

УДК 681.5.015:621.37(045)

**И. Ф. Бойко**, д-р техн. наук, проф.,  
**В. В. Турчак**, канд. техн. наук

## ИДЕНТИФИКАЦИЯ СИСТЕМ

Институт электроники и систем управления НАУ, e-mail: iesy@nau.edu.ua

*Рассмотрены особенности идентификации линейных и нелинейных систем обработки информации на основе статистического анализа результатов наблюдения за входными воздействиями и выходными реакциями. В качестве тестовых сигналов предложено использовать линейные случайные процессы. Идентификация нелинейных систем решена путем использования теории функциональных рядов, в частности, рядов Вольтерра и стохастических ортогональных рядов.*

**Введение.** При исследовании сложных радиотехнических систем на этапе их проектирования и разработки широко используется такой инструмент познания, как моделирование. Переход от изучения объекта непосредственно к изучению его свойств через моделирование обусловлен рядом причин: во-первых, не всегда построение реального объекта для изучения его свойств экономически оправдано; во-вторых, иногда представляет интерес не вся совокупность свойств объекта, а лишь их отдельная часть, и в-третьих, модель обладает большой доступностью в смысле возможностей вариации параметрами и воздействующими факторами, вплоть до экстремальных случаев.

Процесс моделирования обычно включает следующие основные этапы:

1. Изучение исследуемого объекта и выделение его существенных характеристик.
2. Выбор подходящей модели, достаточно полно отражающей объект исследования.
3. Использование модели по ее назначению.

Ключевым и пожалуй самым сложным этапом этого процесса является этап выбора подходящей модели, которая, с одной стороны, должна быть достаточно простой, с другой – довольно полно отражать исследуемый объект. При этом исследователю приходится решать задачу идентификации. *Под идентификацией в данном случае понимается отождествление модели с объектом-оригиналом на основе эксперимента, т. е. построение на основании анализа входа и выхода оптимальной, в определенном смысле, математической модели системы.* Под математической моделью системы при этом понимают системный оператор, ставящий в однозначное соответствие (с заданной точностью) выходной и входной сигналы системы.

Если функцию  $x(t)$  понимать как входное воздействие, а  $y(t)$  – как выходную реакцию системы, то под идентификацией понимают нахождение по результатам наблюдений за  $x(t)$  и  $y(t)$  системного оператора  $A$ , устанавливающего однозначное соответствие между  $y(t)$  и  $x(t)$ , т. е.  $y(t)=A[x(t)]$ .

**Постановка задачи.** Классификация систем основана на свойствах системных операторов. Различают линейные и нелинейные, стационарные и нестационарные, статические и динамические, детерминированные и стохастические системы и т. д.

Класс исследуемой системы, ее входные и соответствующие им выходные сигналы – это та необходимая информация, при наличии которой можно приступить к построению модели. Степень использования априорной информации и ее достоверность влияют на математическую постановку задачи и способы ее решения. В этом случае независимо от класса систем различают следующие два подхода к решению задач идентификации:

1. Для первого характерно наличие обширной априорной информации о системе: считается, что известна структура системы и класс моделей, к которому она относится. В результате решения задачи идентификации необходимо отыскать параметры системы. В

такой постановке задачу идентификации называют параметрической идентификацией или идентификацией в узком смысле.

В инженерной практике идентификация в узком смысле часто используется в процессе проектирования систем: на этапах аванпроекта по заданной (выбранной) структуре производят выбор параметров, на эскизном их уточняют, на техническом и этапах изготовления опытных образцов, отработки в составе изделия и испытаний параметры идентифицируют с учетом характеристик аппаратуры.

2. Второй подход к идентификации систем отличается от первого отсутствием или недостаточным объемом информации об исследуемой системе, что вынуждает рассматривать ее как “черный ящик”. Это, с одной стороны, вызывает дополнительные трудности, связанные с выбором подходящей структуры математической модели, но с другой – дает возможность расширить использование полученных результатов на классы систем с различной физической сущностью. В этом случае говорят об идентификации в широком смысле. Такой подход стал предметом внимания специалистов только в последние годы. По сравнению с первым он более общий, но и результаты здесь более скромные, что объясняется сложностью задачи.

В последние десятилетия теория и практика идентификации интенсивно развиваются [1]. Это объясняется достаточно просто – имея в наличии качественную модель объекта, можно значительно ускорить, удешевить и упростить процесс его исследования, разработки, оптимизации и управления.

К настоящему времени накоплен значительный теоретический и практический опыт решения задач идентификации в узком смысле. При этом в большинстве случаев рассматриваются лишь линейные системы. В то же время все реальные системы, которые относятся к радиотехнике, в той или иной степени нелинейны. В некоторых случаях этой нелинейностью можно пренебречь, например нелинейностью обычных резисторов, конденсаторов и некоторых индуктивных элементов. Однако “линейная идеализация” существенно нелинейных систем (например, систем, содержащих в качестве элементов диоды и транзисторы), а следовательно, и распространение на них методов изучения линейных систем являются малоэффективными. Теория же нелинейных систем оказывается, как правило, довольно сложной и количество методов идентификации таких систем не велико. Классифицируют их в зависимости от используемых математических моделей идентифицируемых систем и способов определения параметров этих моделей.

**Идентификация линейных систем.** В работе [2] рассмотрен один из методов нахождения импульсной переходной характеристики  $h(t)$  для стационарных линейных систем в рамках корреляционной теории. С некоторыми модификациями, которые касаются вида входного тестового воздействия, этот метод может быть применен для определения импульсной переходной характеристики линейной системы экспериментальным путем с использованием теории линейных случайных процессов. Будем рассматривать стационарный линейный процесс вида [3]

$$\xi(t) = \int_{-\infty}^{\infty} \varphi(t - \tau) d\eta(\tau), \quad t \in T, \quad (1)$$

где ядро  $\varphi(t)$  линейного представления будем интерпретировать как импульсную характеристику линейной системы, удовлетворяющую условиям физической реализуемости, а  $\xi(t)$  – выходная реакция этой системы,  $\eta(t)$  – процесса с независимыми приращениями.

Для решения задачи идентификации соотношение (1) целесообразнее записать в несколько ином виде, а именно:

$$\xi(t) = \int_{-\infty}^{\infty} \varphi(\tau) d\eta(t - \tau), \quad (2)$$

и ввести формальное обозначение

$$x(\tau) = \frac{d\eta(\tau)}{d\tau},$$

где  $x(t)$  будет представлять собой обобщенный случайный процесс, именуемый в литературе белым шумом.

Тогда выражение (2) примет вид

$$\xi(t) = \int_{-\infty}^{\infty} \varphi(\tau) x(t - \tau) d\tau. \quad (3)$$

Умножим левую и правую часть в уравнении (3) на  $x(t - s)$  и применим к обеим частям операцию нахождения математического ожидания, т. е.

$$M[x(t - s)\xi(t)] = M\left[\int_{-\infty}^{\infty} \varphi(\tau) x(t - s) x(t - \tau) d\tau\right]. \quad (4)$$

Если положить, что процесс центрирован, то формулу (4) можно записать в виде

$$R_{x\xi}(s) = \int_{-\infty}^{\infty} \varphi(\tau) R_{xx}(s - \tau) d\tau, \quad (5)$$

где  $R_{x\xi}(s)$  и  $R_{xx}(s - \tau)$  обозначают взаимную и автокорреляционную функции соответственно.

Но для белого шума, как известно,

$$R_{xx}(s - \tau) = \kappa_2 \delta(s - \tau), \quad (6)$$

где  $\kappa_2 > 0$  – интенсивность белого шума;  $\delta(s - \tau)$  – дельта-функция Дирака. В этом случае, подставляя уравнение (6) в (5), будем иметь

$$R_{x\xi}(s) = \int_{-\infty}^{\infty} \varphi(\tau) \kappa_2 \delta(s - \tau) d\tau = \kappa_2 \varphi(s)$$

и

$$\varphi(s) = \frac{1}{\kappa_2} R_{x\xi}(s). \quad (7)$$

Таким образом, задавшись с тех или иных соображений порождающим процессом  $\eta(\tau)$  и затем по результатам наблюдения за реализацией процесса  $\xi(t)$  найдя корреляционную функцию  $R_{x\xi}(s)$ , можем определить значение ядра  $\varphi(s)$  в точке  $s$ . Меняя сдвиг во времени  $s$ , получим ряд значений  $\{\varphi(s_j)\}$  искомого ядра. Для окончательного решения задачи целесообразно произвести сглаживание полученных отсчетов с помощью сплайн функций [2].

Заметим, что если вид ядра  $\varphi(\tau)$  известен с точностью до параметра, то для его идентификации достаточно получить один отсчет по формуле (7).

**Идентификация нелинейных систем.** Наиболее просто задача идентификации нелинейных систем решается для безынерционных систем, т. е. систем осуществляющих мгновенное преобразование входного воздействия в выходную реакцию. Таких систем, строго говоря, не существует. Однако эта идеализация достаточно точна, если характерное время изменения входного сигнала значительно превышает время установления переходного процесса в системе. В радиотехнике это, например, полупроводниковые приборы – уже

упоминавшиеся диоды, биполярные и полевые транзисторы, время переходного процесса в которых составляет порядка  $10^{-11}$  с.

В качестве модели нелинейной безынерционной системы чаще всего используется полиномиальная модель вида:

$$y(t) = F[x(t)] = \sum_{i=0}^{\infty} a_i x^i(t), \quad (8)$$

где  $a_i$  – некоторые коэффициенты.

На практике порядок полинома обычно ограничен  $k$ -й степенью, при этом выражение (8) можно переписать следующим образом:

$$y(t) = \sum_{i=0}^k a_i x^i(t) + \xi(t), \quad (9)$$

где  $\xi(t)$  – шум с нулевым математическим ожиданием, учитывающий как замену бесконечного ряда (8) конечным, так и погрешности, возникающие в процессе измерения  $y(t)$ , причем вследствие центральной предельной теоремы теории вероятностей обычно делается предположение о нормальности его распределения.

Задача идентификации в этом случае состоит в определении неизвестных параметров  $a_i$ . Существует ряд методов решения этой задачи. Среди наиболее распространенных – метод максимального правдоподобия и метод наименьших квадратов. В случае нормальности распределения  $\xi(t)$  эти два метода совпадают.

В общем случае, когда система имеет не один, а  $n$  входов, выражение (9) принимает следующий вид:

$$y(t) = \sum_{\alpha}^k \sum_{\beta}^k \dots \sum_{\nu}^k a_{\alpha\beta\dots\nu} x_1^{\alpha}(t) x_2^{\beta}(t) \dots x_n^{\nu}(t) + \xi(t). \quad (10)$$

Сопоставление моделей (9) и (10) дает возможность легко оценить возрастание трудоемкости вычислений при росте степени полинома  $k$  и количества входных переменных  $n$ . На практике обычно ограничиваются значениями  $k = 2, 3$ , т. е. полиномами второй или третьей степени. Полиномы более высокого порядка используются редко в связи с резким возрастанием объема вычислений, а также проблем, связанных с плохой обусловленностью матрицы системы нормальных уравнений при использовании метода наименьших квадратов. Поэтому в случаях, когда для адекватного описания системы порядок модели (особенно многомерной) необходимо увеличить, практически решить задачу идентификации удастся не всегда.

В последнее время появился ряд работ, в которых предлагаются методы идентификации, основанные на кусочной аппроксимации искомой функции. Идея методов кусочной аппроксимации состоит в следующем. Область изменения входного сигнала  $x(t)$  разбивается некоторым образом на определенное количество областей  $B_j$ ,  $j = 1, 2, \dots, r$ . В каждой из областей  $B_j$  искомая характеристика  $y(t) = F[x(t)]$  аппроксимируется функцией достаточно простого вида, в частности линейной функцией или даже константой. Параметры аппроксимирующих функций оцениваются с помощью одного из известных методов статистического оценивания.

Методы кусочной аппроксимации обладают рядом достоинств, которые позволяют получать эффективные модели многомерных нелинейных объектов при сравнительно небольшом объеме экспериментальных данных. Так, для этих методов характерны простота реализации и относительно слабая зависимость точности аппроксимации от вида искомой характеристики. Кроме того, методы кусочной аппроксимации дают возможность при необходимости увеличивать количество оцениваемых параметров модели без значительного усложнения самой модели, а также позволяют избежать проблем, связанных с плохой

обусловленностью матрицы системы нормальных уравнений при использовании метода наименьших квадратов.

Перспективным в этом смысле является использование методов сплайн-функций, основанных на идеях кусочной аппроксимации и являющихся своего рода их обобщением.

Трудности, связанные с описанием нелинейных динамических систем, значительно возрастают по сравнению с описанием статики. Иногда исследуемую систему можно представить в виде последовательно соединенных линейных динамических и нелинейных статических звеньев, моделирование которых гораздо проще, чем нелинейной динамической системы в целом. Правда, при таком подходе требуется дополнительная априорная информация о структуре системы. В этом случае говорить об идентификации в широком смысле уже нельзя. В зарубежной литературе такие системы называют блочно-ориентированными (block-oriented systems). Среди наиболее известных моделей, использующих такой подход, – модели Заде, Гаммерштейна и Урысона.

Наиболее общим и удобным из существующих способов представления нелинейных систем является представление их с помощью ряда Вольтерра:

$$y(t) = \sum_{k=0}^{\infty} \int_0^{\infty} \int_0^{\infty} \dots \int_0^{\infty} g_k(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_k) x(t-\tau_1)x(t-\tau_2) \dots x(t-\tau_k) d\tau_1 d\tau_2 \dots d\tau_k \quad (11)$$

или в дискретной форме записи

$$y(t) = \sum_{k=0}^{\infty} \sum_{\tau_1=0}^{\infty} \sum_{\tau_2=0}^{\infty} \dots \sum_{\tau_k=0}^{\infty} g_k(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_k) x(t-\tau_1)x(t-\tau_2) \dots x(t-\tau_k) \dots d\tau_k,$$

где  $g_k(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_k)$  – так называемые ядра Вольтерра, причем  $g_0$  определяет постоянную составляющую выходного сигнала, а  $g_1(\tau)$  – составляющую, обусловленную линейной динамической частью. Ядра Вольтерра более высоких порядков можно трактовать как модель, описывающую зависимость значения сигнала-реакции в настоящий момент времени от взаимодействия прошлых значений сигнала-воздействия.

Представление нелинейной динамической системы с помощью ряда Вольтерра имеет важные достоинства – оно является общим, допускает ясную физическую интерпретацию и его можно рассматривать как обобщение линейного случая. Действительно, если положить  $g_2 = g_3 = \dots = 0$  (без уменьшения общности  $g_0$  можно также принять равным нулю), то согласно (11) мы получим выражение

$$y(t) = \int_0^{\infty} g_1(\tau) x(t-\tau) d\tau,$$

широко используемое для описания линейных систем и известное как интеграл свертки или интеграл Дюамеля.

Следует однако отметить, что на практике оценка ядер Вольтерра (в чем, в данном случае, и состоит задача идентификации) представляет собой чрезвычайно трудоемкую, а порой практически неразрешимую задачу.

Способ, который предложил Винер позволил устранить указанный недостаток. Винер показал, что если на вход системы подается определенный, специально выбранный сигнал, в частности гауссовский белый шум, то простое преобразование ряда Вольтерра приводит к ряду с взаимно ортогональными членами, что позволяет относительно легко определять ядра системы.

Винер построил иерархию функционалов увеличивающихся степеней, взаимно ортогональных относительно гауссовского белого шума, сумма которых полностью описывает систему. Метод Винера состоит в следующем. Функционалом нулевой степени является  $h_0$ , а функционалом первой степени

$$G_1[h_1; x(t)] = \int_0^{\infty} h_1(\tau)x(t-\tau)d\tau + K_1,$$

где  $x(t)$  – гауссовский белый шум с нулевым математическим ожиданием;  $K_1$  выбирается таким образом, чтобы этот функционал был ортогонален функционалу нулевой степени. Это требование выполняется при  $K_1 = 0$ , поскольку

$$M \left[ h_0 \int_0^{\infty} h_1(\tau)x(t-\tau)d\tau + h_0 K_1 \right] = 0, \text{ если } K_1 = 0.$$

Затем, используя процедуру, подобную ортогонализации Грамма-Шмидта, получаем функционал второй степени, ортогональный функционалам нулевой и первой степеней. Функционал третьей степени выбирается так, чтобы он был ортогонален функционалам нулевой, первой и второй степеней и т. д.

В общем виде ряд Винера можно записать следующим образом:

$$y(t) = \sum_{i=0}^{\infty} G_i[h_i(\tau_1, \dots, \tau_i); x(t'), t' \leq t],$$

где  $G_i$  – взаимно ортогональные функционалы, а  $h_i(\tau_1, \dots, \tau_i)$  – ядра Винера.

Первые четыре функционала Винера представляются в виде:

$$G_0[h_0; x(t)] = h_0;$$

$$G_1[h_1; x(t)] = \int_0^t h_1(\tau)x(t-\tau) d\tau;$$

$$G_2[h_2; x(t)] = \iint_{00}^{tt} h_2(\tau_1, \tau_2)x(t-\tau_1)x(t-\tau_2) d\tau_1 d\tau_2 - P \int_0^t h_2(\tau_1, \tau_1) d\tau_1; \quad (12)$$

$$G_3[h_3; x(t)] = \iiint_{000}^{ttt} h_3(\tau_1, \tau_2, \tau_3)x(t-\tau_1)x(t-\tau_2)x(t-\tau_3) d\tau_1 d\tau_2 d\tau_3 - \\ - 3P \iint_{00}^{tt} h_3(\tau_1, \tau_2, \tau_2) x(t-\tau_1) d\tau_1 d\tau_2,$$

где  $P$  – интенсивность белого шума.

Заметим, что функционалы Винера содержат не только ядра  $h_i$ , но и интенсивность  $P$  белого шума, которая дает условие выполнения ортогональности в функциональном пространстве, примерно в том же смысле, в каком область изменения независимой переменной определяет область, для которой справедливо утверждение об ортогональности двух функций.

Ортогональность функционалов  $G$  означает, что математическое ожидание произведения двух любых функционалов равно нулю, т. е.

$$M[G_i[h_i; x(t)]G_j[h_j; x(t)]] = 0, \text{ при всех } i \neq j.$$

Действительно, например,

$$M[G_1[h_1; x(t)]G_2[h_2; x(t)]] = M \left[ \int_0^t h_1(\tau)x(t-\tau)d\tau \times \iint_{00}^{tt} h_2(\tau_1, \tau_2)x(t-\tau_1)x(t-\tau_2)d\tau_1 d\tau_2 \right] -$$

$$-M \left[ \int_0^t h_1(\tau)x(t-\tau)d\tau P \int_0^t h_2(\tau_1, \tau_1)d\tau_1 \right] = \int_0^t \int_0^t \int_0^t h_1(\tau)h_2(\tau_1, \tau_2)M[x(t-\tau)x(t-\tau_1)x(t-\tau_2)]d\tau d\tau_1 d\tau_2 - \\ - P \int_0^t \int_0^t h_1(\tau)h_2(\tau_1, \tau_1)M[x(t-\tau)]d\tau d\tau_1 = 0,$$

поскольку  $x(t)$  – гауссовский сигнал с нулевым средним значением, а среднее значение произведения нечетного числа гауссовских сигналов с нулевым средним равно нулю.

Ортогональность членов ряда имеет следующие достоинства:

1. Можно ожидать, что при любом сигнале ряд Винера будет значительно быстрее сходиться, чем ряд Вольтерра, и, следовательно, частичная сумма ряда Винера будет давать (для большего количества сигналов) лучшую усеченную модель системы.

2. В случае ортогонального базиса усеченную модель можно расширить, вводя члены более высоких степеней без изменения членов более низких степеней.

3. Ортогональность функционалов позволяет относительно просто оценивать ядра системы.

Следует заметить, что гауссовский белый шум не является единственным сигналом, относительно которого возможна ортогонализация членов функционального ряда. Ортогональность может быть достигнута также и относительно какого-либо другого сигнала, обладающего определенными корреляционными свойствами. Для каждого такого сигнала может быть найден соответствующий набор ядер. В этой связи следует отметить, что обобщение метода Винера и объединение его с рядами Вольтерра может быть осуществлено путем использования методов теории линейных случайных процессов. Для этого применяются так называемые однородные стохастические функционалы от процессов с независимыми приращениями [3]:

$$\Phi_n(t) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \cdots \int_{-\infty}^{\infty} K_n(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n; t) d\eta(\tau_1) d\eta(\tau_2) \cdots d\eta(\tau_n), \quad t \in T,$$

где  $K_n(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n; t) \in L_2(-\infty, \infty)^n$  – детерминированная действительная функция, которую называют ядром функционала.

Применив к последовательности функционалов  $\{\Phi_n(t)\}_{n=0}^{\infty}$  метод ортогонализации Грамма–Шмидта [3], получим ортогональную систему стохастических функционалов  $\{G_n(t)\}_{n=0}^{\infty}$ , подобную системе (12), но для произвольного однородного процесса с независимыми приращениями  $\eta(t)$ . Например, если  $\eta(t) = \pi(t)$ , т. е. является пуассоновским процессом с нулевым средним, то первые четыре функционала будут иметь вид:

$$G_0(t) = 1,$$

$$G_1(t) = \Phi_1(t),$$

$$G_2(t) = \Phi_2(t) - \frac{\kappa_3}{\kappa_2} \Phi_1(t) - \kappa_2,$$

$$G_3(t) = \Phi_3(t) - \frac{\kappa_2 \kappa_5 - \kappa_3 \kappa_4 + 6\kappa_2 \kappa_3}{2\kappa_2^3 + \kappa_2 \kappa_4 - \kappa_3^2} \Phi_2(t) + \frac{6\kappa_2^4 - 9\kappa_2 \kappa_3^2 + 5\kappa_2^2 \kappa_4 - \kappa_3 \kappa_5 + \kappa_4^2}{2\kappa_2^3 + \kappa_2 \kappa_4 - \kappa_3^2} \Phi_1(t) + \\ + \frac{2\kappa_2 \kappa_3 \kappa_4 - \kappa_2^2 \kappa_5 - 4\kappa_2^3 \kappa_3 - \kappa_3^2}{2\kappa_2^3 + \kappa_2 \kappa_4 - \kappa_3^2}, \quad \dots,$$

где обозначено

$$\kappa_n = \lambda \int_{-\infty}^{\infty} K_n(\underbrace{\tau, \tau, \dots, \tau}_{n \text{ раз}}; t) d\tau, \quad n = 2, 3, 4, \dots,$$

а  $\lambda$  – параметр пуассоновского распределения.

Использование процессов типа белого шума и, в частности, в данном случае гауссовского белого шума объясняется тем, что, как доказал Винер, – это самый “сильный” тест, которому можно подвергнуть систему и к тому же, дающий чуть ли не максимально возможную скорость получения информации о ее поведении. А поскольку применение входного сигнала в виде гауссовского белого шума является наилучшим способом тестирования системы и при таком сигнале любая частичная сумма ряда Винера дает наилучшее представление системы, то определение ядер Винера является хорошим методом ее идентификации.

Если каждое из ядер Вольтерра в (11) умножить на соответствующую индикаторную функцию [3]

$$I_n(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n) = \begin{cases} 1, & \text{если все аргументы разные;} \\ 0, & \text{если есть совпадающие аргументы,} \end{cases}$$

$$n = 2, 3, \dots; \quad I_1(\tau) \equiv 1.$$

то получим последовательность функционалов вида

$$Q_n(t) = \int_0^{\infty} \dots \int_0^{\infty} g_n(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n) I_n(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n) x(t - \tau_1) x(t - \tau_2) \dots x(t - \tau_n) d\tau_1 d\tau_2 \dots d\tau_n, \quad (13)$$

$$n = 1, 2, \dots; \quad Q_0(t) \equiv 1,$$

элементы которой являются попарно ортогональными, т. е.

$$M[Q_n(t) Q_m(t)] = \begin{cases} 0, & \text{если } n \neq m, \\ \|Q_n(t)\|^2, & \text{если } n = m, \end{cases}$$

где  $\|\cdot\|$  обозначает норму процесса.

Основное преимущество стохастических ортогональных функционалов (13) состоит в том, что они являются биортогональными и при этом обладают всеми преимуществами как рядов Вольтерра, так и функционалов Винера при их применении для статистической идентификации нелинейных систем [4; 5].

**Выводы.** Применение процессов типа белого шума в сочетании с линейной моделью случайных процессов позволяет решать широкий круг задач, связанных со стохастической идентификацией как линейных, так и нелинейных систем обработки информации и управления. Описание оператора нелинейной системы в терминах стохастических ортогональных рядов позволяет повысить эффективность и снизить громоздкость процедуры идентификации. В этой связи в работе предложено обобщения винеровских стохастических ортогональных функционалов на случай любого однородного процесса с независимыми приращениями.

### Список литературы

1. *Современные методы идентификации систем*: пер. с англ. / под ред. П. Эйкхоффа. – М.: Мир, 1983. – 400 с.
2. *Бойко И. Ф., Шелевицкий И. В., Шутко Н. А.* Статистическая идентификация линейных динамических систем с помощью полиномиальных сплайнов // Статистические методы в теории передачи и преобразования информационных сигналов: Тез. докл. междунар. НТК. – К.: КИИГА, 1992. – 94 с.
3. *Бойко И. Ф., Марченко Б. Г.* Анализ нелинейных преобразований сигналов в системах диагностики с использованием стохастических ортогональных разложений. Препринт-542 Ин-та электродинамики АН УССР. – К., 1987. – 57 с.
4. *Бойко И. Ф.* Ідентифікація нелінійних систем методом стохастичних ортогональних розкладів // Матеріали IV МНТК «Авіа-2002». – К.: НАУ, 2002. – Т. 1. – С. 13.15 – 13.17.
5. *Бойко И. Ф.* Стохастичні ортогональні розкладання в теорії нелінійних систем // Електроніка та системи управління, № 1(15)2008. – С. 5 – 11.

И. Ф. Бойко, В. В. Турчак

#### **Ідентифікація систем**

Розглянуто особливості ідентифікації лінійних та нелінійних систем опрацювання інформації на підставі статистичного аналізу результатів спостережень за вхідними впливами та вихідними реакціями. Як тестові сигнали запропоновано використовувати лінійні випадкові сигнали. Ідентифікацію нелінійних систем виконано шляхом застосування теорії функціональних рядів, зокрема, рядів Вольтерра та стохастичних ортогональних рядів.

I. F. Boyko, V. V. Turchak

#### **Identification of systems**

Features of identification of linear and nonlinear data processing systems on the basis of a statistical analysis of outcomes of observation for input actions and output responses are considered. Thus as test signals it is offered to use linear random processes. Identification of nonlinear systems is done by the use of the theory of functional series, in particular, Volterra series and stochastic orthogonal series.