

УДК 621.396.664:681.5.015..52

В.Д. Павленко, канд. техн. наук., ст. науч. сотр.,  
Одес. нац. политехн. ун-т

## ИНФОРМАЦИОННАЯ ТЕХНОЛОГИЯ КОСВЕННОГО КОНТРОЛЯ И ДИАГНОСТИКИ ДИНАМИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ НА ОСНОВЕ МОДЕЛЕЙ ВОЛЬТЕРРА

*В.Д. Павленко.* **Інформаційна технологія непрямого контролю і діагностики динамічних об'єктів на основі моделей Вольєрра.** Розвинуто метод модельної діагностики об'єктів різної фізичної природи на основі нелінійних непараметричних динамічних моделей у вигляді рядів Вольєрра. Пропонується інформаційна технологія, що реалізовує метод діагностики. Розглядаються різні способи побудови простору діагностичних ознак на основі багатовимірних ядер Вольєрра, досліджується їх діагностична вартість.

*В.Д. Павленко.* **Информационная технология косвенного контроля и диагностики динамических объектов на основе моделей Вольерра.** Развита метод модельной диагностики объектов разной физической природы на основе нелинейных непараметрических динамических моделей в виде рядов Вольерра. Предлагается информационная технология, реализующая метод диагностики. Рассматриваются различные способы построения пространства диагностических признаков на основе многомерных ядер Вольерра, исследуется их диагностическая ценность.

*V.D. Pavlenko.* **Information Technology of Indirect Checking and Diagnostics of Dynamic Objects based on Volterra Models.** The method of the model diagnostics of objects with different physical nature is developed on the basis of nonlinear nonparametric dynamic models in the form of Volterra series. The information technology, realizing the method of the diagnostics is proposed. Various ways of building the space of diagnostics features are considered on the basis of multidimensional Volterra kernels; their diagnostic value is studied.

В современных автоматизированных системах диагностического контроля объектов разной физической природы все шире используются методы модельной диагностики, основанные на построении информационных моделей объектов контроля (ОК) [1]. При этом математическое описание ОК может быть получено с помощью решения задачи параметрической или непараметрической идентификации по экспериментальным данным наблюдений “вход–выход” ОК. Следует выделить методы, основанные на анализе динамических характеристик ОК, несущих наиболее полную информацию о их текущем состоянии. Динамические характеристики используются при формировании пространства диагностических признаков, в котором с помощью методов обучения распознаванию образов [1, 2] или нейросетевых технологий [3] строятся диагностические модели классификаторов для косвенной оценки и диагностики состояний ОК.

При восстановлении модели ОК обычно предполагается, что неисправности изменяют только параметры модели ОК, которые оцениваются методами параметрической идентификации. Однако часто деградационные процессы в ОК приводят к изменению не только параметров модели, но и ее структуры, что обуславливает в диагностических исследованиях для построения модели применение методов непараметрической идентификации [3]. В системах контроля, реализующих методологию модельной диагностики, часто используются линейные динамические модели или модели, которые учитывают информацию только о свойствах статических характеристик ОК. Реальные объекты, как правило, одновременно обладают и нелинейными, и динамическими свойствами. Поэтому, в качестве информативного описания ОК неизвестной структуры (типа “черный ящик”) целесообразно использовать нелинейные непараметрические динамические модели на основе интегро–степенных рядов Вольєрра (РВ), которые характеризуют состояние ОК в виде последовательности инвариантных к виду входного сигнала многомерных весовых функций  $w_k(\tau_1, \dots, \tau_k)$ ,  $k=1, 2, \dots$  — ядер Вольєрра (ЯВ) [4, 5]. Применение подобных моделей позволяет более полно и точно учесть нелинейные и инерционные

свойства ОК, делает процедуру диагностики более универсальной, повышает надежность диагноза.

Диагностическая процедура в этом случае сводится к определению ЯВ по данным эксперимента “вход-выход” и построению на их основе диагностической системы признаков, в пространстве которых с использованием методов статистической классификации [2] строится решающее — диагностическое — правило оптимальной классификации.

Предлагается информационная технология косвенного контроля и диагностики нелинейных динамических ОК на основе методов непараметрической идентификации в виде РВ, исследуется эффективность различных методов редукции диагностических моделей — сжатия диагностической информации.

Для описания нелинейных многомерных динамических ОК с неизвестной структурой используется РВ [4]

$$y_j(t) = \sum_{n=1}^{\infty} \sum_{i_1=1}^{\nu} \dots \sum_{i_n=1}^{\nu} \int_0^t \dots \int_0^t w_{i_1 i_2 \dots i_n}^j(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n) \prod_{k=1}^n x_{i_k}(t - \tau_k) d\tau_k, \quad j=1, 2, \dots, \mu, \quad (1)$$

где  $y_j(t)$  — отклик системы на  $j$ -м выходе в текущий момент времени  $t$  при нулевых начальных условиях;

$x_1(t), \dots, x_{\nu}(t)$  — входные воздействия;

$w_{i_1 i_2 \dots i_n}^j(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n)$  — ядра Вольтерра  $n$ -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;

$\nu$  — количество входов ОК;

$\mu$  — количество выходов ОК.

Применение моделей на основе РВ в диагностических исследованиях объясняется их принципиально важными достоинствами: явными соотношениями между входными и выходными переменными; универсальностью — возможностью исследования нелинейных непрерывных во времени и импульсных систем, стационарных и нестационарных; одновременным и компактным учетом нелинейных и инерционных — динамических — свойств ОК.

Эффективность применения методов распознавания образов для решения задач косвенного контроля и диагностики состояния объектов в основном зависит от информативности используемой совокупности диагностических признаков. Если выбранные признаки достаточно полно характеризуют внутреннюю структуру ОК, то идентичные по структуре объекты отобразятся в пространстве этих признаков в виде плотного множества точек. Объектам с особенностями структуры — дефектным — будут соответствовать точки, отклоняющиеся от этого плотного множества.

В модельной диагностике при использовании ЯВ в качестве источника диагностической информации об ОК необходимо обеспечить, в первую очередь, высокую точность оценки многомерных ЯВ низких порядков, что часто на практике достаточно для построения эффективной распознающей системы. Высокая точность оценивания ЯВ достигается применением помехоустойчивых методов детерминированной идентификации [6, 7].

Применение предлагаемого метода модельной диагностики сопряжено с решением задачи параметризации многомерных функций ЯВ [2]. 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  $x_k = (x_{1k}, \dots, x_{nk})'$ . 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 [2]. В простейшем

случае оператор  $T_j$  является оператором дискретизации  $x_{jk}=w_k(t_j, \dots, t_j)$ ,  $t_j=j\Delta t$ , где  $\Delta t$  — 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 описании ОК. Оптимальным в этом смысле является разложение Карунена-Лоэва [2].

Предлагаемая информационная технология косвенного контроля и диагностики нелинейных 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  $X$  ( $X' \supset X$ ) 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  $t_{\text{пр}}$ .

*Моменты  $\mu_r^k(M_k)$*  порядка  $r = \overline{0, 3}$  для сечений ЯВ порядка  $k$

$$\mu_{ij\dots l}^k = \int_0^\infty \dots \int_0^\infty \tau_1^i \tau_2^j \dots \tau_k^l w_k(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_k) d\tau_1 d\tau_2 \dots d\tau_k, \quad i, j, \dots, l = \overline{0, 1, \dots}; i+j+\dots+l=r.$$

*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  $W_k(j\omega_1, j\omega_2, \dots, j\omega_k)$ , где  $j$  — мнимая единица,

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

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

*Коэффициенты разложения Карунена-Лоэва ( $KL_k$ )*  $c_1, c_2, \dots, c_m$  для сечений ЯВ порядка  $k = \overline{1, 3}$ , определяемые по формуле:  $\mathbf{c}_i = \Phi' \mathbf{x}_i$ , где  $\mathbf{c}_i = (c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{im})'$  — вектор-столбец коэффициентов разложения Карунена-Лоэва для  $i$ -го класса ( $i=1, 2, \dots, M$ );  $\mathbf{x}$  — вектор исходных признаков  $i$ -го класса размерностью  $n$ ;  $\Phi = (\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_m)$  — 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 корре-

ляционной матрицы  $\mathbf{R} = \sum_{i=1}^M p(\omega_i) E\{\mathbf{x}_i \mathbf{x}_i'\}$ , где  $p(\omega_i)$  — априорная вероятность появления  $i$ -го класса  $\omega_i$ , а  $E\{\mathbf{x}_i \mathbf{x}_i'\}$  — оператор математического ожидания, вычисляемый по всем наблюдениям, относящимся к  $i$ -му классу.

Коэффициенты вейвлет-преобразований ( $W_k$ ) сечений ЯВ  $k$ -го порядка

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

где  $\psi(t)$  — функция преобразования (материнский вейвлет);

$\alpha$  и  $\beta$  — соответственно параметры масштаба и сдвига вейвлета [2]. В качестве базисного здесь используется вейвлет *coiflet*.

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  $\alpha$  и  $\beta$ , которые определяют соответственно динамические и нелинейные свойства и недоступны для прямых измерений.

Анализ информативности различных систем признаков основан на вычислении критерия  $P_{\max}$ . 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 [3, 4]. Находятся три решающих функции  $d_1(\mathbf{x})$ ,  $d_2(\mathbf{x})$  и  $d_3(\mathbf{x})$  такие, что функция  $d_1(\mathbf{x})$  отделяет ОК первого класса от второго, третьего и четвертого;  $d_2(\mathbf{x})$  — отделяет ОК второго класса от третьего и четвертого;  $d_3(\mathbf{x})$  — отделяет ОК третьего класса от четвертого. Для каждого решающего правила вычисляется вероятность правильного распознавания, на основе которых вычисляется максимальное значение усредненной оценки  $\bar{P}_{\max}$  [2]. Таким образом, в результате выполнения процедуры полного перебора исследуемых диагностических признаков определяется наиболее ценный, а также наилучшая комбинация из двух, трех 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 различной амплитудой  $A$ :  $1,0A$  ( $Y_1$ );  $0,5A$  ( $Y_2$ );  $0,1A$  ( $Y_3$ ) (табл. 1). Усредненные оценки  $\bar{P}_{\max}$  для трех решающих функций  $d_1(\mathbf{x})$ ,  $d_2(\mathbf{x})$  и  $d_3(\mathbf{x})$  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).

Таблица 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

Наиболее информативной частью функции ЯВ первого порядка и диагональных сечений ЯВ второго и третьего порядков является начальная область. Информативной областью откликов ОК являются отсчеты, расположенные в средней части интервала  $[0, t_{\text{ин}}]$ . 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 ряда (1). Информативность же ЯВ не зависит от тестового воздействия, что позволяет их эффективно использовать при диагностических исследованиях нелинейных ОК.

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).

Таблица 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
$E_2$	$w_2(t_{\max}, t_{\max}), t_{\text{пп}}$	0,983
$W_2$	$C_1, C_2$	0,983
$KL_2$	$c_1, c_2, c_3$	0,983
$M_2$	$\mu_0^2, \mu_1^2$	0,980

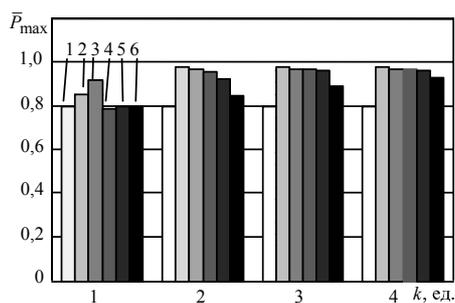


Рис. 1. Показатели  $\bar{P}_{\max}$  для систем признаков  $V_1$  (1),  $V_2$ (2),  $V_3$ (3),  $Y_1$ (4),  $Y_2$ (5),  $Y_3$ (6)

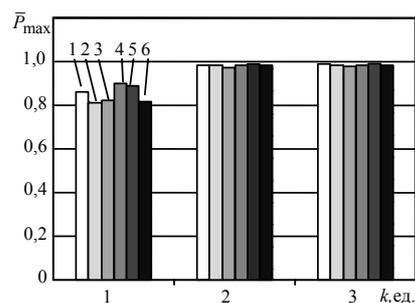


Рис. 2. Показатели  $\bar{P}_{\max}$  для систем признаков  $V_2$  (1),  $E_2$  (2),  $M_2$ (3),  $W_2$ (4),  $AF_2$ (5),  $KL_2$ (6)

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  $M_2$ .

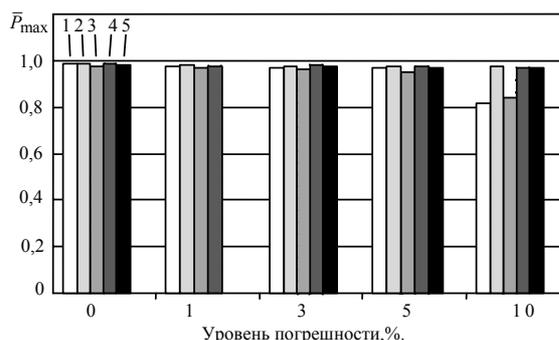


Рис. 3. Показатели  $\bar{P}_{\max}$  для систем признаков  $V_2$  (1),  $E_2$  (2),  $M_2$  (3),  $W_2$  (4),  $KL_2$  (5) при уровнях погрешностей в оценках ЯВ 0, 1, 3, 5 и 10 %

Таким образом, полученные результаты численных экспериментов по исследованию информативности формируемых на основе ядер диагностических признаков позволяют сделать вывод об эффективности использования непараметрических динамических моделей в виде рядов Вольтерра в задачах диагностического контроля объектов различной природы.

Развит метод модельной диагностики на основе нелинейных непараметрических динамических моделей в виде интегро-степенных рядов Вольтерра, выделены четыре этапа при диагностировании объектов: идентификация, построение диагностической модели, построение классификатора состояний, диагностика ОК. Предложена информационная технология, реализующая метод модельной диагностики нелинейных динамических объектов и интегрирующая все ее этапы в единый вычислительный процесс.

Предложены способы построения пространства диагностических признаков (формирования вектора признаков) на основе многомерных ядер Вольтерра: эвристических признаков, моментов, Фурье-образов ядер, а также признаков, которые выделяются на диагональных сечениях ядер с использованием методов сжатия, основанных на разложении Карунена-Лоэва и вейвлет-преобразовании.

## Литература

1. Rogozin, G.G. Express-method for monitoring the state of turbogenerator rotor end bells / G.G. Rogozin, V.A. Kovjazin // Proc. of the 3rd Intern. Conf. on Quality, Reliability & Maintenance.— Oxford, UK, 2000. — P. 167 — 170.
2. Pavlenko, V. Reconstruction of the Parameters Space on the Base of Diagnostic Models of Object with using Volterra Models / V. Pavlenko, O. Fomin // Proc. of 5th Middle Eastern Simulation and Modeling Conf. MESM'2004. — Amman, Jordan, 2004. — P. 30 — 40.
3. Дубровин, В.И. Методы повышения эффективности процедур нейросетевой диагностики / В.И. Дубровин, С.А. Субботин // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. — 2002. — № 3. — С. 3 — 9.
4. Doyle, F.J. Identification and Control Using Volterra Models / F.J. Doyle, R.K. Pearson, D.A. Ogunnaik // Published Springer Technology & Industrial Arts. — 2001. — P. 314.
5. 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.
6. Pavlenko, V.D. Estimation of the Volterra Kernels of a Nonlinear System Using Impulse Response Data // Signal/Image Processing and Pattern Recognition: Proc. the Eighth All-Ukrainian Intern. Conf. UkrOBRAZ'2006. — K., 2006. — P. 191 — 194.
7. Апарцин, А.С. О математическом моделировании нелинейных динамических систем рядами Вольтерры / А.С. Апарцин, С.В. Солодуша // Электрон. моделирование. — 1999. — № 2. — С. 3 — 12.

Поступила в редакцию 11 ноября 2008 г.

