Методика построения математической модели изменения во времени критической составляющей погрешности измерений в бортовых измерительных системах космических аппаратов с метрологическим самоконтролем

A Technique for Mathematical Modeling of Temporal Change in the Critical Measurement Error Component of Metrology Self-Checking Measurement Systems on Board Spacecraft

Новиков / Novikov A.
Александр Николаевич
(novalloll@mail.ru)
кандидат технических наук, доцент.
ФГКВОУ ВО «Военно-космическая академия имени А. Ф. Можайского» МО РФ
(ВКА им. А. Ф. Можайского),
доцент кафедры метрологического обеспечения вооружения, военной и специальной техники.
г. Санкт-Петербург

Миронов / Mironov A.
Андрей Николаевич
(mironov-anik@yandex.ru)
доктор технических наук, профессор.
ВКА им. А. Ф. Можайского,
профессор кафедры конструкции ракет-носителей и ракетных двигателей.
г. Санкт-Петербург

Пузанков / Puzankov S.
Сергей Владимирович
(puzankov_87@mail.ru)
ВКА им. А. Ф. Можайского,
адъюнкт кафедры метрологического обеспечения вооружения, военной и специальной техники.
г. Санкт-Петербург

Ключевые слова: критическая составляющая погрешности измерений – critical component of measurement error; метрологический самоконтроль – metrological self-check; комбинированные модели стохастической экстраполяции – combined models of stochastic extrapolation; метрологический ресурс – metrology resource; оценивание параметров стохастической модели – assessing the parameters of stochastic model.

Настоящая методика предназначена для построения математической модели поведения метрологических характеристик бортовых измерительных систем космических аппаратов во времени по результатам их метрологического самоконтроля в процессе штатной эксплуатации. Целью построения модели является вероятностная оценка момента выхода за допускаемые пределы значений критической составляющей погрешности измерений, то есть возникновения метрологического отказа. Предложенный в методике подход позволяет осуществить комплексную оценку погрешности измерительного канала с учетом особенностей моделей дрейфа метрологических характеристик всей совокупности разнородных измерительных модулей, входящих в его состав, что, в свою очередь, позволяет повысить точность определения параметров корректирующего воздействия, например при изменении функций преобразования и режимов работы измерительных модулей в бортовых измерительных системах в зависимости от результатов прогноза (краткосрочного тренда).

The current technique is meant to build a mathematical model of temporal behavior of metrological characteristics of measurement systems on board spacecraft by the results of their self-check in the course of their regular operation. The model aims at probabilistic assessment of the moment when the critical component of measurement error exceeds its permissible limit, i.e. a metrological failure occurs. The approach suggested within the scope of this technique makes possible a comprehensive assessment of measurement channel error with the account of drift features modeled for each metrological characteristic, so that the totality of heterogeneous measurement modules belonging to the system is embraced. In its turn it improves the accuracy of the adjustment taken, such as changing the transformation functions and operation modes for measurement modules of on-board systems in dependence of their forecasted behavior (the short-term trend).

Введение

Анализ перспективных технологий управления космическими аппаратами (КА) различного назначения (навигационные, телекоммуникационные, метеорологические и т.д.) показал, что в настоящее время большое значение уделяется повышению уровня автономности их функционирования. Повышение уровня автономности требует переноса части функций наземного комплекса управления на борт КА. В первую очередь это касается задачи контроля технического состояния и проверки правильности функционирования бортового оборудования. Структура процесса контроля включает накопление и обобщение априорной информации об объекте, получения измерительной информации, что является наиболее динамичным фактором, и ее анализ с последующим принятием решения [1]. Поэтому перенос задачи контроля на борт КА предъявляет повышенные требования к этапу получения измерительной информации. Этап получения измерительной информации реализуется бортовой измерительной системой (БИС). Особенностью применения КА является постоянная изменчивость условий функционирования, что для БИС находит свое отражение в изменении измерительной обстановки, в условиях которой решается задача измерений контролируемых параметров. Под изменением измерительной обстановки будем понимать изменение условий измерений, которые приводят к появлению дополнительных погрешностей или выход из строя отдельных элементов БИС и невозможность решения измерительной задачи выбранным методом. С целью повышения эффективности использования БИС, ее необходимо оснастить подсистемой метрологического самоконтроля [2]. Реализация такой подсистемы позволит:

– контролировать метрологические характеристики (МХ) БИС в течение всего срока службы с учетом влияния внешних факторов непосредственно в условиях эксплуатации;

– оценивать скорость изменения МХ, а также прогнозировать время наступления метрологического отказа;

– планировать сроки проведения коррекции параметров измерительных каналов (измерительных модулей).

Следует отметить значительные успехи в вопросах разработки научно-методического обеспечения внедрения и применения измерительных систем с метрологическим самоконтролем [3–5]. Однако в настоящее время одной из центральных проблем, затрудняющих активное внедрение в структуру БИС соответствующей подсистемы метрологического самоконтроля, является отсутствие научно-методического обеспечения, позволяющего при построении математических моделей изменения МХ измерительных каналов (ИК) БИС во времени в реальных условиях эксплуатации учесть особенности моделей дрейфа критической составляющей погрешности измерений [2] всей совокупности разнородных измерительных модулей, входящих в состав ИК БИС. Дело в том, что для построения математической модели изменения МХ ИК во времени необходимо использовать статистические данные, полученные в ходе испытаний на надежность, либо данные, полученные в результате поверок. Однако результаты испытаний на надежность, проводимые в лабораторных условиях, не могут дать объективной информации о деградации измерительных каналов БИС в реальных условиях эксплуатации под воздействием внешних факторов, при этом характер временных изменений МХ ИК может быть весьма разнообразным даже у ИК с однотипными измерительными модулями. Исходя из этого, решение научной задачи разработки методики построения математической модели изменения во времени критической составляющей погрешности измерений в бортовых измерительных системах космических аппаратов с метрологическим самоконтролем представляется обосновано актуальным.

1. Общие положения

При использовании методики процесс изменения критической составляющей погрешности ИК БИС рассматривается как последовательность наблюдений за выходными координатами объекта в реальных условиях эксплуатации.

1.1 Методика базируется на следующих основных понятиях и определениях:

– совокупность (множество) наблюдений, генерируемых последовательно через дискретные равноотстоящие интервалы времени, будем называть временным рядом (ВР) [6];

– временной ряд из N наблюдений $x_t = (x_1, x_2,...,x_n)$ рассматривается как выборочная реализация из бесконечной популяции выборок, которые могли бы генерироваться процессом, т.е. как реализация стохастического процесса [7].

1.2 Методика применима при следующих ограничениях на процесс:

– последовательные значения ряда x_t должны быть зависимыми, т.е. процесс не должен быть чисто случайным;

– измерения параметров проводятся через равноотстоящие интервалы времени h: $h = t_j - t_{j-1}$;

– для построения модели, адекватно описывающей процесс, число наблюдений N выбирается из условия $N \geq 20 \div 25$.

2. Типы моделей

2.1. Основой построения модели является представление исходного процесса x_t в виде линейного преобразования последовательности независимых импульсов a_t с нормальным распределением при нулевом среднем и дисперсией σ_a^2 (белого шума)

$$x_t = a_t + \psi_1 a_{t-1} + ... = \psi(B) a_t, \quad (1)$$

где B – оператор сдвига назад, определяемый как

$$B^m x_t = x_{t-m} \ (m = 0,1,2,...), \tag{2}$$

$\psi(B) = 1+\psi_1 B+\psi_2 B^2+...$ – передаточная функция фильтра, преобразующего a_t в x_t.

2.2. Наиболее часто используются следующие модели:

2.2.1. Модель авторегрессии (АР) порядка p:

$$x_t = \Phi_1 x_{t-1}+\Phi_2 x_{t-2}+...+\Phi_p x_{t-p}+a_t \tag{3}$$

или $\Phi(B)x_t = a_t$, где $\Phi(B) = 1-\Phi_1 B-\Phi_2 B^2-...-\Phi_p B^p$ – оператор авторегрессии;

2.2.2. Модель скользящего среднего (СС) порядка q

$$x_t = a_t-\theta_1 a_{t-1}-...-\theta_q a_{t-q} \tag{4}$$

или $x_t = \theta(B)a_t$, где $\theta(B) = 1-\theta_1 B-\theta_2 B^2-...-\theta_q B^q$ – оператор СС порядка q;

2.2.3. Комбинированная модель авторегрессии – скользящего среднего АРСС порядка p, q:

$$x_t = \Phi_1 x_{t-1}+\Phi_2 x_{t-2}+...+\Phi_p x_{t-p}+a_t-\theta_1 a_{t-1}-...-\theta_q a_{t-q} \tag{5}$$

или $\Phi(B)x_t = \theta(B)a_t$.

В данной модели имеются $p+q+2$неизвестных параметра, которые оцениваются по наблюдениям;

2.2.4. Модель авторегрессии – проинтегрированного скользящего среднего (АРПСС).

Данная модель применима для однородного нестационарного процесса (процесса, который можно трансформировать в стационарный при помощи взятия разностей):

$$\varphi(B) = \Phi(B)(1-B)^d, \tag{6}$$

где $\Phi(B)$ – стационарный оператор, $(1-B)^d$ – оператор взятия разности порядка d.

Тогда процесс АРПСС порядка p, d, q, представляется в виде

$$\Phi(B)(1-B)^d x_t = \theta(B)a_t. \tag{7}$$

2.2.5. На практике реальный процесс может быть представлен одной из рассмотренных моделей АР(p), СС(q), АРСС(p,q) и АРПСС(p,d,q), причём величины p, d, q обычно не превышают 1÷2.

3. Алгоритм выбора модели по статистическим данным

3.1. Математические модели, которые могут быть использованы для описания процесса изменения крити-

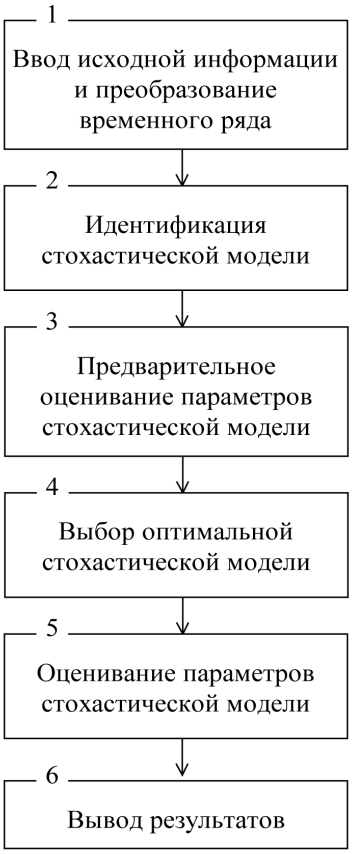

Рис. 1. Структурная схема алгоритма выбора модели временного ряда

ческой составляющей погрешности ИК БИС, содержат ряд величин, определяемых по результатам наблюдений.

3.2. Методы идентификации – это процедуры, применяемые к статистическим данным для выявления моделей, адекватно описывающих процесс [7].

3.3. Порядок идентификации следующий. Вначале выбирается порядок разности d столько раз, сколько необходимо для сведения нестационарного процесса к стационарному. Затем с помощью автокорреляционной и частной автокорреляционной функций определяются вид модели и приближённые оценки её параметров.

3.4. Упрощённая структурная схема алгоритма выбора модели представлена на рис. 1.

Она включает следующие частные алгоритмы:

алгоритм 1 – ввод исходной информации и преобразование временного ряда;

алгоритм 2 – идентификация стохастической модели;

алгоритм 3 – предварительное оценивание параметров стохастической модели;

алгоритм 4 – выбор оптимальной стохастической модели;

алгоритм 5 – оценивание параметров стохастической модели, вывод результатов вычислений.

3.4.1. Алгоритм 1 (рис. 2).

Входная информация:

– значения временного ряда x_t, $t = \overline{1, N}$;

– число наблюдений N;

– параметр преобразования λ.

После ввода исходных данных (блок 1) ряд преобразуется следующим образом (блоки 5, 6, 7)

$$x'_t = \begin{cases} x_t, & \lambda = 1; \\ (x_t + m)^{\lambda}, & \lambda \neq 0, \lambda \neq 1; \\ \ln(x_t + m), & \lambda = 0, \end{cases} \tag{8}$$

где $m = 1{,}05\sup\{|x_t|\}$ (блок 2).

Выходная информация включает все входные данные, а также параметры преобразования λ, m, и значения преобразованного ряда x'_t.

3.4.2. Алгоритм 2 (рис. 3).

Входная информация:

– выходная информация алгоритма 1;

– порядок операции взятия разности d;

– максимальная задержка автокорреляционной функции r_K (АКФ) и частной автокорреляционной функции $\widetilde{\Phi}_{KK}$ (ЧАКФ) (K =]T/4[ ).

По алгоритму 2 вычисляется разностный ряд, вычисляются величины:

– среднее значение ряда $\overline{\omega}_t$ (блок 10) по формуле

$$\overline{\omega}_t = \frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}\omega_t \tag{9}$$

и дисперсию

$$\sigma_{\omega}^2 = c_0 = \frac{1}{N-1}\sum_{t=1}^{N}(\omega_t - \overline{\omega})^2; \tag{10}$$

– АКВФ по формуле (блок 11)

$$c_k = \frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N-K}(\omega_t - \overline{\omega})(\omega_{t+k} - \overline{\omega}), \quad k = \overline{0, K}; \tag{11}$$

– АКФ (блок 12)

$$r_k = c_k / c_0; \tag{12}$$

– ЧАКФ (блок 13)

$$\widetilde{\Phi}_{kk} = \begin{cases} r_1, & \text{при } k = 1; \\ \dfrac{r_k - \sum_{j=1}^{K-1}\widetilde{\Phi}_{k-1,j} r_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{K-1}\widetilde{\Phi}_{k-1,j} r_{k-j}}, & \text{при } k = 2,3,\ldots,K, \end{cases} \tag{12}$$

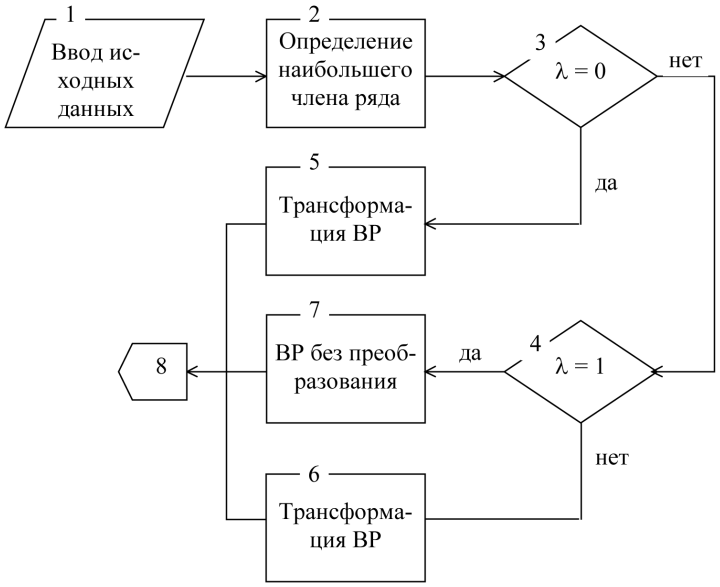

Рис. 2. Схема алгоритма преобразования временного ряда

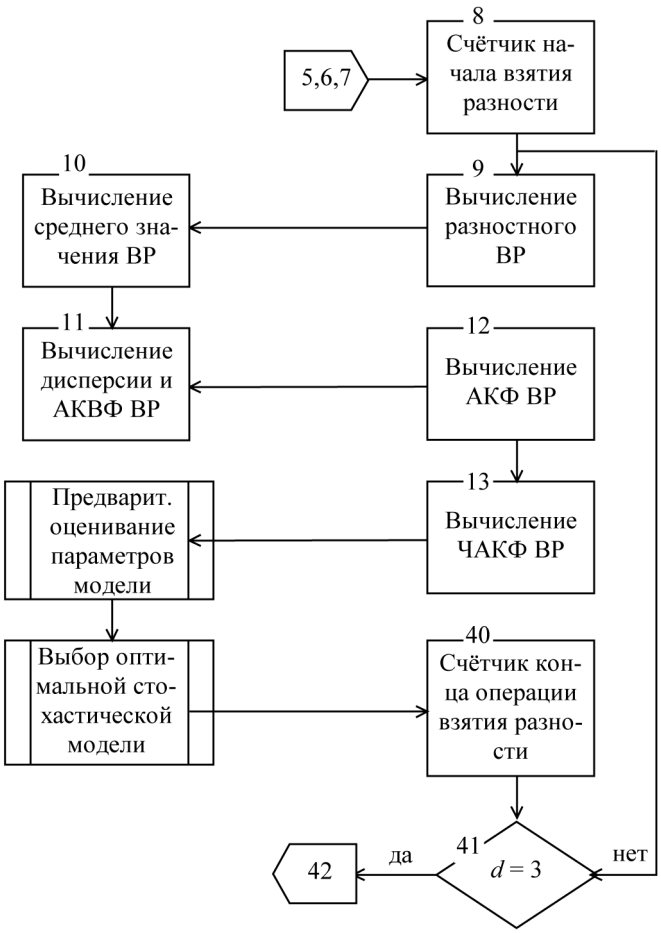

Рис. 3. Схема алгоритма идентификации стохастической модели

где $\widetilde{\Phi}_{kj} = \widetilde{\Phi}_{k-1,j} - \widetilde{\Phi}_{k-1,k-j}$; $j = 1,2,...,K-1$.

Выходная информация включает все входные данные, а также:

– значения разностного преобразованного ряда ω_t;
– среднее значение ряда ω;
– дисперсию ряда c_0;
– АКВФ ряда c_k, $k = 0,1,...,K$.

3.4.3. Алгоритм 3 (рис. 4).

Входная информация:

– число параметров авторегрессии p;
– число параметров скользящего среднего q;
– АКВФ Ож.

После проверки условия $p > 0$ (блок 16) вычисляются оценки параметров авторегрессии Φ путём решения системы p уравнений (блок 19)

$$B \cdot \Phi = K, \tag{13}$$

где $B_{ij} = c_{|q+i-j|}$, æ$_i = c_{q+i}$; $i, j = 1,2,...,p$.

Затем вычисляются параметры скользящего среднего.

По известным АКВФ c_k ряда ω_t вычисляется модифицированная последовательность ковариаций c'_j (блоки 20, 24)

$$c'_j = \begin{cases} \sum_{i=0}^{p}\sum_{k=0}^{p} \widetilde{\Phi}_i \widetilde{\Phi}_k c_{|j+i-k|}, & p > 0\ (\widetilde{\Phi}_0 = -1), \\ c_j, & p = 0,\ j = 0,1,...,q. \end{cases} \tag{13}$$

Затем с помощью алгоритма Ньютона-Рафсона [1];

$$\tau^{i+1} = \tau^i - h^i, \tag{14}$$

где $T^i h^i = f^i$, вычисляется вектор τ^{i+1} на $(i+1)$-й итерации по его значению на i-й итерации, где

$$\tau^i = \left(\tau_0^i, \tau_1^i, ..., \tau_q^i\right); \tag{15}$$

$$f'_j = \sum_{k=0}^{q-j} \tau_k^i \tau_{k+j}^i - c'_j; \tag{16}$$

$$f^i = \left(f_0^i, f_1^i, ..., f_q^i\right); \tag{17}$$

$$T^i = \begin{pmatrix} \tau_0^i & \tau_1^i & ... & \tau_q^i \\ \tau_1^i & \tau_2^i & ... & 0 \\ ..... & & & \\ \tau_q^i & 0 & ... & 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \tau_0^i & \tau_1^i & ... & \tau_q^i \\ 0 & \tau_0^i & ... & \tau_{q-1}^i \\ ..... & & & \\ 0 & 0 & ... & \tau_0^i \end{pmatrix} \tag{18}$$

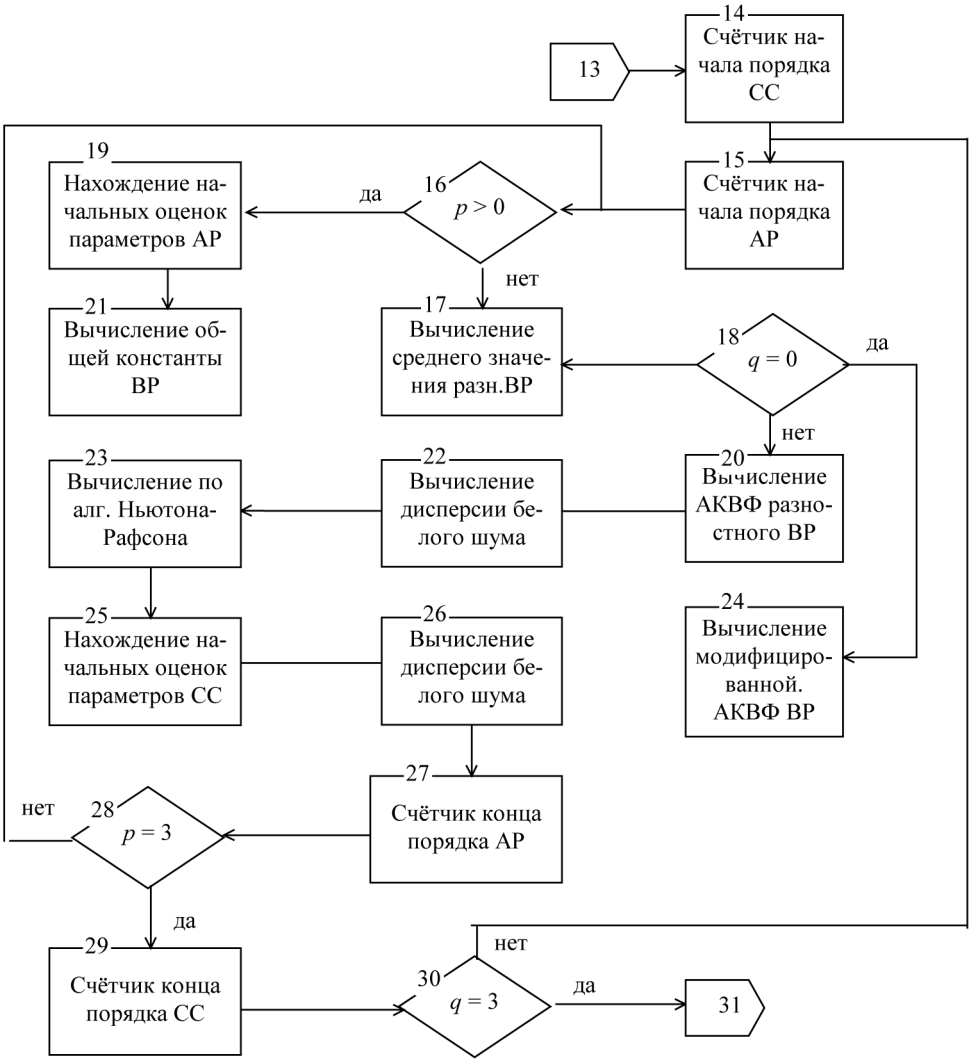

Рис. 4. Схема алгоритма предварительного оценивания параметров стохастической модели

с начальными значениями $\tau_0^i = \sqrt{c_0'}$, $\tau_1^i = \tau_2^i = ... = \tau_q^i = 0$.

Когда $\left| f_j^i \right| < \varepsilon,\ j = \overline{0,q}$ для некоторого заданного значения ε, итеративная процедура считается завершённой и по последнему значению $\tau = (\tau_0,\ \tau_1,...,\tau_q)$ (блок 23) находятся оценки параметров СС (блок 25) по формуле:

$$\tilde{\theta}_{j0} = -\tau_j / \tau_0,\ \ j = \overline{1,q}. \tag{19}$$

Оценка дисперсии белого шума $\tilde{\sigma}_a^2$ вычисляется (блоки 22, 23) по формуле

$$\tilde{\sigma}_{a0}^2 = \begin{cases} \tau_0^2, & \text{при } q > 0, \\ c_0 - \sum\limits_{i=1}^{p} \tilde{\Phi}_{i0} c_i, & \text{при } q = 0. \end{cases} \tag{20}$$

Оценка общей константы $\tilde{\mu}_0$ (блоки 17, 21) вычисляется по формуле

$$\tilde{\mu}_0 = \begin{cases} \overline{\omega}_t \left(1 - \sum\limits_{i=1}^{p} \tilde{\Phi}_{i0} \right), & \text{при } p > 0, \\ \overline{\omega}_t, & \text{при } p = 0. \end{cases} \tag{21}$$

Выходная информация включает все входные данные, а также:

– начальные оценки параметров АР

$$\tilde{\Phi}_0 = \left(\tilde{\Phi}_{10}, \tilde{\Phi}_{20}, ..., \tilde{\Phi}_{p0} \right);$$

– начальные оценки параметров СС

$$\tilde{\theta}_0 = \left(\tilde{\theta}_{10}, \tilde{\theta}_{20}, ..., \tilde{\theta}_{q0} \right);$$

– начальную оценку дисперсии $\tilde{\sigma}_{a0}^2$;

– начальную оценку общей константы $\tilde{\mu}_0$.

3.4.4. Алгоритм 4 (рис. 5).

Входная информация:

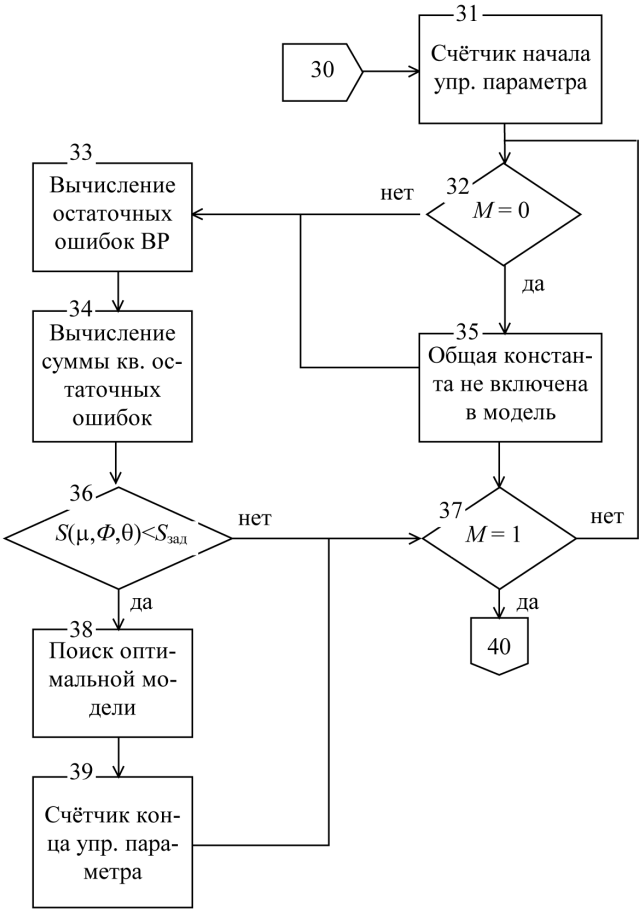

Рис. 5. Схема алгоритма выбора оптимальной стохастической модели

– выходная информация программы 3;

– управляющий параметр M для общей константы μ. Используя возвратное представление модели, вычисляются остаточные ошибки a_t (блок 23) для заданного набора параметров в два этапа:

$$e_t = (\omega_t - \mu) - \sum_{i=1}^{p} \Phi_i (\omega_{t-i} - \mu) + \sum_{j=1}^{q} \theta_j e_{t+j}, \qquad (22)$$

где e_t – ошибки прогноза назад; $e_{t+j} = 0$ при $t+j > 0$;

$$a_t = e_t - \sum_{i=1}^{p} \Phi_i e_{t-i} + \sum_{j=1}^{q} \theta_j a_{t-j}, \qquad (23)$$

где $a_{t-j} = 0$ при $t-j \le Q$; $t = Q, Q+1,..., N-d$; и Q – отрицательное значение времени t, при котором значения прогнозируемых величин неизмеримо малы.

Управляющий параметр

$$M = \begin{cases} 1, \text{ если } \mu \text{ включено в модель;} \\ 0, \text{ если } \mu \text{ не включено в модель.} \end{cases}$$

Затем для каждого набора параметров (μ, Φ, θ) вычисляется сумма квадратов остаточных ошибок S (μ, Φ, θ) по формуле (блок 34)

$$S(\mu, \Phi, \theta) = \sum_{t=Q}^{N-d} a_t^2 . \qquad (24)$$

По минимальной величине $S(\cdot)$ определяется оптимальная стохастическая модель.

Выходная информация включает все входные данные, а также:

– оценки параметров $\widetilde{\Phi}$ и $\widetilde{\theta}$ оптимальной модели;

– остаточные ошибки a_t;

– порядок операции взятия разности d;

– число параметров модели p и q;

– сумма квадратов остаточных ошибок S.

3.4.5. Алгоритм 5 (рис. 6).

Входная информация:

– выходные данные программы 4;

– параметры γ, ξ, ε, ограничивающие поиск минимума S (μ, Φ, θ).

Определение параметров μ, Φ, θ, минимизирующих S (μ, Φ, θ), проводится в четыре этапа.

Шаг1. Все параметры модели обозначаются через β:

$$\beta = (\beta_1, \beta_2,...,\beta_k),$$

где $k = p+q+1$, т.е. $\beta = f(\mu, \Phi, \theta)$.

Рис. 6. Схема алгоритма оценивания параметров стохастической модели

Затем делается поочерёдное возмущение каждого из параметров и для данной модели вычисляются рекуррентным способом значения остаточных ошибок:

$$a_t(\omega_t;\ \beta_{1,0};\ ...;\ \beta_{i,0}+\delta_i;\ ...;\ \beta_{k,0}), \tag{20}$$

где $\beta_{i,0}$ – начальное значение i-го параметра модели, полученное в алгоритме 3; δ_i – приращение i-го параметра модели, $i = \overline{1,k}$.

По значению остаточных ошибок вычисляются производные

$$x_{i,t} = [a_t(\omega_t;\ \beta_{1,0};\ ...;\ \beta_{i,0};\ ...;\ \beta_{k,0}) - \\ -a_t(\omega_t;\ \beta_{1,0};\ ...;\ \beta_{i,0}+\delta_i;\ ...;\ \beta_{k,0})]\frac{1}{\delta_i}. \tag{21}$$

Шаг 2. По известным a_t, $x_{i,t}$, найденным для текущих значений, находятся:

– матрица размером $K\times K$ (блок 42)

$$\boldsymbol{A} = \{A_{ij}\}, \tag{22}$$

где $A_{ij} = \sum_{t=0}^{N-d} x_{i,t}x_{j,t}$;

– вектор (блок 44)

$$g = (g_1,\ g_2,...,g_k), \tag{23}$$

где $g_i = \sum_{t=0}^{N-d} x_{i,t}a_t$;

– нормирующие величины

$$D_i = \sqrt{A_{ii}}. \tag{24}$$

Шаг 3. Относительно вектора h^* решается система линейных уравнений (блок 43)

$$A^*h^* = g^*, \tag{25}$$

где

$$A^*_{i,j} = A_{ij}/D_iD_j,\ \ i \neq j;$$

$$A^*_{i,j} = 1+\gamma,\quad g^*_i = g_i/D_i, \tag{26}$$

вычисляются новые значения параметров (блок 45)

$$\beta = \beta_0+h,\quad h_j = h^*/D_j, \tag{27}$$

оценивается сумма квадратов остаточных ошибок $S(\beta)$ (блок 46).

Шаг 4. Если $S(\beta) \le S(\beta_0)$ (блок 47), то исследуются поправки параметров h. Если $h_i < \varepsilon$ (блок 48), то сходимость достигнута и вычисляются:

– стандартные ошибки (блок 52)

$$S_i = \left(A_{ii}^{-1} S(\beta) / (N - d - p - q)\right)^{1/2}; \quad (28)$$

– корреляционная матрица $R = \{R_{ij}\}$ (блок 53), где

$$R_{ij} = A_{ij}^{-1} \Big/ \left(A_{ij}^{-1} A_{jj}^{-1}\right)^{1/2}, \quad (29)$$

– χ^2 – статистика (блок 54)

$$\chi^2 = n \sum_{k=1}^{K} r_{aa}^2(k),\ k = 0,1,2,...,K, \quad (30)$$

где

$$r_{aa}(k) = c_{aa}(k)/c_{aa}(0), \quad (31)$$

$$c_{aa}(k) = \frac{1}{N-d} \sum_{t=1}^{N-d-k} (a_t - \overline{a})(a_{t+k} - \overline{a}); \quad (32)$$

$$\overline{a} \frac{1}{N-d} \sum_{t=1}^{N-d} a_t. \quad (33)$$

В противном случае $\beta_0 := \beta$; $\gamma := \gamma\xi$ (блок 50) и вычисления продолжаются с третьего этапа.

Выходная информация включает все входные данные, а также:

– значения параметров модели (μ, Φ, θ);
– остаточные ошибки a_t;
– стандартные ошибки S_i;
– корреляционную матрицу оценок R;
– χ^2-статистику.

Заключение

Методика может быть использована при разработке структурно-алгоритмических решений для построения и использования подсистем контроля временных изменений МХ БИС КА, направленных на повышение эксплуатационной метрологической надежности за счет диагностики и прогнозирования состояния измерительных каналов на основе данных о текущем состоянии контролируемых параметров БИС.

Литература

1. Баженов, В. И. Моделирование основных характеристик и процессов функционирования космических аппаратов / В.И. Баженов, М.И. Осин, Ю.В. Захаров. – М.: Машиностроение, 1985. – 240 с.

2. ГОСТ Р 8.734–2011. ГСИ. Датчики интеллектуальные и системы измерительные интеллектуальные. Методы метрологического самоконтроля. – Стандартинформ, 2012. – 24 с.

3. Раннев, Г. Г. Интеллектуальные средства измерений / Г.Г. Раннев. – М.: Академия, 2011. – 270 с.

4. Грубо, Е. О. Принципы построения средств измерений с коррекцией составляющих полной погрешности/ Е.О. Грубо, В.В. Алексеев, П.Г. Королев // Приборы. – 2010. – № 7. – С. 57–63.

5. Потюпкин, А. Ю. Адаптация бортовых измерительных систем космических аппаратов к условиям измерений / А.Ю. Потюпкин, Ф.Ф. Краснобабцев // Измерительная техника. – 2006. – № 11. – С. 3–9.

6. Бокс, Дж. Анализ временных рядов. Прогноз и управление. Вып.1. / Дж. Бокс, Г. Дженкинс. – М.: Мир, 1974. – 406 с.

7. Статистические методы обработки результатов наблюдений / под ред. Р.М. Юсупова. – МО СССР, 1984. – 563 с.