

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ТЕХНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ ЭЛЕКТРОННЫХ СИСТЕМ С АДАПТИВНЫМИ ПАРАМЕТРИЧЕСКИМИ МОДЕЛЯМИ

С.А. Тоноян
А.В. Балдин
Д.В. Елисеев

tonoyansl@mail.ru
bal@bmstu.ru
d-eli@mail.ru

МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация

Аннотация

Выполнен сравнительный анализ существующих методов прогнозирования временных рядов в целях их применения для раннего обнаружения дефектов и определения технического состояния сложных систем в текущий момент времени и в будущем. Прогноз развития дефектов и своевременная оценка технического состояния на последующий период позволяют повысить готовность и эффективность функционирования системы в целом, что подчеркивает актуальность предложенного подхода построения модели прогноза. Показано, что модель прогноза, построенная на основе информационной модели, позволяет более точно определить динамику изменения процессов в технических системах, поскольку таким образом построенная модель может адекватно воспроизвести имеющиеся закономерности в данных. Рассматривая контролируемые параметры, характеризующие состояние системы как функции времени, можно решить задачу прогнозирования изменений состояния системы. Предложен подход для построения адаптивной модели прогнозирования технического состояния систем, позволяющий обеспечивать более высокую точность как при построении моделей интерполяции, так и при экстраполяции, учитывая значимость данных во временном ряду с помощью весовых коэффициентов

Ключевые слова

Временной ряд, прогнозирование, тренд, случайная ошибка, параметр, измерение, интерполяция, весовые коэффициенты, малая выборка, экстраполяция, априорная информация, адаптивная модель, адекватная модель

Поступила в редакцию 13.05.2016
© МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2016

В современных условиях сложные технические системы должны отвечать соответствующим требованиям по обеспечению работоспособности при воздействии как внутренних, так и внешних факторов. Это необходимо для контроля параметров объектов систем обеспечения функционирования в заданном режиме, что требует создания комплексных систем контроля и прогнозирования. В эти задачи входит получение информации о параметрах функционирования и анализ данной информации для определения текущего и будущего состояний объекта посредством применения методов математической статистики.

Основной задачей, решаемой при проведении статистического исследования, является определение динамики изменения процессов на основе анализа

информационной модели. Такие модели, построенные на основе показателей параметров технических систем, позволяют описать поведение объектов, входящих в сложные системы, в настоящем и будущем [1–3].

Для этих целей используют модели прогнозирования. В самом общем случае прогнозирование можно разделить на два вида: эвристическое и математическое.

При эвристическом прогнозировании прогноз получают на основе субъективного взвешивания совокупности факторов, большая часть из которых может носить качественный характер [4–5].

При математическом прогнозировании результат формируется на основе полученной информации об объекте или процессе с последующей обработкой ее формализованной модели. Здесь результат во многом зависит от тех параметров, которые контролируются или измеряются у объекта, а также от математических методов обработки этой информации, в том числе и временных рядов [4, 5].

Временной ряд есть последовательность, в которой каждое значение содержит в себе информацию о текущем и будущих состояниях. Следовательно, для получения достаточно точных прогнозов, необходимо подробно изучить текущее состояние системы посредством исследования динамики и тенденции изменения временного ряда, которым свойственны периодичность, сезонность [4–6].

Рассматривая контролируемые параметры, характеризующие состояние системы в функции времени, можно, привлекая тот или иной математический аппарат, решить задачу прогнозирования изменений состояния системы [7–9].

Часто по разным причинам (сложность, высокая стоимость и т. д.), число измеренных значений контролируемых параметров небольшое, т. е. имеется малая выборка, и по такой выборке необходимо построить модель прогноза, при этом требуется достаточно высокий уровень точности результатов прогнозирования [10–12].

Проведенный сравнительный анализ среди существующих методов прогнозирования временных рядов по малой выборке (до 15 измерений) показал, что большинство из методов обеспечивают необходимую точность при интерполяции, а при экстраполяции результаты не выдерживают заданную точность. Рассмотренные методы при построении модели прогноза неполноценно использовали имеющуюся информацию:

- априорную информацию для анализа характеристик тренда — динамику изменения процесса, описываемого временным рядом;
- весовые коэффициенты для учета значимости данных по времени в априорной информации, что в основном и приводило к неточным результатам прогноза.

Следовательно, актуальным является разработка такого подхода построения модели, который позволял бы полностью использовать априорную информацию, для:

- построения модели прогноза как модели интерполяции;

- анализа тренда во временном ряду и построения модели прогноза как модели экстраполяции;
- формирования весовых коэффициентов модели в соответствии с данными интервалами времени, где значимость последних измерений больше предыдущих.

Построенная таким образом модель позволит обеспечить точность полученных результатов прогноза, так как при ее реализации должны быть обеспечены адекватность моделей интерполяции и экстраполяции.

Постановка задачи. Изменение технического состояния сложных электронных систем можно рассматривать как случайный процесс $X(t)$. На основе неполной априорной информации, полученной в результате контрольных измерений в момент $t_i \in T_1, i = \overline{1, n}$, возможно выявить закономерности изменения состояния сложных технических систем и на этой основе спрогнозировать их будущие состояния в момент $t_{i+j} \in T_2, j = \overline{1, m}$.

При этом делаются следующие допущения:

- метрологические условия до и в процессе прогноза одинаковы;
- закономерности, имеющие место априори, могут быть и при экстраполяции, т. е. в некоторый будущий отрезок времени.

Данный процесс $X(t)$, порождаемый аддитивным случайным процессом, можно представить в виде

$$X(t) = Y_t + \varepsilon_t, \tag{1}$$

где Y_t — тренд неслучайного компонента; ε_t — случайная компонента; $M[\varepsilon_t] = 0$; $D[\varepsilon_t] = \sigma^2$; $M[\varepsilon_t, \varepsilon_{t+\tau}] = 0$. Случайная компонента ε_t выражает отклонение процесса от тренда.

Прежде чем решать непосредственную процедуру прогнозирования, необходимо определить наличие тренда во временном ряду $\{X(t_i)\}$.

Выделение существующего тренда во временном ряду. Имеется большое количество критериев проверки гипотезы об отсутствии тренда во временном ряду $\{X(t_i)\}, i = \overline{1, n}$. В их числе метод Форстера — Стюарта [6], основанный на проверке разности средних значений равных выборок одного и того же временного ряда.

Поскольку, число членов ряда в нашей задаче довольно мало, воспользуемся методом проверки разности средних, разработанным для малых выборок. В этом случае временной ряд $\{X(t_i)\}$ разбивается на две равные или почти равные части:

$$\{X(t_i)\}, i = \overline{1, n} = \{X^I(t_i)\}, i = \overline{1, n_1} \cup \{X^{II}(t_i)\}, i = \overline{1, n_2}, \tag{2}$$

$$n_1 + n_2 = n, n_1 \cong n_2 \cong n/2,$$

$$\{X^I(t_i) = X(t_i), i = \overline{1, n_1} \quad X^{II}(t_i)\} = \{X(t_{i+n_1})\}, i = \overline{1, n_2}.$$

Проверка гипотезы о наличии разности средних $M(X^I) - M(X^{II})$, где

$$M(X^I) = \frac{1}{n_1} \sum_1^{m_1} X(t_i), \quad M(X^{II}) = \frac{1}{n_2} \sum_{m_1+1}^n X(t_i). \quad (3)$$

Проверка осуществляется с помощью t -статистик Стьюдента. Значение t -статистик вычисляется по формуле

$$\hat{t} = \{M(X^I) - M(X^{II})\} / S, \quad (4)$$

где S — среднеквадратическое отклонение разности средних значений, при этом предполагается, что $D_1 = D_2 + \varepsilon$, $\varepsilon \rightarrow 0$, $D_1 D_2$. Среднеквадратическое отклонение разности средних S можно вычислить на основе средней взвешенной величины дисперсий отдельных совокупностей:

$$S = \left[\frac{(n_1 - 1)S_1^2 + (n_2 - 1)S_2^2}{T_1 + T_2 - 2} \right]^{1/2} \left[\frac{1}{T_1} + \frac{1}{T_2} \right]^{1/2}. \quad (5)$$

При $n_1 = n_2 = n/2$ выражение будет иметь вид

$$S = \left[2 \frac{S_1^2 + S_2^2}{T} \right]^{1/2}, \quad (6)$$

где S_1^2 , S_2^2 — выборочные эмпирические дисперсии рядов $\{X^I(t_i)\}$, $\{X^{II}(t_i)\}$,

$$S_j^2 = \left[\frac{\sum_{i=1}^{n_j} (X^j(t_i) - M(X^j))^2}{n_j - 1} \right]^{1/2}. \quad (7)$$

Вычисленное значение \hat{t} сравнивается с табличным t_α при числе степеней $(T_1 + T_2 - 2)$ и уровне значимости $\alpha = 0,05$ или $0,01$. Нулевая гипотеза H_0 об отсутствии тренда $H_0 : M(X^I) = M(X^{II})$ отвергается, если $\hat{t} \geq t_\alpha$ и применяется при $\hat{t} < t_\alpha$. Данный способ применим для выборок $\{X(t_i)\}$ с нормальным распределением $N(m, \sigma)$.

Проверку однородности дисперсии можно провести с помощью F -критерия Фишера

$$\hat{F} = \frac{S_1^2}{S_2^2}, \quad S_1^2 > S_2^2. \quad (8)$$

Если $\hat{F} < F_{p, m_1, m_2}$ (значение F_{p, m_1, m_2} задано таблично, где $p = \alpha/2$ — заданный уровень доверительности, $m_1 = n_1 - 1$, $m_2 = n_2 - 1$ при заданном уровне вероятности), то гипотезу об однородности дисперсии можно принять, в противном случае она должна быть отклонена с вероятностью погрешности α .

После того как гипотеза о наличии тренда во временном ряду $\{X(t_i)\}$ принята, необходимо определить закономерности временного ряда, происходящего в данном процессе, а также определить направления, скорости и интенсивности этого изменения.

Прогнозирование временных рядов, как правило, включает в себя в качестве предварительного этапа решение задачи сглаживания. По имеющейся реализации $\{X(t_i)\}$ некоторого случайного процесса требуется определить наилучшим образом оценку $\hat{Y}(t)$ некоторой случайной компоненты — тренда, являющегося в каждый фиксированный момент времени средним значением случайной величины и отражающего закономерности поведения исследуемой характеристики во времени.

Необходимость сглаживания временных рядов обусловлена тем, что помимо влияния на уровни ряда главных факторов, которые в конечном счете и формируют конкретный вид исследуемой компоненты, т. е. тренда, на них действует большое количество случайных факторов, которые вызывают отклонение фактических уровней от тренда.

Выбор формы кривой для сглаживания в определенной степени зависит от целей сглаживания, т. е. интерполирования или экстраполирования. В первом случае основной целью является достижение наибольшей близости к фактическим уровням временного ряда. Во втором, который относится к рассматриваемой задаче, — выявление основной закономерности развития явления, в отношении которой можно выдвинуть гипотезу, что она в течение некоторого времени сохранится в будущем.

Построение адаптивной модели прогнозирования. С этой целью интервал наблюдения $T[t_1, t_n]$ процесса разбивается на две части:

$T_1^1 [t_1, t_{n-k}]$ — интервал, где строится модель процесса;

$T_1^0 [t_{(n-k)+1}, t_n]$ — интервал обучения, где формируются адаптивные весовые коэффициенты ξ (рис. 1).

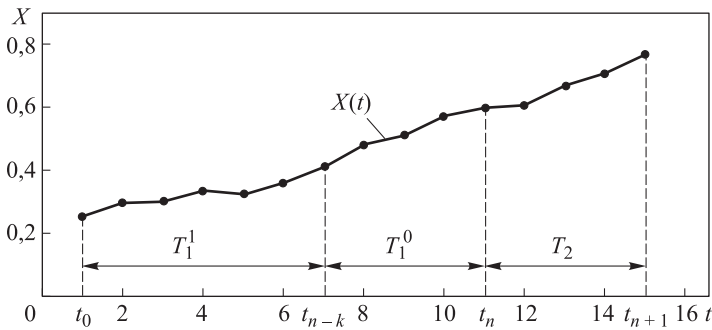


Рис. 1. Разбиение интервала измерения $X(t_i)$

Разбиение интервала проводится по критерию максимальной дисперсии.

Пусть $\{D_m\}$ — множество дисперсии в интервале $T_1 [t_1, t_n]$, а e_m — относительные погрешности[5]:

$$e_m = \frac{D_{m+1} - D_m}{D_m}. \tag{9}$$

Проведя ранжирование по e_m , определим точку K , для которой справедливо выражение:

$$e_k = \min \{e_m\}, m = \overline{1, t_n}.$$

Модель, с помощью которой восстанавливается случайный процесс $\{X(t_i)\}$, строится с помощью полиномов j -й степени по известным значениям $\{X(t_i)\}$, $i = \overline{1, n-k}$. Степень полинома определяется из условий

$$S = \sum_{i=1}^{n-k} [X(t_i) - a_j F_j(t_i)]^2 = \min, \quad (10)$$

где $\{X(t_i)\}$ — исходный процесс, известный в интервале $T_1[t_1, t_n]$; $F_j(t_i)$ — аппроксимирующий полином j -й степени, $j = \overline{1, P}$.

Предположим, что зависимость $S = f(j)$ описывается кривой, показанной на рис. 2. По формуле (10) вычисляется среднеквадратическое отклонение S при $j = \overline{1, P}$ и определяется конкретное значение оптимальной степени аппроксимирующего полинома или интервал ее нахождения (см. рис. 2).

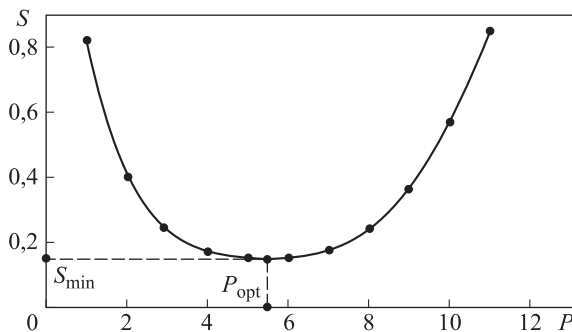


Рис. 2. Зависимость среднеквадратического отклонения от сложности модели

Следующим этапом является определение адаптивных весовых коэффициентов, удовлетворяющих условию

$$U = \sum_{i=(n-k)+1}^n \left[X(t_i) - \frac{1}{P} \sum a'_j \xi_j F_j(t_i) \right]^2 = \min, \quad (11)$$

где ξ_j — адаптивные весовые коэффициенты, первоначально формируемые в интервале обучения $T_1^0[t_{(n-k)+1}, t_n]$, а затем в интервале $T_2[t_{n+1}, t_{n+l}]$, $l = \overline{1, m}$, т. е. в прогнозируемой области; P — степень аппроксимирующего полинома. Суммы весовых коэффициентов должны удовлетворять условию

$$\sum_{j=1}^P \xi_j = 1. \quad (12)$$

Весовые коэффициенты $\xi_j, j = 1, P$, определяются следующими соотношениями:

$$\xi_1 = \frac{\sum_{i=(n-k)+1}^n \sum_{j=1}^P K_i(t_i)}{P \sum_{i=(n-k)+1}^n K_1(t_i)},$$

.....

$$\xi_P = \frac{\sum_{i=(n-k)+1}^n \sum_{j=1}^P K_j(t_i)}{P \sum_{i=(n-k)+1}^n K_P(t_i)},$$
(13)

где

$$K_i(t_i) = \frac{X_j(t_i)}{X(t_i)}, i = \overline{(n-k)+1, n}; j = \overline{1, P}. \tag{14}$$

Здесь $\hat{X}_j(t_i)$ — прогнозируемое значение $X(t_i)$ с помощью аппроксимирующего полинома $F_j(t_i)$ -й степени; $K_i(t_i)$ — коэффициенты, характеризующие взаимное положение кривых $X(t_i)$ и $\hat{X}_j(t_i)$.

Входящий в (11) множитель $1/P$ можно учесть непосредственно в соотношении (12); тогда имеем

$$\xi_P = \frac{\sum_{i=(n-k)+1}^n \sum_{j=1}^P K_i(t_i)}{P^2 \sum_{i=(n-k)+1}^n K_P(t_i)}, \tag{15}$$

а условие (10) с учетом (15) принимает вид

$$U = \sum_{i=(n-k)+1}^n \left[X(t_i) - \sum_{j=1}^P a'_j \xi_j F_j(t_i) \right]^2 = \min. \tag{16}$$

После того как в интервале времени $T_1^1 [t_1, t_{n-k}]$ определена оптимальная степень полинома или интервал ее нахождения и вычислены весовые коэффициенты ξ_j в интервале $T_1^0 [t_{(n-k)+1}, t_n]$, можно осуществить экстраполяцию в область $T_2 [t_{(n+1)}, t_{(n+l)}]$, $l = \overline{1, m}$.

Анализ результатов прогнозирования. Для наглядности рассмотрим прогнозирование изменений длительности импульса t_n на выходе генератора Г5-18 по 15 измерениям, полученным экспериментальным способом (таблица). Предполагается, что ошибки измерения ε_t пренебрежимо малы и $\varepsilon_t \approx 0$.

Результаты экспериментальных измерений

Временной ряд	t	$X(t)$	$X_{vc}(t)$	$X_{2ch}(t)$	$X_{3ch}(t)$	$X_{3ny}(t)$	$X_{2ny}(t)$	$X_{2ln}(t)$	$X_{3ln}(t)$
Построение модели	1	0,089	0,089	0,089	0,089	0,089	0,089	0,089	0,089
	2	0,091	0,091	0,091	0,091	0,091	0,091	0,091	0,091
	3	0,093	0,093	0,093	0,093	0,093	0,093	0,093	0,093
	4	0,095	0,095	0,095	0,095	0,095	0,095	0,095	0,095
	5	0,096	0,096	0,096	0,096	0,096	0,096	0,096	0,096
	6	0,098	0,098	0,097	0,098	0,096	0,098	0,098	0,098
Прогнозирование значения $X(t)$	7	0,104	0,1007	0,1	0,101	0,097	0,1006	0,099	0,1029
	8	0,11	0,1038	0,102	0,105	0,097	0,1041	0,0992	0,1109
	9	0,114	0,108	0,104	0,11	0,099	0,1076	0,0995	0,1188
	10	0,117	0,112	0,106	0,116	0,099	0,122	0,1023	0,1268
	11	0,118	0,116	0,108	0,123	0,099	0,1377	0,1034	0,1377
	12	0,125	0,1189	0,11	0,131	0,1	0,1501	0,1036	0,1457
	13	0,129	0,1247	0,112	0,14	0,1	0,1691	0,1069	0,1536
	14	0,131	0,1297	0,114	0,15	0,102	0,1805	0,1081	0,1716
	15	0,132	0,1341	0,116	0,161	0,103	0,1955	0,1095	0,1835

В интервале t_i [1, 6], рассматривая в качестве априорной информации данные временного ряда $\{X(t_i)\}$, строим модель прогноза $X(t_i)$ в интервале t_i [7, 15] по нижеперечисленным методам.

Проведем сравнительный анализ результатов прогнозирования, полученных приведенными методами. В качестве критерия оценки точности результатов прогнозирования применим метод наименьших квадратов — как минимум среднеквадратического отклонения прогнозируемых и реальных значений. По этому критерию предлагаемая модель с адаптивными весовыми коэффициентами оказалась в среднем в 1,3–1,35 раз лучше, чем остальные модели (рис. 3).

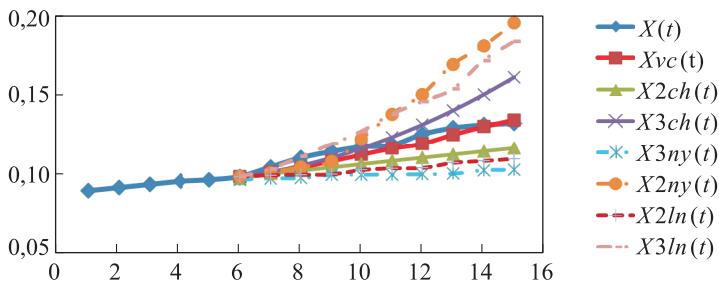


Рис. 3. Сравнительные результаты прогнозирования временного ряда $X(t_i)$ — исходного процесса следующими моделями:

$X_{vc}(t)$ — модель с адаптивными весовыми коэффициентами; $X_{2ch}(t)$, $X_{3ch}(t)$ — ортогональные полиномы Чебышева; $X_{2ny}(t)$, $X_{3ny}(t)$ — полиномы Ньютона; $X_{2ln}(t)$, $X_{3ln}(t)$ — полиномы Лагранжа

При этом весовые коэффициенты ξ_j можно вычислять либо один раз за весь период прогнозирования, либо на следующем шаге прогнозирования. Проведенный эксперимент показал, что второй способ дает более точный результат прогноза, чем первый.

Построим диаграмму исследуемого процесса $X(t_i)$ и его прогнозируемые значения (рис. 4).

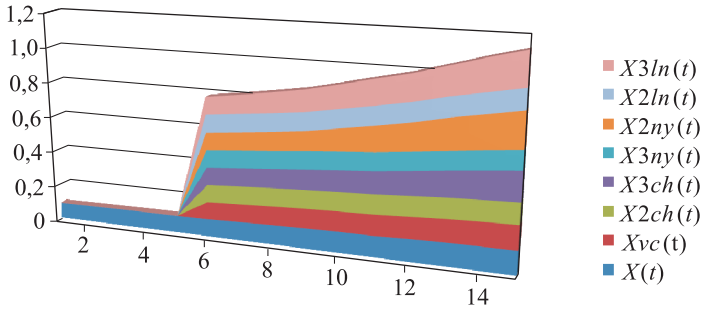


Рис. 4. Диаграмма результатов прогнозирования временного ряда $X(t)$

Ранжированная диаграмма по точности результатов прогнозирования наглядно указывает, как расположились модели прогнозирования, откуда и видно, что предложенный метод является лучшим среди анализируемых.

ЛИТЕРАТУРА

1. Бриллинджер Д.Р. Временные ряды. Обработка данных и теория / под ред. А.Н. Колмогорова. М.: Мир, 1980. 536 с.
2. Бендат Дж., Пирсол А. Прикладной анализ данных / пер. с англ. М.: Мир, 1989. 540 с.
3. Паклин Н.Б., Орешков В.И. Бизнес-аналитика: от данных к знаниям. СПб.: Питер, 2013. 704 с.
4. Барсегян А.А. Анализ данных и процессов. СПб.: БХВ-Петербург, 2009. 512 с.
5. Тоноян С.А. Разработка структуры автоматизированной системы управления техническим состоянием объектов авиационной техники и прогнозирующего контроля. Автореф. дис. ... канд. техн. наук. М.: МГТУ им. Н.Э. Баумана, 1985. 16 с.
6. Четыркин Е.М. Статистические методы прогнозирования. М.: Статистика, 1977. 200 с.
7. Тоноян С.А., Сараев Д.В. Темпоральные модели базы данных и их свойства // Инженерный журнал: наука и инновации. 2014. Вып. 12.
DOI: 10.18698/2308-6033-2014-12-1333 URL: <http://engjournal.ru/catalog/it/hidden/1333.html>
8. Власова Е.А. Ряды / под ред. В.С. Зарубина, А.П. Крищенко. М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2006. 616 с.
9. Дейпер Н., Смит Г. Прикладной регрессионный анализ. М.: Финансы и статистика, 1987. 343 с.
10. Мейндоланд Дж. Вычислительные алгоритмы в прикладной статистике. М.: Финансы и статистика, 1988. 349 с.
11. Балдин А.В., Тоноян С.А., Елисеев Д.В. Анализ избыточности хранения темпоральных данных средствами реляционных СУБД // Инженерный журнал: наука и инновации. 2014. Вып. 4. DOI: 10.18698/2308-6033-2014-4-1273 URL: <http://engjournal.ru/catalog/it/hidden/1273.html>
12. Кендэл М. Временные ряды. М.: Финансы и статистика, 1981. 329 с.

Тоноян Славик Анушаванович — канд. техн. наук, доцент кафедры «Системы обработки информации и управления» МГТУ им. Н.Э. Баумана (Российская Федерация, 105005, Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5).

Балдин Александр Викторович — д-р техн. наук, директор НОЦ ЭУ МГТУ им. Н.Э. Баумана (Российская Федерация, 105005, Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5).

Елисеев Дмитрий Владимирович — канд. техн. наук, программист НОЦ ЭУ МГТУ им. Н.Э. Баумана (Российская Федерация, 105005, Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5).

Пробьба ссылаться на эту статью следующим образом:

Тоноян С.А., Балдин А.В., Елисеев Д.В. Прогнозирование технического состояния электронных систем с адаптивными параметрическими моделями // Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. Приборостроение. 2016. № 6. С. 115–125.

DOI: 10.18698/0236-3933-2016-6-115-125

TECHNICAL STATE PREDICTION OF ELECTRONIC SYSTEMS WITH ADAPITIVE PARAMETRIC MODELS

S.A. Tonoyan

A.V. Baldin

D.V. Eliseev

tonoyansl@mail.ru

bal@bmstu.ru

d-eli@mail.ru

Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation

Abstract

This article provides a comparative analysis of existing methods for predicting time series, for the purpose of their applying for early detection of defects and determination of the technical state of complex systems at the current time and in future. The defect forecast and timely assessment of technical state for the subsequent period can improve the readiness and effectiveness of the system functioning as a whole, underscoring the relevance of the proposed approach to building a forecast model. Findings of the research show that the forecast model, built on the basis of the information model, makes it possible to more accurately determine the dynamics of the processes in technical systems, as this model can adequately reproduce the data regularities. If we consider the controlled parameters characterizing the state of the system as a time function, we can solve the problem of predicting changes in system state. This paper proposes an approach to build an adaptive forecasting model of system technical state. This enables us to ensure higher accuracy both of interpolation models construction and extrapolation, given the data significance in the time series using weight coefficients

Keywords

Time series, prediction, trend, random error, parameter, measurement, interpolation, weight coefficient, small sample, extrapolation, prior information, adaptive model, adequate model

REFERENCES

[1] Brillinger D.R. Time series data analysis and theory. Berkeley, Holt, Rinehart, and Winston, 1975. 540 p. (Russ. ed.: Vremennye ryady. Obrabotka dannyx i teoriya. Moscow, Mir Publ., 1980. 532 p.)

- [2] Bendat J., Persol A. Measurement and analysis of random data. New York, Wiley, 1966. 390 p. (Russ. ed.: *Prikladnoy analiz dannykh*. Moscow, Mir Publ., 1989. 540 p.). Available at: <http://engjournal.ru/catalog/it/hidden/1333.html>
- [3] Paklin N.B., Oreshkov V.I. *Biznes analitika: ot dannykh k znaniyam* [Business analytics: from data to knowledge]. Sankt-Petersburg, Piter Publ., 2013. 704 p.
- [4] Barsegyan A.A. *Analiz dannykh i protsessov* [Data and process analysis]. Sankt-Petersburg, BKhV-Peterburg Publ., 2009. 512 p.
- [5] Tonoyan S.A. *Razrabotka struktury avtomatizirovannoy sistemy upravleniya tekhnicheskim sostoyaniem ob"ektov aviatsionnoy tekhniki i prognoziryushchego kontrolya*. Avtoref. kand. tekhn. nauk [Automated control system structure development for object technical state control and predict control. Kand. tech. sci. abstract]. Moscow, Bauman MSTU Publ., 1985. 16 p.
- [6] Chetyrkin E.M. *Statisticheskie metody prognozirovaniya* [Statistical forecasting methods]. Moscow, Statistika Publ., 1977. 200 p.
- [7] Tonoyan S.A., Saraev D.V. Temporal database models and their properties. *Inzhenernyy zhurnal: nauka i innovatsii* [Engineering Journal: Science and Innovation], 2014, iss. 12 (in Russ.). DOI: 10.18698/2308-6033-2014-12-1333 Available at: <http://engjournal.ru/eng/catalog/it/hidden/1333.html>
- [8] Vlasova E.A. *Ryady* [Series]. Moscow, Bauman MSTU Publ., 2006. 616 p.
- [9] Draper N., Smith H. *Applied regression analysis*. New York, Wiley. (Russ. ed.: *Prikladnoy regressionnyy analiz*. Moscow, Finansy i statistika Publ., 1987. 343 p.)
- [10] Maindonald J.H. *Statistical Computation*. New York, John Wiley & Sons. (Russ. ed.: *Vychislitel'nye algoritmy v prikladnoy statistike*. Moscow, Finansy i statistika Publ., 1988. 349 p.)
- [11] Baldin A.V., Tonoyan S.A., Eliseev D.V. Analysis of temporal data storage redundancy by means of RDBMS. *Inzhenernyy zhurnal: nauka i innovatsii* [Engineering Journal: Science and Innovation], 2014, iss. 4. DOI: 10.18698/2308-6033-2014-4-1273 Available at: <http://engjournal.ru/eng/catalog/it/hidden/1273.html>
- [12] Kendall M.G. *Time series*. London, Griffin, 1976. (Russ. ed.: *Vremennye ryady*, Moscow, Finansy i statistika Publ., 1981. 329 p.).

Tonoyan S.A. — Cand. Sci. (Eng.), Assoc. Professor of Information Processing and Control Systems Department, Bauman Moscow State Technical University (2-ya Baumanskaya ul. 5, Moscow, 105005 Russian Federation).

Baldin A.V. — Dr. Sci. (Eng.), Director of Scientific-Educational Center of Electronic University, Bauman Moscow State Technical University (2-ya Baumanskaya ul. 5, Moscow, 105005 Russian Federation).

Eliseev D.V. — Cand. Sci. (Eng.), programmer of Scientific-Educational Center of Electronic University, Bauman Moscow State Technical University (2-ya Baumanskaya ul. 5, Moscow, 105005 Russian Federation).

Please cite this article in English as:

Tonoyan S.A., Baldin A.V., Eliseev D.V. Technical State Prediction of Electronic Systems with Adaptive Parametric Models. *Vestn. Mosk. Gos. Tekh. Univ. im. N.E. Baumana, Priborostr.* [Herald of the Bauman Moscow State Tech. Univ., Instrum. Eng.], 2016, no. 6, pp. 115–125. DOI: 10.18698/0236-3933-2016-6-115-125