Библиографический список

I. Системы микроЭВМ в научных исследованиях и процессе обучения: Материалы советско-польского семинара. - М.: МЭИ, I985.

2. Многодоступная система выполнения задач с разделением времени МАСТЕР. - Катовице: НПО СУ, I985.

3. Зиглер К. Методы проектирования программных систем. - М.: МИР, I985.

4. Руководящие методические материалы по разработке ТЗ на автоматизированный учебно-исследовательский комплекс. - М.: МВССО РСФСР, I986.

АЛГОРИТМИЗАЦИЯ ПРОЦЕССОВ ОБРАБОТКИ ДАННЫХ И УПРАВЛЕНИЕ ЭКСПЕРИМЕНТОМ

УДК 68I.34

Н.В.Беликов, К.В.Исаев

АНАЛОГО-ЦИФРОВАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ МЕТОДА ФОРМИРУЮЩИХ ФИЛЬТРОВ ДЛЯ ИДЕНТИФИКАЦИИ В СИСТЕМАХ АНИ НА БАЗЕ МИКРОЭВМ В СТАНДАРТЕ КАМАК

(г. Ростов-на-Дону)

Многие задачи обработки экспериментальных данных могут быть сформулированы как задачи параметрической или структурно-параметрической идентификации моделей исследуемых объектов (в частности, динамических) /I-3/. Один из наиболее универсальных подходов к решению этих задач основан на разложении оператора объекта по заданной базисной системе формирующих фильтров (ФФ) и оценивании коэффициентов этого разложения - параметров модели /3/. В нелинейном по параметрам случае решение многих задач параметрической идентификации может быть получено ньютоновскими методами путем итерации линейных задач. Ниже описан опыт реализации этого подхода в системе АНИ, выполненной на базе микроЭВМ в стандарте КАМАК. Основное внимание уделено алгоритмизации метода, включая его метрологическое обеспечение, и в связи с этим рациональному сочетанию цифровых и аналоговых средств переработки информации. При этом цифровая часть переработки сведена к небольшому числу автономных алгоритмов (программ).

Задача структурно-параметрической идентификации состоит в определении структур и параметров моделей,которые наилучшим образом описывают результаты наблюдений исследуемого объекта /2/. В рассматриваемой постановке задачи множество допустимых структур моделей задается с помощью множества операторов (формирующих фильтров)

$$\left\{x(t)=B_{0t}[y(\cdot)],\ z_K(t)=B_{Kt}[y(\cdot)],\ K=1,2,\dots,n\right\}, \quad (1)$$

определенных на всевозможных векторных процессах $y(t), t\in[0,t_f]$,характеризующих непрерывный объект исследования (0 и t_f - соответственно время начала и время окончания наблюдения, $x(t)$ и $z_K(t)$-скаляры). Для так называемых физически реализуемых операторов B_{Kt}, $K = 0,1,\dots, n$ текущие значения $x(t)$ и $z_K(t)$ определяются лишь начальным отрезком (сужением) процесса $y(\cdot)$, соответствующим интервалу времени $[0,t]\subset[0,t_f]$.

П о л н о й (относительно множества (I)) с т р у к т у р о й назовем соотношение вида

$$x(t)=\sum_{K=1}^{n} C_K z_K(t)=z^T_C,\ t\in[0,t_f], \quad (2)$$

где параметры C_K и процессы $z_K(\cdot)$ объединены соответственно в n -векторы-столбцы C и $z(\cdot)$ (T - символ транспонирования), и вектор C считается неопределенным. Если вектор C зафиксировать, то получим некоторую конкретную модель исследуемого объекта. Исключая из соотношения (2) различные группы слагаемых, соответствующие различным б а з и с н ы м п р о ц е с с а м $z_K(\cdot)$, получим различные н е п о л н ы е структуры (или просто структуры). Таким образом, каждая из числа исследуемых структур может быть задана n -разрядным двоичным числом вида $(z_1 z_2 \dots, z_n)$, если условиться, что $z_K = 0$ лишь в том случае, когда слагаемое $C_K z_K(t)$ в этой структуре отсутствует.

Ради простоты обозначений ниже вместо $x(t_i), z(t_i)$ будем писать соответственно $x(i)$, $z(i)$. Предположим, что экспериментальные данные представлены множеством величин $\{\tilde{x}(i)=x(i)+\Delta_x(i), \tilde{z}(i)=z(i)+\Delta_z(i); i=1,2,\dots,N\}$, где $\{\Delta_x(i)\}, \{\Delta_z(i)\}$ – случайные стационарные, не зависящие от $\{x(i)\}_{i=1}^N$ и $\{z(i)\}_{i=1}^N$, белые соответственно скалярная и векторная последовательности. Для каждой допустимой структуры можно ставить и решать задачу оценивания ее параметров (параметрическая идентификация) по данным $\{\tilde{x}(i), \tilde{z}(i); i=1,2,\dots,N\}$. Задачу структурно-параметрической идентификации определим как задачу оценивания параметров допустимых структур (определения соответствующих им моделей исследуемого объекта) с одновременной выработкой системы предпочтений (приоритетов) на множестве полученных таким образом моделей.

Приступая к решению сформулированной задачи, рассмотрим вначале полную структуру ($\Gamma I \dots III$) и решим для нее задачу параметрической идентификации. В основу критерия оптимального оценивания параметров C естественно положить среднее значение квадратического функционала

$$\mathcal{J}(C)=E\Big[\sum_{i=1}^{N}\big[(\tilde{x}(i)-\Delta_x(i)-(\tilde{z}(i)-\Delta_z(i))^T C)^2\big]\Big/\{\tilde{x}(i),\tilde{z}(i)\}_{i=1}^{N}\Big]= \tag{3}$$

$$=V_x-NE[\Delta_x^2(i)]-2C^T V_{xz}+2NC^T E[\Delta_x(i)\Delta_z(i)]+C^T V_z C-NC^T E[\Delta_z(i)\Delta_z^T(i)]C,$$

где $E[\cdot/\{\tilde{x}(i),\tilde{z}(i)\}_{i=1}^{N}]$ – оператор условного математического ожидания:

$$V_x=\sum_{i=1}^{N}\tilde{x}^2(i), \quad V_{xz}=\sum_{i=1}^{N}\tilde{x}(i)\tilde{z}(i), \quad V_z=\sum_{i=1}^{N}\tilde{z}(i)\tilde{z}^T(i). \tag{4}$$

Если имеются оценки P_x, P_{xz} и P_z соответственно для скаляра $E[\Delta_x^2(i)]$, n – вектора $E[\Delta_x(i)\Delta_z(i)]$ и $n\times n$ – матрицы $E[\Delta_z(i)\Delta_z^T(i)]$, то, подставляя их в выражение (3) и минимизируя полученное выражение по C, получаем следующие формулы для оптимальной оценки $\hat{C}=\arg\min_C \mathcal{J}(C)$:

$$\hat{C}=W_z^{-1}W_{xz}, \tag{5}$$

$$W_z=V_z-NP_z, \quad W_{xz}=V_{xz}-NP_{xz}. \tag{6}$$

Оценкой остаточной суммы квадратов может служить величина /4, 5/

$$\lambda=E\Big[\sum_{i=1}^{N}\big[(\tilde{x}(i)-(\tilde{z}(i)-\Delta_z(i))^T\hat{C})^2\big]\Big/\{\tilde{x}(i),\tilde{z}(i)\}_{i=1}^{N}\Big]=V_x-W_{xz}^T\hat{C}. \tag{7}$$

Для среднеквадратического отклонения помех имеем оценку

$$\hat{\sigma}^2 = \Lambda/(N-n). \qquad (8)$$

Оценивание параметров и среднеквадратического отклонения помех любой неполной структуры $(z_1 z_2 \ldots z_n)$ может быть выполнено по формулам (5), (7), (8), если вместо векторов W_{xz}, V_{xz}, P_{xz} и матрицы W_z в этих формулах использовать соответствующие векторы и матрицу, полученные из исходных вычеркиванием всех элементов (строк и столбцов в матрице W_z) с номерами j , которым в двоичном представлении этой структуры $(z_1 z_2 \ldots z_n)$ соответствуют нулевые z_j .

Ниже с целью сокращения записей будем пользоваться расширенными векторами $(\Delta_x(i) \,\vdots\, \Delta_z^T(i))^T = \Delta(i), a(i) = (\tilde{x}(i) \,\vdots\, \tilde{z}^T(i))^T$ и расширенными матрицами

$$P = \left(\begin{array}{c|c} P_x & P_{xz}^T \\ \hline P_{xz} & P_z \end{array}\right), \quad V = \left(\begin{array}{c|c} V_x & V_{xz}^T \\ \hline V_{xz} & V_z \end{array}\right), \quad W = \left(\begin{array}{c|c} V_x & W_{xz}^T \\ \hline W_{xz} & W_z \end{array}\right). \qquad (9)$$

Общий алгоритм структурно-параметрической идентификации, ориентированный на автоматизированный эксперимент с применением микро-ЭВМ, представим в виде следующей последовательности из трех алгоритмов: I) алгоритм I получения матрицы P ; 2) алгоритм 2 получения матрицы V ; 3) алгоритм 3 дискриминации структур и оценивания их параметров.

Рассмотрим вначале алгоритм 2, непосредственно связанный с экспериментом. В соответствии с формулами (4), (9) этот алгоритм сводится к повторению в цикле от i = I до $i = N$ двух операций: I) формирование вектора $a(i)$ и 2) уточнение матрицы V по формуле

$$V := V + a(i) a^T(i) \qquad (\mathrm{I0})$$

(перед началом цикла матрица V зануляется). Значения $a(i)$ при всех i записывается в одни и те же ячейки памяти, т.е. накопление информации об объекте производится только за счет обновления матрицы V (достаточной статистики) по формуле (I0).

Описанный способ выполнения алгоритма 2 в масштабе реального времени эксперимента значительно экономит память ЭВМ, применяемой в системе автоматизации эксперимента. При этом реализация ФФ с вектором выходов $a(i)$ может быть осуществлена двумя способами: программно и аппаратно. В первом способе возникают серьезные ограничения на максимально допустимое число $n+1$ ФФ и допустимую сложность выполняемых ими преобразований, связанные с ограниченным быстродействием ЭВМ (все вычисления в одном цикле должны быть выполнены в промежутке между измерениями). Отказ от обработки данных в реальном времени эксперимента и переход к ретроспективной обработке снижает требования к быстродействию ЭВМ, но требует значительного увеличения объема ее памяти для хранения всего массива экспериментальных данных. При аппаратной (аналоговой, цифровой или аналого-цифровой) реализации ФФ происходит распараллеливание вычислений, и требования к основной ЭВМ, выполняющей лишь уточнение матрицы V по формуле (10) в реальном времени, существенно снижаются. При этом ФФ становятся как бы естественными концевыми элементами измерительных трактов, и съем данных сводится к последовательному подключению их выходов через АЦП ко входу ЭВМ.

Алгоритм I связан по существу с метрологическим обеспечением эксперимента - идентификацией помех, оценка P ковариационной матрицы которых используется затем при обработке экспериментальных данных. Метрологические испытания измерительных трактов (включая их концевые элементы - ФФ) могут быть выполнены лишь при условии, что имеется возможность точного задания некоторых значений полезных сигналов $x(i), z(i)$ наиболее удобными из которых являются $x(i)\equiv 0$ и $z(i)\equiv 0$. Не вдаваясь в подробности, укажем лишь на один простой способ обнуления полезных сигналов, связанный с введением в состав измерительных трактов идентичных фильтров высших частот, например с передаточной функцией $ST/(1+ST)$ (S - переменная Лапласа). При постоянных значениях $x(i)$, $z(i)$ (это условие, как правило, легко обеспечивается), высокочастотном характере помех и достаточно большой постоянной времени T после окончания переходных процессов на выходах ФФ установится процесс $a(i)\equiv(\Delta_x(\cdot)\,\vdots\,\Delta_z^T(\cdot))^T$. С вычислительной точки алгоритм I ничем не отличается от алгоритма 2: в каждом цикле измерение $a(i)=(\Delta_x(\cdot)\,\vdots\,\Delta_z^T(\cdot))^T$ используется для уточнения матрицы V по формуле (10), после некоторого числа N_1 таких циклов вычисляется оценка $P=V(N_1)$ ковариационной матрицы помех.

Рассмотрим, наконец, алгоритм 3. Способ вычисления оценок векторов параметров C и среднеквадратических отклонений помех $\hat{\sigma}^2$ для каждой фиксированной структуры был указан выше. В качестве критерия согласия различных моделей с экспериментальными данными можно использовать F -критерий /4, 6/, основанный на сравнении соответствующих этим моделям не зависящих от P_x оценок среднеквадратичеоких отклонений шумов (8) с оценкой P_x дисперсии случайной величины $\Delta_x(i)$, получаемой в алгоритме I.

Гибкая аналого-цифровая система, реализующая описанные выше алгоритмы, была разработана в НИИ механики и прикладной математики Ростовского госуниверситета. Система выполнена на базе микроЭВМ "Электроника-60" в стандарте КАМАК. Аналоговая часть системы, включающая в себя управляемые от ЭВМ ФФ, аналоговое запоминающее устройство (АЗУ) и коммутатор, выход которого связан с входом в быстродействующий АЦП, размещена в крейте КАМАК. Максимальное число n ФФ в системе ограничивается числом закрепленных за ним в крейте КАМАК мест (до 8). Номенклатура ФФ, используемых в системе, может быть самой различной и, в частности, включать в себя различные полосовые фильтры, фильтры верхних и нижних частот, Лагерра, Эрмита, линии задержки. Допускается параллельно-последовательное соединение любого числа ФФ. Управление ФФ осуществляется программно от ЭВМ и сводится для линейных ФФ к изменению их постоянных времени в диапазоне 0,0I...I0 с и типа передаточной функции. Линейные ФФ легко и точно реализуются на RC -цепочках и операционных усилителях. В приводимых ниже примерах задач идентификации, решаемых системой, применялся лишь один тип ФФ с передаточной функцией $ST_1/(1+ST_1)(1+ST_2)$. Управление этими ФФ сводится к изменению постоянных времени T_1 и T_2 . При этом случаи $T_1=\infty$ и $T_2=0$ не исключаются: в первом из них рассматриваемый ФФ переходит в простейший фильтр нижних частот $1/(1+ST_2)$, во втором - в простейший фильтр верхних частот $ST_1/(1+ST_1)$.

Пример I (определение частотных характеристик). Пусть $y_1(t)$ и $y_2(t)$ - соответственно скалярные вход и выход исследуемого объекта. Задача определения его частотных характеристик (или коэффициентов гармонической линеаризации в случае нелинейного в смысле "вход-выход" объекта) решается при подаче на вход сигнала $y_1(t)=a+b\sin\omega t$ с помощью двухпараметрической модели, в которой, например,

$$\left.\begin{aligned} X(S) &= \frac{ST_1}{(1+ST_1)(1+ST_2)}\,y_2(S) \\ Z(S) &= \begin{pmatrix} z_1(S) \\ z_2(S) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \dfrac{ST_1}{(1+ST_1)(1+ST_2)}\,y_1(S) \\ \dfrac{ST_1}{(1+ST_1)}\,\dfrac{ST_2}{(1+ST_2)}\,y_1(S) \end{pmatrix} \end{aligned}\right\}. \qquad (II)$$

В соотношениях (II), реализующих частный случай соотношений (I),(2) и записанных в форме передаточных функций (в преобразованном по Лапласу виде), T_1 и T_2 - фиксированные постоянные времени. Для обеспечения высокой точности оценивания частотных характеристик значение T_2 должно быть достаточно близким к величине $1/w$. Первые сомножители $sT_1/(1+sT_1)$ в передаточных функциях фильтров (II) служат для того, чтобы на выходы этих фильтров не пропустить постоянные составляющие сигналов $y_1(t)$ и $y_2(t)$. Вектор C может быть оценен в соответствии с приведенными выше алгоритмами. Его компоненты C_1 и C_2 однозначно связаны с частотными характеристиками исследуемого объекта (действительная часть $Re(w)$ частотной характеристики совпадает с C_1, а мнимая часть $Jm(w)$ вычисляется по формуле $Jm = wT_2C_2$). Поскольку в рассматриваемом примере структура определена однозначно, дискриминация моделей не проводится.

<u>Пример 2.</u> Рассмотрим задачу структурно-параметрической идентификации непрерывного динамического объекта со скалярными, соответственно, входом $y_1(t)$ и выходом $y_2(t)$. Каждая допустимая структура задается в пространстве изображений по Лапласу в виде соотношения

$$y_2(s) = \frac{\alpha_0 + \alpha_1 s + \alpha_2 s^2 + \ldots + \alpha_m s^m}{1 + \beta_1 s + \beta_2 s^2 + \ldots + \beta_m s^m}\, y_1(s) \tag{I2}$$

и определяется числом m, $m = 1, 2, \ldots, \ell$. Легко видеть, что структура (I2) эквивалентна, например, следующей структуре описанного выше (линейного по параметрам) типа /7/:

$$\begin{aligned} y_2(s) = {} & C_1 y_1(s) + C_2 \frac{sT_1}{(1+sT_1)} y_1(s) + C_3 \frac{1}{(1+sT_1)} y_2(s) + \ldots \\ & + C_{2m} \frac{sT_m}{(1+sT_m)} y_1(s) + C_{2m+1} \frac{1}{(1+sT_m)} y_2(s), \end{aligned} \tag{I3}$$

где $T_1, T_2, \ldots, T_\ell$ - различные фиксированные положительные константы (постоянные времени); $(2m+1)$ параметров $\alpha_0, \alpha_1, \ldots, \alpha_m, \beta_1, \beta_2, \ldots, \beta_m$ структуры (I2) однозначно определяют такое же число параметров $C_1, C_2, \ldots, C_{2m+1}$ структуры (I3) и наоборот: уравнения связи получаются путем приведения соотношения (I3) к виду (I2) и приравнивания коэффициентов при одинаковых степенях s в числителях и знаменателях полученного соотношения и соотношения (I2). В соответствии с выражением (I3) множество допустимых структур имеет вид $\{(00\ldots 000II), (00\ldots 0IIII), \ldots, (II\ldots IIIII)\}$, т.е. для $m = I, \ldots, \ell$ задается последовательиметь из $(1+2m)$ – параметрических структур. Для проведения в соответствии с алгоритмом I метрологических измерений вместо $y_1(S)$ и $y_2(S)$ в модели (13) можно использовать, например, $U_1(S)=[ST/(1+ST)]y_1(S)$, $U_2(S)=[ST/(1+ST)]y_2(S)$, при этом метрологические измерения следует проводить при $y_1(t)\equiv y_2(t)=const$.

В заключение отметим, что если помимо управления от ЭВМ (в ходе автоматизированного эксперимента) типом и постоянными времени ФФ ввести также управление начальными значениями их входов, то в системе могут быть реализованы различные аналого-цифровые модификации алгоритма фильтрации Калмана-Бьюси /8/, широко применяемого в задачах обработки экспериментальных данных.

Библиографический список

I. Цыпкин Я.З. Адаптация и обучение в автоматических системах. – М.: Наука, I968. – 390 с.

2. Эйкхофф П. Основы идентификации систем управления. – М.: Мир, I975. – 680 с.

3. Нудельман П.Я. Полиномные синтезаторы частотных и временных характеристик. – М.: Связь, I975. – I28 с.

4. Себер Дж. Линейный регрессионный анализ. – М.: Мир, I980.– 452 с.

5. Пугачев В.С. Теория вероятностей и математическая статистика. – М.: Наука, I979. – 496 с.

6. Плескунина В.И., Воронин Е.Д. Теоретические основы организации и анализа выборочных данных в эксперименте. – Л.: ЛГУ,I979. – 232 с.

7. Бурдастых В.А., Исаев К.В. Об экспоненциальной аппроксимации экспериментальных данных //Автоматизация научных исследований: Сб. науч. работ. – Куйбышев: КуАИ, I985. – С. 23-28.

8. Браммер К., Зиффлинг Г. Фильтр Калмана-Бьюси. – М.: Наука, I982. – 200 с.