

УДК 681.518.54

О. Ю. КРОПАЧЕК**ИССЛЕДОВАНИЕ АЛГОРИТМОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ МНОГОМЕРНЫХ ТЕРМОДИНАМИЧЕСКИХ СОСТОЯНИЙ СЛОЖНЫХ ПРОМЫШЛЕННЫХ ОБЪЕКТОВ**

Удосконалено математичну модель коефіцієнта автокогерентності для виявлення частотної і тимчасової нестационарності перехідних випадкових теплових процесів. Показана можливість використання коефіцієнта частотної нестационарності по зсуву для контролю екстремальних значень багатовимірних теплових процесів при істотних обмеженнях інтервалу часу спостереження. Доведено можливість екстраполяції контрольованих багатовимірних термодинамічних параметрів по вдосконаленим коефіцієнтам автокогерентності з використанням імовірно обґрунтованої процедури локального прогнозування. Отримано рівняння для дисперсій похибки прогнозування для альтернативних обчислювальних процедур та визначено умови підвищення ефективності прогнозування. Доведено можливість підвищення точності статистичного контролю теплових процесів при екстраполяції удосконалення коефіцієнтів автокогерентності.

Ключові слова: теплові процеси, температура, прогнозування, діагностика, ідентифікація, когерентність, вейвлет перетворення.

Усовершенствована математическая модель коэффициента автокогерентности для выявления частотной и временной нестационарности переходных случайных тепловых процессов. Показана возможность использования коэффициента частотной нестационарности по сдвигу для контроля экстремальных значений многомерных тепловых процессов при существенных ограничениях интервала времени наблюдения. Доказана возможность экстраполяции контролируемых многомерных термодинамических параметров по усовершенствованным коэффициентам автокогерентности с использованием вероятно обоснованной процедуры локального прогнозирования. Получены уравнения для дисперсий погрешности прогнозирования для альтернативных вычислительных процедур и определены условия повышения эффективности прогнозирования. Доказана возможность повышения точности статистического контроля тепловых процессов при экстраполяции усовершенствованных коэффициентов автокогерентности.

Ключевые слова: тепловые процессы, температура, прогнозирование, диагностика, идентификация, когерентность, вейвлет преобразование.

The mathematical model of the coefficient of auto-coherence has been improved to detect the frequency and time nonstationarity of transient random thermal processes. The possibility of using the frequency nonstationarity factor in the shift to control the extreme values of multidimensional thermal processes is shown with significant limitations of the observation time interval. The possibility of extrapolation of controlled multidimensional thermodynamic parameters by improved coefficients of auto-coherence with the use of a probabilistically grounded procedure of local prediction is proved. Equations for prediction error variances for alternative computational procedures are obtained and conditions for improving forecasting efficiency are determined. The possibility of increasing the accuracy of statistical control of thermal processes during extrapolation of the improved coefficients of auto-coherence is proved.

Keywords: thermal processes, temperature, prediction, diagnostics, identification, coherence, wavelet transformation.

Постановка проблеми. Повышение эффективности работы любых информационных систем контроля, диагностики, идентификации невозможно без учета априорной информации, связанной с исходной неопределенностью состояний контролируемых или диагностируемых объектов. Кроме того, уменьшение такой неопределенности связано с повышением точности измерительных преобразований и уменьшения остаточной неопределенности решений, принимаемых в ходе контроля или функциональной диагностики.

Актуальность и целевая направленность темы обусловлены необходимостью совершенствования информационных технологий компьютеризированной идентификации диагностики и контроля объектов с динамическими нестационарными свойствами. Такие объекты имеют различную физическую природу, но характеризуются неустранимой неопределенностью локальных, по времени, переходных процессов, сопровождающих динамику их функционирования (механические и тепловые процессы в технологических, транспортных, энергетических системах и агрегатах; биоэлектрические системы живых организмов и т.д.).

Анализ литературы. Проблема эффективного прогнозирования поведения сложных промышленных объектов по поведению процессов, протекающих в них, всегда являлась предметом вероятностно-

статистического анализа процедур преобразования первичной измерительной информации во вторичные логические решения. При этом, степень и глубина изучения проблемы связывалась со сложностью математической модели процедуры такого преобразования [1 – 2]. Лучшее всего изучена проблема для простых (линейных) процедур, реализованных в виде параметрических линейных дискриминантных функций (ДФ) [1, 3]. Квадратичные функции, учитывающие априорную информацию большего (в разы) объема исследованы – недостаточно [4]. По крайней мере, отсутствуют статистически обоснованные модели функциональной связи между объемами обучающих выборок, используемых для синтеза коэффициентов дискриминантной функции и интервальными оценками достоверности получаемых решений.

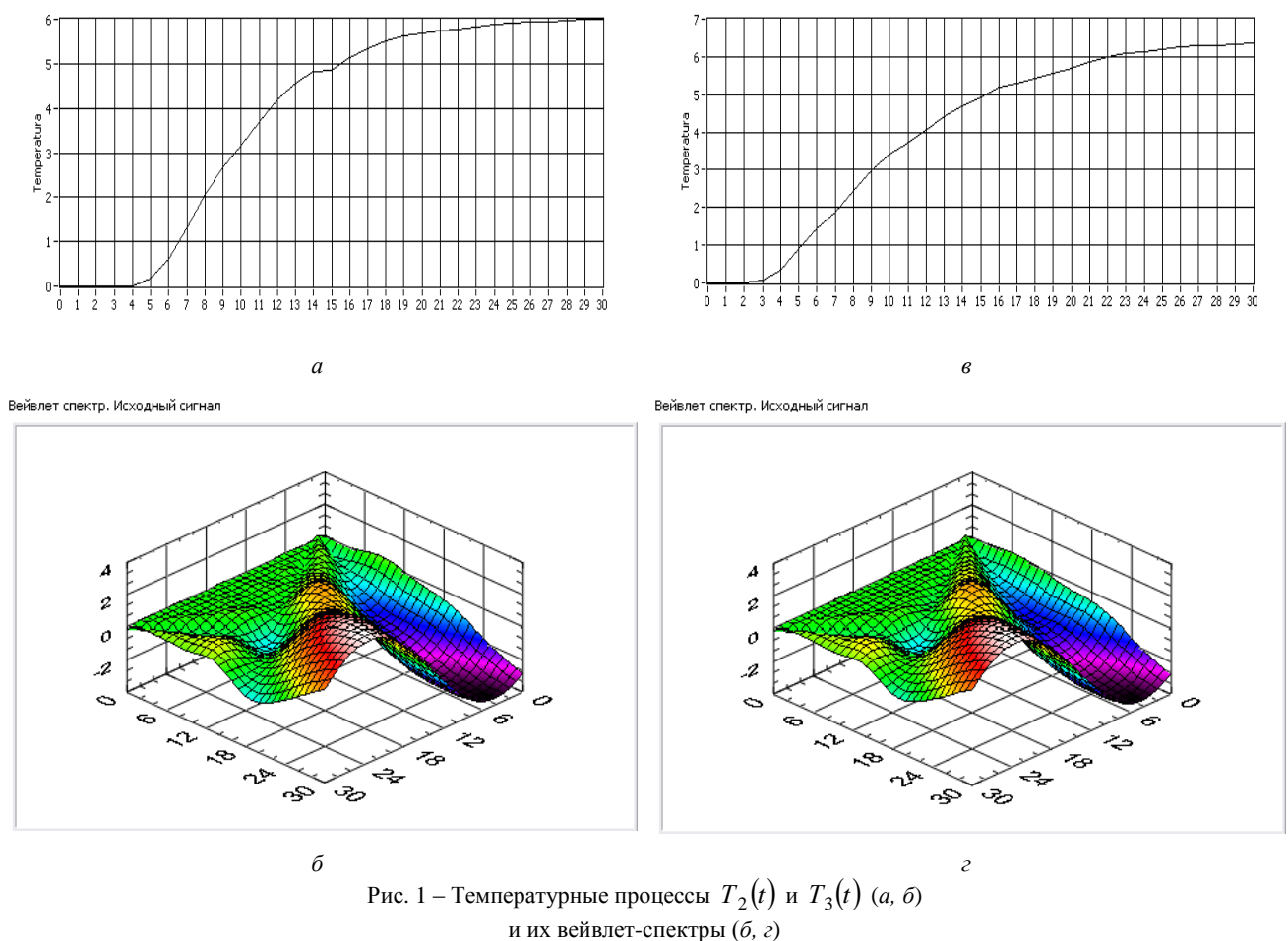
Цель статьи. Совершенствование статистически адекватных вероятностных моделей объектов с априори неопределенными динамическими свойствами при ограничении на объемы первичной измерительной информации с целью внедрения информационно-вычислительных процедур вероятностного моделирования и контроля динамически неоднородных объектов в ИИС диагностики, идентификации и контроля

Анализ особенностей прогнозирования тепловых процессов. Использование алгоритмов

прогнозирования параметрических изменений в неравновесных термодинамических системах является формально привлекательной задачей. Это объясняется тем, что термодинамические процессы физически инерционны, обладая, при этом, невысокой остаточной неопределенностью своих значений. Кроме этого, математические ожидания таких процессов являются практически неслучайными функциями времени, имеющими физически обоснованные математические модели своих изменений. Фактически, термодинамические процессы – это случайные процессы, нестационарные, в основном, по математическому ожиданию [5, 6]. Однако, при долгосрочном прогнозе поведения термодинамических систем следует учитывать два фактора, влияющих на неопределенность прогноза.

Во-первых, фактор размерности термодинамической системы, связывающий величину ошибки прогноза с видом конкретной математической модели преобразования первичных результатов измерений для получения вторичной информации в форме логических выводов (задачи управления, контроля, идентификации [7 – 9]).

Во-вторых, несмотря на очевидность имеющейся у термодинамических процессов нестационарности по математическому ожиданию, такие процессы, хотя и слабо, но нестационарны и по спектру. Это хорошо видно из рис. 1, б, з, если рассматривать сечения вейвлет-спектров температурных процессов вдоль оси сдвига.



Учет влияния перечисленных факторов на ошибку прогноза может способствовать ее уменьшению, повышая количество получаемой информации в задачах статистического управления и контроля [10]. Это повышение будет тем эффективнее, чем короче интервалы времени, используемые для изучения термодинамических процессов на этапе обучения информационной системы экстраполяционного контроля и идентификации [11, 12], особенно, если в таких системах тестирование процессов осуществляется с помощью прогнозирующих фильтров [10].

Аналитический обзор вычислительных процедур статистического контроля и управления.

Широкое применение параметрических тестов в ИИС управления и контроля по вектору входных измеряемых величин (в общем случае процессов) [8, 13] использует базовые процедуры суммирования некоторых функций этих величин. Выбор этих функций определяется целями, достижение которых обеспечивается при выборе соответствующего решения (из конечного множества, априори задаваемых). Особенность таких функций – нормативное соответствие стандартной вероятностной модели случайных изменений.

Сама процедура суммирования предназначена для формирования критериальной статистики, для

которой можно задать уровень значимости (параметрический контроль) или средний риск (функциональная диагностика) [10]. Статистические модели подобного контроля и управления широко применяются, например, при активном мониторинге технологических процессов, обнаруживая нарушения их стабильности и точности [14]. Вычислительные процедуры типа суммирования позволяют накапливать измерительную информацию при параметрическом контроле в форме виртуальных, или реализующих физически контрольных карт Шухарта, адаптивных карт накопленных сумм и скользящего среднего, многомерных χ^2 и T^2 карт Шухарта и Хотеллинга, многомерных карт кумулятивных сумм и т.д. [14].

Такие карты используют три базовых модели вычислительных процедур:

а) суммирование центрированных результатов измерения (карты накопленных сумм, скользящего среднего), рекурсивное суммирование (карты экспоненциально взвешенных скользящих средних);

б) суммирование квадратов предварительно центрированных и нормированных результатов измерений (χ^2 и T^2 карты);

в) суммирование логарифмически преобразованных результатов измерений (многомерные карты кумулятивных сумм).

Реализация вариантов а) и б) приводит к использованию математических моделей формирования критериальных статистик вида:

$$а) C = \sum_{i=1}^n (x_i - \mu_i), \quad (1)$$

$$б) T^2 = \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \mu_i}{\sigma_i} \right)^2, \quad (2)$$

где x_i – i -тая составляющая n -мерного вектора $\bar{x} = (x_1, \dots, x_n)$ результатов измерений;

μ_i, σ_i – оценки среднего и СКО случайной величины x_i .

Вариант в) реализует процедуру вычисления отношения правдоподобия

$$S_n = \sum_{i=1}^n \ln \frac{f(x_i/\Theta_0)}{f(x_i/\Theta_1)}, \quad (3)$$

где $f(x_i/\Theta_0), f(x_i/\Theta_1)$ – условные плотности распределения вероятностей составляющих вектора \bar{x} для двух вариантов Θ_0, Θ_1 технического состояния технологического состояния технологического процесса (Θ_0 – норма, Θ_1 – наличие нарушений).

Варианты а) и б) широко используют для принятия альтернативных и многоальтернативных диагностических решений [13, 15], реализуя многомерные вычислительные процедуры при формировании решающих (дискриминантных) функций:

а) линейные функции вида

$$g(\bar{x}) = \sum_{i=1}^n \left[x_i - \frac{\mu_i^{(0)} + \mu_i^{(1)}}{2} \right] \left(\frac{\mu_i^{(0)} + \mu_i^{(1)}}{\sigma_i} \right), \quad (4)$$

где $\mu_i^{(0)}, \mu_i^{(1)}$ – условные математические ожидания (по состояниям Θ_0, Θ_1) для реализации x_i ;

б) квадратичные функции вида

$$g(\bar{x}) = \sum_{i=1}^n \left\{ \left(\frac{x_i + \mu_i^{(1)}}{\sigma_i} \right)^2 - \left(\frac{x_i + \mu_i^{(0)}}{\sigma_i^{(0)}} \right)^2 + 2 \cdot \ln \frac{\sigma_i^{(1)}}{\sigma_i^{(0)}} \right\}. \quad (5)$$

Следует отметить, что базовые операции суммирования вида (1) и (2) реализуют задачи анализа многомерных данных, использующих понятие статистического расстояния между состояниями Θ_0 и Θ_1 (диагностика) или расстояния до Θ_0 (контроль) в n -мерном пространстве вектора \bar{x} . При этом линейные модели тестирования характерны для случая постоянства, по состояниям Θ_0 и Θ_1 , дисперсионных (или ковариационных) матриц вектора \bar{x} , что приводит к использованию операций суммирования типа (1), (4). Если матрицы изменяются с видом состояния, то суммируются квадратично преобразованные составляющие вектора \bar{x} (модели типа (2), (5)).

Суммирование типа (3) является общим и может быть сведено либо к варианту а), либо к варианту б). В любом случае, многомерная геометрическая интерпретация статистического расстояния реализуется либо в виде расстояния Махаланобиса [16], либо Хотеллинга [14]. Разность между перечисленными расстояниями имеет размерность константы.

Исследование эффективности локального и общего прогнозирования для процедур суммирования

Рассмотрим две принципиально различных вычислительных процедуры суммирования, реализующих одну и двух математических моделей экстраполяции:

1) предварительная (локальная) экстраполяция, когда вначале экстраполируются значения x_i входного вектора \bar{x} , а затем экстраполированные \tilde{x}_i значения суммируются

$$S_{\tilde{x}} = \sum_{i=1}^n \tilde{x}_i, \quad (6)$$

2) окончательная (общая) экстраполяция, когда сначала суммируются составляющие вектора \bar{x}

$$S_{\bar{x}} = \sum_{i=1}^n \tilde{x}_i, \quad (7)$$

а затем вычисляется экстраполированное значение $S_{\tilde{x}}$ этой суммы.

На рис. 2 представлены блок-схемы указанных вычислительных процедур.

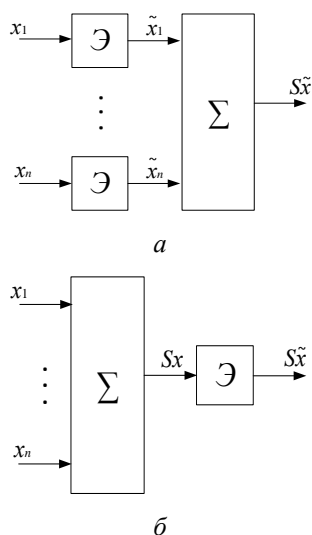


Рис. 2 – Блок-схемы вычислительных процедур при локальном а) и общем прогнозировании (Э – операция экстраполяции, Σ – операция суммирования)

Для исследования дисперсии ошибок прогнозирования (экстраполяции) $D_{(1)}$ и $D_{(2)}$ моделей 1) и 2) вычислительных процедур на интервале прогнозирования τ воспользуемся статистической моделью прогнозирующего фильтра второго порядка, учитывающей корреляцию $\rho(\tau)$ между последним значением $x_i(t_N) = x_i$ и предсказанным значением $x_i(t_N + \tau) = \tilde{x}_i$ [54]:

$$\tilde{x}_i = L(x_i, \tau) + e_i, \tag{8}$$

где e_i – случайная абсолютная погрешность экстраполяции,

$L(\bullet)$ – оператор, реализующий дискретизированного по времени процесса $x_i(t)$.

Отметим, что блок-схемы рис. 2 реализуют вычислительные процедуры суммирования типа (1), (4).

Для линейной (на интервале τ) регрессионной модели процесса $x_i(t)$ с остаточной дисперсией $\sigma_{e_i}^2$ и общей дисперсией σ_i^2 неопределенность результата прогнозирования \tilde{x}_i определяется дисперсией [17]

$$\sigma_{e_i}^2 = \sigma_i^2 [1 - \rho^2(\tau)]. \tag{9}$$

Для упрощения вероятностной модели многомерного прогнозирования по вариантам 1) и 2), с сохранением качественного результата математического моделирования ошибок прогноза, введем условие равенства полных дисперсий процессов $x_1(t), \dots, x_n(t)$

$$\sigma_1^2 = \dots = \sigma_n^2 = \sigma^2. \tag{10}$$

Обозначим ковариацию (центральный смешанный момент второго порядка) между x_i и \tilde{x}_i как

$$K_i = M[x_i \cdot \tilde{x}_i] - m_{x_i} m_{\tilde{x}_i}, \tag{11}$$

где $M[\bullet]$ – знак математического ожидания, $m_{x_i}, m_{\tilde{x}_i}$ – средние значения величин x_i и \tilde{x}_i . Учтем, что

$$\rho_i(\tau) = \frac{K_i}{\sigma_{x_i} \cdot \sigma_{\tilde{x}_i}}, \tag{12}$$

где $\sigma_{x_i}, \sigma_{\tilde{x}_i}$ – СКО величин x_i и \tilde{x}_i .

Используя выражение (6) – (12) получим уравнения для дисперсий $D_{(1)}$ и $D_{(2)}$ ошибок (погрешностей) прогнозирования по вариантам 1) и 2) анализируемых вычислительных процедур:

$$D_{(1)} = n\sigma^2 - \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n K_i^2, \tag{13}$$

$$D_{(2)} = n\sigma^2 - \frac{1}{n\sigma^2} \left(\sum_{i=1}^n K_i \right)^2, \tag{14}$$

можно показать, что разность

$$\Delta_{21} = D_{(2)} - D_{(1)} \tag{15}$$

всегда положительна, т.к.

$$\Delta_{21} = \frac{n}{\sigma^2} \left[\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_i^2 \right) - \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_i \right)^2 \right] = \frac{n}{\sigma^2} D_K, \tag{16}$$

где n – размерность вектора \bar{x} , $n > 0$,

D_K – дисперсия ковариации многомерных значений $\bar{x}(t)$ и $\bar{x}(t + \tau)$, $D_K > 0$.

Учитывая, что $\Delta_{21} > 0$, где

$$\Delta_{21} = \frac{n}{\sigma^2} D_K, \tag{17}$$

приходим к выводу, что вычислительная процедура 1), реализуемая блок-схемой рис. 2, а более эффективна, поскольку имеет меньшую дисперсию погрешностей прогнозирования, т.к. из неравенства (17) следует, что

$$D_{(1)} < D_{(2)}. \tag{18}$$

Из неравенства (17) следует, что эффективность вычислительной процедуры локального прогнозирования, по сравнению с общим, тем выше, чем сильнее различаются автокорреляционные функции (ковариации K_i на интервале τ) процессов $x_i(t)$, $x_i = \overline{1, n}$. Эффективность процедуры 1) растет, также, с увеличением n размерности вектора входных измерительных сигналов.

Расследуем теперь вычислительные процедуры суммирования квадратов $x_i^2(t)$ составляющих вектора $\bar{x}(t)$. Для простоты используем линейные регрессионные модели изменения процессов

$x_1(t), \dots, x_n(t)$ с одинаковым угловым коэффициентом B и разными ковариациями K_i . В этом случае получим:

$$D_{(1)} = 2n\sigma^4 - \frac{1}{2\sigma^4} \sum_{i=1}^n K_i^2, \quad (19)$$

$$D_{(2)} = 2n\sigma^4 - \frac{1}{n(2\sigma^4 + 4B\tau\sigma^2)} \left(\sum_{i=1}^n K_i \right)^2, \quad (20)$$

$$\Delta_{21} = \frac{\sum_{i=1}^n K_i^2}{2\sigma^4} - \frac{\left(\sum_{i=1}^n K_i \right)^2}{n(2\sigma^4 + 4B\tau\sigma^2)}, \quad (21)$$

Анализ разности Δ_{21} показывает, что

$$\Delta_{21} > 0 \quad (22)$$

Более того, из (21) следует, что эффективность процедуры 1) повышается, если:

- а) растет интервал прогнозирования τ (повышается точность долгосрочного прогноза);
- б) растет угловой коэффициент B (увеличивается динамика изменений вектора \bar{x});
- в) растет размерность n вектора \bar{x} ;
- г) увеличивается различие между автокорреляциями составляющих $x_i(t)$, $x_i = \overline{1, n}$ векторного процесса $\bar{x}(t)$.

Анализ спектрально-корреляционных характеристик тепловых процессов для задач локального прогнозирования.

Выводы предыдущего подраздела указывают на базовую вероятностную характеристику тепловых процессов, образующих многомерный случайный вектор $\bar{x}(t)$ – автокорреляционную функцию (или ее обратное Фурье-преобразование – спектральную плотность).

Как уже было отмечено ранее при сравнительном анализе температурных процессов $T_2(t)$ и $T_3(t)$ и их вейвлет-спектров (рис. 1), последние (как и сами процессы) практически неразличимы. Неразличимы в метрологическом плане и их предельные значения $T_{н2} = 6,0 \text{ }^\circ\text{C}$ и $T_{н3} = 6,351 \text{ }^\circ\text{C}$. Отсутствие различий имеют и автокорреляционные (по температурной корреляции во времени) функции $R_{T_2}(\tau)$ и $R_{T_3}(\tau)$, рис. 3 а) б). Однако, автокорреляционные функции $R_{\gamma_2}(\tau)$, $R_{\gamma_3}(\tau)$ (по корреляции коэффициента автокогерентности во времени) – различны.

Выводы о корреляционном (или спектральном) различии метрологически неразличимых процессов $T_2(t)$ и $T_3(t)$ подтверждаются и оценками их коэффициентов автокогерентности γ_x^{21} (в) и γ_x^{12} (в), представленных в табл. 1. Эта таблица показывает устойчивое различие в корреляционно-спектральных свойствах метрологически неразличимых тепловых процессов при абсолютной среднеквадратической погрешности, превышающей значение $\Delta T = 0,25 \text{ }^\circ\text{C}$.

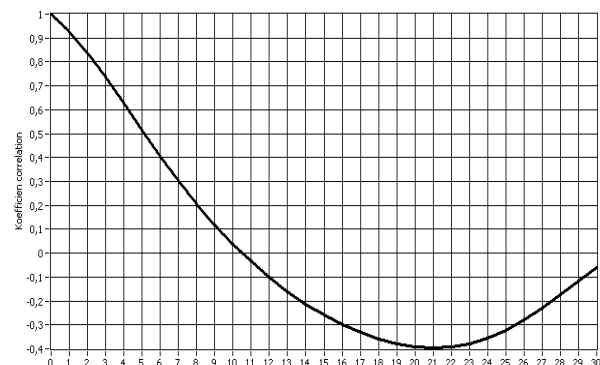
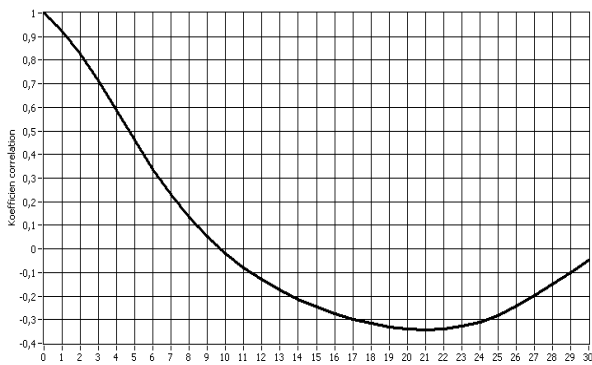


Рис. 3 – Автокорреляции температур тепловых процессов: а - $T_2(t)$; б - $T_3(t)$

Причем такое различие характерно для значений интервала наблюдения (от $\frac{1}{3}\Delta t_n$ до Δt_n). Это различие позволяет использовать процедуру прогнозирования экстремумов тепловых процессов по коэффициенту автокогерентности γ_x^{12} с последующим тестированием суммарной статистики по любому из вариантов математических моделей типа (1) – (5).

В табл. 1 представлены СКО приведенных погрешностей δ_γ прогнозирования тепловых экстремумов на интервале $\tau = 0,1\Delta t_n$ для процессов $T_2(t)$, $T_3(t)$ по коэффициенту автокогерентности γ_x^{12} . Здесь же даны

приведенные погрешности δ_T измерения тепловых экстремумов при условии, что абсолютная погрешность $\Delta T = 0,25 \text{ }^\circ\text{C}$.

Табл. 1 наглядно иллюстрирует эффективность экстраполяционной модели прогнозирования, обеспечивающей минимизацию приведенной погрешности измерения (эквивалентную минимизации абсолютной погрешности до значения $\Delta T \leq 0,2 \text{ }^\circ\text{C}$). Фактически, экстраполяция с использованием усовершенствованного коэффициента автокогерентности γ_x^{12} (в) позволяет в 1,2 раза повысить точность измерения термодинамических параметров (в эксперименте абсолютная погрешность

термопреобразователей соответствовала величине $\Delta T = \pm 0,3$ (°C)).

Таблица 1 – Значения приведенных погрешностей экстраполяции и измерения тепловых экстремумов

Тепловой процесс	Приведенная погрешность (%)	
	Экстраполяция ($\tau = 0,1\Delta t_n$)	Измерения ($\Delta T = 0,25$ °C)
$T_2(t)$	2624	3,936
$T_3(t)$	2,995	3,597

В табл. 2 представлены значения когерентности γ_x^{12} . Здесь же даны действительные значения γ_{x0} этих коэффициентов.

Таблица 2 – Результаты линейной экстраполяции коэффициентов когерентности

Тепловой процесс	Коэффициенты регрессии		$\rho(\tau)$	Экстраполированное значение δ_x	Действительное значение δ_{x0}
	A	B			
$T_2(t)$ $T_{n2} = 6,0$ °C	0,7149	0,1923	0,75	0,9073	0,8841
$T_3(t)$ $T_{n3} = 6,351$ °C	0,6679	0,2161	0,72	0,8940	0,8680

Экстраполяция велась по первым четырем значениям коэффициента когерентности для $\Delta t = \left\{ \frac{1}{3}\Delta t_n, \frac{2}{3}\Delta t_n, 0,8\Delta t_n, 0,9\Delta t_n \right\}$ для процессов $T_2(t)$, $T_3(t)$. В табл. 2 указаны и значения коэффициентов A и B регрессии $\gamma_x = A + B\Delta t$.

Следует отметить, что стандартная ошибка регрессионных моделей составила 0,0079 (для процесса $T_2(t)$) и 0,0117 (для процесса $T_3(t)$).

Более точный результат был получен для полиномиальной экстраполяционной модели второго порядка, табл. 3.

Таблица 3 – Результаты линейной экстраполяции коэффициентов когерентности

Тепловой процесс	Экстраполированное значение γ_x	Действительное значение γ_{x0}	Приведенное значение экстраполяции (%)
$T_2(t)$	0,9017	0,8841	1,956
$T_3(t)$	0,8837	0,8680	1,808

Выводы.

1. Усовершенствована математическая модель коэффициента автокогерентности для выявления частотной и временной нестационарности переходных случайных тепловых.

2. Доказана возможность экстраполяции контролируемых многомерных термодинамических параметров по усовершенствованным коэффициентам автокогерентности с использованием вероятностно обоснованной процедуры локального прогнозирования (блок-схема вычислительных процедур рис. 2, а).

3. Получены уравнения для дисперсий погрешности прогнозирования для альтернативных вычислительных процедур (уравнения (13), (14), (19), (20)) и определены условия повышения эффективности прогнозирования (по разностным уравнениям (17) и (21)).

4. Доказана возможность повышения точности статистического контроля тепловых процессов при экстраполяции усовершенствованных коэффициентов автокогерентности (табл. 1 – табл. 3).

Список литературы

1. Раудис Ш. Ограниченность выборки в задачах классификации / Ш. Раудис // Статистические проблемы управления. – Вильнюс. – 1976. – Вып. 18. – С. 1–185.
2. Мигуценко Р. П. Исследование влияния ограниченности априорной информации на вид и размер достоверности диагностики / Р. П. Мигуценко // Вестник БГТУ им. В. Г. Шухова. – Белгород : БГТУ им. В. Г. Шухова, 2014. – № 6. – С. 201–204.
3. Уткин Л. В. Модель классификации на основе неполной информации о признаках в виде их средних значений / Л. В. Уткин, Ю. А. Жук, И. А. Селиховкин // Искусственный интеллект и принятие решений. – 2012. – № 3. – С. 71–81.
4. Щапов П. Ф. Повышение достоверности контроля и диагностики объектов в условиях неопределенности / П. Ф. Щапов, О. Г. Аврунин. – Х. : ХНАДУ, 2011. – 191 с.
5. Каганович Б. М. Моделирование термодинамических процессов / Б. М. Каганович, С. П. Филиппов, Е. Г. Анциферов. – М. : Наука, 1993. – 98 с.
6. Воробьев В. Л. Термодинамические основы диагностики и надежности микрорелектронных устройств / В. Л. Воробьев. – М. : Наука, 1989. – 159 с.
7. Малайчук В. П. Інформаційно-вимірвальні технології неруйнівного контролю: навч. посібник / В. П. Малайчук, О. В. Мозговой, О. М. Петренко. – Дніпропетровськ : РВВ ДНУ, 2001. – 240 с.

8. Цапенко М. П. Измерительные информационные системы: Структуры и алгоритмы, системотехническое проектирование: учеб. пособие для вузов – 2-е изд., перераб. и доп. / М. П. Цапенко – М.: Энергоатомиздат, 1985. – 440 с.
9. Малайчук В. П. Обработка многомерных нестационарных случайных пространственно-временных рядов в задачах мониторинга. / В. П. Малайчук, А. В. Мозговой // Методи та прилади контролю якості. – Івано-Франківськ – 2005. – № 15–С. 90–93.
10. Шапов П. Ф. Повышение достоверности контроля и диагностики объектов в условиях неопределённости / П. Ф. Шапов, О. Г. Аврунин. – Х.: ХНАДУ, 2011. – 191 с.
11. Корж Ю. Н. Оценка эффективности симметричных цифровых рекурсивных фильтров предсказания / Ю. Н. Корж, С. В. Сомов, В. Н. Курчанов // Системи обробки інформації. – 2016. – № 1(138). – С. 22–25.
12. Шахтарин Б. И. Оптимальная фильтрация и прогнозирование случайных процессов / Б. И. Шахтарин. – М.: Издательство МГТУ им. Н.Э. Баумана, 1991. – 210 с.
13. Жураковский Ю. П. Теория информации та керування / Ю. П. Жураковский, В. П. Полторак. – Київ: Вища школа, 2001. – 255 с.
14. Захожай В. Б. Статистика якості: підруч. для студ. вищ. навч. закл. / В. Б. Захожай, А. Ю. Чорний. – К.: МАУП, 2005. – 576 с.
15. Бархатов В. А. Обнаружение сигналов и их классификация с помощью распознавания образов. / В. А. Бархатов // Дефектоскопия. – 2006. – № 4 – С. 14–27.
16. Миленский А. В. Классификация сигналов в условиях неопределенности (статистические методы самообучения в распознавании образов) / А. В. Миленский. – М.: Сов. Радио, 1985. – 329 с.
17. Шапов П. Ф. Многоканальная термометрия при прогнозировании состояний термодинамических систем П. Ф. Шапов, Г. А. Ключко, В. В. Бойко, [и др.] // Вестник НТУ "ХПИ". – Х.: НТУ «ХПИ», 2003. – Т.3, № 7. – С. 155–160.
- znachenij." *Iskusstvennyj intellekt i prinjatje reshenij*. No 3. 2012. 71–81. Print.
4. Shhapov, P. F., and O. G. Avrunin *Povyshenie dostovernosti kontrolja i diagnostiki obyektov v uslovijah neopredeljonnosti*. Kharkov: HNADU, 2011. Print.
5. Kaganovich, B. M., S. P. Filippov and E. G. Anciferov *Modelirovanie termodinamicheskikh processov*. Moscow: Nauka, 1993. Print.
6. Vorob'ev, V. L. *Termodinamicheskie osnovy diagnostiki i nadezhnosti mikroelektronnyh ustrojstv*. Moscow: Nauka, 1989. Print.
7. Malajchuk, V. P., O. V. Mozgovej and O. M. Petrenko *Informacijno-vimirjuval'ni tehnologii nerujnivnogo kontrolju: navch. posib*. Dnipropetrovsk: RVV DNU, 2001. Print.
8. Capenko, M. P. *Izmeritel'nye informacionnye sistemy: Struktury i algoritmy, sistemotekhnicheskoe proektirovanie: ucheb. posobie dlja vuzov*. Moscow: Jenergoatomizdat, 1985. Print.
9. Malajchuk, V. P. and O. V. Mozgovej "Obработка mnogomernyh nestacionarnyh sluchajnyh prostranstvenno-vremennyh rjadov v zadachah monitoringa." *Metodi ta priladi kontrolju jakosti*. No 3. Ivano-Frankivsk, 2005. 90–93. Print.
10. Shhapov, P. F. and O. G. Avrunin *Povyshenie dostovernosti kontrolja i diagnostiki obyektov v uslovijah neopredeljonnosti: monografija*. Kharkov: HNADU, 2011. Print.
11. Korzh, Ju. N., S. V. Somov and V. N. Kurchanov "Ocenka jeffektivnosti simmetrichnyh cifrovyh nerekursivnyh fil'trov predskazanija." *Sistemi obrobki informacii*. No 1(138). 2016. 22-25. Print.
12. Shahtarin, B. I. *Optimal'naja fil'tracija i prognozirovanie sluchajnyh processov*. Moscow: Izdatel'stvo MGТУ im. N. Je. Baumana, 1991. Print.
13. Zhurakovskij, Ju. P. and V. P. Poltorak *Teorija informacii ta keruvannja*. Kiyiv: Vishha shkola, 2001. Print.
14. Zahozhay, V. B. and A. Yu. Chorniy *Statistika yakosti*. Kiyiv.: MAUP, 2005. Print.
15. Barhatov, V. A. "Obnaruzhenie signalov i ih klassifikacija s pomoshh'ju raspoznavanija obrazov." *Defektoskopija*. No 4. 2006. 14-27. Print.
16. Milen'kij, A. V. *Klassifikacija signalov v uslovijah neopredelennosti (statisticheskie metody samoobuchenija v raspoznavanii obrazov)*. Moscow: Sov. Radio, 1985. Print.
17. Shhapov, P. F., et al. "Mnogokanal'naja termometrija pri prognozirovanii sostojanij termodinamicheskikh sistem" *Bulletin of NTU "KhPI"* Vol. 3, No 7. Kharkiv: NTU «HPI», 2003. P. 155 – 160. Print.

References (transliterated)

1. Raudis Sh. "Ogranichennost' vyborki v zadachah klassifikacii." *Statisticheskie problemy upravlenija*. Vol 18. Vil'njus, 1976. 1–185. Print.
2. Migushhenko R. P. "Issledovanie vlijanija ogranichennosti apriornoj informacii na vid i razmer dostovernosti diagnostiki." *Vestnik BGTU im. V. G. Shuhova*. No 6. Belgorod: BGTU im. V. G. Shuhova, 2014. 201–204. Print.
3. Utkin, L. V., Ju. A. Zhuk and I. A. Selihovkin "Model' klassifikacii na osnove nepolnoj informacii o priznakah v vide ih srednih

Поступила (received) 02.10.2017

Бібліографічні описи / Библиографические описания / Bibliographic descriptions

Дослідження алгоритмів прогнозування багатомірних термодинамічних станів складних промислових об'єктів / О. Ю. Кропачек // Вісник НТУ «ХПІ». Серія: Гідралічні машини та гідроагрегати. – Х.: НТУ «ХПІ», 2017. – № 42 (1264). – С. 14–20. – Бібліогр.: 17 назв. – ISSN 2411-3441.

Исследование алгоритмов прогнозирования многомерных термодинамических состояний сложных промышленных объектов / О. Ю. Кропачек // Вісник НТУ «ХПІ». Серія: Гідралічні машини та гідроагрегати. – Х.: НТУ «ХПІ», 2017. – № 42 (1264). – С. 14–20. – Бібліогр.: 17 назв. – ISSN 2411-3441.

Investigation of prediction algorithms for multidimensional thermodynamic states of complex industrial objects / O. Yu. Kropachek // Bulletin of NTU "KhPI". Series: Hydraulic machines and hydrounits. – Kharkiv: NTU "KhPI", 2017. – No. 42 (1264). – P. 14–20. – Bibliogr.: 17. – ISSN 2411-3441.

Відомості про авторів / Сведения об авторах / About the Authors

Кропачек Ольга Юрївна – кандидат технічних наук, доцент, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», доцент кафедри «Теоретичні основи електротехніки»; тел.: (057) 707-69-61; e-mail: kropachek@ukr.net.

Кропачек Ольга Юрьевна – кандидат технических наук, доцент, Национальный технический университет «Харьковский политехнический институт», доцент кафедры «Теоретические основы электротехники»; тел.: (057) 707-69-61; e-mail: kropachek@ukr.net.

Kropachek Olha Yuriivna – Candidate of Technical Sciences (Ph. D.), Docent, National Technical University "Kharkiv Polytechnic Institute", Associate Professor at the Department of Theoretical Foundations of Electrical Engineering; tel.: (057) 707-69-61; e-mail: kropachek@ukr.net.