Научная статья
Original article
УДК 621.391:519.21

МЕТОДЫ ИДЕНТИФИКАЦИИ ОБЪЕКТОВ УПРАВЛЕНИЯ

METHODS OF IDENTIFICATION OF OBJECTS OF CONTROL

Сумин Денис Леонидович, аспирант, «Донской государственный технический университет» (344000 Россия, г. Ростов-на-Дону, пл. Гагарина, д. 1), тел: 8 (961) 304-32-41, dniweden@gmail.com

Мартыненко Данил Васильевич, аспирант, «Донской государственный технический университет» (344000 Россия, г. Ростов-на-Дону, пл. Гагарина, д. 1), тел: 8 (988) 532-61-69, danilmartynenko96@mail.ru

Sumin D. Leonidovich, post-graduate student, Don State Technical University (344000 Russia, Rostov-on-Don, Gagarin Square, 1), tel: 8 (961) 304-32-41, dniweden@gmail.com

Martynenko D. Vasilievich, post-graduate student, Don State Technical University (344000 Russia, Rostov-on-Don, Gagarin Square, 1), tel: 8 (988) 532-61-69, danilmartynenko96@mail.ru

Аннотация. В статье рассматриваются основные методы идентификации для построения математический моделей динамических объектов на основе эмпирических данных. В проектировании объектов и систем управления идентификацию можно рассматривать как своеобразную обратную связь, обеспечивающую разработчика информацией необходимой для выработки мер корректировки параметров и характеристик опытных образцов, с целью улучшения

их качеств. Часть методов используются для контроля параметров уже изготавливаемой серийной продукции. Также методы идентификации являются незаменимым инструментом на предварительных этапах работ по воспроизведению уже имеющихся образцов. Цель данной статьи выполнить обзор существующих методов идентификации объектов управления технических систем. В представленной статье выполнена классификация существующих методов идентификации, их краткое описание и особенности применения каждого метода. Сам процесс идентификации заключается в измерении временных и частотных характеристик путем подачи на вход системы специальных тестовых сигналов и измерения выходного отклика. В данной статье, основным признаком для классификации существующих методов идентификации объектов управления, был принят объем априорной информации об исследуемом объекте. Первая часть статьи содержит краткое описание непараметрических методов, используемых для исследования "Черных ящиков". В описании каждого метода представлены особенности проведения эксперимента и обработки полученных данных. Вторую часть статьи составляет описание базовых алгоритмов параметрической идентификации, сущность которых заключается в подборе параметров моделей с известной структурой.

Annotation. The article discusses the main identification methods for building mathematical models of dynamic objects based on empirical data. In the design of objects and control systems, identification can be considered as a kind of feedback that provides the developer with the information necessary to develop measures for adjusting the parameters and characteristics of prototypes in order to improve their qualities. Some of the methods are used to control the parameters of already manufactured serial products. Also, identification methods are an indispensable tool in the preliminary stages of work on the reproduction of existing samples. The purpose of this article is to review the existing methods for identifying control objects in technical systems. In the presented article, a classification of existing identification methods, their brief description and features of the application of each method are carried out. The identification process itself consists in measuring the time and frequency characteristics by applying special test signals to the input of the system and measuring the output response. In this article, the main feature for classifying existing methods for

identifying control objects was the amount of a priori information about the object under study. The first part of the article contains a brief description of the non-parametric methods used to study "Black Boxes". The description of each method presents the features of the experiment and processing of the obtained data. The second part of the article is a description of the basic parametric identification algorithms, the essence of which is to select the parameters of models with a known structure.

Ключевые слова: параметрические методы, непараметрические методы, методы временной идентификации, методы частотной идентификации, корреляционный анализ, метод наименьших квадратов.

Keywords: parametric methods, non-parametric methods, temporal identification methods, frequency identification methods, correlation analysis, least squares method.

Введение

Идентификацией систем называется совокупность методов, используемых для построения математических моделей динамических объектов на основе эмпирических данных. Начало решения таких задач заложено немецким математиком К.Ф. Гауссом. В работе "Теория движения небесных тел, вращающихся вокруг Солнца по коническим сечениям" (1809г.), разработанный им метод наименьших квадратов (МНК) использовался для предсказания траектории движения небесных тел. Активная разработка и развитие методов идентификации началось в середине XX века и связано с работами специалистов в области теории управления - Р. Калмана, К. Острёма, Т. Болина и статистики - Дж. Бокса, Г. Дженкинса. Методы идентификации имеют универсальный характер и нашли широкое применение в изучении физических, химических, биологических и экономических процессов.

Применительно к техническим системам, методы идентификации имеют важное прикладное значение. В проектировании объектов и систем управления идентификацию можно рассматривать как своеобразную обратную связь, обеспечивающую разработчика информацией необходимой для выработки мер корректировки параметров и характеристик опытных образцов, с целью улучшения

их качеств. Часть методов используются для контроля параметров уже изготавливаемой серийной продукции. Также методы идентификации являются незаменимым инструментом на предварительных этапах работ по воспроизведению уже имеющихся образцов.

Цель данной работы - сделать обзор существующих методов идентификации объектов управления технических систем.

В соответствии с поставленной целью можно сформулировать следующие задачи: классифицировать существующие методы идентификации, дать их краткое описание и привести особенности применения каждого метода.

1 Непараметрические методы

Отличительной чертой данной группы методов является использование моделей без явной структуры и с бесконечным числом параметров. Сам процесс идентификации заключается в измерении временных и частотных характеристик путем подачи на вход системы специальных тестовых сигналов и измерения выходного отклика. Для удобства при рассмотрении этой группы методов объект управления будем представлять "черным ящиком" с одним входом и одним выходом, на который не оказывают влияние аддитивные помехи. Вид такой структуры представлен на рисунке 1.

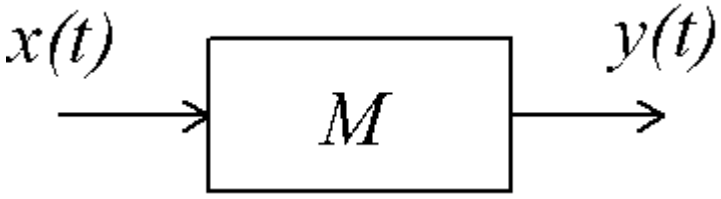


Рисунок 1 - Объект управления

Где M - модель черного ящика, которая может быть задана передаточной функцией $W(p)$ или весовой функцией $w(t)$, а $x(t)$ и $y(t)$ - входной и выходной сигналы системы. Дальнейшую классификацию методов данного подхода целесообразно строить в зависимости от используемого тестового сигнала.

1.1 Методы временной идентификации

Методы этой группы основаны на анализе переходных характеристик, для чего на вход системы подаются специальные тестовые сигналы либо в виде ступенчатой функции (функция Хевисайда), либо дельта-импульс (функция Дирака) [1]. Эти сигналы можно описать следующим образом:

$$x(t) = \begin{cases} 0, t < 0 \\ 1, t \geq 0 \end{cases} \quad (1)$$

$$\delta(t) = \begin{cases} 0, t \neq 0 \\ \infty, t = 0 \end{cases}; \int_{-\infty}^{\infty} \delta(t)\mathrm{dt} = 1 \quad (2)$$

Получив отклик на тестовый сигнал, дальнейшее определение характеристик модели M может быть решено графическими методами [2] или методами аппроксимации [3].

Анализ вида переходных процессов позволяет определить такие характеристики как коэффициент передачи, постоянные времени, транспортное запаздывание. Так, на рисунке 2 представлены переходная $h(t)$ и импульсная $w(t)$ характеристики, полученные в результате подачи на вход модели пассивного RC фильтра (с постоянной времени T=0.01c), тестовых сигналов в виде ступенчатой и дельта-подобной функций.

Переходная характеристика связана с импульсной переходной характеристикой соотношением:

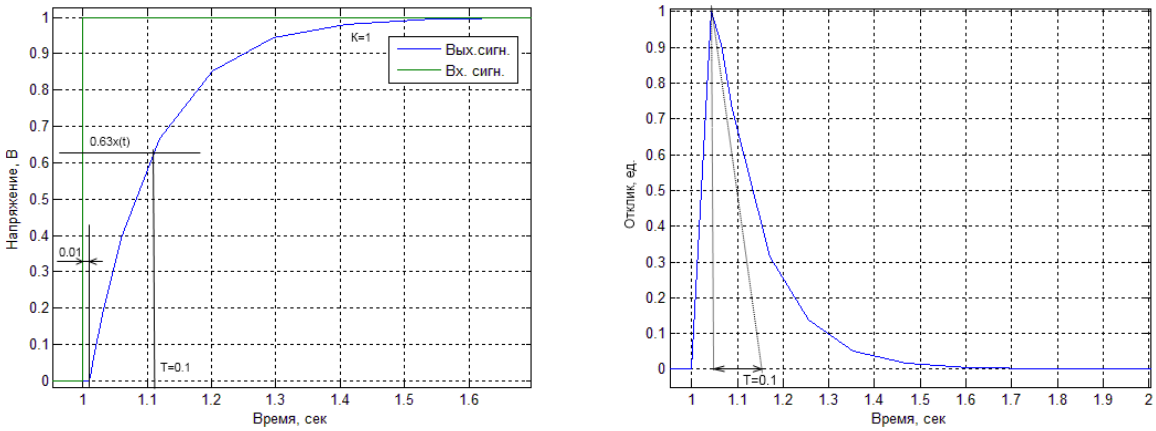
$$w(t) = \frac{\mathrm{dh}(t)}{\mathrm{dt}} \quad (3)$$

Для приведенного примера с использованием ступенчатого сигнала, представленного на рисунке 2(а) коэффициент передачи определяется из соотношения:

$$k = x \quad (4)$$

где $U_{\text{вых}}$ и $U_{\text{вх}}$ - установившиеся значения напряжения на входе и выходе фильтра. Постоянную времени для подобного инерционного звена можно определить путем измерения отрезка времени, за которое выходное напряжение достигает уровня

≈63% от уровня напряжения установившегося режима. Измеряя отрезок времени от момента изменения входного сигнала и началом отклика фильтра получим время транспортного запаздывания. Таким образом, полученной эмпирической информации достаточно для синтеза модели апериодического звена первого порядка с запаздыванием.



(а) (б)

Рисунок 2 – Вид переходных характеристик

Существуют графические методы, позволяющие определить инерционные свойства объекта управления на основе импульсных переходных характеристик рисунок 2 (б). Однако ввиду того, что на практике получить дельта-импульс невозможно, экспериментальная импульсная характеристика будет отличаться от теоретической.

В основе методов второго подхода лежит аппроксимация экспериментальных переходных характеристик решением дифференциального уравнения вида:

$$a_n \frac{d^n y(t)}{\mathrm{d}t^n} + a_{n-1} \frac{d^{n-1} y(t)}{\mathrm{d}t^{n-1}} + \ldots + a_0 y(t) = b_m \frac{d^m x(t)}{\mathrm{d}t^m} + \ldots b_0 x(t) \quad (5)$$

где a и b – множители характеризующие исследуемый объект, а входное воздействие *x(t)*- ступенчатая функция. Получить точную аппроксимирующую кривую для сложных объектов возможно при выполнении условия $n, m \to \infty$. В таком случае решение (5) будет суммой бесконечного числа компонентов вида $c_i \exp(-\alpha_i t)$, где c_i - постоянные множители, α_i - вещественные или комплексные

числа. Следует отметить, что на практике большое число составляющих $c_i \exp(-\alpha_i t)$ необходимо для аппроксимации только начального участка переходной функции, так как при длительном наблюдении модуль экспоненциальной будет стремиться к бесконечности не оказывая существенного влияния на переходную характеристику.

1.2 Методы частотной идентификации

Частотный метод идентификации линейных систем основан на работах Найквиста и Боде и использует амплитудные частотные характеристики. В частотном методе полагается, что на вход подается синусоидальный сигнал, частота которого изменяется в рассматриваемом диапазоне. Следствием этого могут быть значительные практические трудности при формировании синусоидальных входных сигналов с различными частотами.

Обычно, частотная характеристика объектов управления задается амплитудно-частотной $A(\varpi)$ (АЧХ) и фазо-частотной $\phi(\varpi)$ (ФЧХ) характеристиками, которые устанавливают зависимость отношения амплитуд гармонических сигналов и разности фаз на входе и выходе объекта от частоты входного сигнала. Связь этих характеристик определяется соотношением:

$$\phi(\varpi) = \operatorname{arctg}\frac{\operatorname{Im}A(\varpi)}{\operatorname{Re}A(\varpi)} \quad (6)$$

Существует два подхода в измерении частотных характеристик. Согласно первому, характеристика строится на основе результатов измерения откликов, вызванных подачей на ее вход гармонического тестового воздействия с постоянной амплитудой и переменной частотой [4]. В методах второго подхода на вход системы подают широкополосное воздействие и выполняют Фурье-преобразование отклика [5]. Методы первой группы достаточно хорошо описаны и реализованы в большинстве ныне производимых моделей измерителей АЧХ. Результат измерения частотных характеристик с использованием методов второго подхода будет обладать большей погрешностью, поскольку невозможно сформировать входное воздействие с непрерывным частотным спектром на бесконечном интервале изменения частот,

однако, эти методы имеют преимущества в случае наличия ограничений у объектов управления на использование гармонических тестовых сигналов.

1.3 Корреляционный анализ

Корреляция (от лат. Correlatio «соотношение, взаимосвязь») или корреляционная зависимость — статистическая взаимосвязь двух или более случайных величин (либо величин, которые можно с некоторой допустимой степенью точности считать таковыми). При этом изменения значений одной или нескольких из этих величин сопутствуют систематическому изменению значений другой или других величин.

Математической мерой корреляции двух случайных величин служит корреляционное отношение η либо коэффициент корреляции $\mathbf{R}$ (или $\mathbf{r}$). В случае если изменение одной случайной величины не ведёт к закономерному изменению другой случайной величины, но приводит к изменению другой статистической характеристики данной случайной величины, то подобная связь не считается корреляционной, хотя и является статистической.

В основе метода лежит вход/выходная модель динамического объекта на основе ряда Вольтерра-Винера имеющего линейную и нелинейные части:

$$y(t) = \int_0^\infty w_1(t-\tau)x_1(\tau)d\tau + \int_0^\infty \int_0^\infty w_2(t-\tau_1, t-\tau_2)x_1(\tau_1)x_1(\tau_2)d\tau_1 d\tau_2 + \ldots \quad (7)$$

где $w_n(t)$- весовая функция *n*-го порядка.

Для описания ранее рассмотренного примера с RC-фильтром, в модели следует пренебречь весовыми функциями второго и выше порядка, в результате чего модель примет вид:

$$y(t) = \int_0^\infty w(t-\tau)x(\tau)d\tau \quad (8)$$

Согласно методу, весовая функция *w(t)* определяется из условия минимума функционала невязки, что представляет собой среднеквадратическую ошибку:

$$M \quad (9)$$

Выполнив математические преобразования выражение (9) примет вид:

$$-2K_{xy}(\tau') + 2\int_0^t w(\tau)K_x(\tau - \tau')d\tau = 0 \quad (10)$$

где $K_{xy}(\tau)$ - корреляция входной $x(t)$ и выходной $y(t)$ функций, $K_x(\tau - \tau')$ - автокорреляция функции $x(t)$.

На практике уравнение (10) часто используется в матричной форме [6], что обусловлено дискретным характером результатов измерений:

$$c = A^{-1} * b \quad (11)$$

где вектор b и матрица A содержат коэффициенты b_n=$K_{xy}(n\Delta t)$и $A_{in} = K_x\big((i-n)\Delta t\big)$ соответственно, а вектор c - значения искомой весовой функции.

2 Параметрические методы

В отличии от ранее рассмотренной группы методов, параметрическая идентификация предполагает наличие структуры модели и конечное число параметров [1, 7, 8]. Такими параметрами могут быть коэффициенты дифференциальных уравнений, передаточных функций и т. д. При этом сама задача идентификации заключается в определении этих параметров. В литературе эти методы часто называют методами оценки параметров.

На сегодняшний день, для решения таких задач помимо традиционных методов, основанных на МНК и методах статистического оценивания, существуют методы, использующие машинное обучение [7], искусственные нейронные сети [9] и генетические алгоритмы [10]. В рамках данного обзора, мы рассмотрим лишь базовые методы оценки параметров, используемые при исследовании динамических систем.

2.1 Метод наименьших квадратов

Метод наименьших квадратов (МНК, англ. Ordinary Least Squares, OLS) — математический метод, применяемый для решения различных задач, основанный на минимизации суммы квадратов отклонений некоторых функций от искомых

переменных. Он может использоваться для «решения» переопределенных систем уравнений (когда количество уравнений превышает количество неизвестных), для поиска решения в случае обычных (не переопределенных) нелинейных систем уравнений, для аппроксимации точечных значений некоторой функции. МНК является одним из базовых методов регрессионного анализа для оценки неизвестных параметров регрессионных моделей по выборочным данным.

В задачах идентификации МНК используется для подбора параметров предполагаемой модели объекта исследования, обеспечивающих минимальную ошибку при сравнении этой модели с результатами эксперимента. На основе МНК разработан целый ряд методов: Марковские оценки, метод взвешенных наименьших квадратов, метод штрафных функций.

Для описания алгоритма, выход модели y_M и набор экспериментальных данных y можно записать в общем виде:

$$y_M(j) = \sum_{i=1}^{m} \beta_i x_i(j) \tag{12}$$

$$y(j) = y(x, b, j) \tag{13}$$

где β и b – векторы параметров модели и объекта с размерностью m, j – номер замера выходной величины из N измерений.

Оценка выбранного вектора β выполняется с помощью суммы:

$$S = \sum_{j=1}^{N} \left(y(j) - y_M(j)\right)^2 \tag{14}$$

Определение минимума функции $S(\beta)$ осуществляется приравниванием к нулю ее частных производных по каждому из параметров модели:

$$\begin{cases} \frac{\partial S}{\partial \beta_1} = \left(\sum_{j=1}^{N} \left(y(j) - y_M(j)\right)^2\right)'_{\beta_1} = 0 \\ \frac{\partial S}{\partial \beta_2} = \ldots = 0 \\ \ldots \\ \frac{\partial S}{\partial \beta_m} = \ldots = 0 \end{cases} \tag{15}$$

Решение системы (15) позволит определить наилучшие значения вектора параметров β.

МНК является достаточно надежным способом определения коэффициентов экспериментальных зависимостей, однако, имеет и свои недостатки, связанные с

проведением сложных расчетных операций (обращение многомерных матриц) и невозможностью оперативной обработки результатов измерений по мере их поступления.

2.2 Байесовские оценки

В математической статистике и теории принятия решений Байесовская оценка решения это статистическая оценка, минимизирующая апостериорное математическое ожидание функции потерь (то есть апостериорное ожидание потерь). Иначе говоря, она максимизирует апостериорное математическое ожидание функции полезности. В рамках теории Байеса данную оценку можно определить как оценку апостериорного максимума.

При наличии достаточного объема априорной информации, а именно:

плотности вероятности выборок y от параметров - $p(y \mid b)$, плотности распределения вероятностей параметров - $p(b)$ и функции потерь $\mathrm{C}(\beta, \quad b)$, оценка параметров возможна на основе формулы Байеса:

$$p(y \vee b)p(b) = p(y, b) = p(b \vee y)p(y) \tag{16}$$

где

$$p(y) = \int_{m+1} p(y, b)\, d^{m+1}b \tag{17}$$

$\int_{m+1}$ - означает (m+1)-кратный интеграл, а $d^{m+1}b$ обозначает $\mathrm{db}_0, \mathrm{db}_1, \mathrm{db}_2, \ldots \mathrm{db}_m$. Из этого следует, что обладая необходимой априорной информацией все члены правой части уравнения известны.

Условную плотность вероятности $p(b \vee y)$ - следует рассматривать как апостериорную плотность вероятности вектора параметров b при заданных результатах измерений y : y=c .

Далее на основе $p(b \vee y)$, нужно определить значение оценки β. Для одномерного случая с квадратичной функцией потерь $\mathrm{C}(\beta, \quad b) =$ ожидаемые потери составят:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} (\beta - b)^2 p(b \vee y)\mathrm{db} \tag{18}$$

Наилучшая оценка представляет собой такое значение β, обеспечивающее минимальное значение этой функции. Как и в (15) определить это значение можно путем приравнивания к нулю частной производной по параметру.

2.3 Метод максимального правдоподобия

Метод максимального правдоподобия - это метод оценивания неизвестного параметра путём максимизации функции правдоподобия. Основан на предположении о том, что вся информация о статистической выборке содержится в функции правдоподобия. Метод максимального правдоподобия был проанализирован, рекомендован и значительно популяризирован Р. Фишером между 1912 и 1922 годами (хотя ранее он был использован Гауссом, Лапласом и другими).

Оценка максимального правдоподобия является популярным статистическим методом, который используется для создания статистической модели на основе данных, и обеспечения оценки параметров модели.

Метод максимального правдоподобия соответствует многим известным методам оценки в области статистики. Например, вы интересуетесь таким антропометрическим параметром, как рост жителей России. Предположим, у вас имеются данные о росте некоторого количества людей, а не всего населения. Кроме того предполагается, что рост является нормально распределённой величиной с неизвестной дисперсией и средним значением. Среднее значение и дисперсия роста в выборке являются максимально правдоподобными к среднему значению и дисперсии всего населения.

Для фиксированного набора данных и базовой вероятностной модели, используя метод максимального правдоподобия, мы получим значения параметров модели, которые делают данные «более близкими» к реальным. Оценка максимального правдоподобия даёт уникальный и простой способ определить решения в случае нормального распределения.

Исходными данными для оценивания по методу максимального правдоподобия служит плотность вероятности. Предполагается, что измеряемые величины

непрерывны. Полученная в результате измерений выборка (y_1, y_2,…y_N) состоит из взаимно независимых случайных величин с одинаковой плотностью вероятности. Эта выборка представляет собой *N*-мерную случайную величину, а плотность ее распределения есть функция правдоподобия:

$$L(y_1, y_2,...y_N) = p(y_1) * p(y_2) * ... * p(y_N) \quad (19)$$

Поскольку законы распределения можно задать с помощью параметров, уравнение (19) примет вид:

$$L_N(\beta) = p_N\left(y_1, y_{2,}...y_N \vee \beta\right) = \prod_{i=1}^{N} f_i(y_i \vee \beta) \quad (20)$$

Для задач идентификации в качестве случайных величин можно использовать невязки ε- разность между выходными величинами объекта и модели.

$$L_N(\beta_1,..., \beta_k) = p_N\left(\varepsilon_1, \varepsilon_{2,}...\varepsilon_N \vee \beta_1,...\beta_k\right) = \prod_{i=1}^{N} p_i(\varepsilon_i \vee \beta_1,...\beta_k) \quad (21)$$

Необходимо найти параметры β_1,...β_k, обеспечивающие максимум функции правдоподобия $L_N(\beta_1,..., \beta_k)$. Решение задачи находится из условия:

$$\begin{cases} \frac{\partial L_N(\beta_1,...,\beta_k)}{\partial \beta_1} = 0; \\ ... \\ \frac{\partial L_N(\beta_1,...,\beta_k)}{\partial \beta_k} = 0 \end{cases} \quad (22)$$

Ввиду сложности дифференцирования произведения функций плотности распределения часто используется логарифмическая функция правдоподобия:

$$l_N(\beta_1,..., \beta_k) = \ln\left(L_N(\beta_1,..., \beta_k)\right). \quad (23)$$

Заключение

В данной статье, основным признаком для классификации существующих методов идентификации объектов управления, был принят объем априорной информации об исследуемом объекте.

Первая часть статьи содержит краткое описание непараметрических методов, используемых для исследования "Черных ящиков". В описании каждого метода представлены особенности проведения эксперимента и обработки полученных данных.

Вторую часть статьи составляет описание базовых алгоритмов параметрической идентификации, сущность которых заключается в подборе параметров моделей с известной структурой.

Необходимо отметить, что на практике процедура идентификации может включать методы обеих групп, обеспечивая их взаимное дополнение. Так, полученные в результате непараметрической идентификации характеристики могут быть основанием для выбора модели определенной структуры, уточнение которой выполняется методами оценки параметров.

Подводя итог из статьи, можно сделать вывод, что рассмотренные методы имеют высокую значимость в решении прикладных задач целого ряда отраслей, а учитывая постоянный рост производительности вычислительных машин и следовательно нивелирования недостатков алгоритмов, связанных с вычислительной сложностью, можно утверждать, что применение рассмотренных методов в перспективе будет только возрастать.

Литература

1. Льюнг Л. Идентификация систем. Теория для пользователя: Пер. с англ./ Под ред. Я.З. Цыпкина. М.: Наука. Гл. ред. физ.-мат. лит., 1991.-432с.
2. Растригин Л. А ., Маджаров Н. Е. Введение в идентификацию объектов управления . – М.: Энергия, 1977. – 216 с .

3. Катковник В.Я. Непараметрическая идентификация и сглаживание данных: метод локальной аппроксимации. - М.: Главная редакция физико-математической литературы, 1985. - 336 с.
4. Карев А.Н. Способы построения измерителей АЧХ // Инновационная наука. 2016. №12-2. С. 58-60.
5. Дьяконов В.П. Построитель АЧХ - осциллограф или анализатор спектра? // Компоненты и технологии. 2010. №12. С. 159-168.
6. Таран В.Н., Сухомлинов А.Н. Идентификация системных функций. Задача о "черном ящике" // Труды РГУПС - 2016, №2(35). С. 67-71.
7. Ljung, Lennart. (2010). Approaches to identification of nonlinear systems. Proceedings of the 29th Chinese Control Conference, CCC'10. 1 - 5.
8. Эйкхофф П. Основы идентификации систем управления. Оценивание параметров и состояния. - М: Мир, 1975.
9. Шумихин А.Г., Бояршинова А.С. Параметрическая идентификация систем управления с обратной связью на основе нейросетевого моделирования процессов их функционирования // Инженерный вестник Дона, 2017, №2 URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/N2y2017/4124.
10. Иванов Д.Е., Ткаченко В.Н. Генетический алгоритм идентификации параметра лучистого теплообмена в заданных граничных условиях // Вестник НТУ "ХПИ". Серия: Информатика и моделирование. - Харьков: НТУ "ХПИ". - 2016 - №44. - С. 31-41

Literature

1. Leung L. Identification of systems. Theory for the user: Per. from English / Ed. Ya.Z. Tsypkin. M.: Science. Ch. ed. Phys.-Math. lit., 1991.-432p.
2. Rastrigin L. A., Madzharov N. E. Introduction to the identification of control objects. - M.: Energy, 1977. - 216 p.
3. Katkovnik V.Ya. Nonparametric identification and data smoothing: local approximation method. - M.: Main edition of physical and mathematical literature, 1985. - 336 p.

4. Karev A.N. Methods for constructing frequency response meters. Innovatsionnaya nauka. 2016. No. 12-2. pp. 58-60.
5. Dyakonov V.P. Frequency response builder - oscilloscope or spectrum analyzer? // Components and technologies. 2010. No. 12. pp. 159-168.
6. Taran V.N., Sukhomlinov A.N. Identification of system functions. The problem of the "black box" // Proceedings of the RGUPS - 2016, No. 2 (35). pp. 67-71.
7. Ljung, Lennart. (2010). Approaches to identification of nonlinear systems. Proceedings of the 29th Chinese Control Conference, CCC'10. fifteen.
8. Eickhoff P. Fundamentals of identification of control systems. Estimation of parameters and state. - M: Mir, 1975.
9. Shumikhin A.G., Boyarshinova A.S. Parametric identification of feedback control systems based on neural network modeling of their functioning // Engineering Bulletin of the Don, 2017, No. 2 URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/N2y2017/4124.
10. Ivanov D.E., Tkachenko V.N. Genetic algorithm for identifying the parameter of radiant heat transfer in given boundary conditions // Bulletin of NTU "KhPI". Series: Informatics and modeling. - Kharkiv: NTU "KhPI". - 2016 - No. 44. - pp. 31-41

© Сумин Д.Л., Мартыненко Д.В., 2022 Научно-образовательный журнал для студентов и преподавателей «StudNet» №6/2022.

Для цитирования: Сумин Д.Л., Мартыненко Д.В. МЕТОДЫ ИДЕНТИФИКАЦИИ ОБЪЕКТОВ УПРАВЛЕНИЯ// Научно-образовательный журнал для студентов и преподавателей «StudNet» №6/2022.