

УДК 621.396.664 : 681.5.015.52

В.Д. Павленко, канд. техн. наук,

С.В. Павленко, В.М. Ильин

ЭФФЕКТИВНОСТЬ МЕТОДОВ ИЗВЛЕЧЕНИЯ ДИАГНОСТИЧЕСКОЙ ИНФОРМАЦИИ ИЗ ДАННЫХ ИДЕНТИФИКАЦИИ ОБЪЕКТОВ КОНТРОЛЯ В ВИДЕ ЯДЕР ВОЛЬТЕРРА

Аннотация. Развивается метод модельной диагностики на основе непараметрической идентификации объектов контроля разной физической природы в виде ядер Вольтерра. Исследуется эффективность различных методов построения пространства признаков при проектировании систем распознавания состояний объектов.

Ключевые слова: диагностика, непараметрическая идентификация, ядра Вольтерра, пространство признаков, распознавание образов, извлечение диагностической информации.

V.D.Pavlenko, PhD,

S.V.Pavlenko, V.M. Ilyin

EFFICIENCY OF METHODS OF EXTRACTION OF THE DIAGNOSTIC INFORMATION FROM IDENTIFICATION DATA FOR OBJECTS CHECKING IN THE FORM OF VOLTERRA KERNELS

Abstract. Develops the method of the model diagnostics on base non parametric to identifications object checking the different physical nature with using of Volterra kernels, is researched of efficiency different methods of the construction space features under building systems of the recognition of the conditions object.

Keywords: diagnostics, non parametric identification, Volterra kernel, features space, pattern recognition, extraction to diagnostic information.

В.Д.Павленко, канд. техн. наук,

С.В. Павленко, В.М.Ильин

ЕФЕКТИВНІСТЬ МЕТОДІВ ДОБУВАННЯ ДІАГНОСТИЧНОЇ ІНФОРМАЦІЇ З ДАНИХ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОБ'ЄКТІВ КОНТРОЛЮ У ВИГЛЯДІ ЯДЕР ВОЛЬТЕРРА

Анотація. Розвивається метод модельної діагностики на основі непараметричної ідентифікації об'єктів контролю різної фізичної природи у вигляді ядер Вольтерра. Досліджується ефективність різних методів побудови простору ознак при проектуванні систем розпізнавання станів об'єктів.

Ключові слова: діагностика, непараметрична ідентифікація, ядра Вольтерра, простір ознак, розпізнавання образів, добування діагностичної інформації.

Введение. Рост сложности объектов контроля (в промышленности, экономике, медицине), увеличение использования источников информации, учет динамических и нелинейных свойств объектов и систем, возросшие требования к точности и объективности принимаемых решений приводят к проблеме разработки новых эффективных методов математического обеспечения систем извлечения и обработки диагностической информации, которые бы позволили обеспечить указанные требования и автоматизировать процесс контроля объектов [2, 3, 12].

Задачи косвенного контроля и диагностики объектов разной физической природы относятся к классу задач индуктивного моделирования, суть которых заключается в переходе от эмпирической информации к математической модели с целью получения новых знаний и принятия решений в условиях существенной неполноты и априорной неопределенности информации [13].

© Павленко В.Д., Павленко С.В.,
Ильин В.М., 2011

Существуют разные подходы к решению задач косвенного контроля и диагностики состояния объектов, которые отличаются способами выбора информативных признаков и алгоритмами восстановления решающих функций. Эффективность применения методов распознавания образов для диагностирования в основном зависит от информативности используемой совокупности параметров.

В настоящее время в технической диагностике развивается направление, основанное на восстановлении модели (оператора) диагностируемого объекта [1]. Обычно предполагается, что неисправности (дефекты) изменяют только параметры модели объекта, которые при диагностировании оцениваются методами параметрической идентификации. Однако часто большинство дефектов приводит к изменению не только параметров модели объекта, но и ее структуры. Последнее обуславливает применение методов непараметрической идентификации для построения математической модели объекта

контроля (ОК) на основе данных эксперимента "вход – выход".

Для описания ОК неизвестной структуры целесообразно использовать нелинейные непараметрические динамические модели на основе интегростепенных рядов Вольтерра (РВ) – модели Вольтерра [8,9,11], главной особенностью которых является одновременный и компактный учет нелинейных и динамических (инерционных) свойств ОК.

Актуальной задачей является разработка информационной технологии косвенного контроля и диагностики состояний объектов, интегрирующей в себе получение исходного описания ОК на основе РВ (идентификацию ОК, эффективное сжатие диагностической информации – редукцию диагностических моделей), и построение решающих правил оптимальной классификации – обучение распознающей системы.

Целью работы является повышение достоверности диагностирования нелинейных динамических объектов на основе развития метода модельной диагностики с использованием непараметрической идентификации ОК в виде ядер Вольтерра, исследование эффективности различных методов редукции диагностических моделей (сжатия диагностической информации).

Модели Вольтерра и идентификация объектов. Соотношение вход–выход для непрерывного ОК с неизвестной структурой (типа “черный ящик”) с одним входом и одним выходом может быть представлено рядом Вольтерра [9]

$$y(t) = w_0(t) + \int_0^t w_1(\tau)x(t-\tau)d\tau + \int_0^t \int_0^t w_2(\tau_1, \tau_2)x(t-\tau_1)x(t-\tau_2)d\tau_1 d\tau_2 + \int_0^t \int_0^t \int_0^t w_3(\tau_1, \tau_2, \tau_3)x(t-\tau_1)x(t-\tau_2) \times x(t-\tau_3)d\tau_1 d\tau_2 d\tau_3 + \dots \quad (1)$$

где $x(t)$ и $y(t)$ – соответственно входной и выходной сигналы системы; $w_n(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n)$ – весовая функция, или ядро Вольтерра (ЯВ) n -го порядка ($n = 1, 2, 3, \dots$), симметричная относительно вещественных переменных $\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n$ функция; $w_0(t)$ – свободный член РВ,

при нулевых начальных условиях $w_0(t) \equiv 0$; t – текущее время.

В общем случае для ОК со многими входами и выходами модель Вольтерра имеет вид

$$y_j(t) = \sum_{i_1=1}^v \int_0^t w_{i_1}^j(\tau)x_{i_1}(t-\tau)d\tau + \sum_{i_1=1}^v \sum_{i_2=1}^v \int_0^t \int_0^t w_{i_1 i_2}^j(\tau_1, \tau_2)x_{i_1}(t-\tau_1)x_{i_2}(t-\tau_2)d\tau_1 d\tau_2 + \sum_{i_1=1}^v \sum_{i_2=1}^v \sum_{i_3=1}^v \int_0^t \int_0^t \int_0^t w_{i_1 i_2 i_3}^j(\tau_1, \tau_2, \tau_3)x_{i_1}(t-\tau_1) \times x_{i_2}(t-\tau_2)x_{i_3}(t-\tau_3)d\tau_1 d\tau_2 d\tau_3 + \dots \quad (2)$$

где $y_j(t)$ — отклик ОК на j -м выходе в текущий момент времени t при нулевых начальных условиях; $w_{i_1 i_2 \dots i_n}^j(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n)$ – ЯВ n -го порядка по i_1, i_2, \dots, i_n входам и j -му выходу, симметричные относительно вещественных переменных $\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n$ функции; $x_1(t), \dots, x_v(t)$ – входные воздействия; v, μ – количество входов и выходов ОК соответственно.

На практике заменяют РВ полиномом и обычно ограничиваются несколькими первыми членами ряда. Задача идентификации ОК – построения модели в виде РВ, заключается в определении многомерных ЯВ $w_n(\tau_1, \dots, \tau_n)$, $n=1, 2, \dots$ или их Фурье–образов $W_n(j\omega_1, \dots, j\omega_n)$ – n -мерных передаточных функций на основе экспериментальных исследований ОК вход–выход, соответственно для моделирования объекта во временной или частотной области.

В задачах модельной диагностики адекватность модели ОК следует понимать не в смысле точности описания отклика ОК, а в смысле информативности ее с точки зрения достоверного (надежного) распознавания состояния объекта. Поэтому при использовании ЯВ при формировании входного описания ОК в диагностических исследованиях необходимо обеспечить в первую очередь высокую точность оценки ЯВ малых порядков, которые содержат необходимую информацию для построения эффективной распознающей системы. Высокая точность оценивания ЯВ достигается применением помехоустойчивых методов детерминированной идентификации [4 – 7].

Применение методов теории распознавания образов для решения задач технической диагностики с использованием непара-

метрических динамических моделей ОК в виде РВ основывается на следующих предпосылках: существует объективная (но неявная) связь между ЯВ, которые характеризуют структуру ОК и его состояние – существует некоторая дискриминантная функция, которая связывает состояние ОК с ЯВ; дискриминантная функция, восстановленная на основе многомерных ЯВ исследованных ОК, может быть экстраполирована на ОК с неизвестными свойствами; структура ОК может быть адекватно представлена с помощью ЯВ.

Построение пространства признаков и сжатие диагностической информации. Применение предлагаемого метода модельной диагностики сопряжено с решением задачи параметризации многомерных функций ЯВ. При построении диагностической модели выделяют три уровня описания ОК.

Исходный уровень, на котором функции $w_k(\tau_1, \dots, \tau_k)$, получаемые в результате идентификации ОК, рассматриваются как единое целое.

Уровень исходных признаков, на котором функция $w_k(\tau_1, \dots, \tau_k)$ представляется вектором $\mathbf{x}_k = (x_{1k}, \dots, x_{nk})'$. Информативные признаки могут быть получены с помощью предварительного преобразования $T_j: C[a, b] \rightarrow R^n$, ($j=1, \dots, n$): $x_{jk} = T_j(w_k(\tau_1, \dots, \tau_k))$; где $C[a, b]$ — пространство вещественных непрерывных функций, заданных на отрезке $[a, b]$; a, b — точки k -мерного пространства R^k . В качестве оператора T_j могут применяться ортогональные разложения и интегральные преобразования ЯВ в векторы коэффициентов базисных функций. В простейшем случае оператор T_j является оператором дискретизации $x_{jk} = w_k(t_j, \dots, t_j)$, $t_j = j\Delta t$, где Δt — шаг дискретизации.

Уровень преобразованных признаков, получаемых в результате реализации выбранного ортогонального преобразования $L: R^n \rightarrow R^m$ ($m \leq n$), что обеспечивает сокращение размерности пространства признаков. При этом решается задача минимизации количества вторичных признаков при максимальном сохранении информации исходного описания ОК. Оптимальным в этом смысле является разложение Карунена–Лоэва.

Предлагаемая информационная технология косвенного контроля и диагностики не-

линейных динамических объектов основана на непараметрической идентификации ОК с использованием ЯВ и заключается в последовательном решении следующих задач.

Идентификация ОК. Цель — получение информационной модели ОК в виде ЯВ. Этапы реализации: подача тестовых сигналов на входы ОК; измерение откликов на них; определение ЯВ на основе данных эксперимента "вход–выход".

Построение диагностической модели ОК. Цель — формирование пространства признаков. Этапы реализации: сжатие ЯВ; определение диагностической ценности признаков; выбор оптимальной системы признаков — редукция диагностической модели.

Построение классификатора состояний ОК. Цель — построение семейства решающих правил оптимальной классификации. Этапы реализации: построение решающих правил — обучение; оценка достоверности классификации — экзамен; оптимизация диагностической модели.

Диагностика ОК. Цель — оценка состояния ОК. Этапы реализации: идентификация ОК; оценка диагностических признаков; распознавание — отнесение ОК к определенному классу.

Диагностическая ценность признаков, полученных на основе ЯВ, определяется на основе критерия максимальной вероятности правильного распознавания P_{\max} , реализуемой построенной системой распознавания на подмножестве X' из заданного множества признаков X ($X' \subset X$) в выбранной системе признаков. Исследованы системы признаков.

Выборки отсчетов (V_k) диагональных сечений ЯВ $w_k(t, \dots, t)$ порядка $k=1, 2, 3$ с заданной дискретностью.

Эвристические признаки (E_k): максимум модуля диагонального сечения k -мерного ЯВ, точка экстремума t_{\max} , производная функции $w_k(t, \dots, t)$ в точке $t=0$, интеграл модуля функции сечения ЯВ, длительность переходного процесса $t_{\text{пп}}$.

Моменты μ_r^k (M_k) порядка $r = 0, 3$ для сечений ЯВ порядка k :

$$\mu_{ij \dots l}^k = \int_0^{\infty} \dots \int_0^{\infty} \tau_1^i \tau_2^j \dots \tau_k^l \times \\ \times w_k(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_k) d\tau_1 d\tau_2 \dots d\tau_k$$

$$i, j, \dots, l = 0, 1, \dots; i+j+\dots+l = r. \quad (3)$$

Частотные характеристики — дискретные значения многомерных амплитудно-частотной $A_k(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k)$ (AF) и фазо-частотной $\varphi_k(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k)$ (PF) характеристик, которые представляют собой соответственно модуль и фазу многомерного преобразования Фурье ЯВ k -го порядка $W_k(j\omega_1, j\omega_2, \dots, j\omega_k)$:

$$A_k(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k) = |W_k(j\omega_1, \dots, j\omega_k)|,$$

$$\varphi_k(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k) = \arctg \frac{\text{Im}(W_k(j\omega_1, \dots, j\omega_k))}{\text{Re}(W_k(j\omega_1, \dots, j\omega_k))}.$$

где j — мнимая единица.

Коэффициенты разложения Карунена-Лоэва (KL_k) c_1, c_2, \dots, c_m для сечений ЯВ порядка $k = \overline{1,3}$, определяемые по формуле

$$c_i = \Phi' x_i,$$

где $c_i = (c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{im})'$ — вектор-столбец коэффициентов разложения Карунена-Лоэва для i -го класса ($i = \overline{1,2, \dots, M}$); x — вектор исходных признаков i -го класса размерностью n ; $\hat{O} = (\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_m)$ — матрица преобразования размерностью $n \times m$ ($m < n$), в качестве столбцов которой выбираются m нормированных собственных векторов $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_m$, соответствующих наибольшим характеристическим числам корреляционной матрицы $R = \sum_{i=1}^M p(\omega_i) E\{x_i x_i'\}$, где $p(\omega_i)$ — априорная вероятность появления i -го класса ω_i , а $E\{x_i x_i'\}$ — оператор математического ожидания, вычисляемый по всем наблюдениям, относящимся к i -му классу.

Коэффициенты вейвлет-преобразования (W_k) сечений ЯВ k -го порядка:

$$C(a, b) = \int_0^{\infty} w_n(t, t, \dots, t) a^{-1/2} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt, \quad (5)$$

где $\psi(t)$ — функция преобразования (материнский вейвлет); a и b — соответственно параметры масштаба и сдвига вейвлета. В качестве базисного используется вейвлет *coiflet* [10].

Информационная оптимизация системы диагностирования. Оценка диагностической ценности — информативности — систем признаков производилась с помощью компьютерного моделирования системы

распознавания состояний тестового ОК с известными аналитическими выражениями ЯВ первого, второго и третьего порядков. Средствами имитационного моделирования ОК получены обучающая и экзаменационная выборки для четырех классов ОК, условно годных и негодных по некоторым параметрам α и β , которые определяют соответственно динамические и нелинейные свойства и недоступны для прямых измерений.

Анализ информативности различных систем признаков основан на вычислении критерия P_{\max} — максимума вероятности правильного распознавания (ВПР). Эффективность выбранной совокупности признаков из рассматриваемой системы признаков оценивается по результатам классификации ОК из экзаменационной выборки с помощью построенных одним из алгоритмов обучения решающих правил. Находятся три решающих функции $d_1(x)$, $d_2(x)$ и $d_3(x)$ такие, что функция $d_1(x)$ отделяет ОК первого класса от второго, третьего и четвертого; $d_2(x)$ — отделяет ОК второго класса от третьего и четвертого; $d_3(x)$ — отделяет ОК третьего класса от четвертого. Для каждого решающего правила вычисляется ВПР, на основе которых вычисляется максимальное значение усредненной оценки \bar{P}_{\max} . Таким образом, в результате выполнения процедуры полного перебора исследуемых диагностических признаков определяется наиболее ценный, а также наилучшая комбинация из 2-х, 3-х и т.д. признаков.

Представлены результаты анализа информативности систем признаков V_1, V_2 и V_3 в сравнении с системой признаков — отсчетов откликов ОК на тестовые импульсные воздействия с различными амплитудами A : A (Y_1); $0,5A$ (Y_2); $0,1A$ (Y_3) (табл. 1). При этом $t \in \{t_1, t_2, \dots, t_{10}\}$. Усредненные оценки \bar{P}_{\max} для трех решающих функций $d_1(x)$, $d_2(x)$ и $d_3(x)$ для систем признаков: $V_1, V_2, V_3, Y_1, Y_2, Y_3$ в зависимости от количества признаков k представлены диаграммой (рис. 1).

Наиболее информативной частью функции ЯВ первого порядка и диагональных сечений ЯВ второго и третьего порядков является начальная область — в окрестности

точки $t=0$. Информативной областью откликов ОК являются отсчеты, расположенные в средней части интервала $[0, t_{пп}]$. Информативность откликов ОК зависит от амплитуды A тестового воздействия. При уменьшении амплитуды уменьшается вероятность правильного распознавания, и для получения надежного диагноза необходимо использовать импульсы с большей амплитудой, величину которой априорно установить невозможно, поскольку эта задача сводится к оценке радиуса сходимости РВ. Информативность же ЯВ не зависит от тестового воздействия, что позволяет их эффективно использовать при диагностических исследованиях нелинейных ОК.

1. Информативность систем признаков $V_1, V_2, V_3, Y_1, Y_2, Y_3$

Система признаков	Комбинация признаков	\bar{P}_{max}
V_1	$w_1(t_2), w_1(t_3)$	0,800
V_2	$w_2(t_1, t_1), w_2(t_2, t_2)$	0,983
V_3	$w_3(t_1, t_1, t_1), w_3(t_2, t_2, t_2)$	0,977
Y_1	$y(t_2), y(t_6), y(t_7), y(t_9)$	0,980
Y_2	$y(t_2), y(t_5), y(t_6)$	0,967
Y_3	$y(t_2), y(t_5), y(t_6)$	0,893

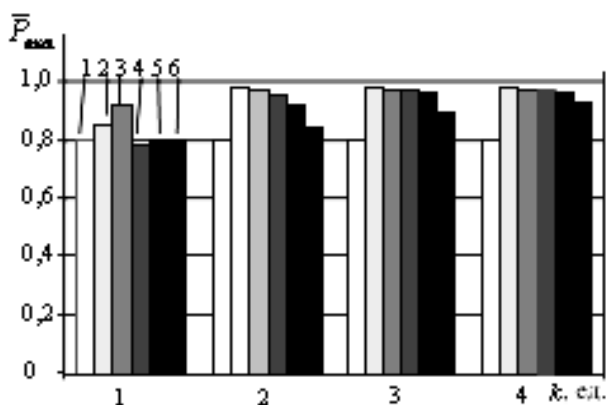


Рис. 1. Показатели \bar{P}_{max} для систем признаков V_1 (1), V_2 (2), V_3 (3), Y_1 (4), Y_2 (5), Y_3 (6)

Повышение достоверности диагностирования при использовании нелинейных динамических моделей в виде ЯВ (в данном тестовом примере – диагонального сечения ЯВ второго порядка) по сравнению с наилучшими результатами диагностирования, полученными на основе линейных динамических моделей ОК, составляет 19 %.

Определены наиболее информативные по величине усредненного показателя \bar{P}_{max} системы диагностических признаков, полученные на основе диагонального сечения ЯВ 2-го порядка (табл. 2). Усредненные оценки \bar{P}_{max} указанных систем признаков в зависимости от количества k исследуемых признаков в системе представлены диаграммой (рис. 2).

2. Информативность систем признаков на основе диагонального сечения ЯВ 2-го порядка

Система признаков	Комбинация признаков	\bar{P}_{max}
AF_2	$ W_2(\omega_3, \omega_3) , W_2(\omega_6, \omega_6) $	0,987
E_2	$w_2(t_{max}, t_{max}), t_{пп}$	0,983
W_2	C_1, C_2	0,983
KL_2	c_1, c_2, c_3	0,983
M_2	μ_0^2, μ_1^2	0,980

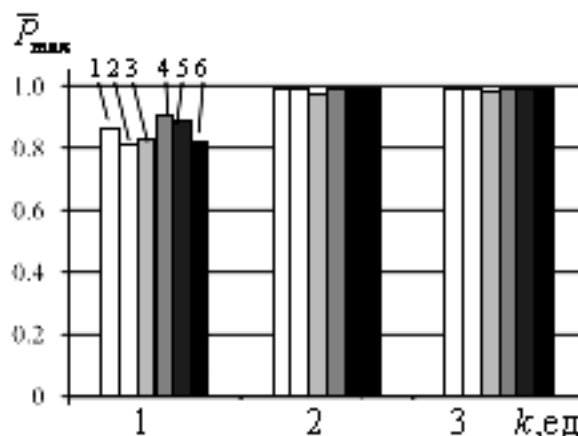


Рис. 2. Показатели \bar{P}_{max} для систем признаков V_2 (1), E_2 (2), M_2 (3), W_2 (4), AF_2 (5), KL_2 (6)

Помехоустойчивость показателей диагностической ценности признаков. Исследована устойчивость показателя информативности признаков к погрешностям оценки ЯВ. Получены усредненные значения вероятности правильного распознавания \bar{P}_{max} четырех классов состояний ОК для систем признаков, полученных на основе ЯВ 2-го порядка V_2, E_2, M_2, W_2, KL_2 , при различных погрешностях в оценках диагональных сечений ЯВ (рис.3). Для моделирования погрешностей в оценках ЯВ использовался аддитивный нормальный случайный процесс

с нулевым математическим ожиданием и различной дисперсией, соответствующей погрешностям 1, 3, 5 и 10 %.

Высокой помехоустойчивостью — минимальным отклонением \bar{P}_{\max} , представляющим собой разность значений \bar{P}_{\max} при максимальной погрешности оценки ЯВ и при ее отсутствии, обладают системы признаков E_2 , W_2 и KL_2 , относительно низкой — системы признаков V_2 и M_2 .

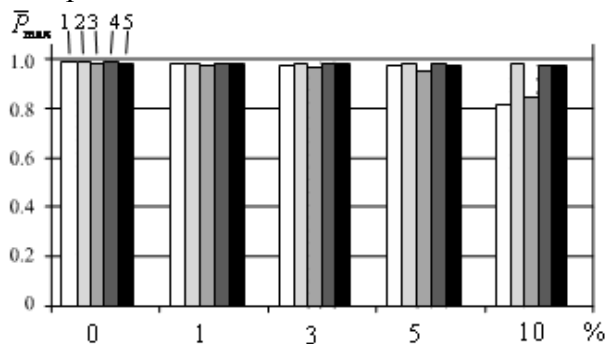


Рис. 3. Показатели \bar{P}_{\max} для систем признаков V_2 (1), E_2 (2), M_2 (3), W_2 (4), KL_2 (5) при уровнях погрешностей в оценках ЯВ 0, 1, 3, 5 и 10 %

Выводы. Анализ проблемы косвенного контроля и диагностики сложных нелинейных динамических систем позволил выбрать и обосновать новый подход для создания эффективной информационной технологии диагностирования, интегрирующей в себе получение исходного описания ОК на основе моделей Вольтерра — непараметрическую идентификацию ОК, сжатие диагностической информации — редукцию диагностических моделей, и построение решающих правил оптимальной классификации — обучение распознающей системы, а также разработку соответствующих инструментальных средств, позволяющих автоматизировать реализацию данных этапов построения систем косвенного контроля и диагностики.

Получил дальнейшее развитие метод модельной диагностики путем применения при построении пространстве признаков результатов идентификации ОК на основе нелинейных непараметрических динамических моделей в виде РВ. Предложены методы редукции диагностических моделей и исследована их эффективность по показателям достоверности распознавания состояний

тестовых ОК, разработаны методы, алгоритмы и инструментальные средства для информационной оптимизации системы диагностирования.

Исследованы методы построения редуцированного пространства признаков на основе ЯВ: эвристических признаков, получаемых в результате функциональных преобразований массивов дискретных значений сечений ЯВ; многомерных АЧХ и ФЧХ; моментов; вейвлет-преобразований и разложения Карунена–Лоева сечений ЯВ. Полученные с помощью компьютерного моделирования ОК результаты демонстрируют преимущества метода по показателю ВПР при распознавании состояний нелинейных ОК перед методами, которые используют линейные модели ОК, на 18,3%. Определены наиболее ценные для диагностирования *эвристические признаки* (ВПР $P=0,987$), *коэффициенты вейвлет-преобразования* ($P=0,983$) и *моменты* ($P=0,98$) ЯВ. Установлено, что помехоустойчивость эвристических признаков и коэффициентов вейвлет-преобразований ЯВ выше на 5–15%, чем других исследованных систем признаков.

Применение моделей на основе РВ позволяет более полно и точно учесть нелинейные и инерционные свойства ОК, делает процедуру модельной диагностики более универсальной, повышает надежность диагноза.

Список использованной литературы

1. Моделирование динамических систем: аспекты мониторинга и обработки сигналов / В.В. Васильев, Г.И. Грездов, Л.А. Симак, А.В. Васильев, А.М. Косова. — К.: ИПМЭ НАН Украины им. Г.Е. Пухова, 2002. — 344 с.
2. Ивахненко А.Г. Моделирование сложных систем по экспериментальным данным / А.Г. Ивахненко, Ю.П. Юрачковский. — М.: Радио и связь, 1987. — 120 с.
3. Проблемы индуктивного двухуровневого мониторинга сложных процессов / А.Г. Ивахненко, Е.А. Савченко, Г.А. Ивахненко, В.Л. Синявский // *Управляющие системы и машины*. — 2007. — № 3 (209). — С. 13–21.
4. Павленко В.Д. Компенсационный метод идентификации нелинейных динамических систем

ских систем в виде ядер Вольтерра / В.Д. Павленко // Труды Одесск. политехн. ун-та. – Одесса: – 2009. – Вып.2(32). – С.121–129.

5. Павленко В.Д. Идентификация нелинейных динамических систем в виде ядер Вольтерры на основе данных измерений импульсных откликов / В.Д. Павленко // Электронное моделирование. – 2010. – Т.32. – № 3. – С.3–18.

6. Павленко В.Д. Исследование погрешностей аппроксимационного метода идентификации нелинейных динамических объектов в виде ядер Вольтерра / В.Д. Павленко, С.В. Павленко // Электротехнические и компьютерные системы. – 2010. – Вып. 01(77). – С. 102–108.

7. Павленко С.В. Применение вейвлет-фильтрации в процедуре идентификации нелинейных систем на основе моделей Вольтерра / С. В. Павленко // Восточно-европейский журнал передовых технологий. – Харьков: – 2010. – № 6/4 (48). – С. 65- 70.

8. Применение функционального описания Вольтерра для контроля датчиков навигационных систем / В.Н.Попов, И.М.Колесников, А.Л.Зобков, Л.М.Жебрак // Контроль. Диагностика. – 1999. – №11. – С. 3-7.

9. Пупков К.А. Методы классической и современной теории автоматического управления. Статистическая динамика и идентификация систем автоматического управления: Учебник для ВУЗов. В 5 т., 2-е изд./ К.А.Пупков, Н.Д.Егупов. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2004. – Т. 2. – 638 с.

10. Смоленцев Н.К. Основы теории вейвлетов. Вейвлеты в MATLAB / Н.К. Смоленцев. – М.: ДМК Пресс, 2005. – 304 с.

11. Doyle F. J. Identification and Control Using Volterra Models / F. J.Doyle, R.K.Pearson, B.A.Ogunnaikie – Published Springer Technology & Industrial Arts, 2001. – 314 p.

12. Katipamula S. Methods for Fault Detection, Diagnostics, and Prognostics for Building Systems. A Review, Part I / S. Katipamula, M.R.Brambley // HVAC&R RESEARCH. – 2005. –Vol.11. – N 1, Jan 2005. –P. 3–25.

13. Patton R.J. Model-Based Fault Diagnosis in Dynamic Systems Using Identification

Techniques / R.J.Patton, C.Fantuzzi, S.Simani. – New York: Springer-Verlag, 2003.

Получено 20.10.2011

References

1. Vasiliev V.V., Grezdov G.I., Simak L.A., Vasiliev A.V., Kosova A.M. Modeling of the dynamic systems: aspects of the monitoring and processing signal. – Published IPME NAS Ukraines to him. G.E. Pukhov, 2002. – 344 p. [in Russian].

2. Ivahnenko A.G., Yurachkovskiy Y.P. Modeling of the complex systems on experimental data. – Moscow: Radio and Communication, 1987. – 120 p. [in Russian].

3. Ivahnenko A.G., Savchenko E.A., Ivahnenko G.A., Sinyavskiy V.L. Problems of two levels inductive of monitoring the complex processes / Controlling systems and machines. – 2007. – No 3 (209). – P.13–21 [in Russian].

4. Pavlenko V.D. Compensation method of identification of the nonlinear dynamic systems with using of Volterra Kernels / Proc. of Odessa Polytechnic University, Ukraine. – 2009. – Vol.32. – No.2. – P.121–129 [in Russian].

5. Pavlenko V.D. Identification of Nonlinear Dynamic Systems in the Form of Volterra Kernels on the Basis of Pulses Responses Measurements Data / Electronic Modeling. – 2010. – Vol.32. – No.3. – P. 3–18 [in Russian].

6. Pavlenko V.D., Pavlenko S.V. Study of Inaccuracy of Method of the Identification with Using Approximation of Nonlinear Dynamic Objects on the Base of Volterra Kernels / V.D. Pavlenko / Electrotechnic and Computer Systems. – Publisher Odessa National Polytechnic University, Ukraine. – 2010. – No.1(77). – P.102–108 [in Russian].

7. Pavlenko S.V. Using wavelet-filtering in procedure of the identifications of the nonlinear systems on base of the models Volterra / East-European Journal Leading Technology. Kharkov. – 2010. – No 6/4(48). – С. 65-70 [in Russian].

8. Popov V.N., Kolesnikov I.M., Zobkov A.L., Zhebrak L.M. Using the functional description Volterra for checking sensor navigational systems // Checking. Diagnostics. – 1999. – No.11. – С. 3–7 [in Russian].

9. Pupkov K.A, Egupov N.D. The Methods classical and modern theory of the automatic control. The Statistical track record and system identification of the automatic control.: Textbook for High School. In 5 Vol. – Moscow: Publisher MSTU him. N.E. Bauman, 2004. – Vol. 2. – 638 p. [in Russian].

10. Smolencev N.K. The Bases to theories wavelets. Wavelets in MATLAB. – Moscow: DMK Press, 2005. – 304 p. [in Russian].

11. Doyle F.J., Pearson R.K., Ogunnaiké B.A. Identification and Control Using Volterra Models. – Published Springer Technology & Industrial Arts, 2001. – 314 p. [in English].

12. Katipamula S., Brambley M.R. Methods for Fault Detection, Diagnostics, and Prognostics for Building Systems. A Review, Part I / HVAC&R RESEARCH. – 2005.–Vol. 11.– N 1, Jan 2005. – P. 3–25 [in English].

13. Patton R.J., Fantuzzi C., Simani S. Model-Based Fault Diagnosis in Dynamic Systems Using Identification Techniques – New York: Springer-Verlag, 2003 [in English].



Павленко Виталий Данилович, к.т.н., ст.науч.сотрудник, доц.каф. “Компьютеризирован. системы управления” Одесск. нац. политехн. ун-та, тел.: (048) 734–85–79. E-mail: pavlenko_vitalij@mail.ru.



Павленко Сергей Витальевич, млад. науч. сотрудник каф. “Электрические машины” Одесск. нац. политехнич. у-та, тел.: (048) 771–25–61. E-mail: psv85@yandex.ru



Ильин Владимир Михайлович, аспирант каф. “Компьютеризированные системы управления” Одесск. нац. политехнич. ун-та, тел.: (048) 734–85–79. E-mail: pavlenko_vitalij@mail.ru