

## ИДЕНТИФИКАЦИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ И СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ С ИДЕНТИФИКАТОРОМ

В.М. Чадаев (ИПУ РАН)

Приведены результаты по теории идентификации, полученные в ИПУ РАН, включая последние работы по построению плотности вероятности оценок параметров по малым выборкам. Изложен опыт, накопленный при создании адаптивных систем управления с идентификатором (АСИ), ноу-хау и «мелочи», без которых эти системы не работают. Приведены процедуры оценки качества модели и оценки ожидаемой экономической эффективности АСИ по результатам предпроектного обследования.

**Ключевые слова:** идентификация объектов управления, адаптивные алгоритмы идентификации, плотность вероятности МНК-оценок, крупные технологические объекты, прогнозирующие модели, ошибка прогноза, динамические объекты, управление «вперед», мера определенности модели.

**Введение**

Крупные технологические объекты (прокатные станы, предприятия нефтепереработки и т.п.) как объекты автоматизации имеют свои особенности.

Это мощные динамические объекты с большим числом влияющих факторов. На таких объектах, как правило, автоматизированы вспомогательные технологические операции, например, передачи с передела на передел по рольгангам, транспортерам, трубам и подобным устройствам. Задача автоматизации крупного объекта состоит в управлении центральным технологическим процессом с целью стабилизации основных параметров (например, толщины горячекатаного листа). На основной параметр оказывают влияние другие переменные, например, температура листа. Если температура будет выше номинальной, то без управления лист будет тоньше. При этом при громадных размерах объекта (стан — это цех) регулирование изделия происходит в пределах нескольких миллиметров. Большой экономический эффект возникает за счет громадной производительности агрегата.

Перечислим этапы управления. По математической модели вычисляются параметры производственного процесса на некоторое время в будущее. Это схема управления «вперед». По этим параметрам объект автоматический перестраивается таким образом, чтобы получить точное изделие. Центральную роль в такой схеме автоматизации играет математическая модель производства, для построения которой требуется идентификация объекта. Эффект управления, в том числе и экономический, по этой схеме в большой мере зависит от качества модели. Для оценки качества модели используется мера определенности [1]. Рассмотрим, необходимые для построения систем, работающим по схеме «вперед», процедуры идентификации.

**Идентификация. Общая информация и определения**

*Идентификация* объекта управления — это построение его математической модели по экспериментальным данным. Во время эксперимента регистрируются действующие на объект входные возмущения  $X(t)$ ,

управляющие воздействия  $U(t)$  и выходные переменные  $Y(t)$ .

Как показано на рис. 1, на промышленный объект действуют два вида входных измеримых переменных. Управляющие переменные  $U(t)$ , которые устанавливаются человеком-оператором или системой управления, но сами по себе не изменяются. И случайные возмущения  $X(t)$ , которые, наоборот, не могут быть изменены человеком (например, параметры погоды), а изменяются сами по себе.

*Относительно терминологии.* В работе сохранены традиционные для автоматического управления обозначения:  $y$  — выход объекта,  $x$  — входные измеримые возмущения,  $u$  — входные управляющие воздействия. Неизвестные внутренние параметры объекта обозначим  $h$ , а их оценки, полученные в результате идентификации,  $k$ . Обратим внимание во избежание недоразумений. Во всех уравнениях  $x$ ,  $y$ ,  $u$  — известные данные, а  $h$  и  $k$  — неизвестные параметры.

Получаемые в результате идентификации оценки параметров случайны. Наиболее полной характеристикой случайной величины является ее плотность вероятности. Для построения плотности вероятности требуется громадное количество данных.

Прорывом в области идентификации можно считать комбинаторный метод обработки данных, позволяющий строить плотности вероятности оценок по малым выборкам, разработанный в лаборатории 41 ИПУ РАН.

*Структуры объекта и модели.* Сама процедура идентификации состоит из двух этапов. Сначала выбирается структура модели, а затем по экспериментальным данным вычисляются параметры этой структуры. Желательно, чтобы структура модели совпадала со структурой объекта. На практике в промышленности это бывает очень редко.

При выборе структуры объекта следует придерживаться двух правил.

1) Если есть априорная информация о структуре, ее необходимо использовать.

2) Если в рабочем диапазоне действия переменных линейная модель достаточно точно описывает про-

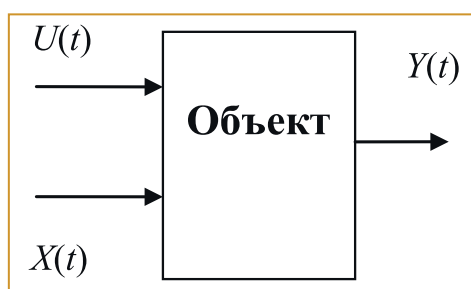


Рис. 1. Виды переменных объекта, используемых для идентификации

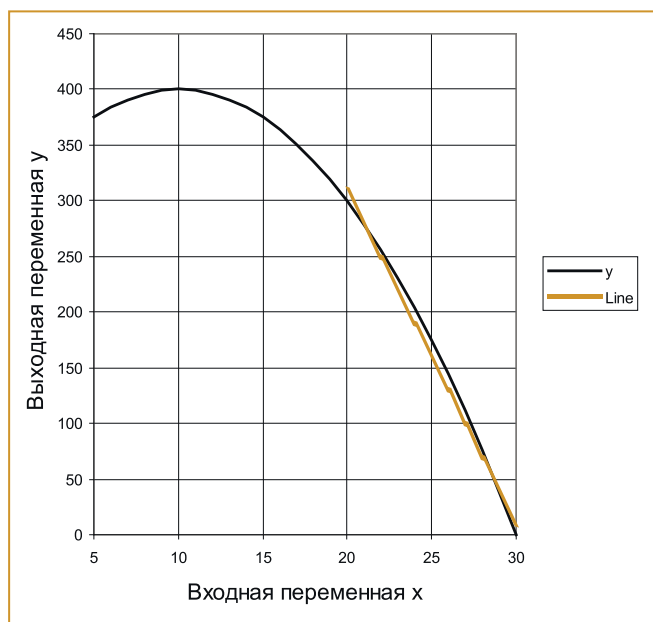


Рис. 2. Линейная аппроксимация нелинейного объекта в рабочем диапазоне

цесс, то это необходимо использовать, по крайней мере, с этого следует начинать.

На рис. 2 показана нелинейная зависимость выходной переменной  $y$  от входной переменной  $x$ . Рабочий диапазон изменения  $x$  — 20...30, за который она никогда не выходит. В этом диапазоне линейная аппроксимация (коричневая линия) даёт небольшую ошибку. Если бы рабочий диапазон изменения  $x$  был 5...10, то, как следует из рисунка, коэффициент при  $x$  в линейной аппроксимации имел даже другой знак, а линейная модель тоже была бы точной.

Подчеркнем, что аппроксимация крупных промышленных объектов линейными моделями — это скорее правило, чем исключение. Это обусловлено несколькими обстоятельствами. Во-первых, любая модель объекта всегда беднее самого объекта — это по определению. А среди «бедных» линейная — самая простая. Во-вторых, крупные промышленные объекты работают годами по хорошо отработанной технологии в узком диапазоне, а узкий диапазон всегда линеен. Смысл систем управления крупными объектами состоит в том, чтобы добиться в этом узком диапазоне максимального экономического эффекта за счет двух факторов: большего по сравнению с человеком-оператором быстродействия и хорошего предсказания по модели «вперед».

Передаточную функцию танковой пушки можно рассчитать без всяких экспериментов по известным физическим законам, поскольку доступны ее размеры, а, следовательно, и моменты инерции, входящие в передаточную функцию. Для построения модели промышленного объекта без экспериментов не обойтись, он слишком сложен. Поиск структуры модели — операция феноменологическая. Тем не менее есть некоторый набор свойств структур объектов, среди которых можно делать выбор. Этот набор: линей-

ный — не линейный; статический — динамический; дискретный — непрерывный; одномерный — многомерный; стационарный — нестационарный.

Приведем пример используемой структуры: линейный динамический многомерный стационарный объект:

$$y(t) = h_1 y(t - \tau) + h_2 y(t - 2\tau) + h_3 y(t - 3\tau) + h_1 x_1(t - \tau) + h_2 x_2(t - \tau). \quad (1)$$

Многомерный объект с дискретным временем для целей промышленной автоматизации можно аппроксимировать линейной моделью:

$$y^*(t) = \sum_{j=0}^n k_j x_j(t - \tau_j), \quad (2)$$

где  $y^*(t)$  — оценка выхода объекта,  $x(t - \tau_j)$  — входные переменные, среди которых в динамическом случае могут быть и старые выходы  $y(t - \tau)$ ,  $\tau_j$  — запаздывание входной переменной.

Модель (2) может быть записана и в виде скалярного произведения:

$$y(t) = kx^T(t),$$

где  $k$  — вектор-строка оценок параметров,  $x(t)$  — вектор-строка входных переменных:

$$k = \{k_0 \quad k_1 \quad \dots \quad k_n\},$$

$$x(t) = \{x_0(t - \tau_0) \quad x_1(t - \tau_1) \quad \dots \quad x_n(t - \tau_n)\}.$$

Процедуру идентификации разберем на примере стационарного динамического объекта с дискретным временем.

### Процедура идентификации линейного стационарного объекта

#### Выбор структуры

Структура модели имеет вид (2) и представляет собой линейное уравнение, связывающее выход  $y$  со входами  $x$ .

При проведении  $N$  экспериментов будет получено  $N$  уравнений, как правило, не совместных друг с другом.

$$y_i = \sum_{j=0}^n h_j x_{ij}, \quad i = 1, 2, \dots, N, \quad (3)$$

где  $h_0 \dots h_n$  — неизвестные параметры объекта,  $x_{ij}$  — значение  $j$ -ой входной переменной в  $i$ -м эксперименте.

Уравнение модели, используемой для прогноза выхода, будет иметь ту же структуру, что и уравнение объекта:

$$y_i^* = \sum_{j=0}^n k_j x_{ij}, \quad i = 1, 2, \dots, N,$$

где  $k_0 \dots k_n$  — оценки неизвестных параметров объекта.

Запишем ошибку прогноза в каждом эксперименте:

$$\Delta y_i = y_i - y_i^* = y_i - kx_i^T, \quad i = 1, 2, \dots, N.$$

#### Формирование блока исходных данных

Исходные данные, необходимые для построения модели объекта, получаются в результате проведения

Таблица 1. Исходные данные

№	Управление $u=x_0$ и возмущения $x_1 - x_n$						Выход $y$
	$x_0$	$x_1$	...	$x_j$	...	$x_n$	
1	$x_{10}$	$x_{11}$	...	$x_{1j}$	...	$x_{1n}$	$y_1$
2	$x_{20}$	$x_{21}$	...	$x_{2j}$	...	$x_{2n}$	$y_2$
...	...	...	...	...	...	...	...
$i$	$x_{i0}$	$x_{i1}$	...	$x_{ij}$	...	$x_{in}$	$y_i$
...	...	...	...	...	...	...	...
$N$	$x_{N0}$	$x_{N1}$	...	$x_{Nj}$	...	$x_{Nn}$	$y_N$

экспериментов. Под экспериментами понимают как специально проведенные опыты, так и наблюдение за объектом в режиме нормальной эксплуатации. Данные обычно представляются в виде таблицы.

Для упрощения изложения будем полагать, что все переменные, входящие в таблицу, центрированы и нормированы, то есть имеют нулевое среднее значение  $m$  и среднеквадратическое отклонение  $\sigma = 1$ . Исходные данные, входящие в табл. 1, удобно представлять в виде матриц. Прямоугольная матрица входных переменных  $X$ , содержит  $N$  строк (по числу экспериментов) и  $n$  столбцов (по числу видов переменных, включая управления и возмущения). Введем обозначения:

$$X = \left\| x_{ij} \right\|, \tag{4}$$

где первый индекс (номер строки  $i$ ) при  $x_{ij}$  представляет собой номер эксперимента, а второй  $j$  — номер вида переменной. Результаты одного эксперимента — это одна вектор-строка  $x_i$  в матрице (4).

$$x_i = \left\| x_{i0} \quad x_{i1} \quad \dots \quad x_{in} \right\|.$$

Матрица выходных переменных  $Y$  тоже содержит  $N$  строк (по числу экспериментов) и представляет собой вектор-столбец:

$$Y = \left\| y_i \right\|.$$

**Формирование системы нормальных уравнений**

Для определения  $n$  оценок параметров модели необходимо решить систему уравнений (3). Поскольку уравнения в (3) не совместны, то необходимо применить процедуру так называемого метода наименьших квадратов (МНК). Процедура состоит в том, что параметры модели  $k$  выбираются таким образом, чтобы минимизировать среднюю дисперсию ошибки прогноза. Средняя дисперсия ошибки равна:

$$\overline{\Delta y^2} = \overline{(y - kx^T)^2}, \tag{5}$$

где черта сверху означает усреднение.

Необходимо найти в (5) такие коэффициенты  $k$ , которые минимизируют среднюю ошибку. Для этого составляется система нормальных уравнений, состоящая из  $n$  уравнений:

$$\overline{\partial \Delta y^2 / \partial k_j} = 0, \quad j = 0, 1, \dots, n.$$

Проводя соответствующие выкладки, получим систему нормальных уравнений для определения неизвестных оценок  $k$ :

$$A_{xx} k^T = A_{xy}, \tag{6}$$

где квадратная матрица  $A_{xx}$  размером  $n \times n$  равна

$$A_{xx} = X^T X,$$

а вектор столбец  $A_{xy}$  размером  $1 \times n$  равен

$$A_{xy} = X^T Y.$$

Элементы матрицы  $A_{xx}$  вычисляются следующим образом:

$$r_{ij} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_{ki} x_{kj}.$$

При нормированных переменных  $x_i$  и  $x_j$  коэффициент  $r_{ij}$  представляет собой нормированный коэффициент корреляции. Он определяет силу линейной связи между переменными и изменяется в пределах  $-1 \dots 1$ .

*Пример.* Если коэффициент корреляции  $r_{12}$  между переменными  $x_1$  и  $x_2$  равен 1, это означает, что между ними существует 100% линейная связь. То есть для всех экспериментов  $i=1, 2, \dots, N$  можно по одной переменной определить другую. Если же коэффициент корреляции  $r_{34}$  между переменными  $x_3$  и  $x_4$  равен 0, то это означает, что между ними не существует *линейной* связи. Однако связь между переменными может быть *функциональной* (например, квадратичной  $x_3 = x_4^2$ ) и нулевой же коэффициент корреляции  $r_{34}$  означает только, что в том диапазоне, в котором изменяются переменные  $x_3$  и  $x_4$ , между ними нет *линейной* связи.

Элементы матрицы  $A_{xy}$  вычисляются следующим образом

$$r_{iy} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_{ki} y_k.$$

При нормированных переменных  $x_i$  и  $y$  коэффициент  $r_{iy}$  представляет собой нормированный коэффициент корреляции. Он определяет силу линейной связи между входными переменными и выходом и изменяется в пределах  $-1 \dots 1$ .

**Вычисление параметров модели МНК**

В результате решения стандартными методами системы нормальных уравнений (6) вычисляются параметры модели. Модели и входящие в них параметры обладают некоторыми свойствами, которые необходимо учитывать при использовании их в системах управления.

Во-первых. Параметры модели случайны (помехи, несовпадение структур и т.п.), поэтому их свойства определяются средними, дисперсией и наиболее полной характеристикой — плотностью вероятности. Получение этих характеристик — отдельная проблема, решение которой будет рассмотрено ниже.

Во-вторых. Критерием идентификации является ошибка прогноза, а не ошибка определения параметров. Поэтому идентификация гарантирует только точный прогноз. Если модель нужна только для прогноза, то этого достаточно. Если же параметры объекта используются для расчета управления, то необходимо

Таблица 2. Массив оценок параметров объекта по  $C_N^n$  блокам  $n \times (n+1)$

	$k_1$	$k_2$	...	$k_j$	...	$k_n$
1	$k_1(1)$	$K_2(1)$		$k_j(1)$		$k_n(1)$
2	$k_1(2)$	$K_2(2)$		$k_j(2)$		$K_n(2)$
...	...	...		...		...
$i$	$k_1(i)$	$K_2(i)$		$k_j(i)$		$k_n(i)$
...	...	...		...		...
$g-1$	$k_1(g-1)$	$K_2(g-1)$		$k_j(g-1)$		$k_n(g-1)$
$g$	$k_1(g)$	$K_2(g)$		$k_j(g)$		$k_n(g)$

ввести дополнительные ограничения на свойства входных переменных во время проведения экспериментов. В первую очередь это ограничения на степень коррелированности входных переменных. Чем сильнее корреляция между входами, тем труднее определять параметры. Корреляция между входными переменными возникает, в частности, и при включении обратной связи. Действительно, управление  $u(t)$  рассчитывается так, чтобы нейтрализовать входные возмущения  $x$ , то есть  $u=f(x, V)$ , что и обуславливает корреляцию. Здесь  $V$  — желаемое значение выхода.

**Плотность вероятности МНК-оценок**

Рассмотрим процедуру вычисления плотности вероятности МНК-оценок, полученных в результате одноразовой идентификации [2, 3].

**Исходные данные**

Дана система  $N$  (возможно несовместных)  $n$ -мерных линейных уравнений:

$$y_i = \sum_{j=0}^n h_j x_{ij}, \quad i = 1, 2, \dots, N, \quad N > n. \quad (7)$$

Число уравнений  $N$  строго больше размерности уравнения  $n$ .

Для решения системы (7) нужно сначала привести ее к системе нормальных уравнений:

$$A_{xx}(s)k^T = A_{xy}(s),$$

с помощью матриц:

$$A_{xx}(s) = X(s)^T X(s), \quad A_{xy}(s) = X(s)^T Y(s),$$

где матрица данных  $X(s)$  имеет размерность  $s \times n$ , а матрица  $Y(s)$  имеет размерность  $s \times 1$ . Присутствующая во всех уравнениях переменная  $s$  определяет размер блока из данных (7), который используется для идентификации. Она лежит в интервале

$$N \geq s \geq n.$$

Исходные данные (7) позволяют получить  $n$ -мерный вектор оценок  $k$  с помощью процедуры МНК из любого набора строк из блока (7), если число строк в наборе  $s$  не меньше  $n$ . Для построения плотности вероятности оценок следует использовать блоки минимального размера, когда  $s=n$ . Тогда из всего массива данных (7) может быть составлено  $C_N^n$  уравнений для вычисления оценок. Введем обозначение для числа минимальных блоков

$$g = C_N^n.$$

В результате  $g$  процедур идентификации получается массив оценок, который приведен в табл. 2.

Если, например, проведено 40 экспериментов над объектом с тремя входами, то число оценок неизвестных параметров объектов  $h$  будет равно  $f(40, 3) = C_{40}^3 = 9880$ .

Приведенная на рис. 3 оценка плотности вероятности  $k_1$  была построена после обработки массива, содержащего 9880 оценок параметра. Каждая точка на рис. 3 — это число точек массива, попавшее в интервал 0,002.

**Качество модели**

Насколько хороша модель для той цели, для которой она была построена? Модель, построенная по экспериментальным данным, — случайна. По этой причине и оценивать ее следует по статистическим критериям. Удобной характеристикой качества модели, полученной в результате идентификации, является мера определенности  $\eta$ . Это величина, которая изменяется в пределах  $0 < \eta < 1$ . Если мера равна 1, то модель полностью соответствует объекту (очевидно, в той области, в которой проводился опыт) и ее невозможно улучшить.

Мера определенности  $\eta$  вычисляется по формуле:

$$\eta = 1 - \frac{D(y - y^*)}{D(y)}$$

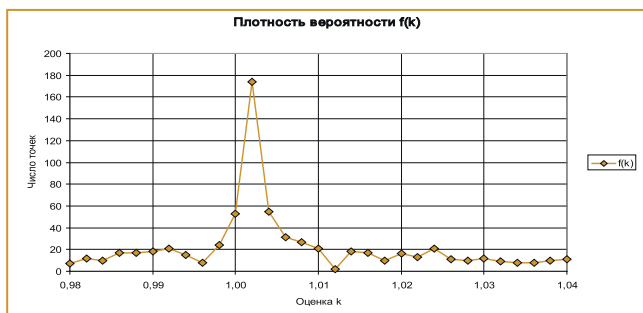


Рис. 3. Оценка плотности вероятности параметра  $k_1$

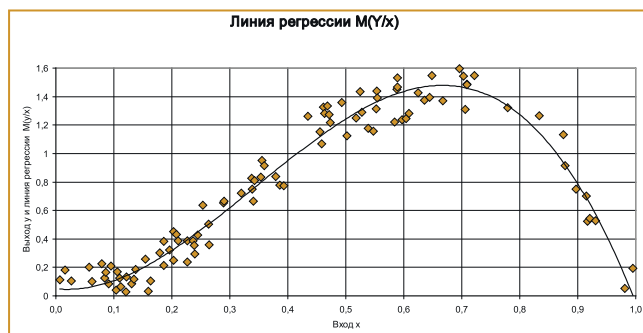


Рис. 4. Поле регрессии при идентификации одномерного нелинейного статического объекта. Для вычисления линии регрессии поле должно быть разбито на несколько интервалов изменения входа  $x$  (в примере 10). Здесь коричневые ромбы — экспериментально измеренные значения выхода  $y$ , а линия регрессии (сплошная линия) строится по средним значениям  $M(y/x)$  в каждом из 10 интервалов

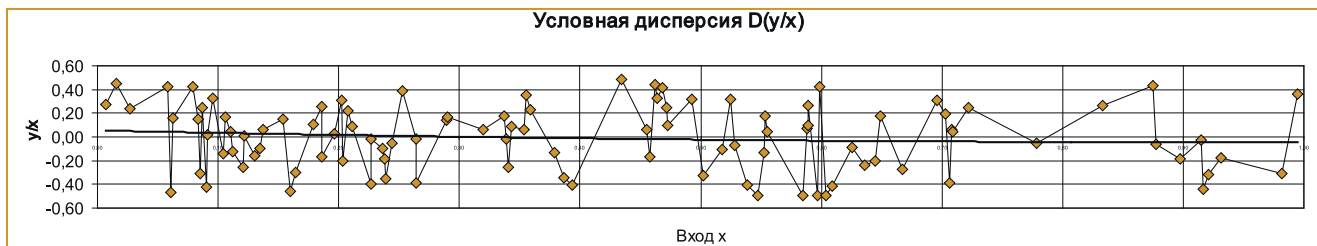


Рис. 5. Данные для вычисления условной дисперсии

где  $D(y-y^*)$  — дисперсия ошибки прогноза,  $D(y)$  — общая дисперсия выхода.

Построив модель по экспериментальным данным, и вычислив ее меру определенности, можно сразу определить ее точность в качестве прогнозатора. Если точность не достаточна, то можно попытаться ввести в структуру модели дополнительные входные переменные или большую глубину памяти, и снова идентифицировать объект. Если же  $\eta$  равна 1, то добавки могут только ухудшить модель.

Мера определенности может применяться как к линейным, так и к нелинейным объектам. В линейном случае  $\eta$  переходит во множественный коэффициент корреляции  $R_{y/x}$ .

На простом примере рассмотрим, как вычисляется мера определенности для одномерного нелинейного объекта.

Дисперсия выхода объекта  $y$  всегда может быть разложена на сумму

$$D(y) = D(M(y/x)) + M(D(y/x)), \quad (8)$$

то есть сумму дисперсии условного математического ожидания и математического ожидания условной дисперсии. Разложение (8) проиллюстрируем нелинейным примером на рис. 4 и 5.

По данным рис. 4 (по линии регрессии) может быть вычислен первый член в сумме (8). Второй член вычисляется как дисперсия относительно линии регрессии  $D(y/x)$ , как показано на рис. 5.

Для приведенного примера общая дисперсия выхода  $y$ , полученная в режиме нормальной эксплуатации и показанная на рис. 5, равна  $D(y)=0,29$ . Напомним, эта дисперсия была получена без учета результатов прогноза. Если бы была построена система

с использованием прогноза, то дисперсию на выходе можно было уменьшить до величины  $D(y/x)$ , то есть до величины ошибки прогноза 0,08. Важно отметить, что это предел. Больше система управления обработать не сможет из-за неточности модели.

### Адаптивная идентификация

#### Нестационарные объекты

Многие крупные технологические объекты — нестационарны, то есть во время своей нормальной работы меняют свои параметры. Такие объекты можно описать уравнением:

$$y(t) = \sum h(t)x(t),$$

где  $y(t)$  — выход объекта,  $x(t)$  — вектор измеримых входных переменных,  $h(t)$  — неизвестные параметры объекта, которые случайным образом, но относительно медленно (по сравнению с входными переменными  $x$ ) изменяются.

Для идентификации нестационарных объектов одноразовая идентификация малоэффективна, поскольку будет давать некоторую среднюю оценку параметров. Гораздо более эффективны алгоритмы адаптивной идентификации, которые следят за меняющимися параметрами объекта. Следует подчеркнуть, что сами эти параметры объекта  $h_1(t) \dots h_n(t)$  — неизвестны и их оценки еще только предстоит получить.

Модель нестационарного объекта сама должна иметь соответствующую структуру

$$y^*(t) = \sum k(t-1)x(t),$$

где  $y^*(t)$  — выход модели (прогноз выхода объекта),  $k(t-1)$  — параметры модели, следящие за неизвестными параметрами объекта  $h(t)$ .

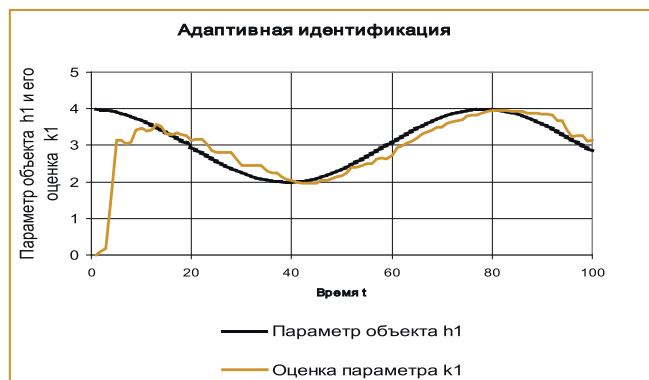


Рис. 6. Слежение параметров модели  $k_1(t)$  за неизвестными параметрами объекта  $h_1(t)$

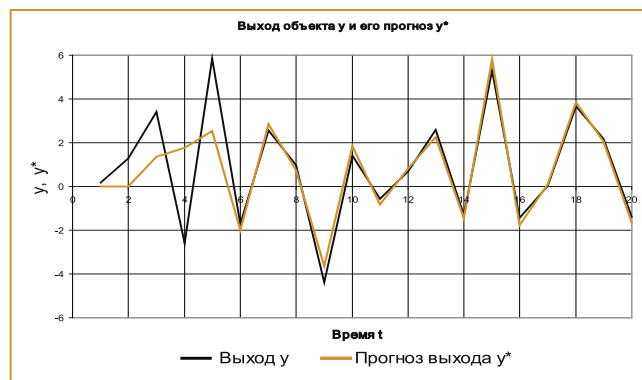


Рис. 7. Реальный выход  $y$  и его прогноз  $y^*$

### Алгоритмы адаптивной идентификации

Существует множество алгоритмов адаптивной идентификации, отличающихся глубиной памяти и помехозащищенностью. Глубина памяти алгоритмов изменяется от одношаговых (помнящих только одно измерение) до текущих МНК (помнящих число измерений, превышающую размерность объекта). Выделим среди всех видов алгоритмов адаптивной идентификации оптимальный одношаговый

$$k_i(t) = k_i(t-1) + \frac{y(t) - y^*(t)}{\sum_i x_i^2(t)} x_i(t), \quad i = 0, 1, 2, \dots, n. \quad (9)$$

Алгоритм (9) обладает абсолютной сходимостью, то есть он работает при любых начальных условиях. На рис. 6 на модельном примере показано, как вычисленные по алгоритму (9) адаптивные оценки  $k(t)$  следят за неизвестными параметрами объекта  $h(t)$ . Из рисунка хорошо видно, как буквально в течение нескольких тактов оценки  $k(t)$  выходят на траекторию изменения истинных параметров объекта  $h(t)$ .

Для реального (а не модельного) объекта такой график построить невозможно, поскольку не известны  $h(t)$ .

Однако для тех же самых данных можно построить график слежения прогноза выхода  $y^*(t)$  за реальным выходом  $y(t)$ . Такой график для начального участка, где происходит переходный процесс, показан на рис. 7.

Как видно из рисунка, переходный процесс с большими ошибками заканчивается где-то к шестому такту, а дальше прогноз почти совпадает с выходом, несмотря на то, что параметры нестационарного объекта продолжают изменяться.

### Скорость адаптивной идентификации

Как часто случается, прекрасную глобальную идею могут погубить «мелочи». Адаптивная идентификация не исключение. Алгоритм (9) работает в  $n$ -мерном пространстве следующим образом. Двумерный случай пространства  $k_1, k_2$  показан на рис. 8. От оценки  $k(t-1)$  алгоритм (9) переходит к следующей оценке в направлении вектора  $x(t)$ , а нормировка

$$F = (y - y^*) / xx^T$$

выбрана таким образом, чтобы оценка  $k(t)$  оказалась на этой прямой ближе всего к истинным параметрам объекта.

При этом величина шага пропорциональна величине ошибки прогноза. Если прогноз плохой, то шаг большой, и соответственно большая коррекция оценки  $k$ . При хорошем прогнозе коррекция модели замедляется, а при точном прогнозе идентификация прекращается. На рис. 8 показан процесс сходимости оценок по данным рис. 7. В результате идентификации получена модель, дающая хороший прогноз (как видно из рис. 6) и оценки параметров  $k_1=1,3; k_2=2,0$ . Но истинные параметры объекта  $h_1=1$  и  $h_2=2$ . Почему такие плохие результаты идентификации, и как с этим бороться?

**Правило.** При использовании адаптивных моделей, параметры которых должны следить за неизвестными параметрами объекта, следует нормализовать входные переменные. Нормализовать — это значит преобразовать  $x$  следующим образом:

$$z = (x - m_x) / \sigma_x, \quad (10)$$

где  $z$  — преобразованная переменная,  $m_x$  — среднее значение  $x$ ,  $\sigma_x$  — стандартное отклонение  $x$ .

Преобразованные по (10) входные переменные  $z$  имеют нулевые средние, что увеличивает угол возможных направлений. По этой причине скорость адаптивной идентификации резко возрастает. На рис. 9 показан пример адаптивной идентификации параметров объекта по тем же экспериментальным данным, с использованием нормированных переменных.

В случае нормированных входных переменных (рис. 9) оценки за шесть тактов пришли в точку (1,0; 2,0), то есть правильно определили истинные параметры объекта. В случае ненормированных входных переменных (рис. 8) оценки за 22 такта пришли в точку (1,3; 2,0), то есть неправильно определили истинные параметры объекта. Хотя прогноз и в том и в другом случае был хорошим.

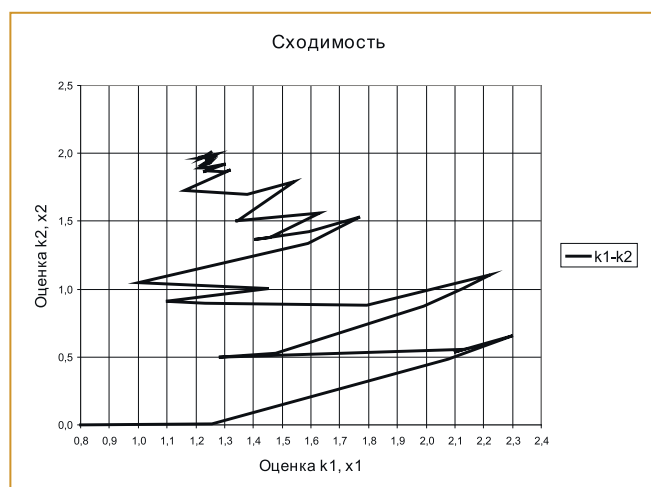


Рис. 8. Сходимость оценок при ненормированных входах  $x$

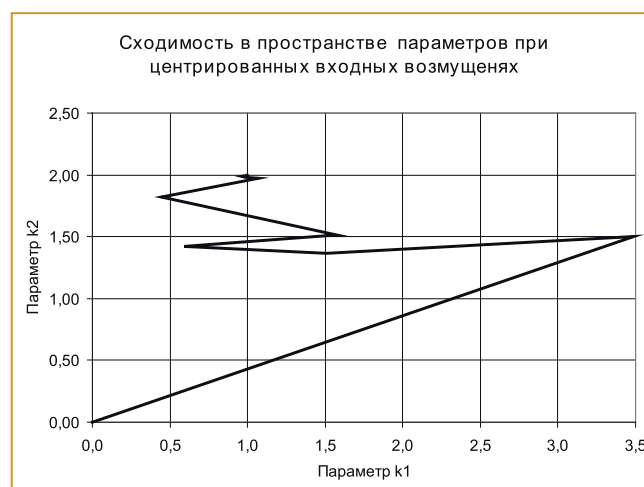


Рис. 9. Сходимость в пространстве параметров при центрированных входных возмущениях

**Системы управления с адаптивным идентификатором (АСИ)**

**Сфера применения**

Адаптивные системы управления с идентификатором (АСИ) предназначены для управления нестационарными объектами. Это их основная область применения. Как правило, это сложные технологические объекты, точную модель которых трудно построить. Трудности возникают из-за большого числа факторов, высокого уровня шума, дрейфа параметров оборудования и других, часто неизвестных, причин. В результате уравнение объекта, если оно вообще существует, оказывается очень сложным:

$$y(t) = F[y(t - \tau), x(t - 1), h(t), \varepsilon(t), t], \quad (11)$$

где  $y(t)$  — выход объекта,  $y(t - \tau)$  — старые выходы объекта,  $x(t - 1)$  — входные измеримые возмущения,  $h(t)$  — дрейфующие параметры объекта,  $\varepsilon(t)$  — входные неизмеримые возмущения,  $t$  — прямая зависимость выхода от времени.

Идея АСИ состоит в том, чтобы аппроксимировать сложную зависимость (11) в небольшой области в пространстве параметров и в небольшом временном интервале линейной адаптивной моделью. Здесь возникает два вопроса. Во-первых, насколько хороша должна быть аппроксимация, чтобы получился экономический эффект. Во-вторых, насколько в замкнутой системе управления параметры аппроксимирующей модели смогут следить за изменением объекта.

На первый вопрос дает ответ мера определенности модели объекта, на второй — точность оценки параметра канала управления. Эти данные должны быть получены в результате предпроектного обследования.

Если текущая мера определенности модели объекта близка  $k_1$ , и ошибка канала управления мала, то это сфера применения адаптивных систем управления с идентификатором.

**Формулировка проблемы**

Начнем с того, что при работе АСИ в режиме управления процесс идентификации затрудняется. Это связано с тем, что управляющее воздействие в АСИ является функцией измеримых возмущений на входе в объект и поэтому обычно коррелированно с ними. Коррелированность входов, в свою очередь, замедляет скорость сходимости адаптивных алгоритмов идентификации, что приводит к увеличению времени обучения и уменьшению точности слежения за параметрами нестационарных объектов.

Замкнутая АСИ, предназначенная для стабилизации выходной переменной линейного объекта, описывается системой уравнений:

$$y(t) = h^T(t)x(t - 1) + au(t - 1), \quad (12a)$$

$$y^*(t) = k^T(t - 1)x(t - 1) + b(t - 1)u(t - 1), \quad (12b)$$

$$u(t) = \Phi(x(t - 1), k(t - 1), b(t - 1), V), \quad (12c)$$

$$k(t) = F_1(x(t), y(t), y^*(t), k(t - 1), b(t - 1), u(t)), \quad (12d)$$

$$b(t) = F_2(x(t), y(t), y^*(t), k(t - 1), b(t - 1), u(t)), \quad (12e)$$

где  $y$  — скалярный выход объекта,  $x$  — вектор-строка входных возмущений размерности  $n$ ,  $h$  — вектор-строка неизвестных параметров объекта размерности  $n$ ,  $u$  — скалярное управление,  $a$  — неизвестный коэффициент усиления объекта по каналу управления,  $t$  — номер такта (дискретное время),  $y^*$  — выход модели,  $k$  — оценки параметров объекта по каналам возмущений (вектор-строка размерности  $n$ ),  $b$  — оценка коэффициента усиления объекта по каналу управления,  $V$  — желаемое значение выхода.

Формулы, приведенной системы уравнений, имеют определенный физический смысл, который можно трактовать следующим образом: (12a) — уравнение объекта; (12b) — уравнение модели; (12c) — алгоритм выработки управляющего воздействия; (12d) — алгоритм идентификации параметров объекта по каналам возмущений; (12e) — алгоритм идентификации коэффициента усиления объекта по каналу управления.

В результате работы системы будет происходить некоторое изменение выходной переменной объекта  $y$ , которое в идеальном случае (при отсутствии помех и стационарном объекте) должно привести к совпадению желаемого и фактического выхода, а при наличии помех и изменяю-

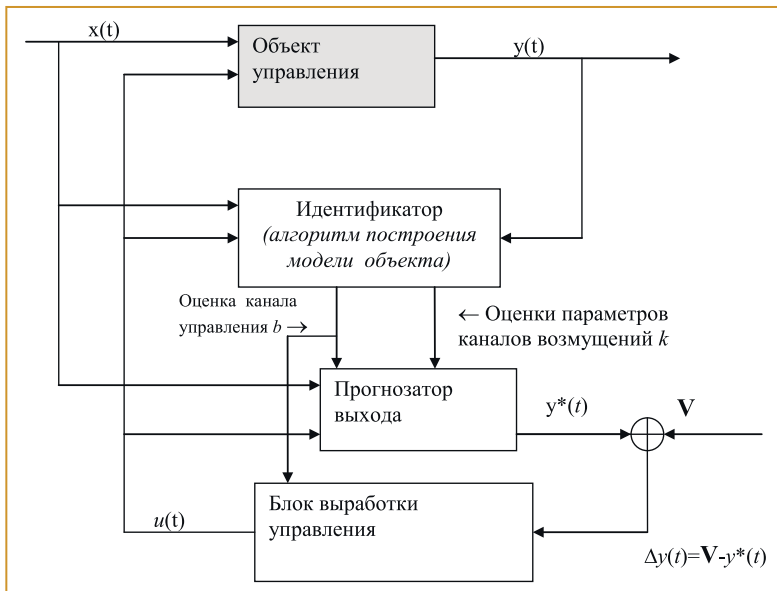


Рис. 10. Схема работы системы управления с идентификатором, где  $x(t)$  — измеримые возмущения,  $y(t)$  — выход объекта,  $y^*(t)$  — прогноз выхода объекта,  $V$  — желаемое значение выхода;  $k_1, k_2, k_3$  — оценки коэффициентов усиления каналов возмущений, полученные в результате идентификации объекта;  $b$  — оценка коэффициента усиления канала управления, полученная заранее

щихся характеристиках объекта к некоторой установившейся ошибке стабилизации.

Обсудим вопросы, возникающие при анализе процессов адаптивной идентификации в замкнутых АСИ.

**Адаптивный одношаговый оптимальный алгоритм идентификации в системе стабилизации**

Исследуем работу оптимального одношагового алгоритма идентификации в замкнутой системе стабилизации. Для этого конкретного случая система (8), описывающая работу АСИ, примет вид:

$$y(t) = h(t)x(t-1) + au(t-1), \tag{13a}$$

$$y^*(t) = k(t-1)x(t) + b(t-1)u(t), \tag{13b}$$

$$u(t) = (V - k(t-1)x(t)) / b(t-1), \tag{13c}$$

$$k(t) = k(t-1) + (y(t) - y^*(t))x(t) / (x(t)x^T(t) + u^2(t)), \tag{13d}$$

$$b(t) = b(t-1) + (y(t) - y^*(t))u(t) / (x(t)x^T(t) + u^2(t)). \tag{13e}$$

В этой системе уравнений сохранены обозначения, которые были введены ранее для системы (12). Сохранился также и физический смысл уравнений. Легко заметить, что для идентификации как по каналам возмущений (13d), так и по каналу управления (13e) используется один и тот же алгоритм.

Целью настоящего параграфа будет исследование принципиальной возможности идентификации стационарного объекта при отсутствии помех. Естественно, что наличие помех и нестационарность еще более затрудняет процесс идентификации.

Блок-схема управления динамическим многомерным линейным объектом по схеме АСИ показана на рис. 10.

**Эффективность АСИ. Способы оценки**

Эффективность работы системы управления необходимо оценивать на разных этапах ее жизни: проектирования объекта управления, проектирования АСИ, опытной эксплуатации и, наконец, при нормальной работе.

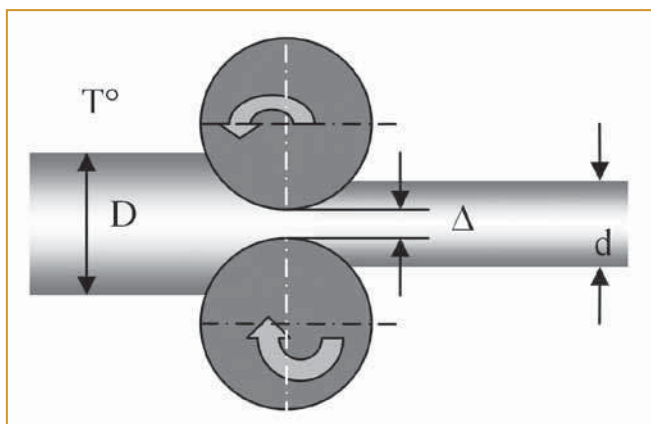


Рис. 11. Стан горячей прокатки труб

Разные способы позволяют получить такие оценки с разной степенью достоверности. Рассмотрим эффективность работы АСИ на примере адаптивной системы управления станом горячей прокатки труб (рис. 11).

На стане горячей прокатки труб используется модель:

$$d^* = k_1 D + k_2 T + a \cdot \Delta,$$

где  $d^*$  — прогноз диаметра изготавливаемой трубы,  $D$  — диаметр подката,  $T$  — температура подката,  $\Delta$  — расстояние между валками.

По этой модели рассчитывается, насколько нужно передвинуть валки, чтобы получить трубу заданного диаметра  $V$ :

$$\Delta = (V - k_1 d - k_2 T) / a,$$

при измеренных до проката значениях температуры  $T$  и диаметра подката  $D$ .

Структура системы управления станом горячей прокатки труб показана на рис. 12.

При нормальной работе прокатного стана оценить эффективность системы управления можно, сравнивая работу стана с включенной системой управления и без нее. На рис. 13 показаны оба случая. При изготовлении первых 50 труб стан работал без системы управления, и стандартное отклонение диаметра готовой трубы было равно 2,32 мм. При включении системы управления за счет учета диаметра и температуры подката разброс наружного диаметра готовой трубы снизился до величины стандартного отклонения 0,66 мм.

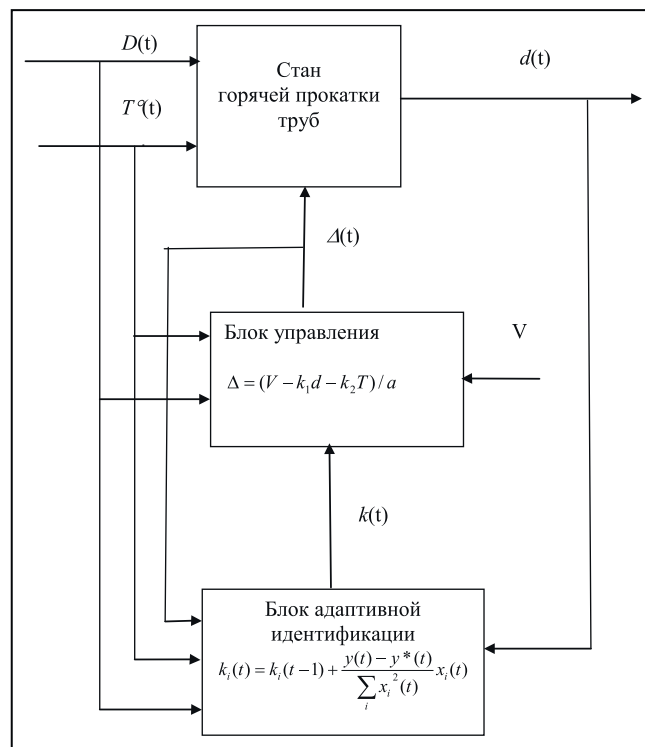


Рис. 12. Схема управления станом горячей прокатки труб

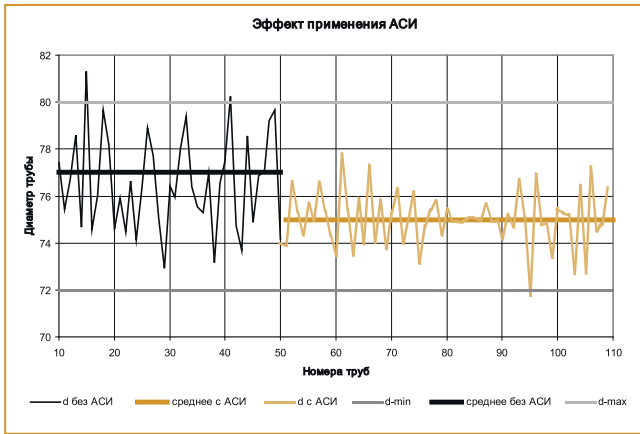


Рис. 13. Источник эффекта – снижение среднего диаметра трубы к нижней границе поля допуска

На рисунке также показано поле допусков. Если диаметр готовой трубы лежит в поле допусков, то труба годна. Уменьшение разброса наружного диаметра готовых труб можно использовать. Например, сдвинув средний диаметр труб к нижней границе допуска (но в пределах поля годности), как показано на рис. 13, можно уменьшить вес единицы длины годных труб. Стан прокатывает в год 500 тыс. т. труб. Снижение среднего диаметра на 1% приводит к экономии соответствующего количества металла. Здесь существует еще масса тонкостей (например, одновременно уменьшается и толщина стенки трубы), но основная статья экономии — перемещение внутри поля допуска за счет увеличения точности готового продукта одна и та же.

**Идентификация канала управления**

**Общие соображения**

Среди переменных, действующих на объект, особую роль играют управляющие переменные  $u(t)$ , которые поступают по специальным управляющим каналам. Особая роль этих переменных определяется в первую очередь тем, что обратная связь на объекте может быть включена только через эти каналы управления. Именно параметры этих каналов определяют возможности системы управления по точности и инерционности.

На рис. 14 показана блок-схема АСИ для стабилизации выхода линейного динамического объекта  $Y$ , подверженного влиянию измеримых, но не управляемых возмущений  $X$ .

Пунктиром на рисунке обведен объект управления, внутри которого измерения не возможны. За счет некоторой избыточности передаточная функция линейного динамического объекта может быть представлена в виде двух передаточных функций — матричной  $W_x$  по каналам возмущений и скалярной  $W_u$  по каналу управ-

ления. Показанный на рисунке идентификатор вырабатывает оценки параметров передаточной функции  $W_x^*$ . Работа идентификатора — процедура достаточно инерционная, поэтому одномоментно можно считать, что уравнение, описывающее систему стабилизации, в соответствии с рис. 14 имеет вид:

$$y(z) = (W_x(z) - W_x^*(z)W_p(z)W_u(z))X(z). \quad (14)$$

В идеале система управления своим управлением  $U(z)$  парировать внешние возмущения  $X(z)$ . При этом выход объекта станет равным 0. Для этого должно, как видно из (14), быть

$$W_x^*(z) = W_x(z), \\ W_p^*(z)W_u(z) = 1 \text{ или } W_p^*(z) = W_u^{-1}(z).$$

То есть оценка матричной передаточной функции  $W_x^*(z)$  по каналам возмущений должна стать равной передаточной функции объекта  $W_x$ . Их не совпадение даст ошибку прогноза.

Относительно передаточной функции канала управления нужно сказать, что в системе стабилизации используется не  $W_u(z)$ , а ее обратная функция  $1/W_u(z)$ . Проблемы нет, если  $W_u$  просто коэффициент усиления. Но если  $W_u(z)$  динамическое звено, то обратной функции может не существовать.

**Как идентифицировать канал управления**

Самое радикальное (и рекомендуемое) решение — определять передаточную функцию по каналу управления заранее, до проведения процедур идентификации каналов возмущений. Дело в том, что канал управления и его характеристики предусматриваются при проектировании основного технологического процесса. Эти данные можно использовать в АСИ.

При идентификации каналов возмущений модель канала управления менять нельзя! При этом будет происходить следующее. Если канал управления за-

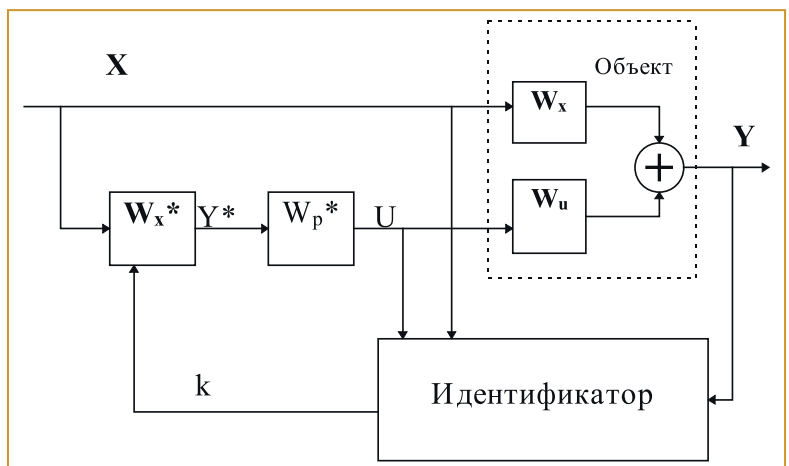


Рис. 14. Блок-схема системы стабилизации, где  $x$  – вектор входных возмущений,  $u$  – скалярное управление,  $y$  – выход объекта,  $W_x^*$  – оценка матричной передаточной функции по каналам возмущения,  $W_p$  – передаточная функция управляющего устройства,  $Y^*$  – предсказанное значение влияния возмущений на выход объекта

ранее был определен точно, то идентификация каналов возмущений будет происходить, как в разомкнутой системе. Если канал управления заранее был определен с ошибкой, то эта ошибка добавится к ошибке идентификации каналов возмущений.

Совместная идентификация каналов возмущений и канала управления возможна только при размыкании обратной связи и независимом от возмущений изменении управления (например, в пределах поля допуска выхода).

#### Заключение

Приведены результаты по теории идентификации, полученные в ИПУ РАН, включая последние работы по построению плотности вероятности оценок параметров по малым выборкам. Рассмотрены

особенности использования адаптивного алгоритма идентификации, оптимального среди одношаговых. Изложен опыт, накопленный при создании адаптивных систем управления с идентификатором (АСИ), ноу-хау и «мелочи», без которых эти системы не работают. Приведены процедуры оценки качества модели и оценки ожидаемой экономической эффективности АСИ по результатам предпроектного обследования.

#### Список литературы

1. Райбман Н.С., Чадеев В.М. Построение моделей процессов производства. М. Энергия. 1975.
2. Чадеев В.М. Плотность вероятности МНК-оценок. Труды ВСПУ-2019. ИПУ РАН.
3. Илюшин В.Б., Чадеев В.М. Идентификация по вероятностному критерию // Автоматика и телемеханика. 1995. № 6. 105-110.

*Чадеев Валентин Маркович – д-р техн. наук, проф., главный научный сотрудник Института проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН. Контактный телефон (495) 334-87-59.*

## СОВРЕМЕННЫЕ ДАТЧИКИ ПАРАМЕТРОВ ПРОИЗВОДСТВЕННЫХ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ: НОВЫЕ ОТЕЧЕСТВЕННЫЕ РЕШЕНИЯ

**Н.И. Аристова, Э.Л. Ицкович (ИПУ РАН)**

*Рассмотрены свойства и характеристики современных датчиков общепромышленного назначения, применяемых для контроля работы производственных объектов предприятий технологических отраслей. Перечислены их отличия от прошлого поколения датчиков и дальнейшие перспективы их развития. Приведен обзор ряда датчиков различных измеряемых величин, разработанных в последние годы российскими организациями.*

*Ключевые слова: датчики общепромышленного назначения, свойства современных датчиков, работы по модернизации датчиков.*

#### Введение

В последние годы увеличилось число физических способов измерения, используемых в датчиках общепромышленного назначения. Этому способствует совершенствование известных чувствительных элементов (сенсоров) датчика и возможность выполнять при обработке сигналов, измеренных сенсорами датчика, специальную математическую обработку. Такая обработка стала возможной, когда в состав датчика был включен программируемый микропроцессорный преобразователь. Эти факторы привели к созданию нового поколения датчиков, в которых увеличена точность, чувствительность и стабильность измерения; упрощено их внедрение; снижены эксплуатационные затраты.

В статье рассматриваются основные общие свойства, характеристики и особенности современных датчиков и выделяются те их свойства и характеристики, которые отличают их от датчиков предыдущих поколений и определяют перспективы их развития.

Приводится обзор ряда датчиков различных измеряемых величин, разработанных в последние годы российскими организациями.

В июне 2019 г. Институт проблем управления отмечает свое 80-летие. В связи с этим напомним читателям о разработках института в области датчикоостроения и систем автоматического контроля в 50–70 гг. XX века,

известные началом широкой автоматизации производства. Эти работы определяли ведущее положение ИПУ в стране в данной области.

#### Результаты работы лаборатории автоматического контроля ИАТ (ИПУ) в годы начала построения датчиков с использованием микропроцессоров

С начала 50-х годов XX века в СССР проводились достаточно интенсивные работы по автоматизации производственных объектов предприятий различных отраслей промышленности.

В Институте автоматизации и телемеханики одним из центров этих работ стала вновь образованная лаборатория автоматического контроля под руководством одного из ведущих специалистов страны в области приборостроения, д-ра техн. наук, проф. Дмитрия Ивановича Агейкина. В лаборатории разрабатывались новые классы датчиков (причем многие из них доводились до серийного промышленного производства), создавались системы автоматического контроля производственных объектов, анализировалось рациональное разделение функций контроля между средствами автоматизации и операторами производственного объекта.

В частности, под руководством Д. И. Агейкина были разработаны и в значительной частью доведены до промышленного выпуска следующие классы датчиков: