УДК 629.78
doi:10.31799/1684-8853-2018-5-22-34

Научные статьи
Articles

Первичная обработка телеметрической информации с использованием динамических моделей изменения параметров и парциальной нелинейной фильтрации

Г. Н. Мальцев[а], доктор техн. наук, профессор, orcid.org/0000-0002-6755-5700, georgy_maltsev@mail.ru
В. Л. Якимов[а], канд. техн. наук, доцент, orcid.org/0000-0001-9721-2453
С. В. Соловьев[б], канд. техн. наук, доцент, orcid.org/0000-0002-0391-8728
Н. В. Лебедева[б], ассистент, orcid.org/0000-0001-6963-6638
[а]Военно-космическая академия им. А. Ф. Можайского, Ждановская наб., 13, Санкт-Петербург, 197198, РФ
[б]Московский государственный технический университет им. Н. Э. Баумана, 2-я Бауманская ул., 5, стр. 1, Москва, 105005, РФ

__Постановка проблемы:__ на этапе предварительной обработки телеметрической информации о техническом состоянии бортовой аппаратуры космических аппаратов существует необходимость выявления изменений телеметрируемых параметров, важных с точки зрения обнаружения и парирования нештатных и аварийных ситуаций. Решение проблемы осложняется нелинейным характером изменения большинства параметров функционирования бортовой аппаратуры и влиянием возмущений различного рода на изменение анализируемых телеметрируемых параметров. __Цель:__ разработка метода обработки телеметрической информации для повышения достоверности разнородной телеметрической информации космических аппаратов в реальных условиях возмущений и нелинейного характера изменения их параметров на основе фильтрации временных рядов значений телеметрируемых параметров. __Результаты:__ предложен метод обработки телеметрической информации на основе динамических моделей изменения телеметрируемых параметров бортовой аппаратуры космических аппаратов в проекциях фазового пространства и парциальной нелинейной фильтрации анализируемых временных рядов с использованием стохастической аппроксимации функции плотности вероятности распределения вектора состояния. Показаны преимущества первичной обработки телеметрируемых параметров бортовой аппаратуры космических аппаратов в многомерном фазовом пространстве за счет возможности выбора наиболее существенных с точки зрения результатов фильтрации проекций фазового портрета. В разработанный алгоритм парциальной нелинейной фильтрации заложена возможность адаптации к параметрам действующих возмущений. Продемонстрирована работоспособность метода для случая гауссовских и негауссовских помех в условиях, при которых нарушается устойчивость методов линейной фильтрации. __Практическая значимость:__ предлагаемый метод является унифицированным для обработки разнородных телеметрируемых параметров и обеспечивает повышение достоверности оценки значений как функциональных, так и сигнальных телеметрируемых параметров космических аппаратов в реальных условиях функционирования.

__Ключевые слова__ — телеизмерения, телеметрируемый параметр, динамический процесс, фазовое пространство, парциальная нелинейная фильтрация.

Цитирование: Мальцев Г. Н., Якимов В. Л., Соловьев С. В., Лебедева Н. В. Первичная обработка телеметрической информации с использованием динамических моделей изменения параметров и парциальной нелинейной фильтрации. *Информационно-управляющие системы*, 2018, № 5, с. 22–34. doi:10.31799/1684-8853-2018-5-22-34
Citation: Maltsev G. N., Yakimov V. L., Soloviev S. V., Lebedeva N. V. Primary processing of telemetric information using dynamic models of parameter change and partial nonlinear filtration. *Informatsionno-upravliaiushchie sistemy* [Information and Control Systems], 2018, no. 5, pp. 22–34 (In Russian). doi:10.31799/1684-8853-2018-5-22-34

Введение

Первичная обработка телеметрической информации (ТМИ) является важным этапом решения задач контроля технического состояния (ТС) и технического диагностирования бортовой аппаратуры (БА) космических аппаратов (КА). Основной задачей этапа первичной обработки ТМИ является предоставление результатов телеизмерений в требуемой форме и с требуемым качеством для последующей оценки ТС БА КА [1]. Качественное решение данной задачи позволяет повысить достоверность контроля ТС и технического диагностирования БА КА. В то же время на этапе первичной обработки ТМИ могут быть оперативно выявлены изменения телеметрируемых параметров (ТМП), существенные с точки зрения выявления нештатных и аварийных ситуаций на борту КА.

Практика летной эксплуатации КА показывает, что возникновение нештатных ситуаций (НС) на борту КА, как правило, связано с влиянием на БА продолжительных во времени возмущений и факторов космического пространства [2, 3].

Во многих случаях это влияние может быть обнаружено в результате первичной обработки ТМИ и анализа представленных временными рядами значений контролируемых ТМП. При этом несвоевременное обнаружение НС может приводить к срыву выполнения программы полета, целевых задач КА и запланированных космических исследований [2, 3]. Для своевременного выявления возмущений в динамике ТМП в алгоритмы обработки ТМИ и технического диагностирования БА КА должны быть заложены различные модели изменения ТМП, которые, к сожалению, не всегда известны, но могут быть построены на основе накопленной измерительной и экспертной информации, полученной по результатам испытаний БА при подготовке КА к запуску и летной эксплуатации однотипных КА [1, 2]. Использование данной информации позволяет синтезировать модели анализируемых процессов и использовать их для решения задач первичной обработки ТМИ с последующей идентификацией состояния БА и парированием текущих и прогнозируемых НС.

Особенностью решения задач первичной обработки ТМИ является необходимость фильтрации результатов телеизмерений для разделения информативной составляющей динамического процесса изменения анализируемых ТМП и шумов измерений и помех, являющихся его неинформативной составляющей. Выполнение фильтрации предшествует оценке значений анализируемого ТМП и требует использования априорной информации о характере его изменения (поведения) на интервале анализа.

Предлагаемый в статье метод основан на описании динамических процессов изменения ТМП БА КА в фазовом пространстве с использованием унифицированных математических моделей и обработке их временных рядов в каждой проекции фазового пространства на основе парциальной нелинейной фильтрации [4–6].

Динамическая модель изменения телеметрируемых параметров в фазовом пространстве

Временные ряды значений ТМП БА КА в общем случае аппроксимируются нелинейными функциями, а в условиях возмущений характеризуются появлением аномальных отсчетов, нелинейных трендов и скачков значений ТМП [7]. Также во временных рядах ТМП могут наблюдаться постоянные смещения, обусловленные ошибками датчико-преобразующей аппаратуры и телеметрических согласующих устройств. Это позволяет сделать вывод о том, что в общем случае БА КА, характеризуемую совокупностью ТМП, целесообразно рассматривать как нелинейную динамическую систему, функционирующую в условиях воздействия негауссовских помех [7].

Поведение нелинейных динамических систем обычно рассматривают в фазовом пространстве [8, 9]. Под фазовым пространством понимают пространство, в котором каждому состоянию динамической системы соответствует точка этого пространства, определяемая значениями ее параметров. Траекторию этой точки в фазовом пространстве называют фазовой траекторией. Размерность N фазового пространства состояний БА КА может быть определена по реализациям ТМП на основе метода ложных ближайших соседей [10]. Совокупность фазовых траекторий образует фазовый портрет динамической системы. В соответствии с теоремой Такенса поведение динамической системы в фазовом пространстве можно описать по временной реализации параметра системы с использованием метода задержек [8]. При этом каждый временной ряд ТМП динамической системы представляется дискретными отсчетами: x_1, x_2, ..., полученными с интервалом Δt и образующими множество $\{x_k\}$. Обычно выбирается интервал дискретизации Δt, соответствующий моменту первого пересечения нуля автокорреляционной функцией временного ряда. Эту оценку можно считать верхней и при выборе интервала дискретизации Δt осуществлять прореживание временного ряда, исходя из требуемого качества решения целевой задачи. Для цифровых систем значение Δt кратно периоду дискретизации временного ряда ТМП.

Важным достоинством рассмотрения динамических систем в фазовом пространстве является то, что оно позволяет описывать как их локальные свойства, так и глобальное поведение. Так, близлежащие точки фазового портрета в некоторых его проекциях могут находиться на достаточно большом расстоянии друг от друга на временной оси и при этом одинаково характеризовать поведение системы. Это позволяет создавать модели динамических систем на основе кусочно-локальной аппроксимации. А наличие у фазовых портретов динамических систем аттракторов (точек притяжения) позволяет создавать модели их глобального поведения, поскольку при наличии аттракторов все фазовые траектории из его окрестности стремятся к нему с течением времени.

На практике для анализа динамических систем обычно используют метод сечений Пуанкаре и рассматривают двумерные проекции фазовых портретов в N-мерном фазовом пространстве [8]. Такой подход используют для детального исследования динамической системы, выявления закономерностей в ее поведении и получения простых моделей ее динамики в виде одномерных отображений, а также для уменьшения вычислительной сложности алгоритмов анализа, что немаловажно при автоматизированной обработке ТМИ. Исходя из этого можно рассматривать фазовые портреты в каждой из $(N-1)$ двумерных проекций фазового пространства и выбирать наиболее информативные из них с точки зрения задачи фильтрации с последующим объединением результатов обработки.

Для формализации поведения динамической системы в фазовом пространстве целесообразно ввести понятие вектора наблюдения и вектора состояния, характеризующих состояние динамической системы в каждый момент времени. Вектор наблюдения динамической системы в каждой j-й проекции фазового пространства для k-го дискретного отсчета времени определим на основании измеренных значений ТМП следующим образом: $\mathbf{X}_{j,k}=\begin{bmatrix} x_k \\ x_{k+j} \end{bmatrix}$, где x_k, x_{k+j} — сдвинутые отсчеты временного ряда значений ТМП. Под вектором состояния динамической системы в каждой j-й проекции фазового портрета для k-го дискретного отсчета времени будем понимать вектор $\mathbf{Q}_{j,k}=\begin{bmatrix} q_{x,j,k} \\ q_{y,j,k} \end{bmatrix}$, где $q_{x,j,k}$, $q_{y,j,k}$ — компоненты вектора состояния, характеризующего области фазового пространства, принадлежащие аттрактору динамической системы.

Одним из способов локализации областей фазового пространства, принадлежащих аттрактору динамической системы, является кластеризация векторов наблюдения $\mathbf{X}_{j,k}$ в каждой j-й проекции. Получаемые кластеры отсчетов значений ТМП характеризуют аттрактор динамической системы с некоторой доверительной вероятностью. Центры таких кластеров можно связать с вектором состояния динамической системы $\mathbf{Q}_{j,k}$ в k-й момент времени в отсутствие возмущений для известных ситуаций штатного функционирования БА КА и рассмотренных нештатных ситуаций. При этом совокупность таких кластеров в каждой j-й проекции можно использовать для описания технического состояния БА КА [11]. При отсутствии статистики измерений по некоторым состояниям БА для получения набора кластеров может быть использована экспертная информация о требуемом поведении ТМП. Рассмотренный подход хорошо согласуется с методами Data mining, используемыми для углубленного анализа динамики сложных технических систем, в том числе КА [12].

Эффективным решением задачи кластеризации точек $\mathbf{X}_{j,k}$ в каждой j-й проекции фазового пространства является аппроксимация функции распределения точек $P(\mathbf{X}_{j,k})$ полигауссовской моделью [4, 11]:

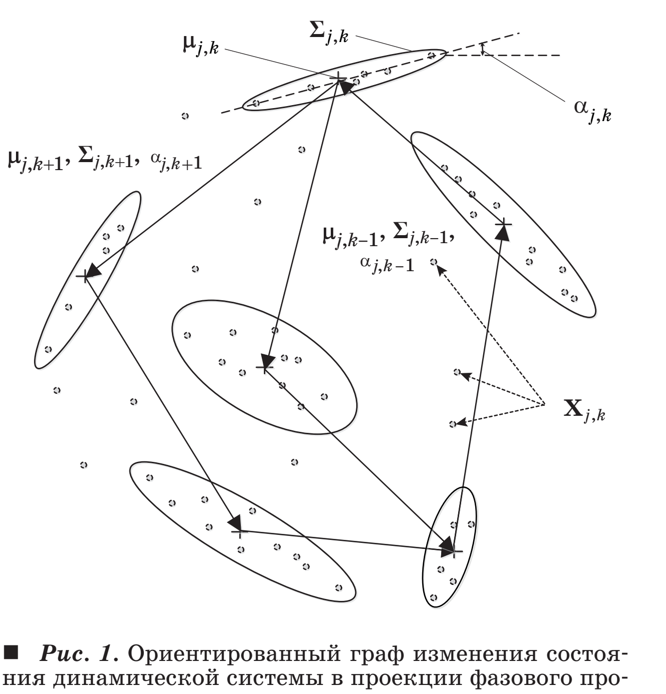
$$P(\mathbf{X}_{j,k})=\sum_{n=1}^{N_j}\omega_j^{(n)}\eta_j^{(n)}(\mathbf{X}_{j,k}\,|\,\boldsymbol{\mu}_j^{(n)},\,\boldsymbol{\Sigma}_j^{(n)}), \qquad (1)$$

где n — номер гауссовского распределения в j-й проекции фазового пространства, $n=1...N_j$, $\eta_j^{(n)}(\mathbf{X}_{j,k}\,|\,\boldsymbol{\mu}_j^{(n)},\,\boldsymbol{\Sigma}_j^{(n)})$ — функция n-го гауссовского распределения в j-й проекции фазового пространства, $\boldsymbol{\mu}_j^{(n)}$ — вектор координат математического ожидания n-го распределения в j-й проекции фазового пространства, $\boldsymbol{\Sigma}_j^{(n)}$ — корреляционная матрица n-го распределения в j-й проекции фазового пространства, $\omega_j^{(n)}$ — вес n-го распределения в j-й проекции фазового пространства, N_j — количество гауссовских распределений в j-й проекции фазового пространства. Для весов $\omega_j^{(n)}$ выполняется условие нормировки $\sum_{n=1}^{N_j}\omega_j^{(n)}=1$. Локализуемые области (кластеры) имеют форму эллипса со следующими характеристиками: координаты центра определяются вектором $\boldsymbol{\mu}_j^{(n)}$, размеры осей определяются элементами главной диагонали матрицы $\boldsymbol{\Sigma}_j^{(n)}$ и заданной доверительной вероятностью (обычно 0,96), угол наклона эллипса к оси абсцисс на фазовой плоскости — $\alpha_j^{(n)}$. Для создания полигауссовских моделей необходимо иметь представительную выборку значений временных рядов ТМП x_1, x_2, ... в отсутствие сильных возмущений. Количество устойчивых кластеров определяется путем многократной процедуры кластеризации и оптимизации эмпирической целевой функции, например, на основе критерия минимума внутриклассовой дисперсии точек [13].

Недостатком полигауссовских моделей вида (1) является то, что они не учитывают динамику изменения вектора состояния во времени. Учесть динамику изменения вектора состояния во времени можно путем перехода от полигауссовских моделей к динамическим моделям на основе ориентированных графов состояний, дуги которых соответствуют вероятностным переходам между кластерами полигауссовских моделей (1). Такие динамические модели могут повысить достоверность решения задачи идентификации технического состояния БА КА. При этом для решения задачи фильтрации и байесовского оценивания значений временных рядов ТМП достаточно иметь лишь информацию о координатах и параметрах кластеров модели в каждой j-й проекции фазового пространства в текущий и последующий моменты времени. Поэтому в обозначения кластеров и их параметров введем дополнительный индекс k, характеризующий номер дискретного отсчета времени, а верхний индекс n исключим из обозначения, так как текущее состояние рассматриваемой динамической системы в k-й момент определяется совокупностью параметров $\boldsymbol{\mu}_{j,k}$, $\boldsymbol{\Sigma}_{j,k}$, $\alpha_{j,k}$. На рис. 1 приведен пример отображения такой динамической модели изменения состояния динамической системы в j-й проекции фазового пространства в виде ориентированного графа переходов между кластерами. Параметры кластеров и вероятностные переходы между ними определяют локальные свойства динамической системы в каждой j-й проекции фазового пространства в k-й момент времени, а сам граф характеризует ее глобальное поведение.

Достоинствами рассмотренной динамической модели с точки зрения автоматизированной обработки ТМИ являются: возможность однообразного представления функциональных, сигнальных и обобщенных ТМП, вторичных вычисляемых характеристик, а также время-событийной информации в виде набора унифицированных структур, связанных с ТС БА и подлежащих процедуре распознавания, наличие широкого спектра подходов к решению задачи идентификации технического состояния БА КА. В случае формализованного описания изменения ТМП в фазовом пространстве на основе байесовского подхода множество таких унифицированных динамических моделей можно рассматривать как динамическую байесовскую сеть доверия с циклами [14].

В данной статье рассмотрена возможность использования моделей изменения состояния динамических систем в фазовом пространстве на этапе первичной обработки ТМИ и последующей реализации методов линейной и нелинейной фильтрации ТМП.



■ ***Рис. 1.*** Ориентированный граф изменения состояния динамической системы в проекции фазового пространства

■ ***Fig. 1.*** Oriented graph of change in dynamical system state in projection of phase space

Фильтрация временных рядов значений телеметрируемых параметров с использованием парциальных нелинейных фильтров

Будем рассматривать фильтрацию временных рядов значений ТМП в каждой j-й проекции фазового пространства отдельно с последующей обработкой полученных результатов. Для постановки и решения задачи фильтрации временных рядов ТМП используем описание динамики функционирования БА КА уравнениями состояния и наблюдения в векторной форме [4, 6]:

$$\begin{aligned} \mathbf{Q}_{j,k} &= \mathbf{F}_j\left(\mathbf{Q}_{j,k-1}\right) + \mathbf{S}_{j,k}, \\ \mathbf{X}_{j,k} &= \mathbf{H}_j\left(\mathbf{Q}_{j,k}\right) + \mathbf{V}_{j,k}, \end{aligned} \tag{2}$$

где $\mathbf{S}_{j,k}$ и $\mathbf{V}_{j,k}$ — векторы возмущающих воздействий и шумов измерений соответственно, $\mathbf{F}_j$ и $\mathbf{H}_j$ — функционалы, описывающие процесс изменения вектора состояния БА КА и процесс изменения значений ТМП.

С учетом особенностей рассмотренных унифицированных динамических моделей уравнения состояния и наблюдения (2) для каждой j-й проекции фазового пространства можно приближенно представить в следующем виде:

$$\begin{aligned} \mathbf{Q}_{j,k} &= \mathbf{Q}_{j,k-1} + (\boldsymbol{\mu}_{j,k} - \boldsymbol{\mu}_{j,k-1}) + \mathbf{S}_k, \\ \mathbf{X}_{j,k} &= \mathbf{Q}_{j,k} + \mathbf{V}_k, \end{aligned} \tag{3}$$

где $\mathbf{Q}_{j,k}$ — текущий вектор состояния БА в j-й проекции, $\mathbf{S}_{j,k}$ и $\mathbf{V}_{j,k}$ — векторы возмущений и шумов измерений в j-й проекции соответственно, $\mathbf{X}_{j,k}$ — вектор измеренных значений ТМП в j-й проекции. Вектор $\mathbf{S}_{j,k}$ определяется ошибками кластеризации и корреляционной матрицей $\mathbf{D}_{Sj}$, а вектор $\mathbf{V}_{j,k}$ — внешними помеховыми воздействиями и корреляционной матрицей $\mathbf{D}_{Vj}$. Для учета дисперсий компонент вектора $\mathbf{Q}_{j,k}$ при переходе от состояния к состоянию и ориентации кластера точек в проекции фазового портрета выражение (3) преобразуем к виду

$$\begin{aligned} \mathbf{Q}_{j,k} &= \mathbf{r}_{j,k}(\mathbf{Q}_{j,k-1} - \boldsymbol{\mu}_{j,k-1}) + \boldsymbol{\mu}_{j,k} + \mathbf{S}_{j,k}, \\ \mathbf{X}_{j,k} &= \mathbf{Q}_{j,k} + \mathbf{V}_{j,k}, \end{aligned} \tag{4}$$

где $\mathbf{r}_{j,k} = \begin{bmatrix} \dfrac{\sigma_{x,j,k}}{\sigma_{x,j,k-1}} & 0 \\ 0 & \dfrac{\sigma_{y,j,k}}{\sigma_{y,j,k-1}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(\Delta\alpha_k) & \sin(\Delta\alpha_k) \\ -\sin(\Delta\alpha_k) & \cos(\Delta\alpha_k) \end{bmatrix}$ —

вектор коэффициентов в каждой j-й проекции, $\sigma^2_{x,j,k}$ и $\sigma^2_{y,j,k}$ — диагональные элементы корреляционных матриц $\mathbf{\Sigma}_{j,k}$, $\Delta\alpha_k = \alpha_k - \alpha_{k-1}$ — угол поворота точек при переходе между состояниями, α_k и α_{k-1} — углы наклона эллипсов $(k-1)$-го и k-го состояний соответственно.

В выражениях (3) и (4)

$$\boldsymbol{\mu}_{j,k} = \begin{bmatrix} \mu_{x,j,k} \\ \mu_{y,j,k} \end{bmatrix}, \ \mathbf{S}_{j,k} = \begin{bmatrix} s_{x,j,k} \\ s_{y,j,k} \end{bmatrix}, \ \mathbf{V}_{j,k} = \begin{bmatrix} v_{x,j,k} \\ v_{y,j,k} \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{D}_{Sj} = \begin{bmatrix} \sigma^2_{Sxj} & 0 \\ 0 & \sigma^2_{Syj} \end{bmatrix}, \ \mathbf{D}_{Vj} = \begin{bmatrix} \sigma^2_{Vxj} & 0 \\ 0 & \sigma^2_{Vyj} \end{bmatrix},$$

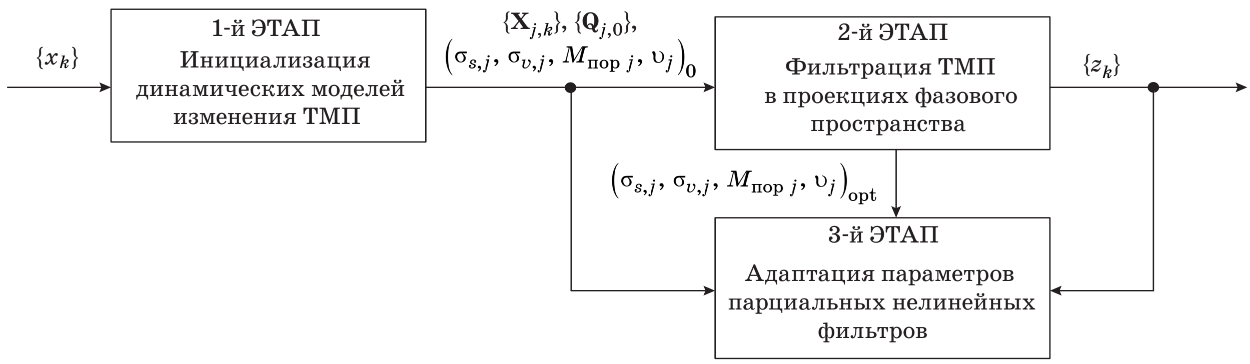
где $\sigma^2_{s,j} = \{\sigma^2_{Sxj}, \ \sigma^2_{Syj}\}$, $\sigma^2_{v,j} = \{\sigma^2_{Vxj}, \ \sigma^2_{Vyj}\}$ — соответствующие дисперсии шумов кластеризации и измерений для каждой j-й проекции, как правило, выполняется $\sigma_{v,j} >> \sigma_{s,j}$. Элементы векторов $\mathbf{S}_{j,k}$ и $\mathbf{V}_{j,k}$ в общем случае имеют негауссовское распределение. Наличие априорной информации о предельных нижних и верхних значениях ТМП в виде векторов $\mathbf{X}_{\text{н}}$ и $\mathbf{X}_{\text{в}}$ позволяет до этапа обработки ТМИ использовать двустороннее ограничение ТМП. В общем случае величины $\mathbf{X}_{\text{н}}$ и $\mathbf{X}_{\text{в}}$ могут определяться режимами работы БА КА, допусками на значения ТМП, пределами используемой телеметрической шкалы. При этом в уравнениях (4) проявляется определенная нелинейность: $\mathbf{X}_{j,k} = \mathbf{X}_{\text{н}}, \ \forall \mathbf{X}_{j,k} \le \mathbf{X}_{\text{н}}; \mathbf{X}_{j,k} = \mathbf{X}_{\text{в}}, \ \forall \ \mathbf{X}_{j,k} \ge \mathbf{X}_{\text{в}}$.

Результатом первичной обработки ТМИ является оценка вектора состояния $\hat{\mathbf{Q}}_{j,k}$ в каждой проекции фазового пространства и формирование временного ряда обработанных значений ТМП z_1, z_2, ..., образующих множество $\{z_k\}$. Очевидно, что при малых уровнях возмущений обработанные значения временных рядов ТМП z_1, z_2, ..., будут определяться центрами соответствующих кластеров j-х динамических моделей на основе вычисления минимального расстояния между векторами $\mathbf{X}_{j,k}$ и всеми центрами кластеров $\boldsymbol{\mu}_{j,k}$ с использованием определенной метрики, например, эвклидовой или Махаланобиса. Данный метод обработки в дальнейшем будем использовать для сравнения с предлагаемым методом нелинейной парциальной фильтрации. Необходимость решения задачи фильтрации с использованием дополнительных алгоритмических средств возникает при значительных возмущениях, превосходящих размеры кластеров в унифицированных динамических моделях изменения ТМП. Если шумы измерений гауссовские, а модели анализируемых процессов являются линейными, то для решения задачи оптимального оценивания вектора состояния используют фильтр Калмана [15]. Для обработки реальных нелинейных процессов в негауссовских шумах используют модификации фильтра Калмана, а также методы парциальной нелинейной фильтрации [6, 16]. В зарубежной литературе такие фильтры получили название «partical filtr», а в отечественных публикациях — «многочастичный фильтр», «фильтр частиц» или «парциальный фильтр» [4–6, 16, 17]. Последнее название представляется наиболее удачным. Метод парциальной нелинейной фильтрации, основанный на стохастической аппроксимации функции плотности вероятности распределения вектора состояния, был впервые рассмотрен в работе [17]. В статье рассматривается развитие этого метода на основе использования набора из $(N-1)$ таких фильтров для обработки каждого ТМП в каждой j-й проекции фазового пространства в соответствии с унифицированными динамическими моделями и уравнениями вида (4).

Предлагаемый метод обработки ТМИ на основе парциальной нелинейной фильтрации ТМП в фазовом пространстве включает следующие основные этапы: инициализацию динамической модели изменения ТМП, фильтрацию ТМП в каждой проекции фазового портрета, адаптацию параметров фильтров в каждой проекции фазового портрета. Логика выполнения указанных этапов и входные и выходные данные каждого этапа показаны на рис. 2.

На первом этапе происходит преобразование временных рядов ТМП к требуемому для выполнения этапов фильтрации и адаптации виду, задаются начальные значения параметров парциальных нелинейных фильтров. На втором этапе реализуется обработка ТМП с использованием нелинейных парциальных фильтров в проекциях фазового пространства. Адаптация параметров фильтров на третьем этапе происходит итерационно. Для выполнения последующей итерации после выполнения третьего этапа осуществляется возврат к выполнению второго этапа с обновленными параметрами парциальных нелинейных фильтров. Процесс адаптации завершается после заданного числа итераций или на основании анализа текущей погрешности фильтрации. Рассмотрим содержание этапов более подробно.

На этапе инициализации модели происходит запуск процесса формирования из временного ряда ТМП $\{x_k\}$ множества векторов $\{\mathbf{X}_{j,k}\}$ для каждой j-й проекции фазового пространства. В отсутствие возмущений начальный и последующие векторы состояния могут быть определены с помощью унифицированных динамических моделей на основе вычисления минимального расстояния в фазовом пространстве между вектором измерений и центрами всех кластеров в каждой j-й проекции: $\mathbf{Q}_{j,0} = \boldsymbol{\mu}_{j,0}$, $\left\|\mathbf{X}_{j,k} - \boldsymbol{\mu}_{j,0}\right\| = \min\left\|\mathbf{X}_{j,k} - \boldsymbol{\mu}_{j,k}\right\|$. Векторы $\mathbf{Q}_{j,0}$ образуют множество векторов $\{\mathbf{Q}_{j,0}\}$. На данном этапе также задаются начальные зна-



■ ***Рис. 2.*** Логика выполнения этапов метода обработки ТМИ

■ ***Fig. 2.*** The performing logic of TMI processing method stages

чения настраиваемых параметров парциальных нелинейных фильтров. В условиях возмущений осуществляется запуск процесса фильтрации ТМП в каждой проекции фазового портрета.

На этапе фильтрации ТМП для решения задачи оценивания вектора состояния используется принцип байесовского оценивания, основанный на рекуррентной процедуре предсказания и коррекции вектора состояния. Прогнозное значение вектора состояния определяется в соответствии с уравнением [6]

$$P(\mathbf{Q}_{j,k} / \mathbf{X}_{j,k-1}, \ldots, \mathbf{X}_{j,0}) = \\ = \int P(\mathbf{Q}_{j,k} / \mathbf{Q}_{j,k-1}) P(\mathbf{Q}_{j,k-1} / \mathbf{X}_{j,k-1}, \ldots, \\ \mathbf{X}_{j,0}) \mathrm{d}\mathbf{Q}_{j,k-1}, \qquad (5)$$

где $P(\mathbf{Q}_{j,k} / \mathbf{Q}_{j,k-1})$ — переходная плотность вероятности вектора состояния, определяемая уравнением состояния, $P(\mathbf{Q}_{j,k-1} / \mathbf{X}_{j,k-1}, ..., \mathbf{X}_{j,0})$ — условная плотность вероятности вектора состояния на предыдущем шаге, $P(\mathbf{Q}_{j,k} / \mathbf{X}_{j,k-1}, ..., \mathbf{X}_{j,0})$ — прогнозное значение условной плотности вероятности вектора состояния. После поступления нового вектора измеренных значений ТМП $\mathbf{X}_{j,k}$ экстраполированная плотность вероятности (5) корректируется с использованием правила Байеса [6]:

$$P(\mathbf{Q}_{j,k} / \mathbf{X}_{j,k}, \mathbf{X}_{j,k-1}, \ldots, \mathbf{X}_{j,0}) = \\ = C_j^{-1} P(\mathbf{X}_{j,k} / \mathbf{Q}_{j,k}) P(\mathbf{Q}_{j,k} / \mathbf{X}_{j,k-1}, \ldots, \mathbf{X}_{j,0}), \quad (6)$$

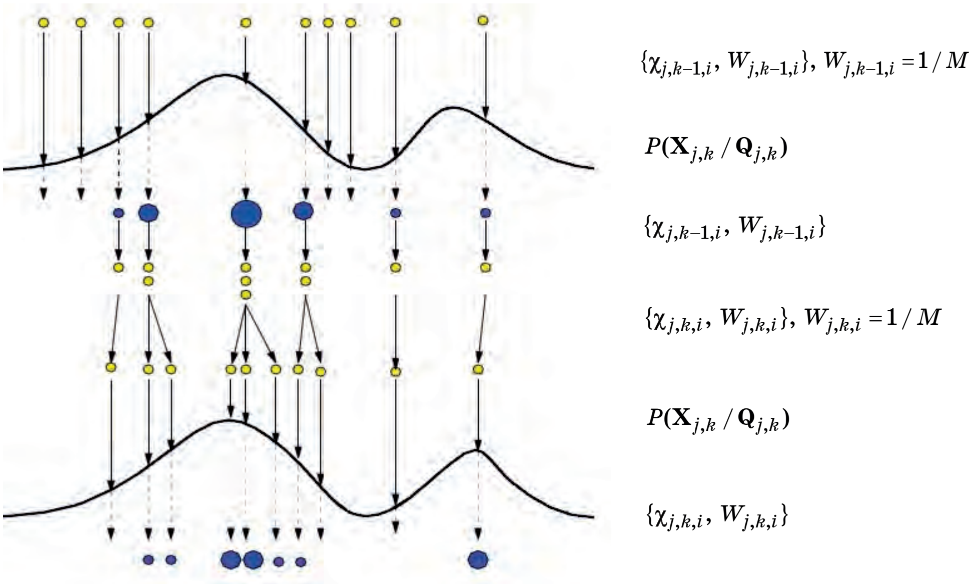
где $P(\mathbf{X}_{j,k} / \mathbf{Q}_{j,k})$ — функция правдоподобия, определяющая вероятность получения вектора значений наблюдаемого процесса $\mathbf{X}_{j,k}$ при заданном значении вектора состояния $\mathbf{Q}_{j,k}$, $C_j = P(\mathbf{X}_{j,k} / \mathbf{X}_{j,k-1}, ..., \mathbf{X}_{j,0})$ — нормализующая константа, не зависящая от $\mathbf{Q}_{j,k}$. Знание условной плотности распределения $P(\mathbf{Q}_{j,k} / \mathbf{X}_{j,k-1}, ..., \mathbf{X}_{j,0})$ позволяет вычислить оптимальную оценку $\hat{\mathbf{Q}}_{j,k}$. Практически применимые реализации указанного подхода получены лишь для ряда частных случаев, наиболее известным из которых является классический фильтр Калмана [15]. При этом в реальных приложениях используются приближенные и квазиоптимальные методы [6].

Парциальная нелинейная фильтрация является одним из таких методов и основана на аппроксимации апостериорной плотности вероятности оцениваемого вектора состояния $\mathbf{Q}_{j,k}$ набором M аппроксимирующих векторов («точек», «частиц») $\chi_{j,k,i}$ с весами $W_{j,k,i}$, $i = 1, ..., M$. Размерность каждого i-го вектора $\chi_{j,k,i}$ совпадает с размерностью вектора состояния $\mathbf{Q}_{j,k}$. При этом выражение (6) для такого фильтра принимает следующий вид [6]:

$$P(\chi_{j,k,i} / \mathbf{X}_{j,k}, \mathbf{X}_{j,k-1}, \ldots, \mathbf{X}_{j,0}) \approx \\ \approx P(\mathbf{X}_{j,k} / \chi_{j,k,i}) \sum_{i=1}^{M} W_{j,k,i} P(\chi_{j,k,i} / \chi_{j,k-1,i}). \quad (7)$$

Весовые функции $W_{j,k,i}$ нормируются таким образом, чтобы выполнялось условие $\sum_{i=1}^{M} W_{j,k,i} = 1$. В результате нормировки весовых функций $W_{j,k,i}$ необходимость нормализующих констант C_j в выражении (7) отпадает. В начальный момент времени значения весов $W_{j,k,i}$, $i = 1, ..., M$ принимаются равными $1/M$. На этапе адаптации параметров фильтров происходит их изменение. Принцип адаптации «частиц» и их весов при аппроксимации произвольной плотности вероятности распределения вектора состояния поясняет рис. 3 [18]. Он основан на последовательном алгоритме выборки по значимости, в соответствии с которым на каждом шаге осуществляется оценивание функции правдоподобия $P(\mathbf{X}_{j,k}/\chi_{j,k,i})$ и коррекция весовых коэффициентов каждого вектора аппроксимирующей выборки в соответствии со следующим выражением [6]:

$$W_{j,k,i} = W_{j,k-1,i} P(\mathbf{X}_{j,k} / \chi_{j,k,i}). \qquad (8)$$



■ ***Рис. 3.*** Принцип аппроксимации функции плотности вероятности распределения вектора состояния на основе последовательной выборки по значимости в j-й проекции фазового пространства

■ ***Fig. 3.*** The principle of approximation of state vector probability density function distribution on basis of sequential sampling on importance in j-th projection phase space

Однако в ходе работы алгоритма последовательной выборки по значимости наблюдается следующая проблема: после некоторого числа итераций веса всех аппроксимирующих векторов, за исключением одного, становятся пренебрежимо малыми. Данная проблема получила название «вырождение выборки».

Количественно степень вырождения может быть оценена величиной «эффективного размера аппроксимирующей выборки»

$$M_{eff\ j} = 1 / \sum_{i=1}^{M} W_{j,k,i}^2. \tag{9}$$

Для предотвращения вырождения аппроксимирующей выборки используются процедуры регенерации выборки, в процессе которых из аппроксимирующей выборки удаляются векторы с малыми весами, а векторы с большим весом заменяются группами векторов с меньшим весом таким образом, чтобы сохранились объем выборки и выборочная функция распределения [6, 18]. Процедура регенерации выборки осуществляется при равенстве значения $M_{eff\ j}$ некоторому пороговому значению $M_{\text{пор}\ j}$.

Оценка вектора состояния на k-м шаге определяется следующим образом:

$$\hat{\mathbf{Q}}_{j,k} = \sum_{i} W_{j,k,i} \chi_{j,k,i}. \tag{10}$$

Полученные в каждой j-й проекции результаты фильтрации $\hat{\mathbf{Q}}_{j,k}, \hat{\mathbf{Q}}_{j,k+1}, \ldots, \hat{\mathbf{Q}}_{j,k+N-1}$ преобразуются в значения одномерного временного ряда $\mathbf{X}^*_{j,k}$. В ходе преобразования учитываются полученные на каждом k-м шаге значения ошибки фильтрации $E_{j,k} = \sqrt{(q_{x,j,k} - \mu_{x,j,k})^2 + (q_{y,j,k} - \mu_{y,j,k})^2}$, которая может рассматриваться в качестве целевой функции. Например, для проекции с номером $j = 2$ получаем следующую матрицу:

$$\begin{bmatrix} q_{x,2,k} & 0 & q_{y,2,k} & 0 & 0 & 0 & & 0 \\ 0 & q_{x,2,k+1} & 0 & q_{y,2,k+1} & 0 & 0 & & 0 \\ 0 & 0 & q_{x,2,k+2} & 0 & q_{y,2,k+2} & 0 & \ldots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & q_{x,2,k+3} & 0 & q_{y,2,k+3} & & \\ & & & \ldots & & & & \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & & q_{y,2,k+N-1} \end{bmatrix}. \tag{11}$$

Матрица (11) преобразуется во временной ряд, имеющий следующий вид: $q_{x,2,k}$, $q_{x,2,k+1}$, $q_{y,2,k}$, $q_{x,2,k+3}$, $q_{y,2,k+2}$, $q_{y,2,k+3}$, ..., $q_{y,2,k+N-1}$. Затем полученные в каждой j-й проекции компоненты $\mathbf{X}_j^* = \{x_{j,k}^*\}$ преобразуются во временной ряд $\mathbf{Z} = \{z_k\}$ с учетом значений погрешности фильтрации $E_{j,k}$ в соответствии с выражением $z_k = x_{j,k}^*$, где j — номер проекции, для которой ошибка фильтрации $E_{j,k}$ минимальная, либо с использованием весовых коэффициентов υ_j:

$$z_k = \sum_{j=1}^{N-1} \upsilon_j x_{j,k}^*. \quad (12)$$

Весовые коэффициенты υ_j нормируются таким образом, чтобы выполнялось условие $\sum_{j=1}^{N-1} \upsilon_j = 1.$

Элементы временного ряда z_1, z_2, ..., определяемые выражением (12), образуют множество $\{z_k\}$ и представляют собой отфильтрованные значения исходного временного ряда x_1, x_2, ..., анализируемого ТМП. Результаты фильтрации $z_k(\sigma_{s,j}$, $\sigma_{\upsilon,j}$, $M_{\text{пор } j}$, $\upsilon_j)$ являются функциями параметров $\sigma_{s,j}$, $\sigma_{\upsilon,j}$, $M_{\text{пор } j}$, υ_j используемых на текущей итерации парциальных фильтров.

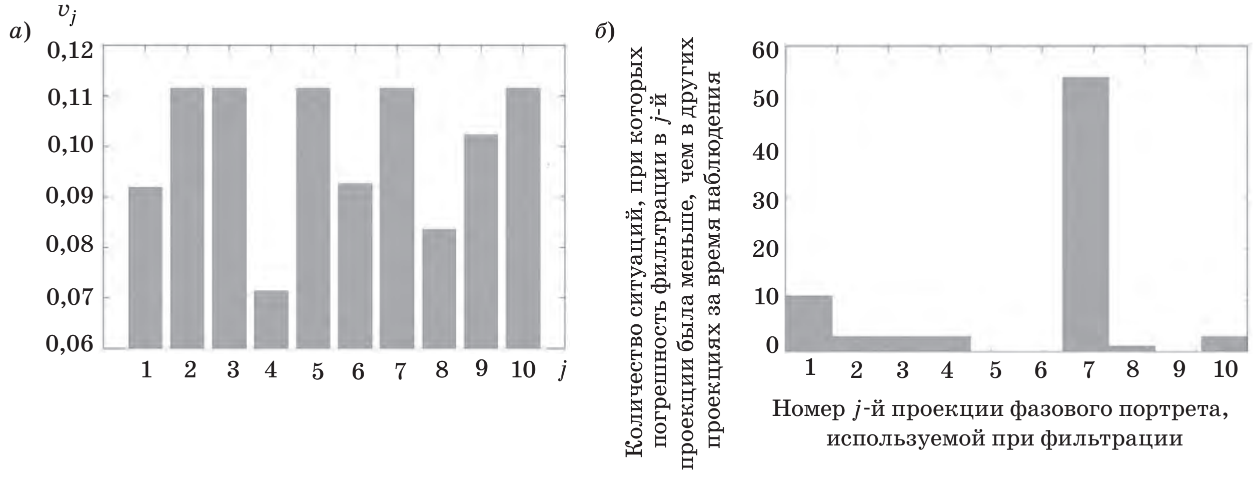
На рис. 4 представлены экспериментальные зависимости в виде диаграмм, позволяющие судить о вкладе различных проекций в результат фильтрации ТМП. На рис. 4, *а* представлены весовые коэффициенты υ_j каждой j-й проекции, обеспечивающие свертку результатов фильтрации (12). На рис. 4, *б* представлена гистограмма распределения количества ситуаций, при которых погрешность фильтрации $E_{j,k}$ в j-й проекции была минимальной.

Поскольку в реальных ситуациях анализируемые процессы являются нестационарными, то для решения задачи фильтрации необходима адаптивная настройка параметров фильтров на основе имеющейся измерительной информации в пределах некоторого «окна наблюдения». В рассматриваемом методе парциальной фильтрации адаптация параметров фильтров реализуется на основе алгоритма SPSA [19]. Этап адаптации параметров фильтров реализуется параллельно основному вычислительному процессу фильтрации. В ходе фильтрации и адаптации происходит изменение параметров $\sigma_{s,j}$, $\sigma_{\upsilon,j}$, $M_{\text{пор } j}$, υ_j и уменьшается значение целевой функции:

$$E^2\left(\sigma_{s,j},\, \sigma_{\upsilon,j},\, M_{\text{пор } j},\, \upsilon_j\right) = \frac{1}{N_{\text{н}} - 1} \times$$
$$\times \sum_{k=1}^{N_{\text{н}}} \left[x_{\text{м}k}(\mu_{j,k}) - z_k\left(\sigma_{s,j},\, \sigma_{\upsilon,j},\, M_{\text{пор } j},\, \upsilon_j\right)\right]^2, \quad (13)$$

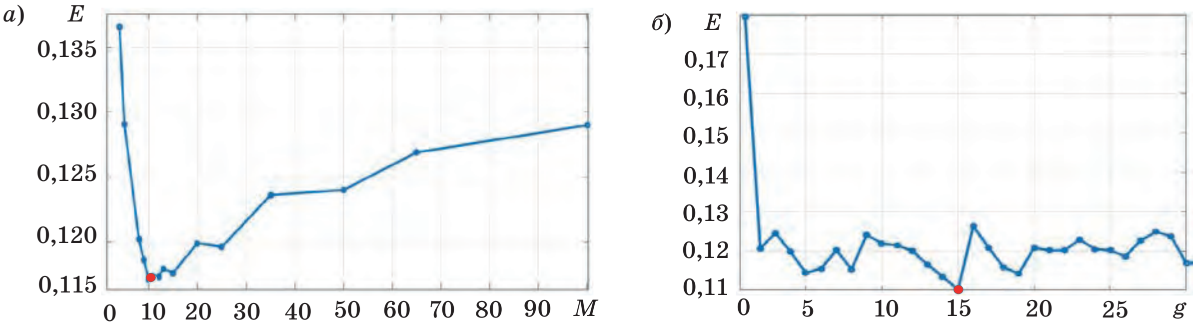
где $N_{\text{н}}$ — число отсчетов (размер) «окна наблюдения», $x_{\text{м}1}$, $x_{\text{м}2}$, ... — значения временного ряда, которым соответствуют координаты центров кластеров $\boldsymbol{\mu}_{j,k}$ динамических моделей изменения ТМП в фазовом пространстве. Набор оптимальных параметров $(\sigma_{s,j}, \sigma_{\upsilon,j}, M_{\text{пор} j}, \upsilon_j)_{\text{opt}}$ соответствует минимуму целевой функции, определяемой выражением (13) и имеющей смысл дисперсии погрешности фильтрации. Общее число настраиваемых параметров для $(N-1)$ фильтров составляет $4N-4$. Оптимизированные параметры $(\sigma_{s,j}$, $\sigma_{\upsilon,j}$, $M_{\text{пор } j}$, $\upsilon_j)_{\text{opt}}$ в дальнейшем используются в основном вычислительном процессе фильтрации.

На рис. 5 представлены экспериментальные зависимости величины E, соответствующей целевой функции E^2, определяемой выражением (13), от числа аппроксимирующих векторов M в каж-



■ ***Рис. 4.*** Диаграммы, иллюстрирующие вклад различных проекций в результат фильтрации ТМП

■ ***Fig. 4.*** Diagrams illustrating the contribution of different projections to the result of filtering TMP



■ ***Рис. 5.*** Погрешность фильтрации в зависимости от числа аппроксимирующих векторов и номера итерации процесса адаптации

■ ***Fig. 5.*** Filtration error depending on number of approximating vectors and adaptation process iteration number

дой j-й проекции и от номера итерации процедуры адаптации фильтров g. Величина E имеет смысл среднеквадратического отклонения погрешности фильтрации. На рис. 5, *а* представлена зависимость величины E, полученной по результатам множества экспериментов, от числа аппроксимирующих векторов M в каждой j-й проекции при заданном количестве итераций процедуры адаптации параметров фильтров $g = 30$. Данный пример иллюстрирует характерную для данной задачи особенность зависимости среднеквадратического отклонения погрешности фильтрации E от числа аппроксимирующих векторов M: начиная с некоторого значения дальнейшее его увеличение не приводит к уменьшению величины E, но требует значительных вычислительных затрат. На рис. 5, *б* представлена зависимость, характеризующая изменение величины E от номера итерации g процедуры адаптации параметров $\sigma_{s,j}$, $\sigma_{\upsilon,j}$, $M_{\text{пор } j}$, υ_j с использованием алгоритма SPSA [19]. Данный пример иллюстрирует возможности уменьшения среднеквадратического отклонения погрешности фильтрации E путем адаптивной подстройки параметров парциальных фильтров, а также колебательный характер изменения целевой функции в ходе итерационного процесса подстройки параметров фильтрации и необходимость принятия мер по определению момента остановки процесса адаптации.

Алгоритм парциальной нелинейной фильтрации телеметрируемых параметров

Основой предлагаемого метода первичной обработки ТМИ является алгоритм парциальной нелинейной фильтрации ТМП. Он реализуется на втором этапе рассматриваемого метода обработки ТМИ. Процесс реализации алгоритма включает следующие шаги:

Шаг 1. Вводим значения временного ряда x_1, x_2, ... анализируемого ТМП.

Шаг 2. Задаем размерность фазового пространства N. Вводим начальные значения параметров парциальных нелинейных фильтров: $(\sigma_{s,j}, \sigma_{\upsilon,j}, M_{\text{пор } j}, \upsilon_j)_0$, $j = 1, \ldots, (N-1)$. Для всех j-х проекций фазового портрета выполняем шаги 3–12.

Шаг 3. Задаем номер дискретного отсчета времени $k = 0$. Загружаем начальные векторы состояния $\mathbf{Q}_{j,0}$, соответствующие координатам центров множества кластеров $\{\boldsymbol{\mu}_{j,k}\}$ в j-х проекциях фазового портрета.

Шаг 4. Задаем число аппроксимирующих векторов M и пороговое значение $M_{\text{пор } j}$. Создаем множество аппроксимирующих векторов $\{\boldsymbol{\chi}_{j,k,i}\}$ путем добавления к начальному вектору состояния $\mathbf{Q}_{j,0}$ значений вектора шумов измерений $\mathbf{V}_{j,k}$ с параметрами $\sigma_{\upsilon,j}$ из ковариационной матрицы $\mathbf{D}_{\upsilon,j}$: $\boldsymbol{\chi}_{j,k,i} = \mathbf{Q}_{j,k} + \mathbf{V}_{j,k}$. Для всех i-х аппроксимирующих векторов выполняем шаги 5–11, $i = 1, \ldots, M$.

Шаг 5. Создаем векторы весовых коэффициентов $\mathbf{W}_{j,k} = [W_{j,k,i}]$, $W_{j,k,i} = 1/M$.

Шаг 6. Увеличиваем номер дискретного отсчета времени: $k = k + 1$. Загружаем вектор значений ТМП $\mathbf{X}_{j,k}$. Для всех возможных фазовых переходов в соответствии с динамической моделью изменения ТМП выполняем шаги 7–11.

Шаг 7. Обновляем множество аппроксимирующих векторов $\{\boldsymbol{\chi}_{j,k,i}\}$ с использованием векторов коэффициентов $\mathbf{r}_{j,k}$, векторов возмущений $\mathbf{S}_{j,k}$ с параметрами $\sigma_{s,j}$ из ковариационной матрицы $\mathbf{D}_{s,j}$ и векторов шумов измерений $\mathbf{V}_{j,k}$ с параметрами $\sigma_{\upsilon,j}$ из ковариационной матрицы $\mathbf{D}_{\upsilon,j}$: $\boldsymbol{\chi}_{j,k,i} = \mathbf{r}_{j,k}(\boldsymbol{\chi}_{j,k-1,i} - \boldsymbol{\mu}_{j,k-1}) + \boldsymbol{\mu}_{j,k} + \mathbf{S}_{j,k} + \mathbf{V}_{j,k}$.

Шаг 8. Определяем функции правдоподобия $P(\mathbf{X}_{j,k}/\boldsymbol{\chi}_{j,k,i})$ и с учетом полученного значения функций правдоподобия пересчитываем вектор весовых коэффициентов $\mathbf{W}_{j,k} = [W_{j,k,i}]$.

Шаг 9. Вычисляем эффективный размер аппроксимирующей выборки $M_{eff\, j}$.

Шаг 10. Если $M_{eff\, j} \le M_{\text{пор } j}$, осуществляем регенерацию множества аппроксимирующих векторов $\{\boldsymbol{\chi}_{j,k,i}\}$, иначе переходим к шагу 11.

Шаг 11. Формируем на основе множества аппроксимирующих векторов $\{\chi_{j,k,i}\}$ оценку вектора состояния $\hat{\mathbf{Q}}_{j,k}$. Вычисляем погрешность $E_{j,k}$ между полученной оценкой вектора состояния $\hat{\mathbf{Q}}_{j,k}$ и координатами центра кластера $\boldsymbol{\mu}_{j,k}$ для всех фазовых переходов динамической модели изменения ТМП. Выбираем наилучшее значение $\hat{\mathbf{Q}}_{j,k}$.

Шаг 12. Рассчитываем значения временного ряда z_1, z_2, ... отфильтрованных значений x_1, x_2, ... анализируемого ТМП.

Шаг 13. Проверяем условие: если временная реализация анализируемого ТМП не закончилась на дискретном отсчете времени k, то переходим на шаг 6, иначе заканчиваем выполнение алгоритма.

На этапе адаптации осуществляется настройка параметров парциальных нелинейных фильтров $\sigma_{s,j}$, $\sigma_{\upsilon,j}$, $M_{\text{пор } j}$, υ_j с целью достижения минимального значения целевой функции (13). Полученные на текущей итерации процесса адаптации оптимальные значения параметров $(\sigma_{s,j}, \sigma_{\upsilon,j}, M_{\text{пор } j}, \upsilon_j)_{\text{opt}}$ фильтров используются для обработки ТМП на следующей итерации процесса адаптации.

Примеры первичной обработки ТМИ с использованием парциальной нелинейной фильтрации

Рассмотрим результаты обработки модельного ТМП с известными характеристиками, имеющего нелинейный характер изменения во времени. Исследовались два метода обработки в фазовом пространстве анализируемых динамических процессов: 1) с использованием фильтрующих свойств самих динамических моделей изменения ТМП и эвклидовой метрики; 2) с использованием уравнений состояния и наблюдения и предлагаемого метода обработки ТМП на основе парциальных нелинейных фильтров. В качестве возмущений использовался гауссовский шум, а также смесь гауссовского шума, импульсных помех и возмущения типа «постоянное смещение». С учетом ограничения значений ТМП можно считать, что полученная смесь во всех случаях представляет собой негауссовскую помеху.

Моделирование осуществлялось при следующих условиях: отношение среднеквадратического значения шумовой помехи к уровню ТМП не превышало 10 дБ, импульсная помеха задавалась в виде последовательности аномальных отсчетов с вероятностью их возникновения 0,01, уровень помехи типа «постоянное смещение» соответствовал по амплитуде 10 % телеметрической шкалы. Рассчитанная размерность фазового пространства составила $N = 11$, исходя из этого использовалось 10 унифицированных динамических моделей поведения ТМП в двумерных проекциях фазового пространства. Число аппроксимирующих векторов в каждой j-й проекции фазового портрета составило $M = 50$, общее число аппроксимирующих векторов составило 500. По каждой реализации анализируемого ТМП было проведено не менее 10 экспериментов, число итераций процедуры адаптации параметров фильтров в каждом эксперименте было выбрано равным $g = 30$. В ходе решения задачи адаптивной фильтрации и минимизации целевой функции (13) синтезирован $(N - 1)$ парциальный нелинейный фильтр с параметрами $(\sigma_{s,j}, \sigma_{\upsilon,j}, M_{\text{пор } j}, \upsilon_j)_{\text{opt}}$. Так как в данной задаче исследовались модельные временные ряды ТМП, то для оценки качества фильтрации была использована среднеквадратическая погрешность фильтрации E_0 между обработанными и истинными значениями ТМП:

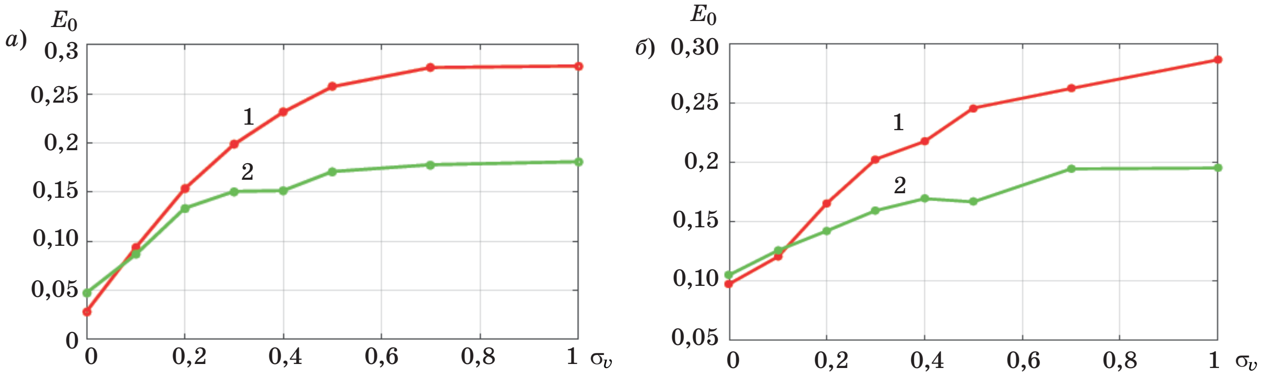
$$E_0\left(\sigma_{s,j}, \sigma_{\upsilon,j}, M_{\text{пор } j}, \upsilon_j\right) = \\ = \sqrt{\frac{1}{N_{\text{н}} - 1}\sum_{k=1}^{N_{\text{н}}}\left[x_{\text{и}k} - z_k\left(\sigma_{s,j}, \sigma_{\upsilon,j}, M_{\text{пор } j}, \upsilon_j\right)\right]^2}, \quad (14)$$

где $x_{\text{и}1}$, $x_{\text{и}2}$, ... — истинные значения временных рядов ТМП. Среднеквадратическая погрешность фильтрации E_0, определяемая выражением (14), отличается от величины E из выражения (13) использованием истинных значений $x_{\text{и}1}$, $x_{\text{и}2}$, ... временных рядов ТМП, которые в данном случае известны, так как ТМП являются модельными.

На рис. 6 представлены зависимости среднеквадратической погрешности E_0 отфильтрованных значений ТМП от среднеквадратического значения помехи σ_υ. Рис. 6, *а* соответствует фильтрации в условиях гауссовской помехи, рис. 6, *б* — фильтрации в условиях негауссовской помехи. Кривые *1* соответствуют фильтрации ТМП с использованием фильтрующих свойств модели и эвклидовой метрики, кривые *2* — фильтрации ТМП с использованием парциальных нелинейных фильтров. Ограничение величины E_0 с ростом σ_υ в обоих случаях объясняется использованием ограничителей амплитуды.

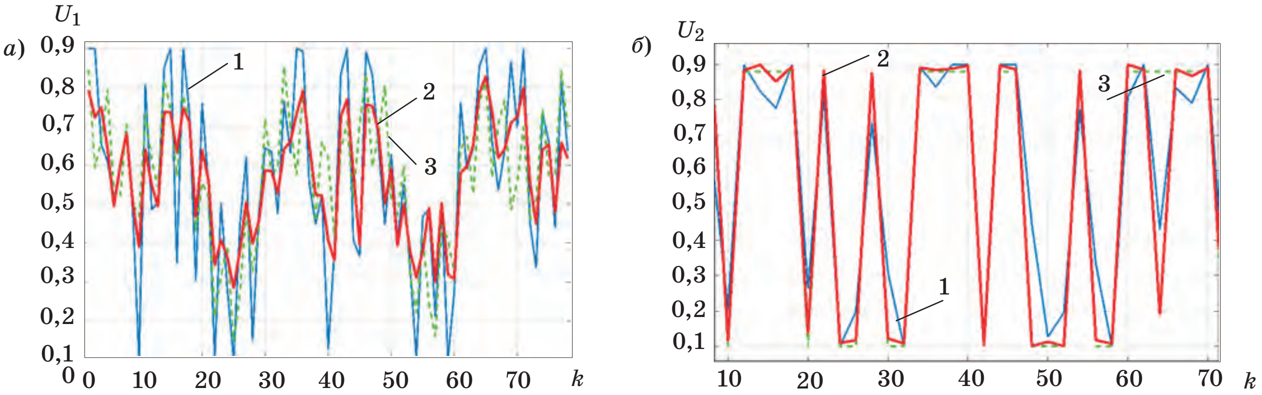
На рис. 7 представлены результаты обработки временных рядов значений типовых ТМП в условиях воздействия гауссовской помехи (при $\sigma_\upsilon = 0{,}2$) в виде отфильтрованных значений ТМП при парциальной нелинейной фильтрации. Рис. 7, *а* соответствует фильтрации функционального ТМП U_1, рис. 7, *б* — фильтрации сигнального ТМП U_2. Кривые *1* соответствуют измеренным значениям ТМП, кривые *2* — отфильтрованным значениям ТМП, кривые *3* — истинным значениям ТМП.

Анализ значений среднеквадратической погрешности фильтрации, достигнутой при обработке временных рядов значений функциональных ТМП, показал, что в рассмотренных условиях



■ ***Рис. 6.*** Зависимости среднеквадратической погрешности фильтрации ТМП в воздействии гауссовской (*а*) и негауссовской (*б*) помехи

■ ***Fig. 6.*** Mean square error of TMP filtering in influence of Gaussian (*а*) and non-Gaussian (*б*) interference



■ ***Рис. 7.*** Результаты парциальной нелинейной фильтрации типовых функционального ТМП (*а*) и сигнального ТМП (*б*)

■ ***Fig. 7.*** Results of partial nonlinear filtering of typical functional TMP (*а*) and signal TMP (*б*)

метод парциальной нелинейной фильтрации позволяет повысить достоверность оценки значений ТМП до 30 %. В качестве показателя достоверности использовалась доверительная вероятность принадлежности оценки ТМП к доверительному интервалу, который определялся среднеквадратической погрешностью фильтрации и соответствовал диапазону ее значений (1...2)E_0. Таким образом, предлагаемый метод позволяет обрабатывать разнородные ТМП в условиях возмущений и шумов измерений, описываемых в виде гауссовских и негауссовских помех. Подобная унификация очень важна для автоматизации первичной обработки ТМИ в интересах оценки состояния БА КА.

Заключение

Предложенный метод первичной обработки ТМИ на основе динамических моделей изменения ТМП и парциальной нелинейной фильтрации позволяет повысить достоверность обработки ТМИ и оперативно выявить изменения ТМП, существенные с точки зрения выявления нештатных и аварийных ситуаций на борту КА. В результате проведенных исследований продемонстрирована работоспособность метода для случая гауссовских и негауссовских помех в условиях, при которых нарушается устойчивость методов линейной фильтрации. Несмотря на то, что данный метод фильтрации требует значительных вычислительных ресурсов, это не является критичным для обработки ТМИ при использовании современных технологий распараллеливания вычислительных процессов [20]. Следует также отметить, что при практической реализации парциальной нелинейной фильтрации на результат обработки ТМП зачастую существенное влияние оказывают всего несколько проекций фазового портрета, что позволяет говорить о развитии предлагаемого метода в направлении создания стратегии выбора наилучших проекций на этапе адаптации параметров фильтрации и тем самым уменьшения его вычислительной сложности.

Литература

1. **Назаров А. В., Козырев Г. И., Шитов И. В.** Современная телеметрия в теории и на практике. СПб.: Наука и техника, 2007. 672 с.
2. **Соловьёв В. А., Лысенко Л. Н., Любинский В. Е.** Управление космическими полетами. Ч. 1. М.: МГТУ, 2009. 476 с.
3. **Соловьев С. В.** Интеллектуальный метод анализа для автоматизированного прогнозирования состояния КА. Инженерный журнал: наука и инновации. 2016. № 2. С. 1–13.
4. **Ширман Я. Д., Багдасарян С. Т., Маляренко А. С.** Радиоэлектронные системы: основы построения и теория. М.: Радиотехника, 2007. 512 с.
5. **Кольчугин Ю. И., Скоробогатов Е. Г.** Применение многочастичных фильтров в задачах оценивания нелинейных негауссовских процессов. Радиотехника. 2012. № 7. С. 91–95.
6. **Микаэльян С. В.** Методы фильтрации на основе многоточечной аппроксимации плотности вероятности оценки в задаче определения параметров движения цели при помощи измерителя с нелинейной характеристикой. Наука и образование. 2011. № 10. С. 1–25.
7. **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.
8. **Малинецкий Г. Г., Потапов А. Б.** Современные проблемы нелинейной динамики. М., Едиториал УРСС, 2002. 360 с.
9. **Никульчев Е. В.** Геометрический подход к моделированию нелинейных систем по экспериментальным данным. М.: Изд-во МГУП, 2007. 162 с.
10. **Kugiumtzis D.** State space reconstruction parameters in analysis of chaotic time series — the role of time window length. Physica D: Nonlinear Phenomen. 1996, vol. 95, iss. 1, pp. 13–28.
11. **Lindgren A. C., Johnson M. T., Povinelli R. J.** Speech recognition using reconstructed phase space features. *IEEE International conference on acoustics, speech, and signal processing.* Hong Kong. China. 2003, vol. 1, pp. 61–63.
12. **Iverson D. L.** Inductive system health monitoring. *Proceedings of the 2004 International Conference on Artificial Intelligence* (IC-AI'04). CSREA Press, Las Vegas, NV, 2004.
13. **Граничин О. Н., Шалымов Д. С., Аврос Р., Волкович З.** Рандомизированный алгоритм нахождения количества кластеров. Автоматика и телемеханика. 2011. № 4. С. 86–98.
14. **Бидюк П. И., Терентьев А. Н., Гасанов А. С.** Построение и методы обучения байесовских сетей. Кибернетика и системный анализ. 2005. № 4. С. 133–147.
15. **Браммер К., Зиффлинг Г.** Фильтр Калмана-Бьюси. М.: Наука, 1982. 200 с.
16. **Кудрявцева И. А.** Анализ эффективности расширенного фильтра Калмана, сигма-точечного фильтра Калмана и сигма-точечного фильтра частиц. Научный вестник МГТУ ГА. 2016. № 224. С. 43–52.
17. **Gordon N. J., Salmond D. J., Smith A. F. M.** Novel approach to nonlinear/non-gaussian bayesian state estimation. IEEE Proceedings F, Radar and Signal Processing. IET. 1993, vol. 140, no. 2, pp. 107–113.
18. **Doucet A., De Freitas N., Gordon N.** Sequential monte carlo methods in practice. New York, Springer-Verlag, 2001. 583 p.
19. **Граничин О. Н., Поляк Б. Т.** Рандомизированные алгоритмы оценивания и оптимизации при почти произвольных помехах. М.: Наука, 2003. 291 с.
20. **Гергель В. П.** Теория и практика параллельных вычислений. М.: НОУ «Интуит», 2016. 500 с.

UDC 629.78
doi:10.31799/1684-8853-2018-5-22-34

Primary processing of telemetric information using dynamic models of parameter change and partial nonlinear filtration

G. N. Maltsev[a], Dr. Sc., Tech., Professor, orcid.org/0000-0002-6755-5700, georgy_maltsev@mail.ru
V. L. Yakimov[a], PhD, Tech., Associate Professor, orcid.org/0000-0001-9721-2453
S. V. Soloviev[b], PhD, Tech., Associate Professor, orcid.org/0000-0002-0391-8728
N. V. Lebedeva[b], Assistant, orcid.org/0000-0001-6963-6638
[a]A. F. Mozhaiskii Military Space Academy, 13, Zhdanovskaia Emb., 197198, Saint-Petersburg, Russian Federation
[b]Bauman Moscow State Technical University, 5, Build. 1, 2-nd Bauman St., 105005, Moscow, Russian Federation

Introduction: At the stage of preliminary processing of telemetric information about the technical state of on-board spacecraft equipment, there is a need to detect changes in telemetry parameters which are important from the viewpoint of detecting and fixing emergencies. The solution of this problem is complicated by nonlinear character of change in the majority of on-board equipment functioning parameters and by various perturbations which cause changes in the analyzed telemetric parameters. **Purpose:** Developing a method of telemetry data processing in order to increase the reliability of heterogeneous telemetry information from spacecrafts under real perturbation and nonlinear changes in their parameters, based on filtering the time series of telemetric parameter values.

Results: A method of telemetry information processing is proposed, based on dynamic models of change in telemetric parameters of on-board spacecraft equipment in phase space projections and partial nonlinear filtering of the analyzed time series, using stochastic approximation of state vector distribution probability density function. We discuss the advantages of primary processing of telemetric parameters of spacecraft airborne equipment in multidimensional phase space, provided by the possibility of selecting the most significant phase portrait projections from the viewpoint of filtering results. The developed algorithm of non-linear partial filtration allows you to adapt to the perturbation parameters. The validity of this method has been demonstrated for Gaussian and non-Gaussian perturbations at conditions under which the stability of linear filtration methods is violated. **Practical relevance:** The proposed approach is unified for processing of dissimilar telemetry parameters, providing an increase in estimation reliability of both functional and signal telemetric parameters of spacecrafts under real operating conditions.

Keywords — telemetry, telemetry parameter, dynamic process, phase space, partial nonlinear filtering.

Citation: Maltsev G. N., Yakimov V. L., Soloviev S. V., Lebedeva N. V. Primary processing of telemetric information using dynamic models of parameter change and partial nonlinear filtration. *Informatsionno-upravliaiushchie sistemy* [Information and Control Systems], 2018, no. 5, pp. 22–34 (In Russian). doi:10.31799/1684-8853-2018-5-22-34

References

1. Nazarov A. V., Kozyrev G. I., Shitov I. V. *Sovremennaia telemetriia v teorii i na praktike* [Modern telemetry in theory and in practice]. Saint Petersburg, Nauka i Tekhnika Publ., 2007. 672 p. (In Russian).
2. Soloviev V. A., Lysenko L. N., Liubinskii V. E. *Upravlenie kosmicheskimi poletami* [Mission control]. Part 1. Moscow, MGTU imeni N. E. Baumana Publ., 2009. 476 p. (In Russian).
3. Soloviev S. V. Intellectual Method of Analysis for Automated Forecasting of Spacecraft State. *Inzhenernyj zhurnal: nauka i innovacii*, 2016, no. 2, pp. 1–13 (In Russian).
4. Shirman Ya. D., Baghdasaryan S. T., Malyarenko A. S. *Radioelektronnye sistemy: osnovy postroeniya i teoriya*. [Radio-electronic systems: fundamentals of construction and theory.]. Moscow, Radiotehnika Publ., 2007. 512 p. (In Russian).
5. Kolchugin Yu. I., Skorobogatov E. G. Application of multiparticle filters in problems of nonlinear non-gaussian processes estimation. *Radiotekhnika*, 2012, no. 7, pp. 91–95 (In Russian).
6. Mikaelyan S. V. Methods of filtration based on multipoint approximation of estimation probability density in problem of determining the target motion using parameters a meter with nonlinear characteristic. *Nauka i obrazovanie*, 2011, no.10, pp.1–25 (In Russian).
7. Maltsev G. N., Nazarov A. V., Yakimov V. L. The Simulation of on-board equipment diagnosing process of spacecraft with high level autonomy functioning. *Trudy SPIIRAN*, 2018, vol. 1(56), pp. 95–121 (In Russian).
8. Malinetskii G. G., Potapov A. B. *Sovremennye problemy nelineinoi dinamiki* [Modern problems of nonlinear dynamics]. Moscow, Editorial URSS Publ., 2002. 360 p. (In Russian).
9. Nikulchev E. V. *Geometricheskij podhod k modelirovaniju nelinejnyh sistem po jeksperimental'nym dannym* [Geometric approach to modeling of nonlinear systems from experimental data]. Moscow, MGUP Publ., 2007. 162 p. (In Russian).
10. Kugiumtzis D. State space reconstruction parameters in analysis of chaotic time series — the role of time window length. *Physica D: Nonlinear Phenomen*, 1996, vol. 95, iss. 1, pp. 13–28.
11. Lindgren A. C., Johnson M. T., Povinelli R. J. Speech recognition using reconstructed phase space features. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Hong Kong, China, 2003, vol. 1, pp. 61–63.
12. Iverson D. L. Inductive system health monitoring. *Proceedings of the 2004 International Conference on Artificial Intelligence* (IC-AI'04). CSREA Press, Las Vegas, NV, 2004.
13. Granichin O. N., Shalymov D. S., Avros R., Volkovich Z. Randomized algorithm for finding the number of clusters. *Avtomatika i telemehanika*, 2011, no. 4, pp. 86–98 (In Russian).
14. Bidyuk P. I., Terentyev A. N., Gasanov A. S. Construction and methods of training Bayesian networks. *Kibernetika i sistemnyi analiz*, 2005, no. 4, pp. 133–147 (In Russian).
15. Brammer K., Siffling G. *Fil'tr Kalmana-B'jusi* [The Kalman-Buschy filter]. Moscow, Nauka Publ., 1982. 200 p. (In Russian).
16. Kudryavtseva I. A. Analysis of the efficiency of the extended Kalman filter, the Kalman sigma-point filter, and the sigma-point particle filter. *Nauchnyj vestnik MGTU GA*, 2016, no. 224, pp. 43–52 (In Russian).
17. Gordon N. J., Salmond D. J., Smith A. F. M. Novel approach to nonlinear/non-gaussian bayesian state estimation. *IEEE Proceedings F, Radar and Signal Processing*, IET, 1993, vol. 140, no. 2, pp. 107–113.
18. Doucet A., De Freitas N., Gordon N. *Sequential monte carlo methods in practice*. New York, Springer-Verlag, 2001, 583 p.
19. Granichin O. N., Polyak B. T. *Randomizirovannye algoritmy ocenivanija i optimizacii pri pochti proizvol'nyh pomehah* [Randomized algorithms for estimation and optimization under almost arbitrary interference]. Moscow, Nauka Publ., 2003. 291 p. (In Russian).
20. Gergel V. P. *Teoriya i praktika parallel`nyx vychislenij* [Theory and practice of parallel computing]. Moscow, NOU «Intuit» Publ., 2016. 500 p. (In Russian).