УДК 004.02

Алгоритм повышения точности прогнозирования отказов аппаратуры РЭК на основе управления частотой опроса датчиков контроля технического состояния

Мацеевич С. В., Тимошенко А. В., Перлов А. Ю., Панкратов В. А.

Постановка задачи: *радиолокационные станции контейнерного исполнения при функционировании в энергонапряженных режимах испытывают значительный нагрев аппаратуры, связанный их плотной компоновкой и высокой мощностью сигналов. Наиболее многочисленным и не резервируемым компонентом аппаратуры, располагающейся внутри радиоэлектронных контейнеров радиолокационной станции, является блок усиления мощности, испытывающий наибольший нагрев. Контроль температуры с помощью датчиков осуществляется с постоянной частотой снятия данных, однако, получаемый массив температур, используемый в качестве обучающей выборки при прогнозировании, не позволяет получить прогноз высокой точности. Это может сказаться на преждевременном отказе блоков и снижению функциональных характеристик станции.* ***Целью работы*** *является создание алгоритма повышения точности прогноза отказов аппаратуры РЭК на основе управления частотой опроса датчиков температуры. Предлагается использовать метрологические методы для обоснования алгоритма определения частоты снятия данных в зависимости от температуры аппаратуры.* ***Результат****: алгоритм производит анализ данных контрольно-диагностической системы и на основе критериев допуска устанавливает оптимальную частоту опроса датчиков контроля, с одной стороны повышая полноту данных обучающей выборки модели прогноза технического состояния РЭК, а с другой - препятствуя переобучению модели избыточными данными.* ***Практическая значимость****: разработанный алгоритм может быть использован при реализации стратегии проактивного технического обслуживания РЛС мониторинга с применением прогнозных данных, существенно сокращая время технического обслуживания и затраты на его проведение. На основании уточнённых данных прогноза может быть принято решение по управлению системой охлаждения.*

Ключевые слова: *проактивное управление, радиоэлектронный комплекс, машинное обучение, прогнозирование технического состояния, частота опроса, датчик контроля.*

Актуальность

В процессе эксплуатации современные наземные радиолокационные станции контейнерного исполнения сталкиваются с различными негативными факторами, влияющими на их тактико-технические характеристики (ТТХ) [1, 2]. Одним из существенных факторов, требующих повышенного внимания, является нагрев аппаратуры антенно-передающего радиоэлектронного комплекса (РЭК) из состава РЛС. Основными и самыми многочисленными компо-

Библиографическая ссылка на статью:
Мацеевич С. В., Тимошенко А. В., Перлов А. Ю., Панкратов В. А. Алгоритм повышения точности прогнозирования отказов аппаратуры РЭК на основе управления частотой опроса датчиков контроля технического состояния // Системы управления, связи и безопасности. 2024. № 1. С. 26-42. DOI: 10.24412/2410-9916-2024-1-026-042

Reference for citation:
Masteevich S. V., Timoshenko A. V., Perlov A. Y., Pankratov V. A. Algorithm for Increasing the Accuracy of Predicting Failures of Radar Equipment Based on Controlling the Polling Frequency of Technical Condition Monitoring Sensors. *Systems of Control, Communication and Security*, 2024, no. 1, pp. 26-42 (in Russian). DOI: 10.24412/2410-9916-2024-1-026-042

нентами аппаратуры РЭК являются блоки усиления мощности (БУМ), работающие в непрерывном режиме в течение всего срока эксплуатации. Требования к увеличению диапазона частот и мощности РЛС для обнаружения новых целей обуславливают повышение количества и плотности компоновки БУМ в РЭК (рис. 1), что также значительно повышает их нагрев в ходе работы станции по назначению.

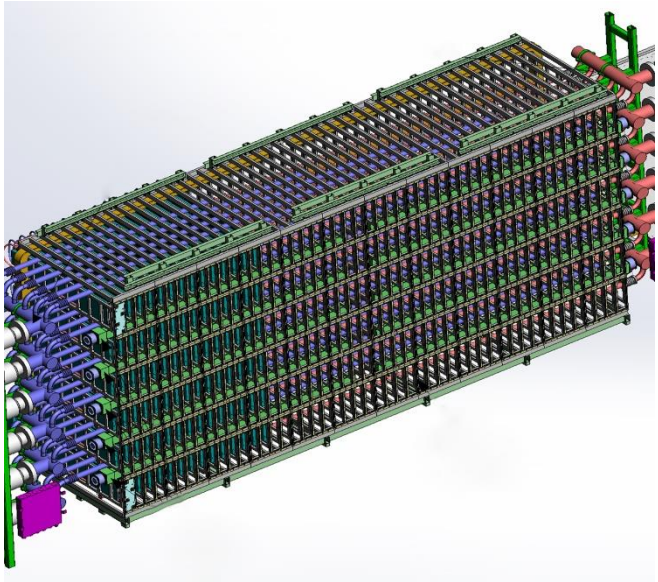


Рис. 1. Фрагмент стойки с блоками усиления мощности внутри РЭК

Работа РЛС в режимах обнаружения целей на значительной дальности характеризуется повышенным тепловыделением аппаратуры, прежде всего БУМ, из-за существенного повышения излучаемой мощности и длительности зондирующих сигналов, требуемой для обеспечения энергетического потенциала РЛС. Плотная компоновка БУМ в передающем РЭК, а также взаимное тепловое влияние блоков друг на друга [3] приводит к их перегреву и защитному отключению, что снижает эффективность работы РЛС.

Для снижения влияния негативных факторов, связанных с тепловыделением, в процессе эксплуатации используются различные методы и средства, одним из которых является автоматизированная система эксплуатации изделия (АСЭИ). Данная система предназначена для поддержания заданного значения коэффициента готовности РЛС, продления срока службы изделия, снижения эксплуатационных затрат, а также повышения эффективности сервисного обслуживания в части авторского и технического надзора.

Одной из ключевых задач АСЭИ является анализ неисправностей и отказов составных частей и РЛС в целом, выявленных в ходе эксплуатации, а также прогнозирование технического состояния и остаточного ресурса составных частей и изделия в целом [4], что предлагается осуществлять с помощью нейросетевых технологий. В работе [5] был предложен подход к оцениванию параметров переходных процессов бортовой аппаратуры космических аппаратов с использованием нейронной сети, однако для прогнозирования технического состояния РЛС в реальном времени требуются новые методы подготовки данных

для обучения нейронных сетей [6] (методы формирования и подготовки выборки).

Для создания модели прогноза отказов РЛС необходимо сформировать обучающую выборку, которую можно получить по данным о динамике контролируемых параметров технического состояния аппаратуры РЛС.

Для получения точного прогноза необходимо использовать данные, удовлетворяющие следующим требованиям: корректность – в данных не должно быть большого числа выбросов значений, достаточность – данные не должны быть избыточными. Под точностью прогноза в статье подразумевается величина погрешности прогнозируемых значений. Не выполнение этих требований приведёт к неправильному обучению модели прогнозирования (в случае некорректных данных), либо к переобучению модели (в случае избыточных данных). Под переобучением модели прогноза отказов РЛС понимается неправильное определение прогнозируемых значений, вызванное влиянием однородных данных обучающей выборки на параметры сложной модели прогноза. Под однородностью данных подразумеваются равные метрические расстояния между значениями (в данном случае – промежутки времени).

Поэтому для создания высокоточного прогноза необходимо заранее сформировать репрезентативную выборку данных. Под репрезентативной выборкой в работе понимается выделение в обучающей выборке данных, приоритетных для обучения.

Определение репрезентативной выборки осуществляется за счёт первичного анализа исходных данных и выделения в них признаков, являющимися общими для любого случайного элемента в данной выборке. На основе анализа тепловых процессов в данной работе предложено использовать пропорциональную выборку – вариант детерминированной выборки, которая включает в себя данные, характеризующие конкретный процесс, а именно нагрев вблизи критической температуры.

Основным источником данных о техническом состоянии РЛС для АСЭИ является контрольно-диагностическая система (КДС) [7], в рамках которой осуществляется опрос датчиков контроля аппаратуры (первичных измерительных приборов), в том числе датчиков температуры, установленных в БУМ. Большое количество БУМ в РЛС повышает объёмы данных, поступающих и обрабатываемых КДС в реальном масштабе времени [8-11]. Частота опроса датчиков осуществляется с определённой частотой $f_{с.д.}$, которая всегда постоянна, что создаёт избыточную однородную обучающую выборку.

Таким образом, актуальной задачей является разработка алгоритма управления частотой опроса датчиков температуры (снятия данных) КДС для создания разнородной достаточной обучающей выборки. Модель прогноза отказов, обученная по данной выборке, может обладать более высокой точностью, а также существенно меньше быть подвержена проблеме переобучения, что позволит повысить эффективность работы РЛС за счёт заблаговременного обнаружения и упреждающего устранения возможных отказов.

В известных работах, посвященных построению систем мониторинга состояния аппаратуры РЛС (например, [12]), рассмотрены алгоритмы сбора дан-

ных о температуре элементов радиоэлектронной аппаратуры, однако они не учитывают изменение частоты опроса датчиков контроля и не рассматривают вопросы прогнозирования отказов, что не позволяет заблаговременно обнаруживать отказы.

На рис. 2 представлена общая схема взаимодействия КДС и модели прогнозирования температуры [13]. Температурные данные, являющиеся контролируемыми параметрами для данной задачи, получаемые с датчиков БУМ, поступают на КДС, где формируют массив температур $x(t)$. В настоящей статье данный массив рассматривается как массив действительных значений температуры, передающийся модели прогноза отказов. Данный массив температур разбивается на обучающую и проверочную выборки, после чего происходит обучение модели и её валидация.

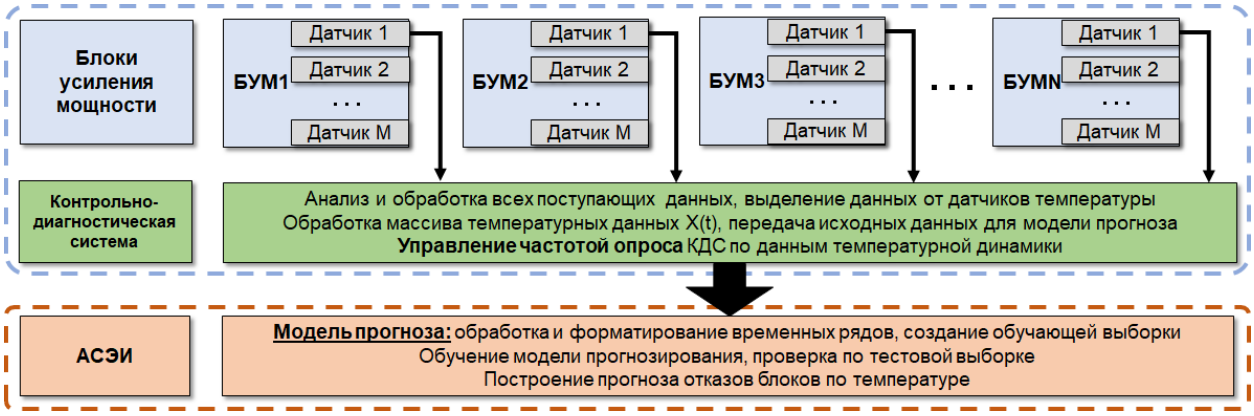


Рис. 2. Схема взаимодействия модели прогноза и КДС

В данной статье для получения репрезентативной выборки предложено ввести управление частотой опроса датчиков.

Постановка задачи

Изменение параметров работы БУМ, обусловленные требуемой мощностью излучения и скважностью зондирующих импульсов, влияет на их тепловыделение внутри РЭК, отведение которого осуществляется за счёт системы охлаждения (воздушной, жидкостной или комбинированной). Рассмотрим пример двух различных по энергетике режимов работы.

Работа в теплонапряженном режиме (R_g = 4) нагревает блоки значительно быстрее, чем в стандартном (R_g = 1), что приводит к их нагреву до предельной температуры $T_{макс}$ = 60 °C быстрее (рис. 3). При её достижении блоки отключаются и остаются в таком состоянии до тех пор, пока не остынут до минимальной температуры ($T_{мин}$ = 20 °C). В результате отключения блоков снижается излучаемая мощность пропорционально числу не работающих БУМ, что в данном случае может быть интерпретировано, как отказ.

Для упреждающего обнаружения и предотвращения отказа (не возобновляемого отключения) БУМ необходимо точно прогнозировать их состояние в реальном времени и осуществлять упреждающие воздействия для управления системой охлаждения внутри РЭК.

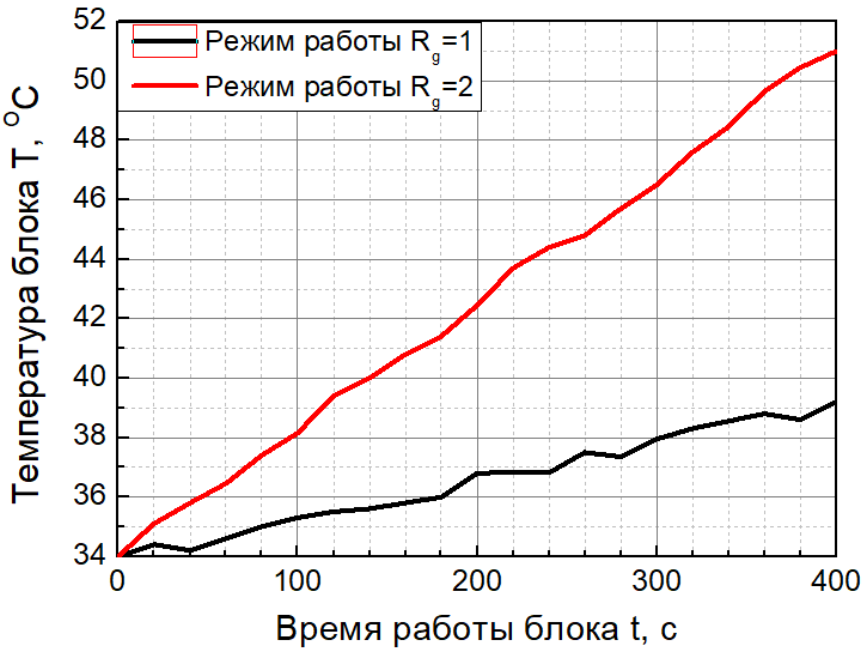


Рис. 3. Температурная динамика одного блока в зависимости от режима работы *Rg*=4 и *Rg*=1 за период 400 с (20 отсчетов)

В формализованном виде задача общий вид точности прогнозирования может быть представлена в следующем виде:

$$S = S(M, X(t, f_{со}(rg(t))), \quad (1)$$

где S – точность прогноза отказов (погрешность прогноза), M – используемая модель прогнозирования, X – обучающая выборка из массива температур $x(t)$, полученного от КДС, который зависит от t – времени эксплуатации, $f_{с.д.}$ – частота снятия данных (опрос) элементов контроля ($0{,}05 < f_{с.д.} < 1$), и $rg(t)$ – расписание (последовательность) режимов работы R_g БУМ. Из формулы (1) следует, что повысить точность прогноза можно за счёт создания качественной обучающей выборки X. В данной работе точность прогноза будет определяться через величину средней абсолютной погрешности прогноза.

Математическая модель температурных датчиков имеет следующий вид [14]:

$$T = \frac{W + a}{bW + c},$$

где W – относительное сопротивление материала в датчике температуры, $W=R_t/R_0$; R_t – сопротивление при текущей температуре; R_0 – сопротивление при 0°C; a, b, c – некоторые постоянные коэффициенты, которые определяются по стандартным таблицам значения $R = f(t)$, приведенным в ГОСТ Р 8.625-2006. Данная модель обеспечивает погрешность расчета температуры $\sigma_{мод}$= ±0,02°C в интервале от -20 до +170 °C. Таким образом, суммарная погрешность прогноза будет иметь вид:

$$\sigma_{сумм} = \sqrt{S^2 + \sigma_{мод}^2}, \quad (2)$$

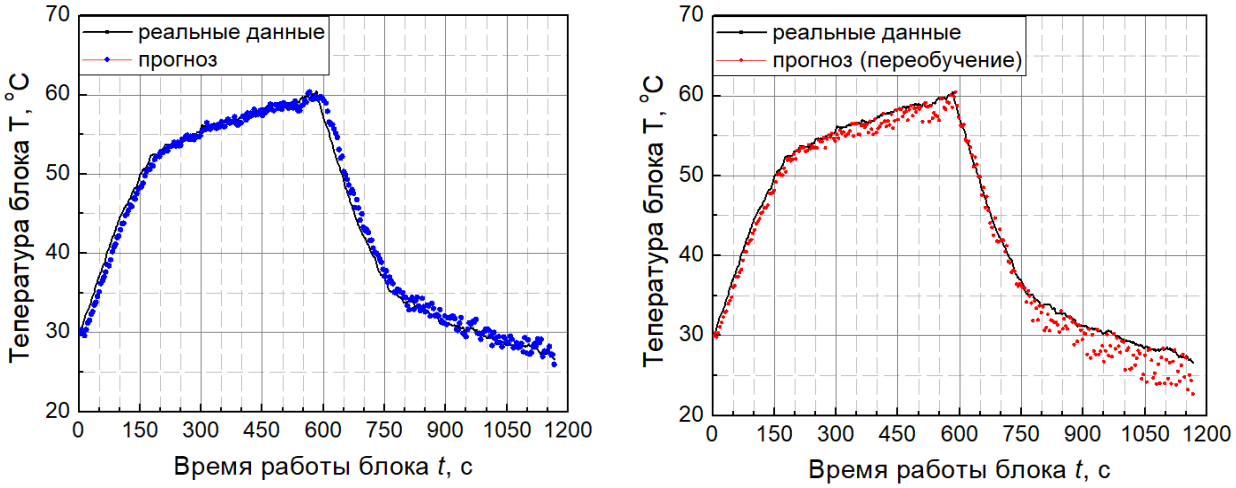
При обучении модели прогнозирования в случае, если обучающая выборка была сформирована некачественно (избыточно, либо с большим количе-

ством выпадающих значений), может возникнуть проблема переобучения – явления, при котором вероятность возникновения большого отклонения прогнозируемых значений от действительных у обученной модели на объектах тестовой выборки оказывается существенно выше, чем средняя погрешность у обучающей выборке. Формализация явления переобучения модели в данной конкретной задаче можно представить следующим образом:

$$\delta Y = Y(S, X) - Y_p \quad (3)$$

где Y – значение прогнозируемой величины, $Y_р$ – действительное значение, S – точность выбранной модели прогнозирования, X – обучающая выборка из массива температур, $x(t)$ – массив температур. Из формулы (3) следует, что переобучение зависит от обучающей выборки, выбранной модели и её точности.

На рис. 4 представлено сравнение модели прогноза, обученной по выборке с постоянной частотой снятия данных $f_{с.д} = f_1 = 1$ Гц, и такой же модели, с частотой снятия данных $f_2 < f_1$. Как видно из графика, высокая частота снятия даёт однообразную выборку, что приводит к снижению точности за счёт переобучения – количество обучающих данных оказывается излишним для построения точного прогноза [15-16]. Из графика на рис. 4В видно, что прогноз обладает смещением среднего значения прогнозируемых значений относительно действительных. Это один из примеров погрешностей, вносимых переобучением.



а. б.

Рис. 4. Сравнение модели прогноза без переобучения и с переобучением.

Таким образом, для решения задачи повышения точности прогноза отказов и минимизации погрешности прогнозирования, вносимых переобучением, необходимо определить параметры управления частотой снятия данных с датчиков КДС в соответствии с расписанием режимов работы.

Алгоритм управления частотой опроса датчиков КДС

Для определения критически важных элементов для текущего режима работы формируется логическая модель влияния технического состояния структурных элементов на значение готовности РЛС.

По результатам формирования логической функции становится возможным определить элементы, отказ которых ведет к снижению готовности РЛС.

Формирование репрезентативной выборки основано на определении значимых параметров критически важных элементов за счет учета корреляционных связей между режимами функционирования РЛС и регистрируемыми КДС значениями параметров технического состояния.

На рис. 5 представлена общая схема алгоритма управления частотой опроса датчиков на основе весовой функции перегрева F_k.

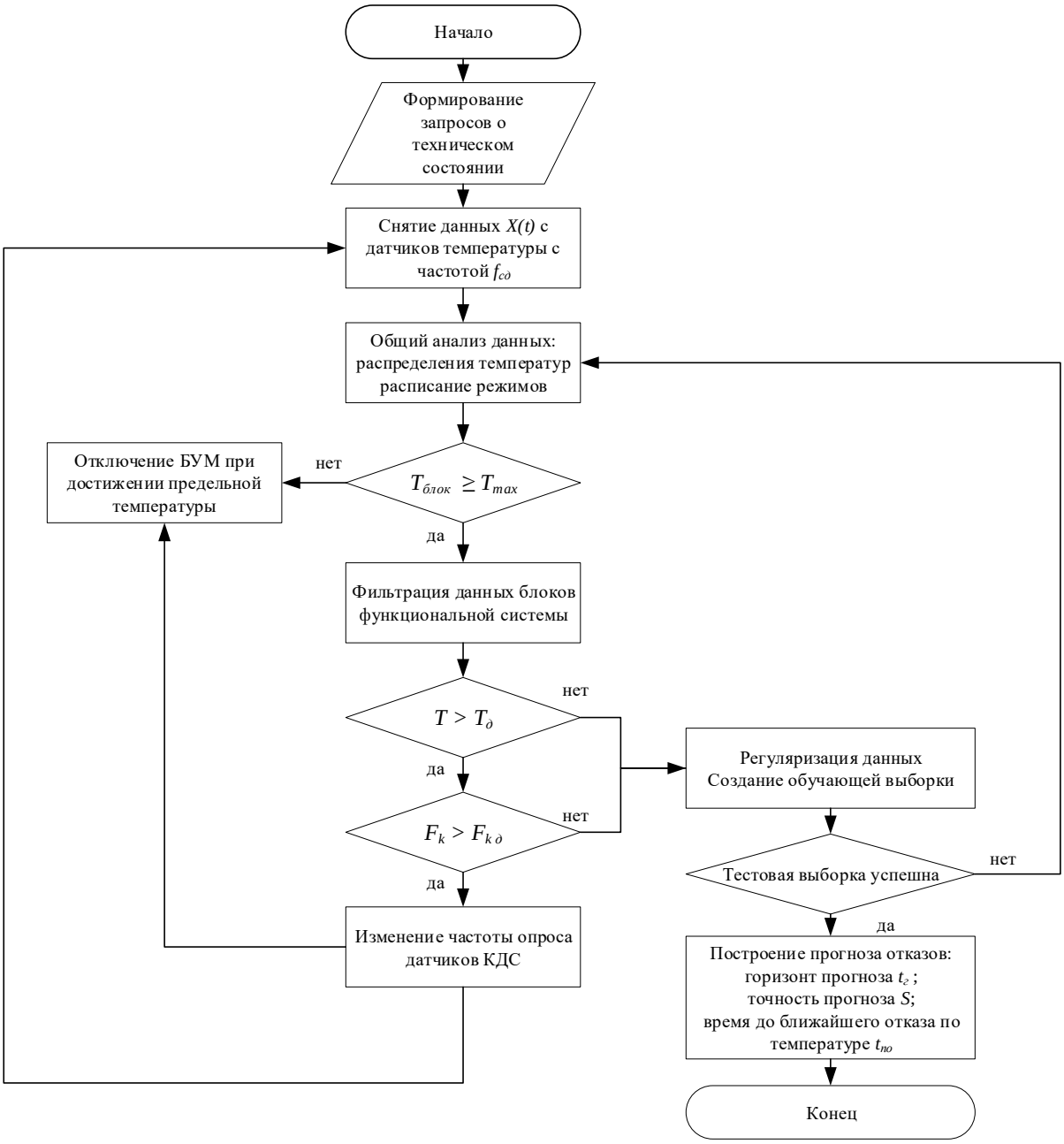


Рис. 5. Схема алгоритма управления частотой опроса датчиков

Управление частотой осуществляется на основании двух критериев допуска. Сперва осуществляется проверка текущего значения температуры: если $T > T_д$, то БУМ находится в области, близкой к перегреву (в среднем от 50°С). $T_д$ – эмпирическая величина, определяемая для всех блоков на основании ско-

рости их нагрева вблизи максимальной температуры T_{max}. Если температура БУМ превышает $T_д$, то осуществляется проверка значения весовой функции перегрева F_k блока по формуле:

$$F_k = \sum_{t_0}^{t_0+\tau} \sum_{i=1}^{n} w_i \cdot r_k(t), \quad (4)$$

где $r_k(t)$ – расписание режимов работы (номер режима в момент времени t) для k-го элемента за период работы τ, w_i – весовой коэффициент режима (эмпирическая величина, определяемая величиной импульсных сигналов, скважностью, продолжительностью сигнала), определяющий степень нагрева блока за время работы $\Delta t = 1/f_{с.д.}$.

Определять частоту снятия данных предлагается исходя из метода нахождения приемлемых частот опроса [17]. Восстановление значения температуры из дискретного рядя значений, осуществляется с помощью интерполятора, в частности интерполяционного полинома – простейший алгоритм на основе алгебраических полиномов. Восстановление осуществляется по ряду дискретных отсчётов, следующих последовательно друг за другом с интервалом τ_0, где $f_0=1/\tau_0$. Тогда, восстанавливаемая величина температуры X_0 (t) на промежутке интерполяции τ с помощью интерполятора нулевого порядка будет определяться формулой

$$X_0(t_i) = X(t_i) + \frac{1}{2}(X(t_i+\tau) - X(t_i)).$$

Для определения предельно допустимой частоты снятия данных необходимо использовать интерполятор первого порядка:

$$\sigma_{max} = \sqrt{M(X(t+\Delta t) - X(t))^2},$$

где σ_{max} – среднеквадратичная погрешность восстановления при ступенчатой аппроксимации; $X(t)$ – значение температуры в момент времени t; $M(\ldots)$ – математическое ожидание; Δt – интервалы между моментами опроса температуры. Отсюда

$$\Delta t = \tau_0 \sqrt[m]{\frac{2\sigma_{max}^2}{\sigma^2}},$$

где σ – среднеквадратичная величина температуры.

Наибольшая ошибка экстраполятора первого порядка может быть получена из формулы Лагранжа:

$$\delta = X(t) - X_1(t) = X'(t)\Delta t,$$

где δ – абсолютная погрешность экстраполяции, Δt – период дискретизации; $X'(t)$ – производная, описывающая динамику температуры, X_1 – экстраполированное значение температуры. Чтобы убрать производную из формулы, воспользуемся формулой Бернштейна [18]:

$$f_0 = \frac{\omega_c X(t)_{max}}{\delta}, \quad (5)$$

Из формулы (5) мы получаем предельное значение частоты снятия данных – максимальный период опроса, при котором обеспечивается восстановление температуры с заданной точностью.

Текущее значение весовой функции сравнивается с допустимым значением $F_{\text{к д}}$ – эмпирическая характеристика, определяемая из средней скорости нагрева блока при работе стандартной работе (не теплонапряженные режимы). В случае превышения допустимого значения происходит пересчёт частоты снятия данных:

$$f_{сд} = f_0 \cdot \frac{F_{k.д}}{F_k}, \quad (6)$$

где $f_{\text{с.д.}}$ – новая частота снятия данных КДС, f_0 – предельное значение частоты снятия данных (формула 5).

После получения разнородной сетки значений необходимо подготовить данные для обучения с помощью создания однородной дискретной выборки. Величину сетки дискретной выборки предлагается взять минимальной, что соответствует наибольшей частоте снятия данных. В таком случае возникает проблема заполнения недостающих элементов выборки в местах, где частота снятия данных была меньше. Для этого предлагается использовать стандартные методы библиотек машинного обучения.

Для повышения достоверности передаваемых датчиками диагностической информации предлагается применить функцию метрологического самоконтроля. Согласно ГОСТ 8.673-2009, метрологический самоконтроль датчика – это автоматическая проверка метрологической исправности датчика в процессе его эксплуатации, осуществляемая с использованием принятого опорного значения, формируемого с помощью встроенного в датчик средства (измерительного преобразователя или меры) или выделенного дополнительного параметра выходного сигнала).

В соответствии с ГОСТ Р 8.734-2011, метрологический самоконтроль служит для снижения вероятности получения недостоверной измерительной информации в течение межповерочного интервала, для обоснования изменения межповерочного интервала в зависимости от остаточного метрологического ресурса, для сокращения эксплуатационных затрат за счёт уменьшения числа поверок и калибровок, а также для снижения затрат на устранение последствий нарушения технологических процессов, вызванных метрологическими отказами.

Метрологический диагностический самоконтроль применяемого в БУМ РЛС термоэлектрического датчика температуры может быть реализован на основе структурной избыточности: датчик содержит несколько термопар, близких по точности. В качестве функции преобразования датчика использована зависимость среднего значения выходного сигнала термопар от значения измеряемой температуры.

Пример применения методики

Исходные данные температурных значений с датчиков при постоянной частоте снятия данных $f_{\text{с.д.}}$ = 0,05 Гц были переформатированы в выборки с частотами f = [0,05, 0,056, 0,0625, 0,07143, 0,0833, 0,1, 0,125, 0,1667, 0,25, 0,5]. Были построены прогнозы температуры для каждой выборки данных, для каж-

дого прогноза была вычислена погрешность Ω_k – среднее значение абсолютной погрешности для прогнозируемых значений, определяемое выражением [19]:

$$\Omega_k = \frac{1}{N_k}\sum_{i=1}^{N}\frac{|Y_i - \Upsilon_i|}{Y_i},$$

где Υ_i – прогнозируемое значение температуры, Y_i – действительное значение температуры (полученное с датчика), $\Delta Y_i = |Y_i - \Upsilon_i|$ – абсолютная погрешность прогноза, N_k – количество элементов в k-том прогнозе.

Для каждой частоты было получено 5 значений Ω_k, для которых были рассчитаны их среднеарифметические значения Ω и среднеквадратичные отклонения от средних значений S_Ω:

$$\Omega = \frac{1}{5}\sum_{k=1}^{5}\Omega_k, \quad S_\Omega = \sqrt{\frac{\sum(\Omega_k - \Omega)^2}{4}} \tag{7}$$

На рис. 6 представлены средние значения Ω и их среднеквадратичные отклонения S_Ω для частот f. Из графика видно, что с увеличением частоты снятия данных среднее значение абсолютной погрешности прогноза уменьшается. Это объясняется тем, большая частота предоставляет больший объем обучающей выборки (больше данных за одинаковый промежуток времени). Из формулы (2) следует, что для частоты f = 0,5 Гц величина суммарной косвенной погрешности σ равно

$$\sigma_{сумм} = \sqrt{\Omega^2 + \sigma_{мод}^2} = \sqrt{0,05^2 + 0,02^2} = 0,053$$

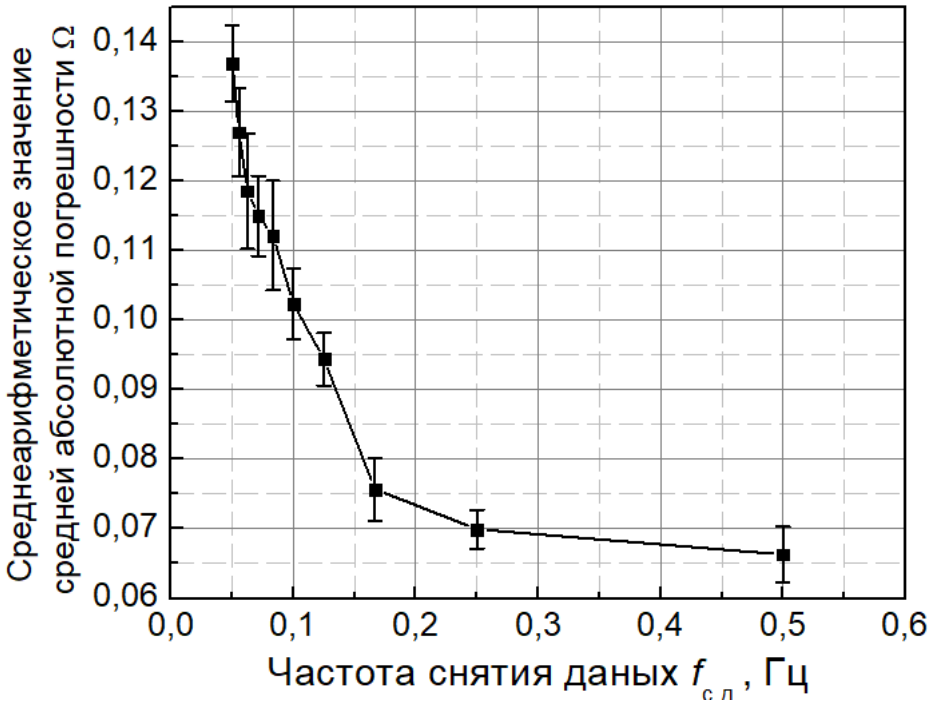


Рис. 6. Зависимость значений Ω (среднего значения абсолютной погрешности) от частоты снятия данных $f_{с.д.}$

Однако, поскольку большое количество однотипных данных вызывает переобучение модели прогноза (см. рис. 4), необходимо менять частоту в зависимости от температуры.

№1. 2024
ISSN 2410-9916

На рис. 7 представлены графики прогноза температуры при постоянной частоте снятия данных $f_{с.д.}$ = 0,05 Гц и с изменяющейся частотой (уточнённый). Из графиков видно, что отклонение прогнозируемых значений у уточнённого прогноза меньше. Это также следует из временной зависимости Ω с доверительными интервалами с уровнем значимости α = 0,05, представленной на рис. 8.

При увеличении дальности прогноза τ, величина абсолютная погрешности растёт. У уточнённого прогноза рост Ω меньше, чем у прогноза с постоянной частотой снятия данных. Это также может свидетельствовать о повышение устойчивости прогноза – скорость роста величины абсолютной погрешности прогноза снижается со временем.

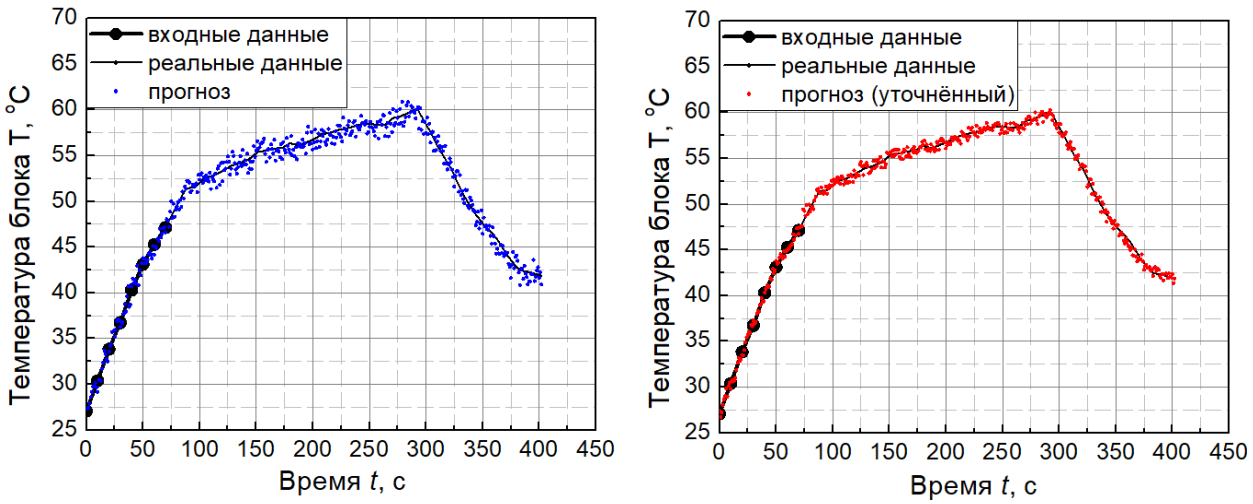


Рис. 7. Прогноз температуры для данных с постоянной частотой снятия (синий), и с изменяющейся частотой снятия данных (красный)

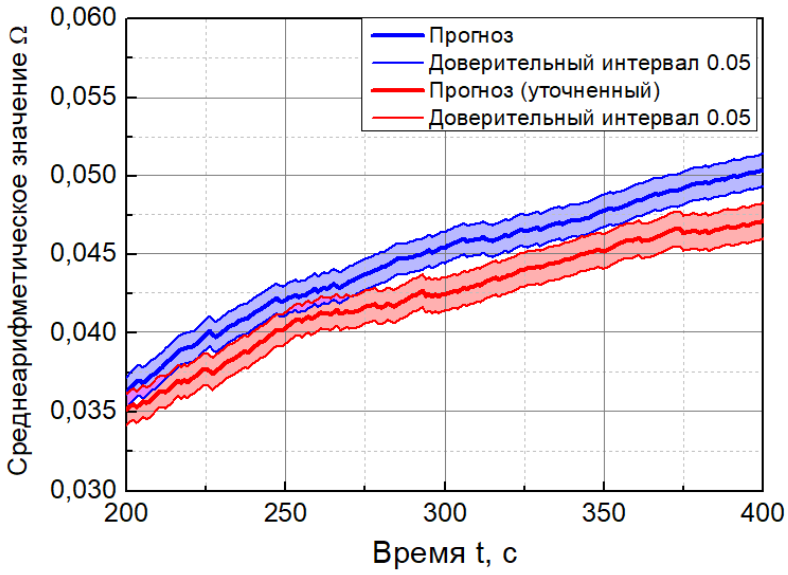


Рис. 8. Значения Ω для прогноза с постоянной частотой снятия данных (синий) и для прогноза с изменяемой частотой (красный)

DOI: 10.24412/2410-9916-2024-1-026-042
URL: https://sccs.intelgr.com/archive/2024-01/02-Masteevich.pdf

Выводы

Предложено реализовать управление техническим состоянием РЛС на основе высокоточного прогнозирования отказов блоков усиления мощности. Требуемая точность прогноза достигается при помощи алгоритма управления частотой опроса датчиков состояния критически-важных элементов.

Алгоритм производит анализ данных контрольно-диагностической системы и на основе критериев допуска устанавливает оптимальную частоту опроса датчиков контроля, с одной стороны повышая полноту данных обучающей выборки модели прогноза технического состояния РЭК, а с другой – препятствуя переобучению модели избыточными данными.

Проведенные исследования на примере данных датчиков контроля температуры РЭК РЛС, показали, что использование в обучающей выборке данных с различной частотой опроса датчиков контроля позволяет увеличить до 10% точность прогноза технического состояния. Погрешность измерения температуры, вносимая датчиками, незначительно влияет на точность прогнозируемых значений.

Разработанный алгоритм может быть использован при реализации стратегии проактивного технического обслуживания РЛС мониторинга с применением прогнозных данных, существенно сокращая время технического обслуживания и затраты на его проведение. На основании уточнённых данных прогноза может быть принято решение по управлению системой охлаждения.

Литература

1. Автушенко А. Ф., Алексеев С. В., Балашова Е. А., Боев С. Ф., Васильев А. А., Верденская Н. В., Виноградов А. Г., Герасименко А. П., Жуков А. О., Иванова И. А., Ильинский А. М., Ким В. И., Кочкаров А. А., Лучин А. А., Назаров Д. В., Пантелюк Н. А., Пащин А. И. Мощные надгоризонтальные РЛС дальнего обнаружения: разработка, испытания, функционирование / под ред. С.Ф. Боева. – М.: Радиотехника, 2013. – 168 с.

2. Druzin S. V., Gorevich B. N. Methodology for developing a conceptual design of radar stations for prospective air defence weapon systems // Journal of «Almaz – Antey» Air and Space Defence Corporation. 2020. № 2. P. 6–31.

3. Timoshenko A. V., Perlov A. Y., Goncharenko V. I., Ermakov A. V. Modeling of Thermal Processes in Transmitting Complexes of Radar Monitoring Stations // Russian Aeronaut, 2021. № 64. P. 783–791. doi: 10.3103/S1068799821040255.

4. Ступин Д. Д., Перлов А. Ю., Маврин А. В. Исследование и испытание передающих комплексов АФАР для обеспечения тактико-технических характеристик РЛС // Известия ЮФУ. Технические науки. 2018. № 3. С. 143–155.

5. Лоскутов А. И., Якимов В. Л., Карпушев С. И., Шиян А. Н., Сасункевич А. А., Татаренков А. Н. Модель контроля технического состояния бортовой аппаратуры космических аппаратов на основе значений

телеметрируемых параметров переходных процессов // Измерительная техника. 2023. № 6. С. 13–20. doi:10.32446/0368-1025it.2023-6-13-20.

6. Фомина Е. С. Оценка эффективности применения специализированных нейронных сетей для повышения разрешения изображений, получаемых при дистанционном зондировании Земли // Системы управления, связи и безопасности. 2023. № 3. С. 71–90. doi: 10.24412/2410-9916-2023-3-71-90.

7. Перлов А. Ю., Панкратов В. А., Тимошенко А. В., Тихонов В. Б. Методика обработки данных контрольно-диагностической системы для поддержания энергетического потенциала РЛС дальнего обнаружения // Наукоемкие технологии. 2022. Т. 23. № 5. С. 66–73.

8. Осипов А. В., Тимошенко А. В., Перлов А. Ю., Львов К. В. Интеллектуальная система поддержки функциональных характеристик РЛК мониторинга на основе прогнозирования отказов // Вычислительные технологии. 2020. № 25. С 95–103.

9. Дембицкий Н. Л., Логовский А. С., Панкратов В. А., Тимошенко А. В. Контроль функциональных характеристик РЛС ДО с использованием континуальных распределенных вычислителей // Журнал радиоэлектроники. 2020. № 1. – URL: http://jre.cplire.ru/jre/jan20/3/text.pdf (дата обращения 4.12.2023).

10. Susto G. A., Beghi A. Dealing with time-series data in Predictive. Maintenance problems // Proceeding of the 21st International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA). 2016. P 1-4. doi: 10.1109/ETFA.2016.7733659.

11. Борисов В. В., Курилин С. П., Жарков А. П., Соколов А. М. 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. doi:10.24412/2410-9916-2022-4-83-102.

12. Faridah Utami S. S., Yanti R. J., Sunarno Nurjani E., Wijaya R. Optimal thermal sensors placement based on indoor thermal environment characterization by using CFD model // Journal of Applied Engineering Science. 2021. № 19 (3). P 628-641. doi:10.5937/jaes0-28985.

13. Перлов А. Ю., Минаков Е. И., Панкратов В. А., Львов К. В., Григорьев А. В. Повышение точности прогноза технического состояния РЛС за счет изменения частоты контроля // Известия ТулГУ. Технические науки. 2021. № 10. С. 336-341.

14. Штерн Ю.И., Кожевников Я.С., Рыков В.М., Миронов Р.Е. Математические модели и аппаратно-программные средства для высокоточных электронных измерителей температуры // Известия высших учебных заведений. Электроника. 2013. № 1 (99). С. 10-17.

15. Чучуева И. А. Модель прогнозирования временных рядов по выборки в задачах максимального подобия. Автореферат дис. … канд. техн. наук. – М.: МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2012. – 19 с.

16. Batukhtin A. Development and experimental verification of the mathematical model of thermal inertia for a branched heat supply system // J Appl Eng Science. 2019. № 17 (3). P. 413–424. doi: 10.5937/jaes17-22408.

17. Новоселов О. Н., Фомин А. Ф. Основы теории и расчета информационно-измерительных систем / под ред. А.Ф. Фомина – М.: Машиностроение, 1980. – 280 с.

18. Калашников И. Д., Степанов В. С., Чуркин А. В. Адаптивные системы сбора и передачи информации – М.: Энергия, 1975. – 239 с.

19. РМГ 29-2013 ГСИ. Метрология. Основные термины и определения – М.: Стандартинформ, 2014. – 60 с.

References

1. Avtushenko A. F., Alekseev S. V., Balashova Ye. A., Boev S. F., Vasilev A. A., Verdenskaya N. V., Vinogradov A. G., Gerasimenko A. P., Zhukov A. O., Ivanova I. A., Ilinskii A. M., Kim V. I., Kochkarov A. A., Luchin A. A., Nazarov D. V., Pantelyuk N. A., Pashchin A. I. *Moshchnie nadgorizontalnie RLS dalnego obnaruzheniya: razrabotka, ispitaniya, funktsionirovanie* [Powerful over-horizontal early warning radars: development, testing, operation]. Moscow, Radiotekhnika, 2013. 168 p. (in Russian).

2. Druzin S. V., Gorevich B. N. Methodology for developing a conceptual design of radar stations for prospective air defence weapon systems. *Journal of «Almaz – Antey» Air and Space Defence Corporation*, 2020, no. 2, pp. 6–31.

3. Timoshenko A. V., Perlov A. Y., Goncharenko V. I., Ermakov A. V. Modeling of Thermal Processes in Transmitting Complexes of Radar Monitoring Stations. *Russian Aeronautics*, 2021, no. 64, pp. 783–791. doi: 10.3103/S1068799821040255.

4. Stupin D. D., Perlov A. Yu., Mavrin A. V. Issledovanie i ispitanie peredayushchikh kompleksov AFAR dlya obespecheniya taktiko-tekhnicheskikh kharakteristik RLS [Research and testing of AESA transmission complexes to ensure the tactical and technical characteristics of the radar]. *Izvestiya SFedU. Engineering Sciences*, 2018, no. 3, pp. 143–155 (in Russian).

5. Loskutov A. I., Yakimov V. L., Karpushev S. I., Shiyan A. N., Sasunkevich A. A., Tatarenkov A. N. Model' kontrolya tekhnicheskogo sostoyaniya bortovoj apparatury kosmicheskih apparatov na osnove znachenij telemetriruemyh parametrov perekhodnyh processov [Model of the technical state control of the onboard equipment of spacecrafts based on the values of telemetrized parameters of transients]. *Measurement Techniques*, 2023, no. 6, pp. 13-20 (in Russian). doi: 10.32446/0368-1025it.2023-6-13-20.

6. Fomina E. S. Assessment of the feasibity of the use of specialized neural networks to increase the resolution of images obtained by remote sensing of the Earth. *Systems of Control, Communication and Security*, 2023, no. 3, pp. 71-90 (in Russian) doi: 10.24412/2410-9916-2023-3-71-90.

7. Perlov A. Yu., Pankratov V. A., Timoshenko A. V., Tikhonov V. B. Metodika obrabotki dannyh kontrol'no-diagnosticheskoj sistemy dlya podderzhaniya energeticheskogo potenciala RLS dal'nego obnaruzheniya [Data processing

methodology of the control and diagnostic system for maintaining the energy potential of the long-range detection radar]. *Naukoemkie tekhnologii*, 2022, vol. 23, no. 5, pp. 66-73 (in Russian).

8. Osipov A. V., Timoshenko A. V., Perlov A. Yu., Lvov K. V. Intellektual'naya sistema podderzhki funkcional'nyh harakteristik RLK monitoringa na osnove prognozirovaniya otkazov [Intellectual system of support of functional characteristics of the RLC monitoring on the basis of failure prediction]. *Computational Technologies*, 2020, no. 25, pp. 95-103 (in Russian).

9. Dembitskiy N. L., Logovsky A. S., Pankratov V. A., Timoshenko A. V. Kontrol' funkcional'nyh harakteristik RLS DO s ispol'zovaniem kontinual'nyh raspredelennyh vychislitelej [Control of functional characteristics of long-range detection radar using continuum distributed calculators]. *Journal of Radioelectronics*, 2020, no. 1. (in Russian). Aviliable at: http://jre.cplire.ru/jre/jan20/3/text.pdf.

10. Susto G. A., Beghi A. Dealing with time-series data in Predictive. Maintenance problems. Proceeding of the 21st International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA), 2016, pp. 1-4. doi: 10.1109/ETFA.2016.7733659.

11. Borisov V. V., Kurilin S. P., Zharkov A. P., Sokolov A. M. Multidimensional prediction of heterogeneous electromechanical systems for risk management based on fuzzy temporal ontological and cognitive models. *Systems of Control, Communication and Security*, 2022, no. 4, pp. 83-102. (in Russian). doi:10.24412/2410-9916-2022-4-83-102.

12. Faridah S. S., Yanti R. J., Sunarno N. E., Wijaya R. Optimal thermal sensors placement based on indoor thermal environment characterization by using CFD model. *Journal of Applied Engineering Science*, 2021, no. 19 (3), pp. 628-641. doi: 10.5937/jaes0-28985.

13. Perlov A. Yu., Minakov E. I., Pankratov V. A., Lvov K. V., Grigoriev A. A. Povyshenie tochnosti prognoza tekhnicheskogo sostoyaniya RLS za schet izmeneniya chastoty kontrolya [Increasing the accuracy of radar technical state prediction by changing the control frequency]. *Izvestiya Tula State University*, 2021, no. 10, pp. 336-341 (in Russian).

14. Shtern Yu. I., Kozhevnikov Ya. S., Rykov V. M., Mironov R. E. Matematicheskie modeli i apparatno-programmnye sredstva dlya vysokotochnyh elektronnyh izmeritelej temperatury [Mathematical models and hardware-software means for the high-precision electronic temperature meters]. *Proceedings of Universities. Electronics*, 2013, no. 1 (99), pp. 10-17 (in Russian).

15. Chuchueva I. A. Model' prognozirovaniya vremennyh ryadov po vyborke v zadachah maksi-mal'nogo podobiya. Dis. kand. tekhn. nauk [Model of forecasting time series by sampling in problems of maximum similarity. Ph.D. Tesis]. Moscow, Bauman Moscow State Technical University, 2012. 19 p. (in Russian).

16. Batukhtin A.G. Development and experimental verification of the mathematical model of thermal inertia for a branched heat supply system. *J Appl Eng Science*, 2019, no. 17 (3), pp. 413–424. doi: 10.5937/jaes17-22408.

17. Novoselov O.N., Fomin A. F. *Osnovy teorii i rascheta informacionno-izmeritel'nyh sistem* [Fundamentals of the theory and calculation of information-measuring systems]. Moscow, Mashinostroenie Publ., 1980. 280 p. (In Russian).

18. Kalashnikov I. D., Stepanov V. S., Churkin A. V. *Adaptivnye sistemy sbora i peredachi informacii* [Adaptive systems of information acquisition and transmission]. Moscow, Energia Publ., 1975. 239 p. (In Russian).

19. State system for ensuring the uniformity of measurements. Metrology. Basic terms and definitions. Moscow, Standartinform Publ., 2014. 60 p. (In Russian).

Статья поступила 21 декабря 2023 г.

Информация об авторах

Мацеевич Сергей Вячеславович – соискатель ученой степени кандидата технических наук. Инженер. АО РТИ. Область научных интересов: системы визуализации информации, машинное обучение, нейронные сети. E–mail: cvmac@mail.ru

Тимошенко Александр Васильевич – доктор технических наук, профессор. Начальник комплексного отдела. АО РТИ. Область научных интересов: интеллектуальные системы мониторинга, радиолокация. E–mail: u567ku78@gmail.com

Перлов Анатолий Юрьевич – кандидат технических наук. Доцент кафедры. Национальный исследовательский университет «Московский институт электронной техники». Область научных интересов: машинное обучение; системы прогноза технического состояния; автоматизация эксплуатации сложных технических систем. E–mail: laperlov@yandex.ru

Панкратов Валерий Анатольевич – соискатель ученой степени кандидата технических наук. Ведущий инженер. АО РТИ. Область научных интересов: машинное обучение; системы прогноза технического состояния; автоматизация эксплуатации сложных технических систем. E–mail: valerqa@gmail.com

Адрес: 127083, Россия, г. Москва, ул. 8 Марта, д. 10, стр. 1

Algorithm for Increasing the Accuracy of Predicting Failures of Radar Equipment Based on Controlling the Polling Frequency of Technical Condition Monitoring Sensors

S. V. Masteevich, A. V. Timoshenko, A. Y. Perlov, V. A. Pankratov

Purpose. *Containerized radar stations in power-stressed modes experience significant heating of the equipment due to their dense layout and high signal power. The most numerous and non redundant component of the equipment is the power amplification unit, which experiences the greatest heat. Temperature monitoring with the help of sensors is carried out with a constant frequency of data acquisition, however, the resulting array of temperatures used as a training sample in forecasting does not allow to obtain a forecast of high accuracy. This may lead to premature failure of the units and decrease the functional characteristics of the station. The purpose of the work is to create an algorithm to improve the accuracy of prediction of*

failure of radar equipment on the basis of controlling the frequency of polling temperature sensors. It is proposed to use metrological methods to substantiate the algorithm for determining the frequency of data acquisition depending on the temperature of the equipment. ***Result****. The algorithm analyzes the data of the control and diagnostic system and on the basis of the tolerance criteria sets the optimal frequency of interrogation of control sensors, on the one hand increasing the completeness of the data of the training sample model prediction of the technical state of the radio-electronic complex, and on the other hand - preventing overtraining the model with redundant data.* ***Practical relevance****. The developed algorithm can be used in the realization of the strategy of proactive maintenance of radar monitoring with the use of forecast data, significantly reducing the time of technical maintenance and costs for its implementation. Based on the refined forecast data, a decision can be made to control the cooling system.*

Key words: *proactive control, radio-electronic complex, machine learning, technical condition forecasting, polling frequency, control sensor.*

Information about Authors

Sergey Vyacheslavovich Matseevich – Applicant for a Degree Candidate of Technical Sciences. Engineer. RTI JSC. Research interests: information visualization systems, machine learning, neural networks. E-mail: cvmac@mail.ru

Alexander Vasilyevich Timoshenko – Doctor in Engineering Sciences, professor. Head of complex department. RTI JSC. Area of expertise: intelligent monitoring systems, radiolocation. E-mail: u567ku78@gmail.com

Anatoly Yuryevich Perlov – Ph.D. of Engineering Sciences. Associate Professor. National Research University of Electronic Technology. Research interests: machine learning; systems of pro-forecasting of technical condition; automation of operation of complex technical systems. E-mail: laperlov@yandex.ru

Valery Anatolievich Pankratov – Applicant for a Degree Candidate of Technical Sciences. Leading engineer. RTI JSC. Research interests: machine learning; systems of technical state prediction; automation of operation of complex technical systems. E-mail: valerqa@gmail.com

Address: Russia, 127083, Moscow, 8 Marta St., 10, bld. 1