
ЭКСПЛУАТАЦИЯ ОБЪЕКТОВ
АТОМНОЙ ОТРАСЛИ

УДК 004.94

**КОНЦЕПЦИЯ МОНИТОРИНГА ОБОРУДОВАНИЯ АЭС НА
ОСНОВЕ НЕПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ СТАТИСТИКИ И
ОБУЧЕННОЙ НЕЙРОСЕТИ**

© 2020 В.В. Кривин, В.Я. Шпицер, В.Г. Бекетов, И.О. Ишигов, В.А. Толстов

Волгодонский инженерно-технический институт – филиал Национального исследовательского ядерного университета «МИФИ», Волгодонск, Ростовская обл., Россия

В данной статье рассматривается концепция мониторинга, основанная на непараметрической статистике. Областью возможного применения предполагается мониторинг технологических систем АЭС. Современные сложные производства и техногенные среды оснащаются промышленными системами мониторинга. Естественной формой эволюции таких систем является генерация альтернативных концептов, конструктивов и селекция экземпляров по эффективности в процессе эксплуатации.

Ключевые слова: мониторинг, прогнозирование, безопасность АЭС, главный циркуляционный насос, цифровая обработка сигналов, искусственная нейронная сеть, непараметрическая статистика, фильтр Калмана-Бьюси, обработка в реальном времени, нормативные пределы.

Поступила в редакцию 31.01.2020

После доработки 05.02.2020

Принята к публикации 14.02.2020

Технологические системы (ТС) АЭС проектируются и обслуживаются исходя из принципа функциональной целостности [1]. Это означает, что множество параметров, измеряемых для отдельной технологической схемы, обладают определённой топологической общностью, т.е. отражают связи в некоторой семантической сети. Традиционно образ ТС это точка в параметрическом пространстве, траектория которой представляет её динамические свойства. В нормальных условиях эксплуатации доминирующими динамиками являются переходные процессы, управляющие воздействия и дефекты элементов оборудования. Измерения с периодом около 10 с., реализуемые штатной системой мониторинга АЭС устанавливает предельное значение динамической ошибки распознавания состояний и задаёт общий масштаб времени.

Определим первую процедуру мониторинга как предобработку [2] на примере одного временного ряда. Спецификация операций в процедуре может быть следующей:

- загрузка в буфер фрагмента временного ряда, например, 100 чисел (формирование пакета); первый пакет формируется примерно 17 мин., далее он обновляется в скользящем режиме;
- исключение локальных выбросов относительно центра тяжести пакета;
- низкочастотное сглаживание фильтром Калмана-Бьюси;
- оценка положения центра тяжести пакета относительно нормативных границ;
- оценка предсказуемости с использованием автокорреляционной функции.

Определим вторую процедуру мониторинга. Она содержит статистический анализатор сглаженных копий, анализатор выбросов и шумов, прогнозный экстраполятор. Процедура предназначена для формирования динамического вероятностного пространства; вычисления предсказанных моментов превышения пределов и оценки деградации [3]. Ниже приведены основные формализмы.

Одиночные, редкие (например, < 5 из 100), локальные выбросы (значительное превышение нормативных пределов) выделяются в отдельный пакет для специального анализа нормативным уровнем значимости или по принципу (1):

$$T_n = \frac{|x_{(n)} - \bar{x}|}{s}, \quad (1)$$

где T_n – критическое значение; $x_{(n)}$ – последние числа вариационного ряда;

$\bar{x}$ – арифметическое среднее;

s – среднеквадратическое отклонение.

Фильтр Калмана-Бьюси [4] используется для получения сглаженной копии временного ряда и отделения стохастической (высокочастотной) составляющей в отдельный пакет для специального анализа. Степень сглаживания является параметром алгоритма и подстраивается под объект мониторинга. Для одномерного временного ряда $Z = \{z_k\}$ скалярная версия фильтра имеет параметры:

$x_0 = z_0$ – первое число пакета, принимается за первое число сглаженной копии сигнала;

R – дисперсия пакета;

Q – дисперсия гипотетического нормального белого шума, являющегося естественным фоном (используется как параметр алгоритма);

P_0 – начальное значение дисперсии суммарного аддитивного шума (2):

$$P_0 = \frac{Q \cdot R}{Q + R}. \quad (2)$$

Алгоритм фильтрации построен на рекуррентном пересчёте дисперсии аддитивного шума и коэффициента усиления для всех измеряемых значений временного ряда по формулам:

$P_{k+1} = P_k + Q$, $k = 0, \dots, 99$ – возобновляемое значение дисперсии шума;

$K_{k+1} = \frac{P_{k+1}}{P_{k+1} + R}$ – возобновляемое значение коэффициента усиления фильтра;

$x_{k+1} = x_k + K_{k+1} (z_{k+1} - x_k)$ – сглаженные значения;

z_{k+1} – измеренные значения;

$X = \{x_k\}$ – сглаженная копия сигнала (она сохраняет свойства случайной функции).

Сглаженная копия сигнала становится основным объектом мониторинга, а «шумовая компонента» $\xi = (Z - X)$ направляется в нейросетевой классификатор.

Обоснуем постановку задачи классификации «шумовой компоненты». Исходный временной ряд $Z = \{z_k\}$ разделён на пакеты, на аналогичные пакеты разделим сглаженную копию $X(k)$. Каждый пакет данных обоих сигналов содержит L последовательных значений, равных размеру скользящего окна. Следовательно, сигнал шумовой ξ компоненты тоже можно разделить (или сразу вычислить) на пакеты. Получаем некоторое количество M векторов длины L , которые собираем в матрицу входных значений нейронной сети. Характеристики $\{R, Q, P_0\}$, описание которых приводилось выше, у каждого из пакетов индивидуальны и представляет собой функции неизвестного класса. Объявив их выходными сигналами искусственной нейронной сети, можем составить матрицу выходных сигналов [5].

Помимо указанных наблюдаемых характеристик, строки этой матрицы необходимо дополнить информацией, полученной на основе мониторинга деградации,

который будет подробно описан ниже. На основе мониторинга возможна оценка вероятности наступления события «выход контролируемой величины из допустимых пределов с указанной вероятностью», обозначим как $P(A)$. С точки зрения системы безопасности важен именно этот показатель, следовательно, нейронную сеть необходимо обучить оценивать и его. Реальный опыт мониторинга на любой АЭС позволит разделить строки матрицы $\{R, Q, P_0, P(A)\}$ на классы по степени индикации опасности данных текущего содержимого скользящего окна. Задача классификации в нейросетевом анализе решается сетями типа «многослойный персептрон». В этом случае количество входов сети будет равным L , количество выходов – количеству классов, а количество скрытых слоёв и нейронов в каждом из них определено экспериментально. Можно сказать, что срабатывание в выходном слое нейрона, настроенного на этапе обучения определять наиболее «опасные» пакеты, в случае адекватной модели должно с высокой степенью надёжности указывать на нарастание деградации в контролируемой системе и принятие решение об остановке и ремонте.

Для компоненты X можно указать два предела несоответствия на плоскости, образуемой индикаторами $T = (t_1, t_2) - (3), (4)$:

$$t_1 = \left| \frac{a_n + b_n - 2\bar{X}}{b_n - a_n} \right| \leq 1, \quad (3)$$

$$t_2 = \frac{2U(p) \frac{S_X}{\sqrt{n}}}{b_n - a_n} \leq 1, \quad (4)$$

где $X \in (a_n, b_n)$ – нормативный интервал значений;

$\bar{X}$ – среднее по пакету;

S_X – среднеквадратическое по пакету;

$U(p)$ – число, заданное равенством $\Phi(U(p)) = (1+p)/2$, где $\Phi(U(p))$ – функция стандартного нормального распределения с математическим ожиданием 0 и дисперсией 1. Например: $p = 0,95, U(p) = 1,96$.

Индикаторы образуют единичный квадрат допустимых значений, в котором выход из точки (0,0) на границы фиксируется вплоть до прекращения измерений.

Существенным показателем является предсказуемость сглаженной копии. Её рассчитывают по автокорреляционной функции [6] (5), (6):

$$S1 = \sum_{k=0}^{99} (x_k - \bar{X})(x_{k+\tau} - \bar{X}) ; \quad (5)$$

$$S2 = \sqrt{\sum_{k=0}^{99} [(x_k - \bar{X})^2 \cdot \sum_{k=0}^{99} (x_{k-\tau} - \bar{X})^2]} . \quad (6)$$

Задавшись значением доверительной вероятности прогноза $p = S1/S2$, например, $p = 0,7$ получаем возможную перспективу прогноза на τ точек вперёд. Величина τ характеризует степень детерминированности X . Резкое уменьшение этого индикатора свидетельствует о потере предсказуемости, хаотизации режима эксплуатации объекта.

Первая процедура предложенной концепции мониторинга сигналов даёт достаточно оснований для принятия решения относительно состояния оборудования. Тем, не менее, мы сочли необходимым присоединить к ней вторую процедуру – статистический анализатор.

Классическая задача непараметрической статистики – оценка неизвестной функции распределения и плотности распределения по наблюдениям за процессом

[7, 8]. Для построения эмпирической (выборочной) функции распределения контролируемой величины x вычисляется доля всех наблюдений $x_1, x_2, \dots, x_n$, которые оказались меньше, чем x . Эта доля (частота) $F_n(x)$ по теореме Бернули сходится по вероятности при каждом x к $F(x)$. Порядок различия между $F_n(x)$ и $F(x)$ устанавливает теорема Муавра – Лапласа $|F(x) - F_n(x)| < \frac{1}{\sqrt{n}}$. Для вероятности любой случайной

величины X справедливо $P(a \leq X < b) = F(b) - F(a)$. Это даёт возможность по выборке $x_1, x_2, \dots, x_n$ оценивать дефектность контролируемой величины значением $d_n = 1 - F_n(b_n) + F_n(a_n)$, а деградацию функцией $0 < d_n(t) \leq 1$. Для систем без восстановления $d_n(t)$ – (вероятность выхода за нормативные границы) логистическая кривая.

Мониторинг деградации $d_n(t)$ состоит в подсчёте вероятности независимой случайной величине X_i иметь значение вне нормативного интервала в скользящем окне с фиксированным числом n событий. Величина $[nd_n(t)] \equiv Y \in [0, n]$ имеет биномиальное распределение. Случайная величина Y принимает любое из возможных значений $y_1, y_2, \dots, y_m$ с вероятностью q (7), (8), (9):

$$P(Y = y|q, m) = \binom{m}{y} q^y (1 - q)^{m-y}, \quad y = 0, 1, 2, \dots, n, \quad (7)$$

$$\binom{m}{y} = \frac{m!}{y!(m-y)!} = C_m^y, \quad q = d_n(t); \quad (8)$$

$$M(y) = nd_n(t), \quad D(y) = nd_n(t)(1 - d_n(t)). \quad (9)$$

Биномиальное распределение при $m \rightarrow \infty$ является асимптотически нормальным с центром $M(y)$ и дисперсией $D(y)$.

Назовем состояния вне нормативного интервала дефектными, а число Y – числом дефектных состояний в случайной выборке объёма n из генеральной совокупности объёма N . Если $n < N$, то Y имеет гипергеометрическое распределение (10):

$$P(Y = y|N, D, n) = \frac{\binom{n}{y} \binom{N-n}{D-y}}{\binom{N}{D}}, \quad (10)$$

где D – число дефектных состояний в генеральной совокупности.

При этом y принимает значения от $\max\{0, n - (N - D)\}$ до $\min\{n, D\}$, при прочих y вероятность P равна нулю. В статистических методах управления качеством продукции объёмы генеральной совокупности (партии) N и выборки n считаются известными. Определению подлежит число дефектных изделий D в партии. Вводится также характеристика распределения D/N – уровень дефектности. Для гипергеометрического распределения:

$$M(y) = n D/N, \quad D(y) = n D/N \left(1 - \frac{D}{N}\right) \left(1 - \frac{n-1}{N-1}\right).$$

Если $N > 10n$, и обозначить $q = D/N$, то выражения для математического ожидания и дисперсии гипергеометрического распределения перейдут в соответствующие выражения для биномиального распределения.

Модели деградации можно построить на эволюции выборочной эмпирической интегральной функции распределения ВИФР $F_n(x)$ (11), (12):

$$F_n(x) = \frac{1}{N} \sum_{1 \leq i \leq n} I(x, x_i); \quad (11)$$

$$I(x, x_i) = \begin{cases} 0, & x \leq x_i; \\ 1, & x > x_i. \end{cases} \quad (12)$$

С помощью которой вычисляются вероятности принадлежности значения x нормативному множеству или превышения нормативных пределов в сформированном пакете. Формально эта же процедура применима к шумовой составляющей.

Деградацию по шуму принято связывать с процессами старения и износа, природа которых в необратимых, прогрессирующих физико-механических и химических изменениях материалов [9]. Напротив внезапные отказы объясняют скачком свойств или мгновенным разрушением структуры. Обе модели сопрягаются, если рассматривать вырождение логистической кривой $d_n(t)$ в экспоненту.

Вторая процедура мониторинга оснащается экстраполятором и нейросетью. Известны экстраполяторы, построенные на различных принципах. В данном случае используется линейный экстраполятор, позволяющий методом наименьших квадратов получать значение прогнозируемых моментов пересечения нормативных границ. Экстраполятор определён для кривых X и $d_{99}(t)$, что значительно увеличивает достоверность прогноза [10, 11, 12].

Предполагается, что нейросеть будет, обучается на архивных копиях временных рядов измерений АЭС. Для сглаженных копий она работает по распознаванию текущих кривых X относительно типизированной кривой $\tilde{X}$. Для «шумовой компоненты» текущий портрет шума ξ сравнивается с типизированным, эталонным образцом, $\tilde{\xi}$ для заданной мощности $W = \sqrt{\xi^2(t)}$.

В качестве иллюстрации приведенных рассуждений предлагаем результат мониторинга двух сигналов разной степени зашумлённости. Ниже показаны результаты обработки сигналов, измеренные в контрольных точках технологического контура главного циркуляционного насоса (ГЦН) реактора ВВР-1000. На рисунке 1 приведена архивная копия одного из измеренных сигналов. На его восходящем участке осуществлена линейная и квадратичная экстраполяция по 100-м первым точкам. Получены предсказания моментов превышения сигналом верхнего предела. Здесь же демонстрируется сглаженная копия исходного сигнала. Верхний нормативный предел установлен по регламенту АЭС. По осям – температура масла в °С и номер измерения во временном ряду.

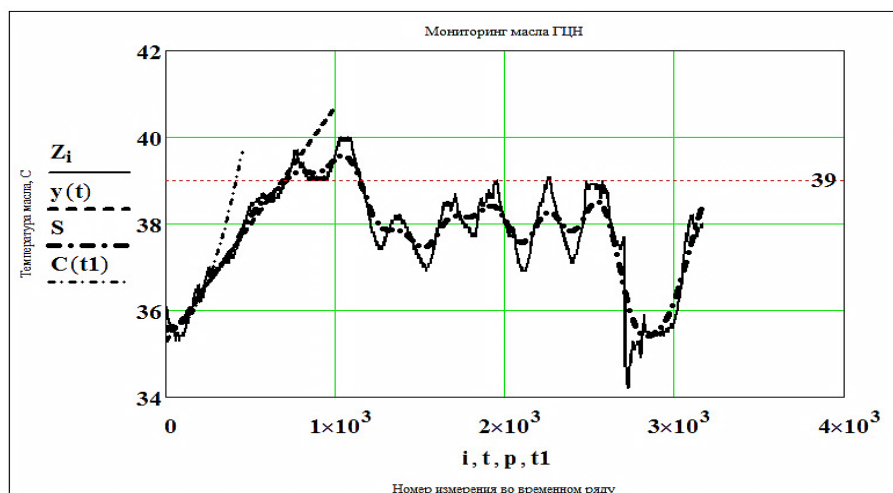


Рисунок 1 – Мониторинг температуры масла ГЦН [The oil monitoring of the main circulation pump]

На рисунке 2 представлена временная зависимость вероятности превышения предела для этого сигнала. Оценка эмпирической вероятности проводилась по 100 точкам в скользящем окне. Область превышения предела уверенно локализуется. По осям – вероятность превышения предела и номера пакетов данных.



Рисунок 2 – Эволюция вероятности превышения предела [The evolution of the probability of exceeding the limit]

На рисунке 3 предлагается сигнал – расход технической воды, охлаждающей масло ГЦН. Нормативные пределы установлены из опыта эксплуатации. На график исходного сигнала нанесена сглаженная копия. По осям графика – расход технической воды в м³/час, номера измерений во временном ряду.

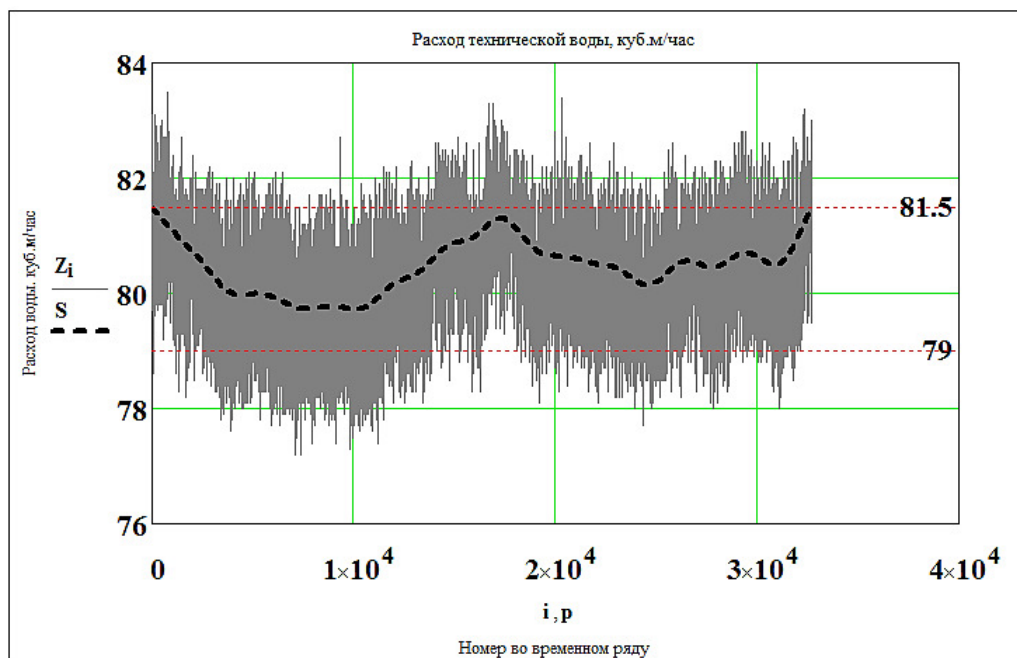


Рисунок 3 – Результаты мониторинга расхода технической воды [The monitoring results for technical water consumption]

На рисунке 4 представлена временная зависимость вероятности выхода за нормативные пределы для этого сигнала. По осям – вероятность превышения пределов и номера пакетов данных. Очевидно, что изменяя значения нормативных пределов можно влиять на результат эмпирической оценки вероятности их превышения.



Рисунок 4 – Эволюция вероятности выхода за нормативные пределы [The evolution of the probability of exceeding normal limits]

Предсказание эпизодов выхода за нормативный предел по эмпирическим вероятностям осуществляется фиксацией доли наблюдаемого периода, в течение которого система находится вне нормы. Рассмотренные процедуры мониторинга и их последовательность позволяет с приемлемой точностью делать оценку текущего состояния и работоспособности в целом технологического оборудования в процессе эксплуатации.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Острейковский, В. А. Безопасность атомных станций. Вероятностный анализ / В. А. Острейковский, Ю. В. Швыряев – Москва : Физматлит, 2008. – 352 с.
2. Лайонс, Р. Цифровая обработка сигналов / Р. Лайонс. – Москва : ООО «Бином-Пресс», 2006. – 656 с.
3. Прикладная статистика: основы моделирования и первичная обработка данных / С. А. Айвазян [и др.]. – Москва : Финансы и статистика, 1983. – 471 с.
4. Браммер, К. и др. Фильтр Калмана-Бьюси / К. Браммер, Г. Зиффлинг – Москва : Наука, 1982. – 199 с.
5. Флах, П. Машинное обучение. Наука и искусство построения алгоритмов, которые извлекают знания из данных / П. Флах. – Москва : ДМК Пресс, 2015. – 400 с.
6. Соколова, Э. С. Анализ временных рядов технических параметров промышленных объектов / Э. С. Соколова, Д. А. Ляхманов // Труды Нижегородского государственного технического университета им. Р. Е. Алексеева, 2013. – № 2(99). – С. 88-95.
7. Вентцель, Е. С. Теория случайных процессов и её инженерные приложения / Е. С. Вентцель, Л. А. Овчаров. – Москва : Высшая школа, 2000. – 383 с.
8. Рунион, Р. Справочник по непараметрической статистике. Современный подход. – Москва : Финансы и статистика, 1982. – 198 с.
9. Погосов, А. Ю. Моделирование физических процессов и технологическая информатизация в нефтяной промышленности и энергетике / А. Ю. Погосов, С. А. Положаенко, Ю. В. Григоренко. – Одесса : Наука и техника. – 2013. – 656 с.
10. Сысоев, Ю. С. Алгоритм прогнозирования дрейфа температур маслосистемы ГЦН блока АЭС с реактором ВВЭР-1000 / Ю. С. Сысоев, В. Г. Бекетов, Н. А. Симаква // Глобальная ядерная безопасность, 2016. – № 3(20). – С. 57-63.
11. Эльясберг, П. Е. Определение движения по результатам измерений / П. Е. Эльясберг. – Москва : Либроком, 2019. – 416 с.
12. Сизиков, В. С. Устойчивые методы обработки результатов измерений / В. С. Сизиков – Санкт-Петербург : «Спец Лит», 1999. – 240 с.

REFERENCES

- [1] Ostrejkovskij V.A., Shvy`ryaev Yu.V. Bezopasnost` atomny`x stancij. Veroyatnostny`j analiz [Nuclear Plant Safety. Probability Analysis]. Moskva [Moscow]. Fizmatlib. 2008. 352 p. (in Russian).
- [2] Richard G. Lyons. Cifrovaya obrabotka signalov [Understanding Digital Signal Processing]. Moskva. [Moscow]. Binom-Press. 2006. 656 p. (in Russian).
- [3] Ajvazyan S.A. et al. Prikladnaya statistika: Osnovy` modelirovaniya i pervichnaya obrabotka danny`x [Applied Statistics: Fundamentals of Modelling and Primary Data Processing]. Moskva. Finansy` i Statistika [Moscow. Finance and Statistics]. 1983. 471 p. (in Russian).
- [4] Bramer K., Ziffing G. Fil`tr Kalmana-B`yusi [Kalman-Bucy Filter]. Moskva. Nauka [Moscow. Science]. 1982. 199 p. (in Russian).
- [5] Flax P. Mashinnoe obuchenie. Nauka i iskusstvo postroeniya algoritmov, kotory`e izvlekayut znaniya iz danny`x [The Machine Learning. The Science and Art of Building Algorithms that Extract Knowledge from Data]. Moskva [Moscow]. DMK Press. 2015. 400 p. (in Russian).
- [6] Sokolova E`.S., Lyaxmanov D.A. Analiz vremenny`x ryadov texnicheskix parametrov promy`shlenny`x ob`ektov [Analysis of Time Series of Technical Parameters of Industrial Objects]. Trudy` Nizhegorodskogo gosudarstvennogo texnicheskogo universiteta im. R.E. Alekseeva [Works of Nizhni Novgorod State Technical University n. a. R.Y. Alexeev]. Nizhni Novgorod. 2013. № 2(99). 366 p. (in Russian).
- [7] Ventcel` E.S., Ovcharov L.A. Teoriya sluchajny`x processov i eyo inzhenerny`e prilozheniya [Theory of random processes and its engineering applications]. Moskva. Vy`ssh. shk. [Moscow. High School]. 2000. 383 p. (in Russian).
- [8] Runion R. Spravochnik po neparametricheskoy statistike. Sovremenny`j podxod [Handbook of Nonparametric Statistics. Modern Approach]. Moskva. Finansy` i Statistika [Moscow. Finance and Statistics]. 1982. 198 p. (in Russian).
- [9] Pogosov A.Yu., Polozhaenko S.A., Grigorenko Yu.V. Modelirovanie fizicheskix processov i texnologicheskaya informatizaciya v neftyanoy promy`shlennosti i e`nergetike [Modeling of Physical Processes and Technological Informatization in the Oil Industry and Energy]. Odessa. Nauka i Tekhnika. 2013. 656 p. (in Russian).
- [10] Sy`soev Yu.S., Beketov V.G., Simakova N.A. Algoritm prognozirovaniya drejfa temperatur maslosistemy` GCzN bloka AE`S s reaktorom VVE`R-1000 [Prediction Algorithm the Temperature Drift of the MCP Oil System of a Nuclear Power Plant Unit With a WWER-1000 Reactor]. Global`naya yadernaya bezopasnost` [Global Nuclear Safety]. 2016. № 3(20). P. 57-63.
- [11] E`T`yasberg P.E. Opredelenie dvizheniya po rezul`tataz izmerenij [Motion Detection Based on Measurement Results]. Moskva [Moscow]. Librokom. 2019. 416 p. (in Russian).
- [12] Sizikov V.S. Uстойchivy`e metody` obrabotki rezul`tatov izmerenij [Sustainable Methods of Processing Measurement Results]. Sankt-Peterburg. Specz Lit. 1999. 240 p. (in Russian).

The Conception of NPP Equipment Monitoring Based on Nonparametric Statistics and Trained Neural Network

V.V. Krivin¹, V.Ya. Shpicer², V.G. Beketov³, I.O. Ishigov⁴, V.A. Tolstov⁵.

*Volgodonsk Engineering-Technical Institute – Branch of NRNU «MEPhI»,
Lenina street, 73/94, Volgodonsk, Russia 347360*

¹ORCID iD: 0000-0003-0903-0786

WoS ResearcherID: E-2267-2018

e-mail: vkrivin@mephi.ru

²ORCID iD: 0000-0002-5051-5091

e-mail: shpitzer@mephi.ru

³ORCID iD: 0000-0003-0242-6745

WoS ResearcherID: G-3866-2017

e-mail: vvbeketov@mephi.ru

⁴ORCID iD: 0000-0002-5829-6989

WoS ResearcherID: E-2448-2018

e-mail: ioishigov@mephi.ru

⁵ORCID iD: 0000-0001-7144-5195

WoS ResearcherID: F-1032-2017

e-mail: v-tolstov-2017@mail.ru

Abstract – The article deals with the concept of monitoring based on nonparametric statistics. It is supposed the possible application to monitor the technological systems of nuclear power plants. Modern complex plants and technogenic objects are equipped with industrial monitoring systems. The evolution of such systems in natural form is the generation of alternative concepts, constructs, and items selection for efficiency during operation.

Keywords: monitoring, forecasting, NPP safety, main circulation pump, digital signal processing, artificial neural network, nonparametric statistics, Kalman-Bucy filter, real-time processing, regulatory limits.