнаружения свойств и прогнозирования временных рядов в задачах диагностирования АЭС. *Известия вузов. Ядерная энергетика.* 2006;3:3–12. Режим доступа: <https://static.nuclear-power-engineering.ru/journals/2006/03.pdf> (дата обращения: 23.06.2025). Belousov P.A., Skomorokhov A.O. Development and application of methods for property change discovery and time series forecasting in NPP diagnostics problems news of universities. *Izvestiya vuzov. Yadernaya energetika.* 2006;3:3–12. (In Russ.). Available at: <https://static.nuclear-power-engineering.ru/journals/2006/03.pdf> (accessed: 23.06.2025).
2. Скоморохов А.О. Многомерные статистические методы диагностики аномальных состояний ЯЭУ Авто-реферат диссертации на соискание ученой степени доктора технических наук, специальность 05.14.03 Ядерные энергетические установки, включая проектирование, эксплуатацию и вывод из эксплуатации. Обнинск: ИАТЭ НИЯУ МИФИ, 2011. 42 с. Режим доступа: <https://openrepository.mephi.ru/entities/publication/2ea35e2a-9716-4260-a8fd-80609a8dec56> (дата обращения: 23.06.2025). Skomorokhov A.O. Multivariate statistical methods for diagnosing abnormal states of nuclear power plants. Abstract of a dissertation for the degree of Doctor of Technical Sciences. Obninsk: OINPE NRNU MEPhI. 2011, 42 c. (In Russ.). Available at: <https://openrepository.mephi.ru/entities/publication/2ea35e2a-9716-4260-a8fd-80609a8dec56> (accessed: 23.06.2025).
3. Выugin В.В. Математические основы машинного обучения и прогнозирования. Москва: МЦНМО, 2021. 399 с. Режим доступа: https://rusneb.ru/catalog/000199_000009_012656764/?ysclid=mht76myhjb638045114 (дата обращения: 23.06.2025). Vyugin V.V. Mathematical foundations of machine learning and forecasting. Moscow: MCNMO, 2021. 399 p. (In Russ.). Available at: https://rusneb.ru/catalog/000199_000009_012656764/?ysclid=mht76myhjb638045114 (accessed: 23.06.2025).
4. Андрушенко С.А., Афров А.М., Васильев Б.Ю., Генералов В.Н. и др. АЭС с реактором типа ВВЭР-1000. От физических основ эксплуатации до эволюции проекта. Москва: Логос, 2010. 604 с. Режим доступа: https://elib.biblioatom.ru/text/andrushechko_aes-s-reaktorom-vver-1000_2010/p4/ (дата обращения: 27.06.2025). Andrushenko S.A., Afrov A.M., Vasiliev B.Yu., Generalov V.N. et al. Nuclear power plants with WWER-1000 reactors. From physical principles of operation to project evolution. Moscow: Logos, 2010. 604 p. (In Russ.). Available at: https://elib.biblioatom.ru/text/andrushechko_aes-s-reaktorom-vver-1000_2010/p4/ (accessed: 27.06.2025).
5. Лескин С.Т., Слободчук В.С., Шелегов А.С. Анализ состояния ГЦН ВВЭР-1000 в процессе эксплуатации. *Известия вузов. Ядерная энергетика.* 2016;4:12–22. Режим доступа: <https://doi.org/10.26583/npe.2016.4.02> (дата обращения: 27.06.2025). Leskin S.T., Slobodchuk V.S., Shelegov A.S. Analysis of the state of the WWER-1000 main circulation pump during operation. *Izvestiya vuzov. Yadernaya energetika.* 2016;4:12–22. (In Russ.). Available at: <https://doi.org/10.26583/npe.2016.4.02> (accessed: 27.06.2025)
6. Сысоев Ю.С., Бекетов В.Г., Симакова Н.А. Алгоритм прогнозирования дрейфа температур маслосистемы ГЦН блока АЭС с реактором ВВЭР-1000. *Глобальная ядерная безопасность.* 2016;3(20):57–63. Режим доступа: http://gns.mephi.ru/sites/default/files/journal/file/ru.2016.3-5_0.pdf (дата обращения: 27.06.2025). Sysoev Yu.S., Beketov V.G., Simakova N.A. Forecasting algorithm of temperature drift of main circular pump oil system of the NPP Unit with the VVER-1000 Reactor. *Global nuclear safety.* 2016;3(20):57–63. (In Russ.). Available at: http://gns.mephi.ru/sites/default/files/journal/file/ru.2016.3-5_0.pdf (accessed: 27.06.2025)
7. Кобзарь А.И. Прикладная математическая статистика. Для инженеров и научных работников. Москва: Физматлит, 2006. 816 с. Режим доступа: <https://search.rsl.ru/ru/record/01002917693?ysclid=mhuux5jmz0342013706> (дата обращения: 09.07.2025). Kobzar A.I. Applied Mathematical statistics. For engineers and scientists. Moscow: Fizmatlit, 2006. 816 p. (In Russ.). Available at: <https://search.rsl.ru/ru/record/01002917693?ysclid=mhuux5jmz0342013706> (accessed: 09.07.2025).
8. Добронец Б.С., Попова О.А. Вычислительный вероятностный анализ: модели и методы. Монография. Красноярск: Сибирский федеральный университет, 2020. 236 с. Режим доступа: <http://www-sbras.nsc.ru/interval/Library/AppBooks/DobronetsPopova-2020.pdf> (дата обращения: 09.07.2025). Dobronets B.S., Popova O.A. Computational probability analysis: models and methods. Monograph. Krasnoyarsk: Siberian Federal University, 2020. 236 p. (In Russ.). Available at: <http://www-sbras.nsc.ru/interval/Library/AppBooks/DobronetsPopova-2020.pdf> (accessed: 09.07.2025).
9. Ивахненко А.Г., Юрачковский Ю.П. Моделирование сложных систем по экспериментальным данным. Москва: Радио и связь, 1987. 117 с. Режим доступа: <https://search.rsl.ru/ru/record/01009967610?ysclid=mi4vzzumpo278492159> (дата обращения: 09.07.2025). Ivakhnenko A.G., Yurachkovsky Yu.P. Modeling of complex systems based on experimental data. Moscow: Radio i svyaz', 1987. 120 p. (In Russ.). Available at: <https://search.rsl.ru/ru/record/01009967610?ysclid=mi4vzzumpo278492159> (accessed: 09.07.2025).

ВКЛАД АВТОРОВ:

Бекетов В.Г. – анализ экспериментальных данных, подбор литературных источников, редактирование текста статьи;

Шпицер В.Я. – написание текста статьи, подготовка к опубликованию результатов аналитического исследования.

ИСТОЧНИКИ ФИНАНСИРОВАНИЯ:

Авторы заявляют об отсутствии источников финансирования. Инициативное исследование.

КОНФЛИКТ ИНТЕРЕСОВ:

Конфликт интересов отсутствует.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ:

Владимир Георгиевич Бекетов, кандидат технических наук, доцент, Волгодонский инженерно-технический институт – филиал Национального исследовательского ядерного университета «МИФИ», г. Волгодонск, Ростовская область, Российская Федерация.

<https://orcid.org/0000-0003-0242-6745>

e-mail: vgbeketov@mephi.ru

Владимир Яковлевич Шпицер, доктор технических наук, профессор, Волгодонский инженерно-технический институт – филиал Национального исследовательского ядерного университета «МИФИ», г. Волгодонск, Ростовская область, Российская Федерация.

<https://orcid.org/0000-0002-5051-5091>

e-mail: shpitser@mail.ru

Поступила в редакцию / Received 11.07.2025

После доработки / Revision 30.09.2025

Принята к публикации / Accepted 07.10.2025

AUTHORS' CONTRIBUTION:

Beketov V.G. – analysis of experimental data, selection of references, editing of article text;

Shpitser V.Ya. – writing the article text, preparing analytical research results for publication.

FUNDING:

The authors state that there are no sources of funding. Initiative research.

CONFLICT OF INTEREST:

There is no conflict of interest.

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS:

Vladimir G. Beketov, Cand. Sci. (Engin.), Associate Professor, Volgodonsk Engineering Technical Institute the branch of National Research Nuclear University «MEPhI», Volgodonsk, Rostov region, Russian Federation.

<https://orcid.org/0000-0003-0242-6745>

e-mail: vgbeketov@mephi.ru

Vladimir Ya. Shpitser, Dr. Sci. (Engin.), Professor, Volgodonsk Engineering Technical Institute the branch of National Research Nuclear University «MEPhI», Volgodonsk, Rostov region, Russian Federation.

<https://orcid.org/0000-0002-5051-5091>

e-mail: shpitser@mail.ru