

doi: 10.17586/2226-1494-2023-23-4-828-835

УДК 629.7.017.1

Подход к формированию обобщенных параметров технического состояния сложных технических систем с использованием нейросетевых структур

Георгий Николаевич Мальцев¹, Виктор Леонидович Якимов²✉

^{1,2} Военно-космическая академия имени А.Ф. Можайского, Санкт-Петербург, 197198, Российская Федерация

¹ vka@mil.ru, <http://orcid.org/0000-0002-6755-5700>

² vka@mil.ru ✉, <http://orcid.org/0000-0001-9721-2453>

Аннотация

Введение. Рассмотрен процесс формирования обобщенных параметров технического состояния сложных технических систем. Данный подход актуален для современных робототехнических комплексов, оснащенных встроенными средствами телеизмерений. **Метод.** Предложенный подход к формированию обобщенных параметров основан на взвешенном суммировании разнородных телеметрируемых параметров с использованием информации о структурных и функциональных связях в сложной технической системе с последующей цифровой низкочастотной фильтрацией результатов взвешенного суммирования. Такое решение позволяет повысить достоверность оценки технического состояния сложных технических систем по значениям обобщенных параметров во внешнем контуре управления. **Основные результаты.** Выбрана форма представления обобщенного параметра в виде градаций технического состояния, которое соответствует штатному функционированию, нештатным ситуациям и частично-работоспособному состоянию сложной технической системы. Разработана многоуровневая иерархическая модель формирования обобщенных параметров технического состояния сложной технической системы по данным телеизмерений на основе множества нейросетевых структур, позволяющих учесть нелинейный характер телеметрируемых параметров и взаимное влияние между ними. В модели применены множества цифровых низкочастотных фильтров, снижающих уровень возмущений во временных рядах обобщенных параметров. Возникновение возмущений связано с неопределенностью изменения значений телеметрируемых и обобщенных параметров вблизи границ допусков, задаваемых экспертами при расширенном количестве градаций технического состояния. Сведения о границах допусков характеризуют не только ситуации штатного и нештатного функционирования, но и частично-работоспособное состояние сложных технических систем. Представлены результаты формирования обобщенных параметров технического состояния бортовой системы космического аппарата с использованием многослойных нейронных сетей, полиномов Колмогорова–Габора и методов цифровой фильтрации. Показаны преимущества использования в разработанной модели многослойных нейронных сетей и медианных фильтров. **Обсуждение.** Использование обобщенных параметров позволит значительным образом снизить информационную нагрузку на каналы передачи телеметрической информации, а также средства ее обработки и анализа во внешнем контуре управления. Предлагаемые решения на основе базовых операций взвешенного суммирования и нелинейного преобразования могут быть эффективно реализованы на перспективных векторно-матричных и тензорных процессорах, поддерживающих их выполнение на аппаратном уровне.

Ключевые слова

сложная техническая система, техническое состояние, телеметрируемые параметры, обобщенный параметр, нейронные сети, цифровая фильтрация

Ссылка для цитирования: Мальцев Г.Н., Якимов В.Л. Подход к формированию обобщенных параметров технического состояния сложных технических систем с использованием нейросетевых структур // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2023. Т. 23, № 4. С. 828–835. doi: 10.17586/2226-1494-2023-23-4-828-835

Approach to the generalized parameters formation of the complex technical systems technical condition using neural network structures

Georgy N. Maltsev¹, Victor L. Yakimov²✉

^{1,2} Mozhasky Military Aerospace Academy, Saint Petersburg, 197198, Russian Federation

¹ vka@mil.ru, <http://orcid.org/0000-0002-6755-5700>

² vka@mil.ru✉, <http://orcid.org/0000-0001-9721-2453>

Abstract

A variant of the generalized parameters process forming of the complex technical systems technical condition is considered. This approach is relevant for modern robotic systems equipped with built-in telemetry tools. The proposed approach to the generalized parameters formation is based on heterogeneous telemetry parameters weighted summation using information about structural and functional relationships in a complex technical system, followed by digital low-frequency filtering of the weighted summation results. This solution makes it possible to increase the complex technical systems technical condition reliability assessment by the values of generalized parameters in the external control loop. The form of generalized parameter representation in the technical condition gradations, which corresponds to the normal functioning, emergency situations and complex technical system partially operational state, is chosen. A multilevel hierarchical model of the generalized parameters formation of the complex technical systems technical condition on the basis of telemasurements based on a variety of neural network structures allowing to take into account the nonlinear nature of the parameters being telemetered and the mutual influence between them has been developed. The model uses a variety of digital low-frequency filters that reduce the level of disturbances in the generalized parameters time series. The occurrence of disturbances is associated with the uncertainty of changes in the values of the telemetered and generalized parameters near the tolerance limits set by experts with expanded gradations according to technical condition. Information about the limits of tolerances characterizes not only the situations of regular and non-standard functioning, but also the complex technical systems partially operational state. The results of the generalized parameters formation of the spacecraft onboard system technical condition using multilayer neural networks, Kolmogorov–Gabor polynomials and digital filtering methods are presented. The advantages of using multilayer neural networks and median filters in the developed model are shown. The use of generalized parameters will significantly reduce the information load on the transmission channels of telemetry information as well as the means of its processing and analysis in the external control loop. The proposed solutions based on the basic operations of weighted summation and nonlinear transformation can be effectively implemented on promising vector-matrix and tensor processors that support their execution at the hardware level.

Keywords

technical system, technical condition, telemetric parameters, generalized parameter, neural networks, digital filtering

For citation: Maltsev G.N., Yakimov V.L. Approach to the generalized parameters formation of the complex technical systems technical condition using neural network structures. *Scientific and Technical Journal of Information Technologies, Mechanics and Optics*, 2023, vol. 23, no. 4, pp. 828–835 (in Russian). doi: 10.17586/2226-1494-2023-23-4-828-835

Введение

Важнейшими задачами, решаемыми комплексами управления сложными техническими системами (СТС) на этапе их эксплуатации, являются задачи технического диагностирования, осуществляемого по результатам обработки телеметрируемых параметров [1]. На практике задачи технического диагностирования СТС характеризуются рядом проблемных вопросов, среди которых можно выделить значительную размерность, вследствие большого количества телеметрируемых параметров и возможных состояний элементов и подсистем СТС. Также оказывает влияние сложность выявления негативных тенденций изменения технического состояния для его среднесрочного и долгосрочного прогнозирования. Последнее обстоятельство связано с двумя проблемами: сложностью прогнозирования большинства нелинейных телеметрируемых параметров на длительное время упреждения прогноза; потребностью представления результатов оценивания и прогнозирования технического состояния СТС в виде, позволяющем операторам внешней системы управления принимать решения по управлению СТС.

Один из способов решения указанных проблем — использование обобщенных параметров техническо-

го состояния СТС, удовлетворяющих требованиям как разработчиков, так и операторов внешних систем управления. Существует множество подходов к формированию обобщенных параметров на основе совокупности телеметрируемых параметров [2–6]. При этом в качестве обобщенных параметров могут выступать: характеристики аппаратных модулей СТС, результаты различного рода преобразований значений телеметрируемых параметров; непосредственно номер вида технического состояния. Однако большинство известных подходов к формированию обобщенных параметров не применимы на всех уровнях СТС, которые, как правило, имеют многоуровневую иерархическую структуру. Отметим, что формируемые обобщенные параметры не всегда поддаются прогнозированию на интересующих интервалах. Так, для бортовой аппаратуры некоторых космических аппаратов существует потребность прогнозирования технического состояния на интервалах до десятка суток и более [7].

В настоящей работе предложен подход к формированию обобщенных параметров в рамках многоуровневой иерархической модели, отражающей взаимосвязи на различных уровнях иерархии СТС [8]. При этом обобщенные параметры СТС на каждом уровне иерархии формируются с использованием нелинейных функци-

оналов в виде многослойных нейронных сетей, учитывающих характер телеметрируемых и обобщенных параметров элементов СТС предшествующих уровней иерархии и взаимосвязи между ними. Для повышения достоверности значений обобщенных параметров использованы цифровые фильтры. Адаптация весовых коэффициентов многослойных нейронных сетей и цифровых фильтров осуществлена при решении задачи оптимизации целевой функции, определяющей правильность нахождения обобщенных параметров в пределах допусков, заданных экспертами для каждого вида технического состояния на обучающей, проверочной и тестовой выборках данных телеизмерений. Важной особенностью решаемой задачи формирования обобщенных параметров является рассмотрение расширенного количества видов технического состояния, в том числе частично-работоспособного состояния СТС [7].

Формализованное описание задачи формирования обобщенных параметров технического состояния сложных технических систем

Использование обобщенных параметров для решения задач анализа технического состояния соответствует современной концепции построения СТС как робототехнических комплексов, для которых характерно сокращение интенсивности информационного обмена с внешними средствами управления. В табл. 1 представлены результаты сравнительного анализа способов формирования обобщенных параметров на основе телеметрируемых параметров [2–6]. Отметим необходимые свойства формируемых обобщенных параметров: соответствие значений реальному техническому состоянию СТС; медленно меняющийся характер, допускающий возможность прогнозирования значений во времени на длительное время упреждения прогноза; распределение значений в пределах допусков, соответствующих техническому состоянию СТС, близкое к нормальному; возможность определения по значениям моментов времени, соответствующих изменению технического состояния СТС. В ходе предварительных исследований выбран способ формирования обобщенных параметров на основе взвешенного суммирования (табл. 1), предполагающий использование операций нелинейного пре-

образования и цифровой фильтрации для обеспечения требуемой формы обобщенных параметров.

На рис. 1 представлена модель формирования обобщенных параметров, соответствующая многоуровневой иерархической структуре СТС, включающей m уровней иерархии.

На рис. 1 использованы следующие обозначения: ЦФНЧ — модули цифровой низкочастотной фильтрации; ФОПТС — модули формирования обобщенных параметров технического состояния; $\mathbf{A}_{l,j_l}$ — вектора параметров модулей фильтрации телеметрируемых и обобщенных параметров; $\mathbf{B}_{l,j_l}$ — вектора параметров модулей формирования обобщенных параметров; $\mathbf{X}_{l,j_l}$ — вектора нефильтрованных телеметрируемых и обобщенных параметров технического состояния сложной технической системы на различных уровнях иерархии; $\mathbf{X}_{l,j_l}^*$ — вектора фильтрованных телеметрируемых и обобщенных параметров технического состояния сложной технической системы на различных уровнях иерархии; l — номер уровня, $l = 1, \dots, m$; s_l — номер вершины l -го уровня; N_l — количество вершин l -го уровня.

Проведенный анализ показал целесообразность использования следующих уровней: телеметрируемых параметров; аппаратных модулей; подсистем; функциональных систем и уровня СТС [8].

Вершины уровня 1 соответствуют телеметрируемым параметрам. Каждая вершина, начиная с уровня 2, характеризует соответствующее оборудование СТС. Для значений N_l должно выполняться условие: $N_2 > N_3 > \dots > N_l > \dots > N_m$, при этом, как правило, $N_m = 1$.

Уровень 1 модели формирования обобщенных параметров включает модули ЦФНЧ, в которых реализованы нормализация и цифровая фильтрация входных сигналов, представляющих собой отсчеты телеметрируемых параметров и признаки режимов функционирования аппаратных модулей от встроенных средств контроля в пределах «окна наблюдения» длиной $L_\Phi - x_{1,j_1,k}, x_{1,j_1,k-1}, \dots, x_{1,j_1,k-L_\Phi+1}$ образующих вектора $\mathbf{X}_{1,j_1,k}$, где j_1 — номер телеметрируемого параметра; k — номер дискретного момента времени. На выходах уровня 1 сформированы отфильтрованные значения телеметрируемых параметров $x_{1,j_1,k}^* = \mathbf{F}_1(\mathbf{X}_{1,j_1,k}, \mathbf{A}_{1,j_1})$,

Таблица 1. Сравнительный анализ способов формирования обобщенных параметров технического состояния СТС

Table 1. Comparative analysis of CTS technical condition generalized parameters formation methods

Способ	Применимость	Примеры обобщенных параметров	Недостатки
Аналитический	Уровень аппаратных модулей	Параметр деградации	Трудности получения аналитической модели
Взвешенного суммирования	На всех уровнях	Параметр деградации	Трудности определения весовых коэффициентов
Биективных преобразований	Уровень аппаратных модулей	Результат амплитудного уплотнения сигнальных параметров	Не применим к функциональным параметрам
Логических преобразований	На всех уровнях	Номер вида технического состояния	Трудности применения к динамическим системам
На основе описания аттрактора	Уровень систем и СТС	Показатель Херста, корреляционная энтропия	Применим к динамическим системам

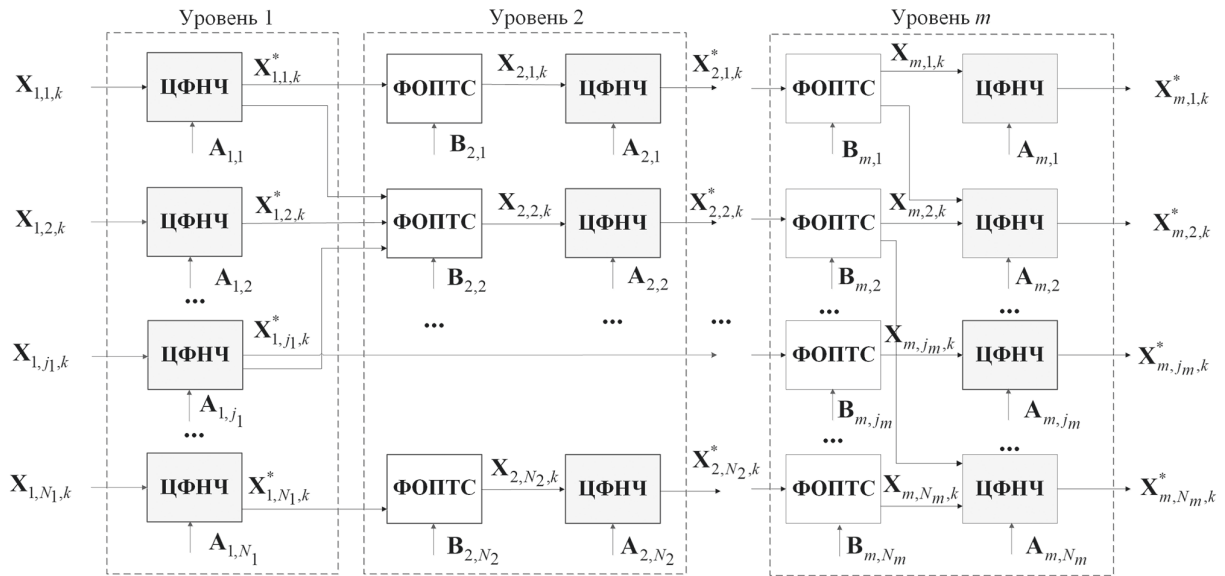


Рис. 1. Многоуровневая иерархическая модель формирования обобщенных параметров технического состояния сложных технических систем

Fig. 1. A multi-level hierarchical model of the technical condition generalized parameters formation for the complex technical systems

где F_1 — оператор ЦФНЧ; $A_{1,j_1} = [a_{1,j_1}]$ — вектор параметров модулей ЦФНЧ уровня 1.

Значения $x_{1,j_1,k}^*$ рассмотрены в пределах «окна наблюдения» размерностью L и образуют вектора $X_{1,j_1,k}^* = [x_{1,j_1,k}^*]$. Все уровни иерархии модели включают модули ФОПТС и ЦФНЧ. Линии связи между модулями с первого уровня по уровень m , а также между модулями смежных уровней модели задаются экспертом.

Вектора отфильтрованных значений телеметрируемых параметров $X_{1,j_1,k}^*$ и обобщенных параметров $X_{l-1,j_{l-1},k}^*$ предшествующих уровней иерархии поступают в модули ФОПТС последующих уровней иерархии модели M_Σ с формированием на их выходе значений обобщенных параметров $x_{l,j_l,k} = F_2(X_{l-1,j_{l-1},k}^*, \dots, X_{1,j_1,k}^*, B_{l,j_l})$, где $B_{l,j_l} = [b_{l,j_l}]$ — вектор параметров модулей ФОПТС l -го уровня; F_2 — функционал нелинейного преобразования. Значения $x_{l,j_l,k}$ рассматриваются в пределах «окна наблюдения» размерностью L_Φ и образуют вектора $X_{l,j_l,k} = [x_{l,j_l,k}]$, которые поступают в модули ЦФНЧ, где происходит их фильтрация. Отфильтрованные значения обобщенных параметров $x_{l,j_l,k}^* = F_1(X_{l,j_l,k}, A_{l,j_l})$, где $A_{l,j_l} = [a_{l,j_l}]$ — вектора параметров модулей ЦФНЧ l -го уровня рассматриваются в пределах «окна наблюдения» размерностью L . Представленная модель должна разрабатываться во внешнем контуре управления СТС и периодически перезаключаться во внутренний контур [8].

На рис. 2, а показан один из возможных форматов представления обобщенных параметров в виде зависимости его значений $x_{l,j_l,k}^*$ от номера временного отсчета k с переходом из области штатного функционирования (ШФ) через область частично-работоспособного состояния (ЧРС) в область нештатной ситуации (НШС) [8, 9].

На рис. 2 использованы следующие обозначения: $L_{ш}$ — размер шкалы обобщенного параметра; $N_{тс}$ —

количество видов технического состояния СТС; E_Φ — среднеквадратическая погрешность формирования обобщенного параметра технического состояния СТС.

Допуска на значения каждого обобщенного параметра $D_{l,j_l,1}, \dots, D_{l,j_l,N_{тс}}$ принадлежат множеству $\{D_{l,j_l}\}$, характеризуют степень деградации СТС и могут пересекаться на границах ЧРС. Увеличение количества данных областей $N_{тс}$ позволяет расширить возможности диагностирования СТС [9]. В случае непрогнозируемых отказов в СТС значения обобщенных параметров будут скачком переходить из области ШФ в область НШС.

При разработке диагностических комплексов существует необходимость максимизации апостериорной вероятности (достоверности) принятия решения о техническом состоянии СТС. Зависимость достоверности определения технического состояния СТС D от значения нормально распределенной в пределах допусков D_{l,j_l} погрешности формирования обобщенных параметров с параметрами матожидания $\mu = 0$ и среднеквадратического отклонения σ представлена на рис. 2, б и может быть определена аналитически [10]:

$$D = 1 - \gamma(E_\Phi) = 1 - \left(\Phi\left(\frac{\mu + E_\Phi}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{\mu - E_\Phi}{\sigma}\right) \right) = 1 - 2\Phi\left(\frac{6E_\Phi N_{тс}}{L_{ш}}\right), \quad (1)$$

где $\gamma(E_\Phi)$ — компонента, характеризующая снижение достоверности определения вида технического состояния СТС по значениям обобщенных параметров вследствие наличия погрешности формирования E_Φ ; $\Phi(\bullet)$ — функция Лапласа. Из выражения (1) следует, что при формировании обобщенных параметров может быть

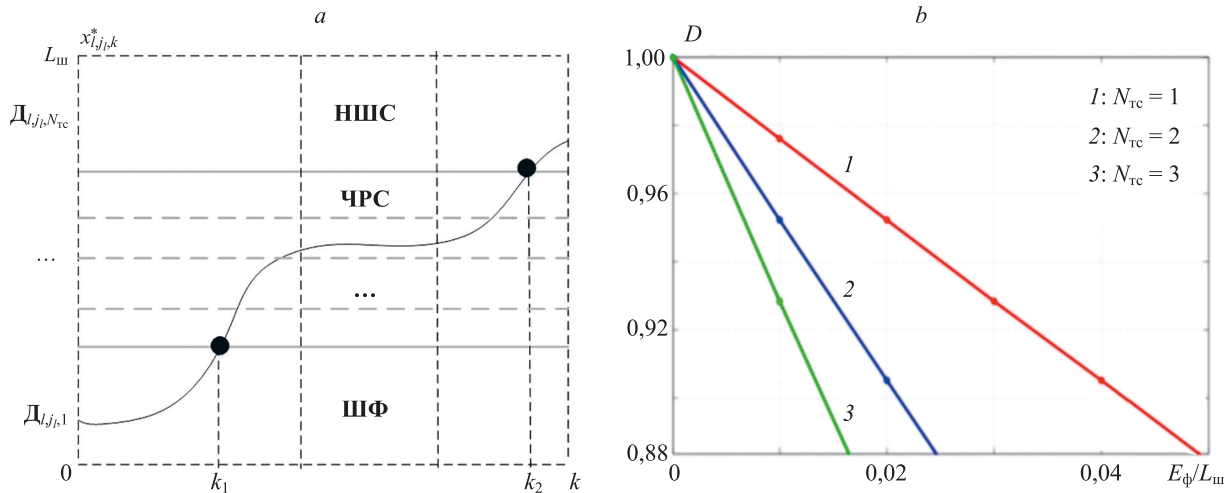


Рис. 2. Зависимости: значений обобщенных параметров от номера дискретного отсчета времени (а); достоверности оценки технического состояния сложных технических систем по обобщенным параметрам от нормированной к шкале погрешности их формирования при нормальном законе ее распределения (б)

Fig. 2. Dependences: of generalized parameters values vs. the number of discrete time reference (a); of reliability of the technical condition assessment for the complex technical systems according to the generalized parameters vs. the error of their formation normalized to the scale under the normal law of its distribution (b)

использован критерий минимума среднеквадратической погрешности формирования [11]:

$$E_{\Phi}(\mathbf{A}_{l,j_l} \mathbf{B}_{l,j_l} \mathbf{X}_{1,j_1,k}) = \sqrt{\frac{1}{mN_{l=2}N_{j_l=1}M} \sum_{l=2}^m \sum_{j_l=1}^N \sum_{k=1}^M (x_{l,j_l,k}^*(\mathbf{A}_{l,j_l} \mathbf{B}_{l,j_l} \mathbf{X}_{1,j_1,k}) - x_{l,j_l,k,тр}^*)^2}, \quad (2)$$

$$\{\mathbf{A}_{l,j_l} \mathbf{B}_{l,j_l}\}_{opt} = \arg \min_{\mathbf{A}_{l,j_l} \mathbf{B}_{l,j_l}} E_{\Phi} \left| \mathbf{X}_{1,j_1,k} \in \{D_{1,j_1}\}, \mathbf{X}_{1,j_1,k} \in \{D_{1,j_1}\}, l \in [2, m], j_l \in [1, N_l], \right.$$

где $\mathbf{X}_{l,j_l,k,тр}^* = [x_{l,j_l,k,тр}^*]$ — вектор требуемых значений обобщенных параметров; $\{\mathbf{A}_{l,j_l} \mathbf{B}_{l,j_l}\}_{opt}$ — множества векторов оптимальных значений параметров модулей ЦФНЧ и ФОПТС; $\{D_{1,j_1}\}$ — множество допусков на j_1 -е телеметрируемые параметры; M — количество отсчетов обобщенных параметров. Погрешность формирования обобщенных параметров E_{Φ} имеет закон распределения, отличный от нормального, ввиду наличия аномальных отсчетов в значениях обобщенных параметров, что связано с изменением значений телеметрируемых и обобщенных параметров вблизи допусков и их пересечением. При этом допуски на значения телеметрируемых параметров в различных технических состояниях не пересекаются только для ситуаций ШФ и НШС. Для ЧРС допуски могут пересекаться, особенно с увеличением количества градаций обобщенных параметров. В этой связи становится актуальным поиск адекватных методов формирования и фильтрации обобщенных параметров технического состояния.

Для реализации модулей ФОПТС предложено использовать многослойные нейронные сети с двумя скрытыми слоями, аппроксимационные возможности которых теоретически обоснованы и рассмотрены в работах [11–13]. На рис. 3 представлена структурная схема такой сети, имеющая $n_1, n_2, n_3 = 1$ нейронов во входном, скрытых и выходном слое.

Рассмотрим связь между моделью на рис. 1 и схемой на рис. 3. Каждый вектор параметров $\mathbf{B}_{l,j_l}$ модулей ФОПТС включает следующие параметры нейронной сети: весовые коэффициенты матриц $\mathbf{W}_1 = [w_{1,i_1,i_2}]$, $\mathbf{W}_2 = [w_{2,i_2,i_3}]$, $\mathbf{W}_3 = [w_{3,i_3,i_4}]$; векторов постоянных смещений $\mathbf{C}_1 = [c_{1,i_2}]$, $\mathbf{C}_2 = [c_{2,i_3}]$, $\mathbf{C}_3 = [c_{3,i_4}]$, где i_1, i_2, i_3 — номера нейронов в каждом слое нейронной сети, а также размер «окна наблюдения» L . Если вектор вход-

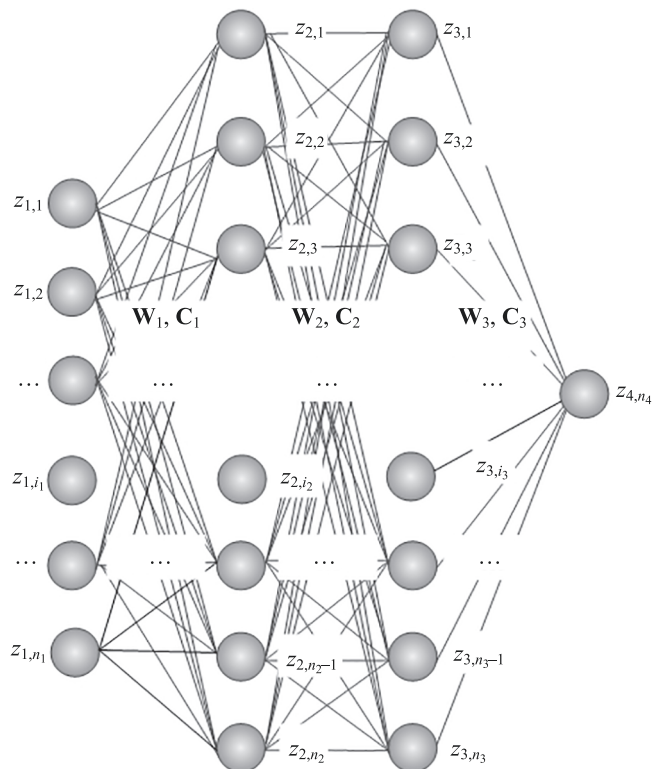


Рис. 3. Структурная схема нейронной сети
Fig. 3. Structural diagram of the neural network

ных значений сети обозначить как $\mathbf{Z}_{1,i_1} = [z_{1,i_1}]$, где элементы z_{1,i_1} представляют собой элементы $x_{l-1,j_{l-1},k}^*$ векторов входных значений $\mathbf{X}_{l-1,j_{l-1},k}^*$ модулей ФОПТС, то значения нейронов на выходе каждого слоя сети [7, 11] имеют вид:

$$\begin{aligned} z_{2,i_2} &= f\left(\sum_{i_1=1}^{n_1} w_{1,i_1,i_2} z_{1,i_1} + c_{1,i_2}\right), \\ z_{3,i_3} &= f\left(\sum_{i_2=1}^{n_2} w_{2,i_2,i_3} z_{2,i_2} + c_{2,i_3}\right), \\ z_{4,i_4} &= f\left(\sum_{i_3=1}^{n_3} w_{3,i_3,i_4} z_{3,i_3} + c_{3,i_4}\right), \end{aligned}$$

где $z_{4,i_4} = x_{l,j_l,k}$ — выходное значение сети; f — нелинейная функция активации нейронов.

Весовые коэффициенты сети определим в процессе ее обучения и решения задачи (2) на обучающих, проверочных и тестовых данных, формируемых с использованием допусков $\{D_{1,j_1}\}$ и $\{D_{l,j_l}\}$. Начальные значения весовых коэффициентов нейронной сети заданы эвристически случайным образом до начала обучения в диапазоне значений $[-0,5; 0,5]$. С целью сравнительного анализа результативности предлагаемого подхода при реализации модулей ФОПТС рассмотрены полиномы Колмогорова–Габора второго порядка [14]. Для нахождения весовых коэффициентов нейронной сети использован алгоритм наискорейшего спуска, для нахождения весовых коэффициентов полиномов — метод псевдоинверсии, а для определения оптимальных структур полиномов — алгоритм стохастической оптимизации [7, 11, 12, 15].

При реализации модулей ЦФНЧ каждый вектор параметров $\mathbf{A}_{l,j_l}$ включает коэффициенты соответствующего цифрового фильтра (при наличии) и размер «окна наблюдения» L_Φ . Для реализации модулей ЦФНЧ исследованы следующие фильтры: с конечной импульсной характеристикой — $x_{l,j_l,k}^* = \sum_{p=0}^{L_\Phi-1} a_{l,j_l} x_{l,j_l,k-p}$; на основе

скользящего среднего — $x_{l,j_l,k}^* = \frac{1}{L_\Phi} \sum_{p=0}^{L_\Phi-1} a_{l,j_l} x_{l,j_l,k-p}$; медианные фильтры — $x_{l,j_l,k}^* = \text{med}(x_{l,j_l,k}, \dots, x_{l,j_l,k-L_\Phi+1})$.

Результаты моделирования

На этапе моделирования в качестве СТС рассмотрена система приема и передачи информации космического аппарата, для которой был известен перечень телеметрируемых параметров и значения допусков в состояниях НС, ШФ и ЧРС.

При формировании обучающих пар векторов рандомизированным способом выбраны значения телеметрируемых и соответствующие им средние значения обобщенных параметров из заданных допусков в пределах «окна наблюдения». На рис. 4 показаны результаты формирования обобщенных параметров одного из аппаратных модулей — бортового передатчика, с использованием полиномов Колмогорова–Габора (рис. 4, а) и многослойной нейронной сети (рис. 4, б).

Кривые 1 представляют собой временные ряды сформированных, а кривые 2 — желаемых значений обобщенных параметров. Для приближения формы обобщенных параметров передатчика к требуемой выполнена цифровая фильтрация. Результаты формирования обобщенных параметров показаны на рис. 5 и приведены в табл. 2. Получены зависимости среднеквадратической погрешности формирования обобщенных параметров от номера цикла обучения нейронной сети на проверочной выборке ($N_{\text{ц}}$) (рис. 5, а), также исходных (кривая 1) и отфильтрованных (кривая 2) значений обобщенных параметров передатчика на тестовой выборке от номера отсчета, полученная с использованием наилучшей нейронной сети и медианного фильтра (рис. 5, б).

Использование многослойных нейронных сетей и медианных фильтров позволило уменьшить погрешность формирования и количество аномальных отсче-

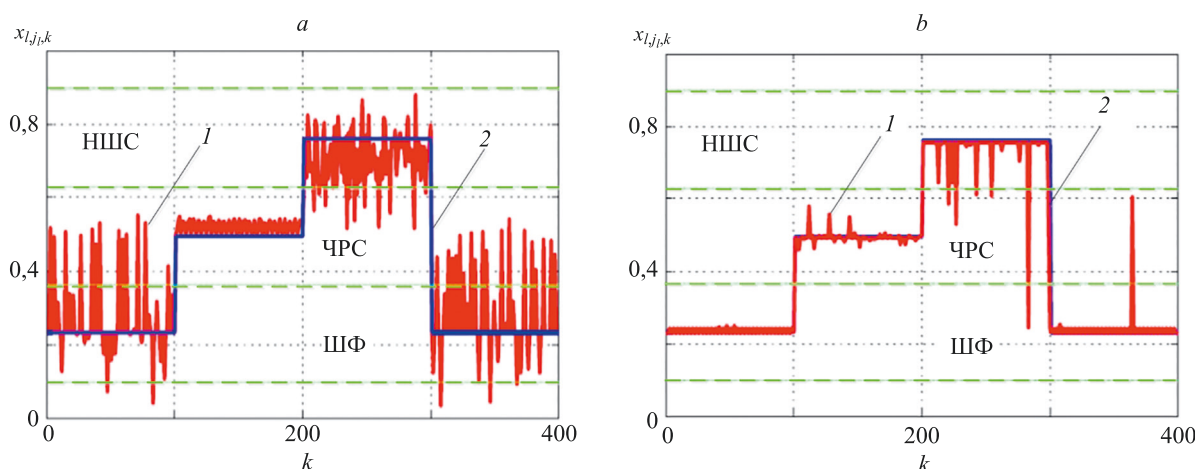


Рис. 4. Результаты формирования обобщенных параметров бортового передатчика при использовании: полиномов Колмогорова–Габора (а) и нейронных сетей (б)

Fig. 4. The result of onboard transmitter generalized parameters formation when using: Kolmogorov-Gabor polynomials (а) and neural networks (б)

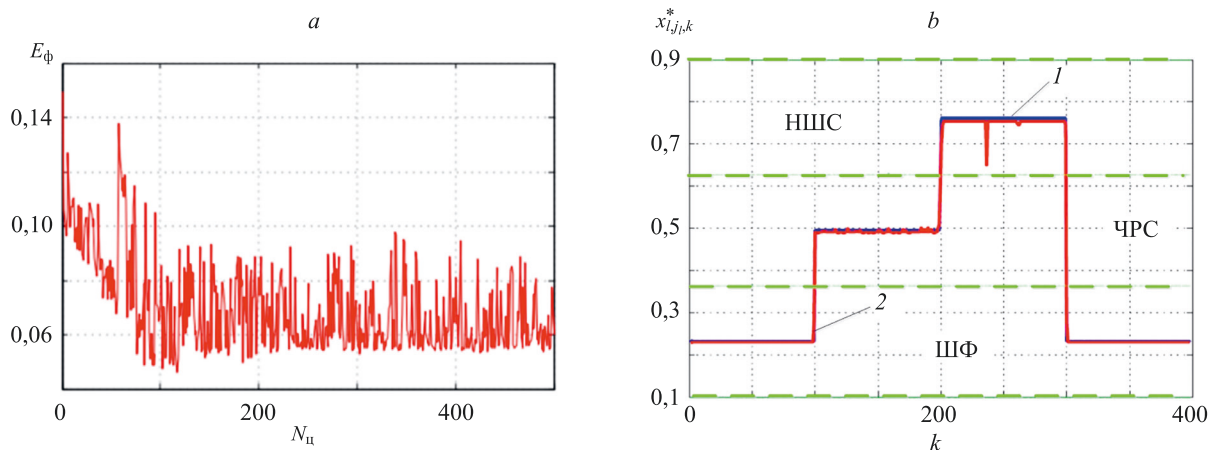


Рис. 5. Результаты обучения нейронной сети (а) и формирования значений обобщенных параметров с использованием нейронной сети и медианного фильтра (b)

Fig. 5. Results: of neural network training (a); of generalized parameters forming values using neural network and median filter (b)

Таблица 2. Результаты формирования обобщенных параметров на тестовой выборке

Table 2. The results of methods study for implementing the FTCPG modules and DLPF modules on the test samples

Модуль ФОПТС	Модуль ЦФНЧ	Среднеквадратическая погрешность, E_ϕ	Количество аномальных отсчетов
Многослойные нейронные сети	Без фильтрации	0,0418	8
	Скользящее среднее	0,0294	7
	Фильтр с конечной импульсной характеристикой	0,0264	5
	Медианный фильтр	0,0123	1
Полином Колмогорова–Габора	Без фильтрации	0,0939	49
	Скользящее среднее	0,0625	13
	Фильтр с конечной импульсной характеристикой	0,0577	9
	Медианный фильтр	0,0463	9

тов в значениях обобщенных параметров при выбранной форме их представления.

Заключение

Задача формирования обобщенных параметров технического состояния сложных технических систем является многопараметрической нелинейной задачей оптимизации и фильтрации, что обуславливает ее решение с использованием аппарата нейронных сетей и медианных фильтров. В результате исследований уменьшена вероятность ошибок определения вида технического состояния сложных технических систем по

значениям обобщенных параметров с 0,0225 до 0,0025 по сравнению с полиномами Колмогорова–Габора. При этом синтез обобщенных параметров целесообразно начинать с разработки модели их формирования и определения допусков на значения телеметрируемых параметров и обобщенных параметров, тем самым обеспечив возможность уточнения и коррекции модели на всех этапах жизненного цикла сложных технических систем. В основе предложенного решения лежат однородные вычисления, которые могут быть эффективно реализованы на перспективных векторно-матричных и тензорных процессорах.

Литература

1. Поспелов Д.А. Ситуационное управление: теория и практика. М.: URSS, 2021. 288 с.
2. Song Y., Peng Y., Liu D. Model-based health diagnosis for lithium-ion battery pack in space applications // *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. 2021. V. 68. N 12. P. 12375–12384. <https://doi.org/10.1109/TIE.2020.3045745>
3. Ritter N., Straub J. Implementation of hardware-based expert systems and comparison of their performance to software-based expert systems // *Machines*. 2021. V. 9. N 12. P. 361. <https://doi.org/10.3390/machines9120361>
4. Лоскутов А.И., Клыков В.А. Идентификация и техническое диагностирование бортовой аппаратуры автономных космических аппаратов на основе биективного преобразования множества диагностических признаков // *Контроль. Диагностика*. 2016. № 4. С. 57–63. <https://doi.org/10.14489/td.2016.04.pp.057-063>
5. Мозгалецкий А.В., Гаскаров Д.В. Техническая диагностика (непрерывные объекты): учебное пособие для вузов. М.: Высшая школа, 1975. 207 с.
6. Якимов В.Л., Панкратов А.В. Алгоритм формирования диагностических признаков бортовых динамических систем на основе показателя Херста // *Труды МАИ*. 2015. № 83. С. 23.
7. Якимов В.Л., Мальцев Г.Н. Гибридные сетевые структуры и их использование при диагностировании сложных технических систем // *Информатика и автоматизация*. 2022. Т. 21. № 1. С. 126–160. <https://doi.org/10.15622/ia.2022.21.5>
8. Мальцев Г.Н., Назаров А.В., Якимов В.Л. Исследование процесса диагностирования бортовой аппаратуры автоматических космических аппаратов с использованием дискретно-событийной имитационной модели // *Труды СПИИРАН*. 2018. № 1(56). С. 95–121. <https://doi.org/10.15622/sp.56.5>
9. Duer S., Valicek J., Paś J., Stawowy M., Bernatowicz D., Duer R., Walczak M. Neural networks in the diagnostics process of low-power solar plant devices // *Energies*. 2021. V. 14. N 9. P. 2719. <https://doi.org/10.3390/en14092719>
10. Кузьмин А.Б. Достоверность допусковых методов контроля сложных технических систем // *Автоматика и телемеханика*. 1987. № 10. С. 59–65.
11. Горбань А. Обобщенная аппроксимационная теорема и вычислительные возможности нейронных сетей // *Сибирский журнал вычислительной математики*. 1998. Т. 1. № 1. С. 12–24.
12. Marushko E.E., Doudkin A.A. Ensembles of neural networks for forecasting of time series of spacecraft telemetry // *Optical Memory and Neural Networks*. 2017. V. 26. N 1. P. 47–54. <https://doi.org/10.3103/S1060992X17010064>
13. Fayemi O., Di Q., Zhen Q., Wang Y. Adaptive processing for EM telemetry signal recovery: Field data from sichuan province // *Energies*. 2020. V. 13. N 22. P. 5873. <https://doi.org/10.3390/en13225873>
14. Liu W., Dou Z., Wang W., Liu Y., Zou H., Zhang B., Hou S. Short-term load forecasting based on elastic net improved GMDH and difference degree weighting optimization // *Applied Sciences*. 2018. V. 8. N 9. P. 1603. <https://doi.org/10.3390/app8091603>
15. Jung J., Sael L. Fast and accurate pseudoinverse with sparse matrix reordering and incremental approach // *Machine Learning*. 2020. V. 109. N 12. P. 2333–2347. <https://doi.org/10.1007/s10994-020-05920-5>

Авторы

Мальцев Георгий Николаевич — доктор технических наук, профессор, профессор, Военно-космическая академия имени А.Ф. Можайского, Санкт-Петербург, 197198, Российская Федерация, vka@mil.ru, <https://orcid.org/0000-0002-6755-5700>

Якимов Виктор Леонидович — доктор технических наук, доцент, профессор, Военно-космическая академия имени А.Ф. Можайского, Санкт-Петербург, 197198, Российская Федерация, vka@mil.ru, <https://orcid.org/0000-0001-9721-2453>

References

1. Pospelov D.A. *Situational Management: Theory and Practice*. Moscow, URSS Publ., 2021, 288 p. (in Russian)
2. Song Y., Peng Y., Liu D. Model-based health diagnosis for lithium-ion battery pack in space applications. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2021, vol. 68, no. 12, pp. 12375–12384. <https://doi.org/10.1109/TIE.2020.3045745>
3. Ritter N., Straub J. Implementation of hardware-based expert systems and comparison of their performance to software-based expert systems. *Machines*, 2021, vol. 9, no. 12, pp. 361. <https://doi.org/10.3390/machines9120361>
4. Loskutov A.I., Klykov V.A. Identification and technical diagnostics of onboard equipment of autonomous spacecrafts based on bijective transformations of the set of diagnostic features. *Testing. Diagnostics*, 2016, no. 4, pp. 57–63. (in Russian). <https://doi.org/10.14489/td.2016.04.pp.057-063>
5. Mozgalevskii A.V., Gaskarov D.V. *Technical Diagnostics (Continuous Objects)*. Moscow, Vysshaya shkola Publ., 1975, 207 p. (in Russian)
6. Yakimov V. L., Pankratov A. V. Algorithm of diagnostic signs formation for onboard dynamic systems based on Hurst index. *Trudy MAI*, 2015, no. 83, pp. 23. (in Russian)
7. Yakimov V., Maltsev G. Hybrid network structures and their use in diagnosing complex technical systems. *Informatics and Automation*, 2022, vol. 21, no. 1, pp. 126–160. (in Russian). <https://doi.org/10.15622/ia.2022.21.5>
8. Maltsev G.N., Nazarov A.V., Yakimov V.L. The study of the diagnosing of automatic spacecraft on-board equipment using a discrete-event simulation model. *SPIIRAS Proceedings*, 2018, no. 1(56), pp. 95–121. (in Russian). <https://doi.org/10.15622/sp.56.5>
9. Duer S., Valicek J., Paś J., Stawowy M., Bernatowicz D., Duer R., Walczak M. Neural networks in the diagnostics process of low-power solar plant devices. *Energies*, 2021, vol. 14, no. 9, pp. 2719. <https://doi.org/10.3390/en14092719>
10. Kuz'min A.B. Credibility of tolerance complex industrial system monitoring methods. *Avtomatika i Telemekhanika*, 1987, no. 10, pp. 59–65. (in Russian)
11. Gorban A. Generalized approximation theorem and computational capabilities of neural networks. *Sibirskij zhurnal vychislitel'noj matematiki*, 1998, vol. 1, no. 1, pp. 12–24. (in Russian)
12. Marushko E.E., Doudkin A.A. Ensembles of neural networks for forecasting of time series of spacecraft telemetry. *Optical Memory and Neural Networks*, 2017, vol. 26, no. 1, pp. 47–54. <https://doi.org/10.3103/S1060992X17010064>
13. Fayemi O., Di Q., Zhen Q., Wang Y. Adaptive processing for EM telemetry signal recovery: Field data from sichuan province. *Energies*, 2020, vol. 13, no. 22, pp. 5873. <https://doi.org/10.3390/en13225873>
14. Liu W., Dou Z., Wang W., Liu Y., Zou H., Zhang B., Hou S. Short-term load forecasting based on elastic net improved GMDH and difference degree weighting optimization. *Applied Sciences*, 2018, vol. 8, no. 9, pp. 1603. <https://doi.org/10.3390/app8091603>
15. Jung J., Sael L. Fast and accurate pseudoinverse with sparse matrix reordering and incremental approach. *Machine Learning*, 2020, vol. 109, no. 12, pp. 2333–2347. <https://doi.org/10.1007/s10994-020-05920-5>

Authors

Georgy N. Maltsev — D.Sc., Full Professor, Mozhasky Military Aerospace Academy, Saint Petersburg, 197198, Russian Federation, vka@mil.ru, <https://orcid.org/0000-0002-6755-5700>

Victor L. Yakimov — D.Sc., Associate Professor, Professor, Mozhasky Military Aerospace Academy, Saint Petersburg, 197198, Russian Federation, vka@mil.ru, <https://orcid.org/0000-0001-9721-2453>

Статья поступила в редакцию 13.12.2022
Одобрена после рецензирования 21.05.2023
Принята к печати 26.07.2023

Received 13.12.2022
Approved after reviewing 21.05.2023
Accepted 26.07.2023



Работа доступна по лицензии
Creative Commons
«Attribution-NonCommercial»