

Оценка технического состояния элементов радиолокационной станции на основе оптимизации частоты опроса встроенных средств диагностического контроля

А.Ю. ПЕРЛОВ,
канд. техн. наук
(НИУ МИЭТ, Москва),

В.А. ПАНКРАТОВ,
канд. техн. наук
(АО НПОДАР, Москва),

С.В. МАЦЕЕВИЧ
(Финансовый университет,
Москва),

К.В. ЛЬВОВ,
канд. физ.-мат. наук
(МГУ, Москва)
laperlov@yandex.ru

Разработана методика оценки технического состояния элементов радиолокационной станции оптимизацией частоты опроса встроенных средств диагностического контроля. Разработанная методика позволяет за счет непрерывной оценки в реальном времени технического состояния элементов и прогноза их технического состояния уменьшить время принятия решения оператором радиолокационной станции по поддержанию значений функциональных характеристик станции на заданном уровне.

Радиолокационная станция, контрольно-диагностическая система, частота опроса датчиков, прогнозирование технического состояния

Быстро растущая численность объектов в околоземном космическом пространстве [1, 2] обуславливает ужесточение требований к эффективности функционирования наземных радиолокационных станций (РЛС), осуществляющих мониторинг космического пространства [3, 4]. Выполнение РЛС функциональных задач определяется непрерывным поддержанием их технического состояния на требуемом уровне. Достигнутый уровень цифровизации в РЛС нового поколения [5] определяет необходимость перехода к автоматизации информационного обеспечения эксплуатации РЛС с использованием функции прогноза технического состояния, в том числе поддержки эксплуатирующего персонала при принятии решений по реализации мероприятий технической эксплуатации для поддержания параметров технического состояния на заданном уровне.

Анализ эксплуатационного оборудования существующих РЛС [6–8] свидетельствует о возможности диагностики и оценки технического состояния РЛС благодаря наличию контрольно-диагностической системы, включающей множество (несколько десятков тысяч) встроенных цифровых датчиков параметров технического состояния структурных элементов РЛС с выходными данными вещественного и бинарного типа [9]. Однако указанный массив данных в настоящее время используется в основном для отображения информации на мнемосхемах РЛС о работоспособности элементов станции без привязки к функциональным характеристикам. Вместе с тем необходимость проведения ремонтных и восстановительных работ не всегда продиктована физической работоспособностью элементов станции.

Значения функциональных характеристик, определяющих успешное выполнение станцией ее целевых задач, могут существенно уменьшаться при совокупном ухудшении технического состояния нескольких элементов, даже если отдельные компоненты не вышли из строя [10, 11]. В связи с этим визуализация на мнемосхемах исключительно информации о работоспособности элементов станции, без привязки к ее функциональным характеристикам, снижает оперативность принятия решения и эффективность решения о проведении восстановительных или ремонтных работ. Кроме этого, одной из ключевых составляющих эффективного функционирования станции является своевременное выявление снижения ее функциональных характеристик и ухудшения технического состояния отдельных элементов. Для этого могут использоваться различные алгоритмы прогнозирования на основе поступающих данных с контрольно-диагностической системы.

При использовании современных методов анализа данных [12–14] для обработки данных технического контроля РЛС возникают сложности из-за неравномерности временных интервалов их поступления. По этой причине требуется проведение предварительной обработки данных, что существенно затрудняет их анализ в реальном времени без потери информации или значимых событий. Кроме того, особенностью рассматриваемой задачи оценки технического состояния РЛС является большое число (несколько десятков тысяч) контролируемых структурных элементов станции. В связи с этим возникает необходимость разработки новой методики оценки технического состояния элементов РЛС и по-

следующего прогнозирования функциональных характеристик станции. Существующая в контрольно-диагностической системе возможность адаптации частоты опроса параметров технического состояния позволяет не только повысить полноту контроля, но и адаптивно к частоте поступления диагностических данных формировать выборки исходных данных для прогнозирования технического состояния станции и ее функциональных характеристик. Такая методика, основанная на оптимизации частоты опроса встроенных средств диагностического контроля, повысит оперативность прогнозирования технического состояния элементов станции и ее функциональных характеристик при ограничениях на горизонт прогнозирования и выделенные вычислительные ресурсы [15].

Формализация разработки методики может быть представлена следующим образом: требуется сократить время оценки технического состояния РЛС за счет повышения точности его прогнозирования определением оптимальной частоты опроса встроенных средств контроля элементов РЛС:

$$M \downarrow t_0 \left(F_N^{\text{пр}} \left[X_n \left(f_N^{\text{opt}} \right), N_i \right] \right); \quad (1)$$

$$f_N^{\text{opt}} = \arg \min \varepsilon_{\text{пр}} \left(f_N \right), f_N \in \omega,$$

где M – методика оценки технического состояния элементов РЛС; t_0 – время оценки технического состояния РЛС; $\varepsilon_{\text{пр}}$ – ошибка прогноза технического состояния элемента РЛС; $F_N^{\text{пр}}$ – прогнозное техническое состояние N -го элемента РЛС; X_n – обучающая выборка значений оценки технического состояния; N_i – элементы РЛС; f_N – частота опроса встроенных средств контроля; f_N^{opt} – оптимальная частота опроса встроенных средств контроля; ω – множество возможных частот опроса.

Основой предлагаемой методики является оптимизация частоты опроса встроенных средств диагностического контроля элементов РЛС для оценки в реальном времени и прогнозирования их технического состояния, а также для точного прогнозирования функциональных характеристик станции.

Предлагаемая методика базируется на оптимизации частоты опроса встроенных средств диагностического контроля элементов РЛС, что позволяет оценивать и прогнозировать техническое состояние элементов в реальном времени, а также достоверно прогнозировать функциональные характеристики станции.

Схема методики оценки и прогнозирования технического состояния элементов РЛС изображена на рис. 1.

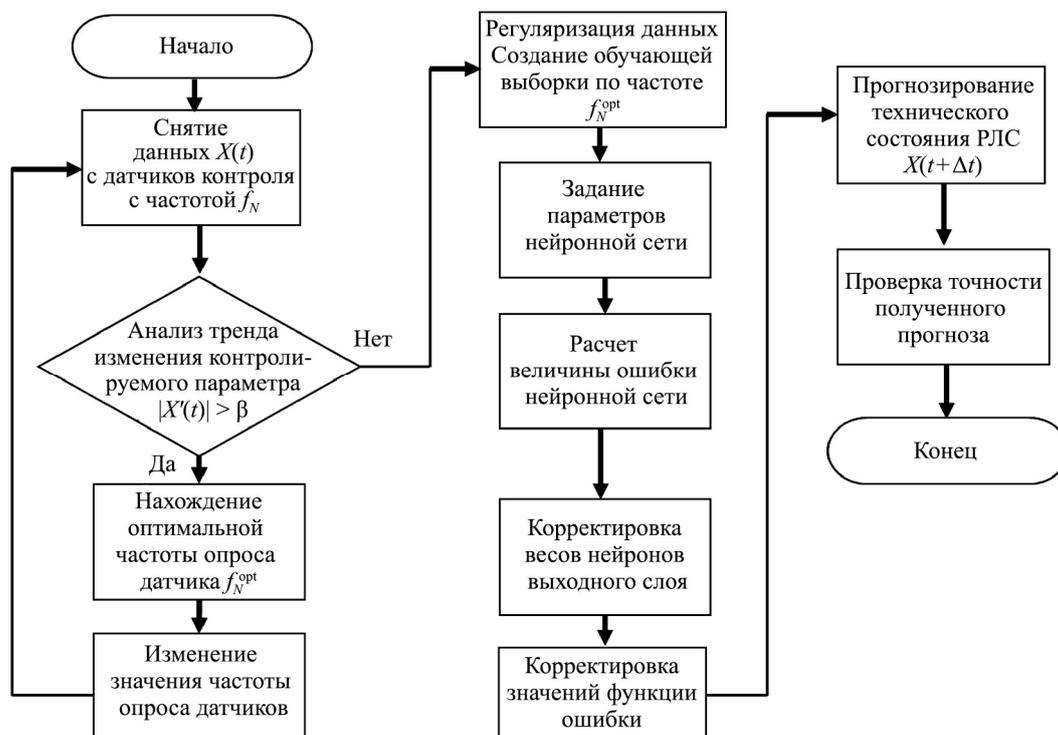


Рис. 1

Основные операции методики – анализ трендов данных, поступающих с контрольно-диагностической системы, определение оптимальной частоты опроса датчиков контроля, формирование обучающей выборки модели прогнозирования, обучение модели прогнозирования и прогнозирование технического состояния элементов РЛС.

В контрольно-диагностических системах, которые используются в РЛС в настоящее время, опрос встроенных средств контроля выполняется с фиксированной частотой f_N , что с точки зрения модели прогноза создает избыточную однотипную обучающую выборку [16].

Управление частотой получения диагностических данных с элементов РЛС осуществляется по результатам проверки прогнозного значения величины контролируемого параметра на вхождение в пределы допуска с верхней и нижней границ X : если $X > X_{дв}$ либо $X < X_{дн}$, то исследуемый элемент находится за пределами области штатного функционирования ($X_{дв}, X_{дн}$ – эмпирические величины, определяемые для всех элементов РЛС и всех типов контролируемых параметров на основании технической документации). Если величина контролируемого параметра находится за пределами допустимой области, то осуществляется анализ тренда ее временного ряда.

Изменение тренда (скорость изменения контролируемого параметра) определяется производной

$$y'(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{y(t + \Delta t) - y(t)}{\Delta t}. \quad (2)$$

Численное значение производной оценивается с помощью выражения

$$y'(t) = \frac{y(t + \Delta t) - y(t)}{\Delta t}, \quad (3)$$

где Δt – малый промежуток времени; y – контролируемый параметр; t – время.

В случае быстрого изменения параметра значение производной увеличивается. В связи с этим критерием увеличения частоты опроса датчиков является превышение скорости роста контролируемых параметров [17]. Если производная от контролируемого параметра превышает некоторое значение $|y'(t)| > \beta$ (где β – настраиваемый параметр), то частота опроса должна быть увеличена. Если производная от контролируемого параметра ниже некоторого значения $|y'(t)| < \beta$, то опрос датчиков переводится на стандартную частоту.

Для определения оптимальной частоты опроса датчиков будем использовать следующий алгоритм. Пусть f – частота опроса датчиков; t_0 – начальный момент времени; t_{max} – конечный момент времени (определяется требуемым временем прогноза); $[f_{min}, f_{max}]$ – сегмент, в котором лежат допустимые значения частоты; f_{min}, f_{max} – минимально и максимально возможная частота опроса датчиков. Введем дискретизацию сегмента $[f_{min}, f_{max}]$ на N значений с заданным шагом h . Тогда получим массив частот (f_1, f_2, \dots, f_N) , где $f_1 = f_{min}$; $f_i = f_1 + (i-1)h$; $i = 2, \dots, N-1$; $f_N = f_{max}$.

Проведем предварительное обучение нейронной сети. Будем использовать данные с различными допустимыми трендами (различная скорость роста контролируемых параметров).

Проводить обучение нейронной сети будем с различной частотой опроса, начиная со значения f_1 (серия обучений с использованием разных частот).

После обучения нейронной сети оценивается погрешность прогноза на том массиве данных, который не входил в обучающую выборку. Точечная погрешность (погрешность прогноза для каждого конкретного момента времени) вычисляется по формуле

$$\varepsilon(t_i) = |y_{real}(t_i) - y_{predict}(t_i)|, \quad (4)$$

где $y_{real}(t_i)$, $y_{predict}(t_i)$ – реальное и прогнозное значения параметра y .

Интегрально погрешность (по всему прогнозу) оценивается выражением

$$\varepsilon = \max_{i=1,\dots,N} \varepsilon(t_i). \quad (5)$$

Погрешность ε зависит от выбранной частоты f . Определение оптимальной частоты опроса необходимо реализовать по критерию минимизации ошибки ε , т. е. оптимальную частоту f_{opt} необходимо выбрать из условия

$$\begin{aligned} f_{\text{opt}} &= \arg \min (\varepsilon(f)); \\ f &\in [f_{\text{min}}, f_{\text{max}}]. \end{aligned} \quad (6)$$

Однако в связи с невозможностью получить аналитическое выражение для ε [18] предлагается реализовать следующий подход. По результатам получения прогноза с помощью обучения на разных частотах необходимо построить график зависимости погрешности ε от частоты (рис. 2).

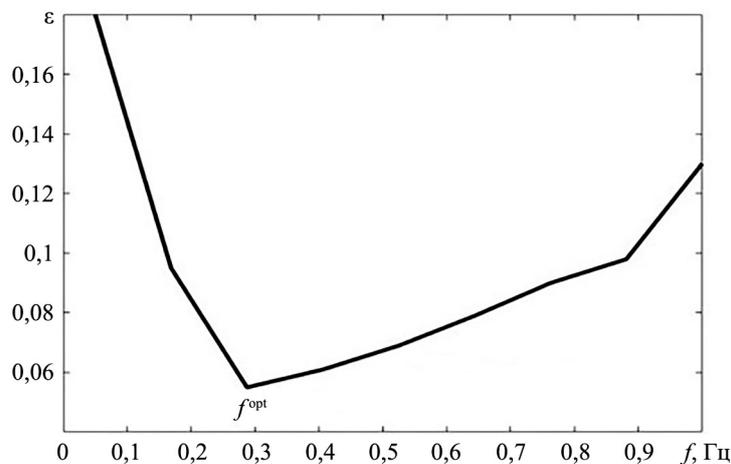


Рис. 2

Сначала при увеличении частоты опроса датчиков погрешность ε снижается за счет увеличения частоты. После достижения экстремума частоты погрешность начинает снова возрастать.

Формирование обучающей выборки происходит итеративным образом: на каждой итерации увеличивается объем выборки, после чего происходит обучение модели оценки технического состояния и расчет точности (достоверности) оценки. Формирование выборки заканчивается в тот момент, когда точность оценки перестает изменяться в пределах требуемого значения.

Обозначим через $\Theta^{(n)}$ обучающую выборку, которая состоит из последовательностей длины n значений N некоторых характеристик $x_i^{(n)}$, $i = 1, \dots, N$:

$$\Theta^{(n)} = \left\{ \begin{matrix} \{x_1^{(n)}, x_2^{(n)}, \dots, x_N^{(n)}\} \\ \dots \\ \{x_N^{(n)}(t_1), x_N^{(n)}(t_2), \dots, x_N^{(n)}(t_n)\} \end{matrix} \right\}. \quad (7)$$

На каждой итерации на основе этой выборки выделяются определенные количественные признаки:

$$P^{(n)} = \left\{ \left\{ p_1^1, p_1^2, \dots, p_1^M \right\}, \dots, \left\{ p_N^1, p_N^2, \dots, p_N^M \right\} \right\}, \quad (8)$$

которые и используются для осуществления оценки значений технического состояния в текущий момент времени:

$$\hat{X}_n = \{\hat{x}_1(t_n), \hat{x}_2(t_n), \dots, \hat{x}_N(t_n)\} = A(P^{(n)}), \quad (9)$$

где A – выбранная модель оценки значений технического состояния с помощью анализа кластеров диагностической информации.

После формирования оценки технического состояния определяется ее точность ε_n с помощью выбранной метрики B (выбор метрики зависит от типа данных диагностического контроля):

$$\varepsilon_n = B(\hat{X}_n, X_n). \quad (10)$$

Если полученная точность ниже заданного значения $\varepsilon_n < \varepsilon$, то обучающая выборка увеличивается до $\Theta^{(n+1)}$, и итеративный процесс повторяется. Формирование выборки заканчивается, когда очередная точность оценки превысит требуемое значение: начиная с номера итерации n выполняется неравенство $\varepsilon_n > \varepsilon$.

Полученная обучающая выборка, сформированная из реальных данных о техническом состоянии, была использована для обучения многослойного персептрона. Выборка была преобразована для реализации ее репрезентативности и корректности обучения нейросети. В качестве выходных данных были выбраны классы, каждый из которых отражал определенное фиксированное техническое состояние элементов РЛС: элемент работоспособен, элемент находится в предотказном состоянии, элемент отказал.

В рамках решения задачи обучения нейронной сети необходимо минимизировать функцию ошибки, а именно [19]:

$$\sigma = \sum_{k=1}^L \sigma(k) = \frac{1}{2 \sum_{k=1}^L (y_k - t_k)^2}, \quad (11)$$

где $\sigma(k)$ – среднеквадратическая ошибка нейронной сети; y_k , t_k – выходное значение сети и соответствующее эталонное значение для k -го примера вектора входных параметров.

Функция ошибки нейронной сети была минимизирована с помощью метода градиентного спуска.

Обычно выход нейросети может быть описан следующим выражением [20]:

$$\Omega_k = \frac{1}{1 + e^{-w^T \Omega_k}}, \quad (12)$$

где w – вектор весов выходного слоя; Ω_k – вектор выходов нейронов скрытого слоя с элементами, для определения которого используется выражение

$$\Omega_k = \frac{1}{1 + e^{-w_i^T x_k}}, \quad (13)$$

где w_i – вектор весов, связанных с i -м скрытым нейроном, $i = 1, \dots, n$.

Для оценки эффективности методики был проведен вычислительный эксперимент. В качестве источника данных о техническом состоянии РЛС в эксперименте использовались датчики температуры, установленные в блоках усиления мощности. Была проанализирована динамика изменения температуры блоков в каждом из режимов. На графиках показано изменение температуры блоков усиления мощности РЛС (рис. 3, а) и изменение температурных трендов во времени (рис. 3, б).

Прогноз, основанный на изменяемой частоте опроса данных с датчиков температуры, обеспечивает снижение количества некорректных оценок технического состояния блоков на 10–15 % при горизонте прогнозирования до 20 мин.

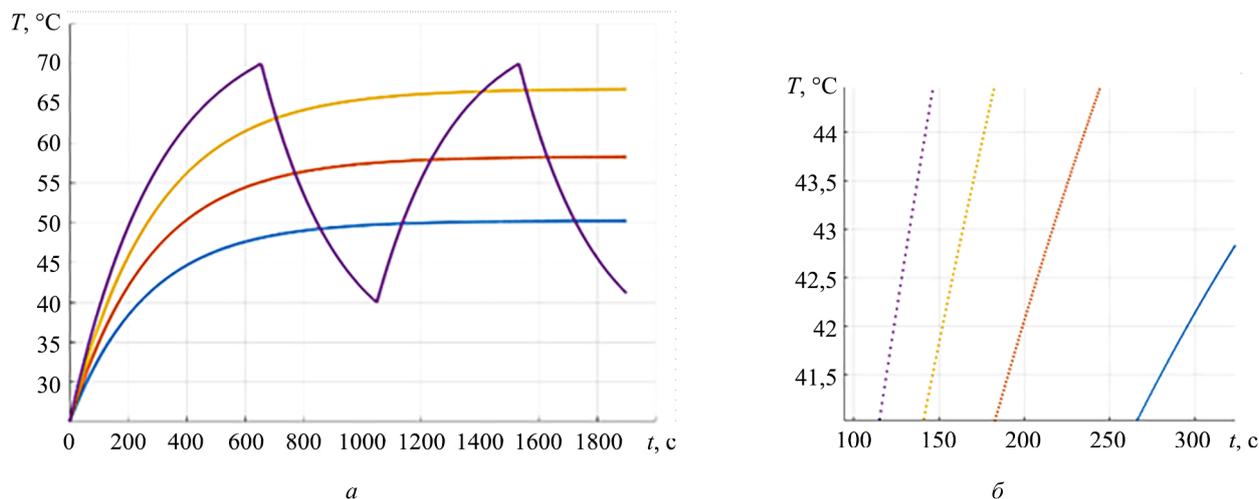


Рис. 3

Приведем графики прогноза температурных значений датчиков с фиксированной (рис. 4, а) и изменяемой (рис. 4, б) частотой снятия данных.

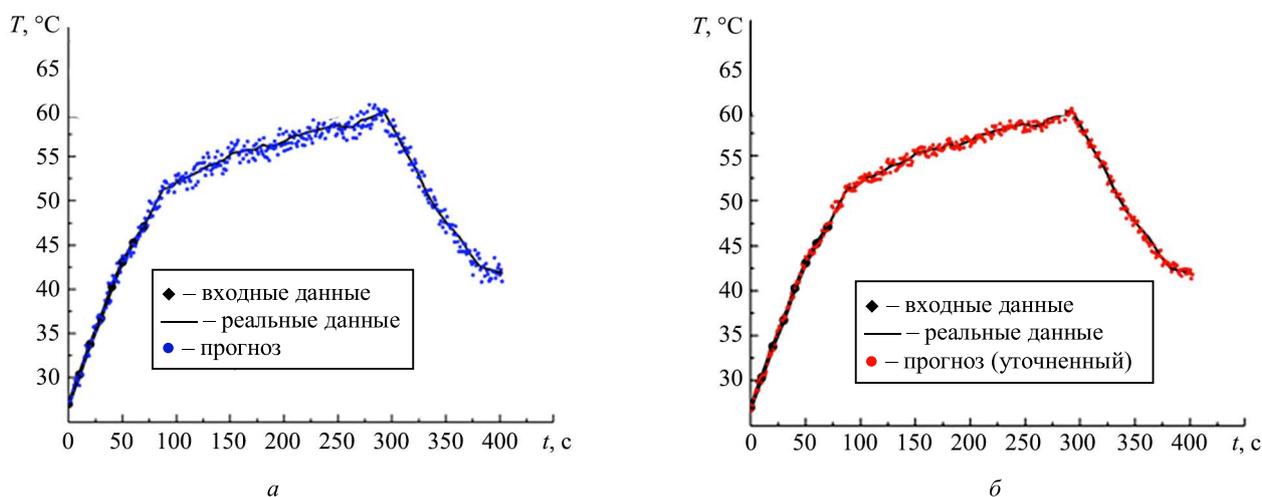


Рис. 4

Показано, что при реализации предложенной методики на 15–20 % увеличивается точность прогноза технического состояния. Экспериментально установлено, что применение разработанной методики позволяет существенно снизить время оценки технического состояния функциональных систем РЛС (до 20 %).

Разработанная методика оценки технического состояния элементов РЛС на основе оптимизации частоты опроса встроенных средств диагностического контроля, в отличие от известных подходов, учитывает возможность адаптации частоты опроса их параметров технического состояния в существующей контрольно-диагностической системе.

Применение разработанной методики позволяет значительно повысить (до 20 %) оперативность оценки уровня технического состояния функциональных систем за счет повышения точности прогнозирования, что способствует своевременному и обоснованному принятию решений по проведению мероприятий технического обслуживания, направленных на поддержание функциональных характеристик РЛС на заданном уровне.

Благодаря непрерывной оценке в реальном времени технического состояния элементов и прогноза их технического состояния уменьшается время принятия решения по поддержанию значений функциональных характеристик РЛС на заданном уровне.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Вениаминов С.С., Червонов А.М.* Космический мусор – угроза человечеству. М.: ИКИ РАН, 2012. 192 с.
2. There Is Too Much Trash in Space: Debris from Spacecraft Threatens the Burgeoning Space Economy. We Need a Global Agreement to Keep Space Clean // *Scientific American*. 2024. Vol. 331. Iss. 1. P. 82–83.
3. *Боев С.Ф. и др.* Создание и эксплуатация радиолокационных станций дальнего обнаружения // *Вопросы радиоэлектроники*. 2020. № 5. С. 35–48.
4. *Пафилов Е.А. и др.* Пространственно-временные характеристики сигналов радиолокационных станций с синтезированной апертурой с учетом отражения от целей и местных предметов // *Изв. вузов. Авиационная техника*. 2025. № 1. С. 175–184.
5. *Кочкаров Р.А. и др.* Модель пространственно-распределенной информационной системы непрерывного мониторинга с предфрактальной динамической структурой в условиях воздействия дестабилизирующих факторов // *T-Comm: Телекоммуникации и транспорт*. 2025. № 1. С. 4–12.
6. Мощные надгоризонтные РЛС дальнего обнаружения: разработка, испытания, функционирование / Под ред. С.Ф. Боева. М.: Радиотехника, 2013. 168 с.
7. *Тимошенко А.В. и др.* Моделирование тепловых процессов в передающих комплексах радиолокационных станций мониторинга // *Изв. вузов. Авиационная техника*. 2021. № 4. С. 180–187.
8. *Ступин Д.Д., Перлов А.Ю., Маврин А.В.* Исследование и испытание передающих комплексов АФАР для обеспечения тактико-технических характеристик РЛС // *Изв. ЮФУ. Технические науки*. 2018. № 3. С. 143–155.
9. *Лоскутов А.И. и др.* Модель контроля технического состояния бортовой аппаратуры космических аппаратов на основе значений телеметрируемых параметров переходных процессов // *Измерительная техника*. 2023. № 6. С. 13–20.
10. *Дембицкий Н.Л. и др.* Контроль функциональных характеристик РЛС ДО с использованием континуальных распределенных вычислителей // *Журнал радиоэлектроники [Электронный журнал]*. 2020. № 1. URL: https://elibrary.ru/download/elibrary_42502359_73090035.pdf (дата обращения: 27.04.2025).
11. *Захаров А.С. и др.* Оценка искажений диаграммы направленности радиолокационной станции при нестационарном воздействии тепловых процессов на малошумящий усилитель приемного тракта // *Цифровая обработка сигналов*. 2025. № 1. С. 23–27.
12. *Осипов А.В. и др.* Интеллектуальная система поддержки функциональных характеристик РЛК мониторинга на основе прогнозирования отказов // *Вычислительные технологии*. 2020. № 25. С. 95–103.
13. *Борисов В.В. и др.* Многомерное прогнозирование состояния неоднородных электромеханических систем для управления рисками нарушения их работоспособности на основе нечетких темпоральных онтологических и когнитивных моделей // *Системы управления, связи и безопасности*. 2022. № 4. С. 83–102.
14. *Тимошенко А.В. и др.* Оценка показателей надежности радиоэлектронной системы при неопределенных данных об интенсивности отказов ее компонент в результате деструктивного влияния температуры // *Изв. вузов. Авиационная техника*. 2024. № 3. С. 225–232.
15. *Перлов А.Ю. и др.* Повышение точности прогноза технического состояния РЛС за счет изменения частоты контроля // *Изв. ТулГУ. Технические науки*. 2021. № 10. С. 336–341.
16. *Мацевич С.В. и др.* Алгоритм повышения точности прогнозирования отказов аппаратуры РЭЖ на основе управления частотой опроса датчиков контроля технического состояния // *Системы управления, связи и безопасности*. 2024. № 1. С. 26–42.
17. *Faridah et al.* Optimal Thermal Sensors Placement Based on Indoor Thermal Environment Characterization by Using CFD Model // *Journal of Applied Engineering Science*. 2021. Vol. 19. P. 628–641.
18. *Штерн Ю.И. и др.* Математические модели и аппаратно-программные средства для высокоточных электронных измерителей температуры // *Изв. вузов. Электроника*. 2013. № 1. С. 10–17.
19. *Бельский А.Б., Есипович О.А., Сафоклов Б.Б.* Прогнозирование технического состояния агрегатов винтокрылых летательных аппаратов на основе нейросетевого моделирования // *Изв. вузов. Авиационная техника*. 2023. № 4. С. 4–14.
20. *Бельский А.Б., Есипович О.А., Сафоклов Б.Б.* Экспериментальное апробирование применения искусственных нейронных сетей в системах диагностики для оценки и прогнозирования технического состояния агрегатов винтокрылых летательных аппаратов // *Изв. вузов. Авиационная техника*. 2024. № 1. С. 109–115.

Поступила в редакцию 27.05.25
После доработки 7.08.25
Принята к публикации 11.08.25

Assessment of Technical Condition of Radar Station Elements Based on Optimization of Built-in Diagnostic Monitoring Tools Polling Frequency

A.YU. PERLOV¹, V.A. PANKRATOV², S.V. MATSEEVICH³, AND K.V. L'VOV⁴

¹ NRU MIET, Moscow

² JSC NPODAR, Moscow

³ Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow

⁴ Lomonosov Moscow State University, Moscow

A methodology for assessing the technical condition of radar station elements was developed through optimization of the polling frequency for built-in diagnostic monitoring tools. The proposed methodology reduces the decision-making time for radar station operators in maintaining functional characteristics at specified levels by enabling a real-time continuous assessment and prediction of technical condition of elements.

Radar station, diagnostic and monitoring system, sensor polling frequency, technical condition forecasting