2. Семенов Н.А., Симкин С.К. Анализ опыта использования ППП методоориентированных расчетов //Приборы и системы управления, 1983. № 7. С.8-10.

3. Фокс Д. Програмное обеспечение и его разработка. М.:Мир, 1985. 368 с.

4. Денинг В., Эссиг Г., Маас С. Диалоговые системы "Человек-ЭВМ". Адаптация к требованиям пользователя. М.:Мир, 1984. 112 с.

5. Зиглер К. Методы проектирования программных систем. М.: Мир, 1985. 328 с.

УДК 681.34

Н.В.Беликов, К.В.Исаев

ОБ АНАЛОГО-ЦИФРОВЫХ АЛГОРИТМАХ ПЕРЕРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ В СИСТЕМАХ АВТОМАТИЗАЦИИ ЭКСПЕРИМЕНТА

(г. Ростов-на-Дону)

Бурное развитие цифровой вычислительной техники, ее доступность и универсальность привели к тому, что в настоящее время можно наблюдать почти полное отсутствие аналоговых средств переработки информации в системах автоматизации эксперимента. В то же время при рациональном сочетании цифровых и аналоговых методов появляются новые возможности и повышается эффективность решения многих задач переработки информации, снижаются требования к быстродействию и объему памяти применяемых цифровых вычислительных средств, а за счет этого стоимость системы и затраты на ее эксплуатацию.

Существует важный класс задач обработки экспериментальных данных, основная особенность которых состоит в том, что в их исходной постановке фигурирует некоторое непрерывное преобразование (оператор)

$$w(t) = B_t\{y(t)\},\ t \in [0, t_f] \qquad (1)$$

вектора процессов $y(t)$, непосредственно наблюдаемых в эксперименте и характеризующих непрерывный объект исследования (t - непрерывное время). В результате решения задачи множество $\{w(t_1), w(t_2), \ldots, w(t_N)\}$ значений векторного процесса $w(t)$

$t \in [0,t_f]$ соответствующих некоторым моментам времени $t_1, t_2, \ldots, t_N$, преобразуется в вектор С - окончательный результат обработки, являющийся "сжатой" характеристикой объекта исследования. Процедуру обработки данных $y(t), t \in [0, t_f]$, в рассматриваемом случае можно представить в виде

$$\{y(t), t \in [0,t_f]\} \xrightarrow{B_t} \{w(t), t \in [0,t_f]\} \xrightarrow{D_w}$$
$$\longrightarrow \{w(t_i);\ i=1,2,\ldots,N\} \xrightarrow{G_w} C, \qquad (2)$$

где первый шаг B_t - непрерывное (аналоговое) преобразование (I), второй шаг D_w - аналого-цифровое преобразование, а третий шаг G_w реализуется в цифровом виде. К процедурам типа (2) приводят, в частности, многие задачи идентификации и фильтрации [I-3], характерные для экспериментальной практики.

При использовании только цифровой вычислительной техники процедура (2) фактически заменяется процедурой вида

$$\{y(t), t \in [0,t_f]\} \xrightarrow{D_y} \{y(t_j), j=1,2,\ldots,M\} \xrightarrow{B_j}$$
$$\longrightarrow \{w(t_i),\ i=1,2,\ldots,N\} \xrightarrow{G_w} C, \qquad (3)$$

где аналого-цифровому преобразованию D_y подвергаются непосредственно наблюдаемые в эксперименте процессы $y(t), t \in [0,t_f]$, а непрерывное преобразование B_t заменено аппроксимирующим его дискретным преобразованием B_j. Требование высокой точности этой аппроксимации приводит к необходимости уменьшения интервалов времени между двумя последовательными измерениями $y(t_j)$ в процедуре (3) (по сравнению с интервалами времени между измерениями в процедуре (2), а также к дополнительным вычислениям B_j, выполняемым в цифровом виде. Все это может привести к значительному повышению требований: во-первых, к быстродействию АЦП, реализующему преобразование D_y и, во-вторых, к быстродействию и объему памяти, применяемой в системе ЭВМ. Здесь необходимо отметить, что вычислительные затраты, связанные с преобразованием B_j, как правило, существенно превосходят аналогичные затраты, связанные с преобразованием D_w, и, следовательно, случаи (2) и (3) радикально отличаются друг от друга, по загруженности ЭВМ. Отметим также, что современные алгоритмы обработки данных фильтрации, идентификации часто позволяют уточнять вектор C рекуррентно по мере получения новых значений $w(t_i)$. При этом оказывается, что величины интервалов времени $\Delta t_i = t_{i+1} - t_i$, $i=1,\ldots,N$ не влияют на точность оценки вектора C (существенно лишь общее число измерений N). Поэтому в случае (2) можно не заботиться о частоте измерений $w(t_i)$, проводить их последовательно по окончании каждого очередного шага рекуррентных вычислений, а результаты измерений $w(t_i)$, соответствующие различным моментам времени t_i, заносить в одни и те же ячейки памяти ЭВМ. Другими словами, в случае (2) легко реализуется обработка данных в масштабе реального времени эксперимента, не требующая больших объемов памяти.

Рассмотренные достоинства аналого-цифровых процедур обработки экспериментальных данных вида (2) проявляются, в частности, в задачах идентификации, в основу которых положена математическая модель исследуемого объекта, имеющая вид следующего определенного с точностью до вектора оцениваемых параметров C соотношения

$$x(t)=f(z(t),C), \tag{4}$$

где $(x^T(t), z^T(t))\equiv w(t)$ - текущее значение векторного процесса $w(\cdot)$ определенного некоторым непрерывным преобразованием вида (I); $f(\cdot,\cdot)$ - заданная вектор-функция. В линейном по параметру C случае модель (4) можно записать так:

$$x(t)=Z^T(t)C, \tag{5}$$

где в отличие от (4) процесс $Z(\cdot)$ сформирован в виде матрицы соответствующей размерности.

При определенной статической интерпретации задача оценивания вектора C формулируется как задача минимизации по C среднеквадратического функционала [4,5] :

$$J(C,N)=[\mu(N)]^N[C-C(0)]^T D_0^{-1}[C-C(0)]+\sum_{i=1}^{N}[\mu(N)]^{(N-i)}\times$$
$$\times[x(t_i)-f(z(t_i),C]^T R^{-1}(t_i)-f(z(t_i),C)], \tag{6}$$

где $C(0)$, D_0 - соответственно априорная оценка вектора C и ее дисперсионная матрица, $R(t_i)$ - ковариационная матрица случайной ошибки наблюдения вектора $x(t_i)$, $\mu(N)\,(0<\mu(N)\leqslant 1)$ - так называемый коэффициент экспоненциального взвешивания информации, придающий различные веса $[\mu(N)]^{N-i}$ прошлым измерениям в зависимости от их удаленности $N-i$ от текущего последнего измерения в момент времени t_N. Для линейной модели (5) текущая оценка $C(N)$ вектора C, минимизирующая функционал (6), и ее дисперсионная матрица $D(N)$ могут быть вычислены, например, по следующим рекуррентным формулам [5] :

$$\left.\begin{aligned}
&K=[\mu(N)]^{-2}D(t_{N-1})Z(t_N),\\
&G=[R(t_N)+Z^T(t_N)K]^{-1},\\
&L=KG,\ \mathcal{E}=x(t_N)-Z^T(t_N)C(t_{N-1}),\\
&D(t_N)=[\mu(N)]^{-2}D(t_{N-1})-LK^T,\\
&C(t_N)=C(t_{N-1})+L\mathcal{E}\ .
\end{aligned}\right\}\qquad(7)$$

Если процесс $w(\cdot)=\{x(\cdot),Z^T(\cdot)\}^T$ удается сформировать аналоговым способом (I), то вычисления, возлагаемые на ЭВМ, сводятся в рассматриваемом случае к многократному применению (в цикле) формул (7) и могут выполняться между измерениями текущих значений $x(t_i)$, $Z(t_i)$ выходов соответствующих аналоговых преобразователей (в реальном времени эксперимента).

При $\mu<1$ алгоритм (7) обеспечивает "слежение" за медленно изменяющимся во времени вектором C . Значение μ^2 можно выбирать по формуле $\mu^2=(N_1-1)/N_1$, где N_1 - так называемое эффективное число измерений в пределах экспоненциального окна [5] , т.е. число последних измерений, предшествующих текущему времени t_N , которое эффективно участвует в получении текущей оценки $C(t_N)$. Применение алгоритма (7) для идентификации нелинейной по параметрам модели вида (4) основано на последовательной линеаризации (по C) соотношения (4) в окрестностях оценок вектора C , полученных на предыдущих этапах идентификации

Рассмотрим конкретные примеры задач идентификации, решаемых описанным выше аналого-цифровым способом.

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 вида (5), в которой, например,

$$\left.\begin{aligned}
&\bar{x}(S)=\frac{ST_1}{(1+ST_1)(1+ST_2)}\bar{y}_2(S)\\
&\bar{Z}(S)=\begin{pmatrix}\bar{z}_1(S)\\ \bar{z}_2(S)\end{pmatrix}=\begin{pmatrix}\dfrac{ST_1}{(1+ST_1)(1+ST_2)}\bar{y}_1(S)\\ \dfrac{ST_1}{(1+ST_1)}\,\dfrac{ST_2}{(1+ST_2)}\bar{y}_1(S)\end{pmatrix}
\end{aligned}\right\}\qquad(8)$$

В соотношениях (8), реализующих частный случай соотношений (I) 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 $1/\omega$. Первые сомножители $sT_1/(1+sT_1)$ в передаточных функциях фильтров (8) служат для того, чтобы на выходы этих фильтров не пропустить постоянные составляющие сигналов $y_1(t)$ и $y_2(t)$. Составляющие C_1 и C_2 вектора C могут оцениваться по рекуррентным формулам (7). Они однозначно связаны со значениями частотных характеристик исследуемого объекта. Действительная часть $Re(\omega)$ частотной характеристики совпадает с C_1, а мнимая часть $Jm(\omega)$ вычисляется по формуле $Jm=\omega T_2 C_2)$.

Одно из основных достоинств процедуры аналого-цифровой переработки информации вида (2), рассмотренных выше, проявляется в данном примере в том, что на точность оценки частотных характеристик объекта влияет лишь общее число измерений $\{x(t_i), z(t_i)\}$, а не их частота. Это дает возможность определять частотные характеристики для высоких частот ω при низких частотах измерений, т.е. при низком быстродействии АЦП и (в случае рекуррентного оценивания по формулам (7) в реальном времени эксперимента) при низком быстродействии применяемой в системе ЭВМ. Такая возможность обеспечивается лишь установкой малого значения постоянной времени T_2 в фильтрах (8). В случае применения процедуры вида (3) определение частотных характеристик для высоких частот ω ограничивается в соответствии с теоремой Котельникова максимально допустимой частотой измерений $\{y_1(t_j), y_2(t_j)\}$.

Пример 2 (идентификация передаточной функции линейного объекта). Рассмотрим задачу параметрической идентификации объекта в соответствии с моделью

$$\bar{y}_2(s)=\frac{b_0+b_1 s+b_2 s^2}{1+a_1 s+a_2 s^2}\,\bar{y}_1(s). \tag{9}$$

Легко понять, что модель (9) математически эквивалентна, например, следующей линейной по параметру $C=(C_1,\dots,C_5)^T$ модели вида (6)

$$\begin{aligned}\bar{y}_2(s)&=C_1\bar{y}_1(s)+C_2\frac{1}{(1+sT_1)}\bar{y}_1(s)+C_3\frac{1}{(1+sT_2)}\bar{y}_1(s)+\\&+C_4\frac{sT_1}{(1+sT_1)}\bar{y}_2(s)+C_5\frac{sT_2}{(1+sT_2)}\bar{y}_2(s),\end{aligned} \tag{10}$$

где T_1 и T_2 - фиксированные постоянные времени. Параметры b_0, b_1, b_2, a_1, a_2 модели (9) однозначно связаны с параметрами $C_i\ (i=1,2,\ldots,5)$ модели (I0) формулами $a_1 = T_1(1-C_4)+T_2(1+C_5)$, $a_2 = T_1T_2(1-C_4-C_5)$, $b_0 = C_1+C_2+C_3$, $b_1 = C_1(T_1+T_2)+C_2T_2+C_3T_1$, $b_2=C_1T_1$ Оценивание вектора C может проводиться с помощью алгоритма (7), в котором процессы $x(\cdot)$ и $Z(\cdot)$ формируются в соответствии с моделью (I0). Для обеспечения высокой точности оценивания C значения постоянных времени T_1 и T_2 следует выбирать по возможности достаточно близкими к полюсам передаточной функции модели (9). В соответствии с этим идентификация может проводиться в несколько этапов: на первом из них a_1 и a_2 выбираются по априорным значениям T_1 и T_2, на каждом последующем этапе - по оценкам этих параметров, полученным на предшествующем этапе. Так же, как и в примере I, низкая частота измерений не приводит к систематическим ошибкам в оценках вектора C и, следовательно, идентификацию можно проводить с помощью "медленных" цифровых вычислительных средств в реальном времени эксперимента без запоминания всего множества измерений $\{x(t_i), Z(t_i); i=1,2,\ldots,N\}$. Рассмотренный в этом примере аналого-цифровой метод идентификации очевидным образом обобщается на случаи непрерывных моделей вида (9) любого порядка.

Заметим, что рассмотренные в приведенных примерах непрерывные аналоговые линейные по параметрам модели вида (5) являются не единственно возможными. Так в примере I в качестве базисных фильтров, формирующих процессы $z_1(\cdot)$ и $z_2(\cdot)$ (см. систему (8), можно применить любые два линейных линейно независимых фильтра, а вместо фильтра, формирующего процесс $x(\cdot)$, любой линейный фильтр (формулы для пересчета параметров C_1 и C_2 в частотные характеристики могут оказаться при этом несколько более сложными, чем в случае (8). Указанный произвол в выборе базисных фильтров линейных по параметрам моделей можно использовать для эффективной фильтрации помех.

Гибкая аналого-цифровая система, построенная на изложенных выше принципах и предназначенная для автоматизации экспериментов на непрерывных динамических объектах, была разработана и находится в настоящее время в опытной эксплуатации в НИИМ и ПМ Ростовского госуниверситета. Система выполнена в стандарте КАМАК. В системе используется микроЭВМ "Электроника-60", дополненная рядом периферийных устройств.

Аналоговая часть системы размещена в крейте КАМАК и включает в себя управляемые аналоговые усилители $УУ_i$ $(i=1,2,\ldots,n)$, управляемые аналоговые фильтры $(УФ)_j$ $(j=1,\ldots,m)$, аналоговое запоминающее устройство (АЗУ) и коммутатор (КМ), выход которого связан с входом АЦП. За модулями усилителей $УУ_i$ и фильтров $УФ_j$ в крейте закреплены определенные места. Максимальное число усилителей n и максимальное число фильтров m ограничивается в системе числом этих мест. Связи между отдельными $УУ_i$ и $УФ_j$ между собой, а также связи их выходов с АЗУ и связи выходов экспериментальной установки (ЭУ) с входами $УУ_i$ и $УФ_j$ могут быть достаточно произвольными и устанавливаются на наборных полях, вынесенных на лицевые панели соответствующих модулей.

Усилители $УУ_i$ выполнены идентичными, управление каждым из них осуществляется программно от ЭВМ и сводится к изменению коэффициентов усиления и "смещения нуля". Фильтры $УФ_j$ реализуют динамические преобразования входных сигналов. Управление ими со стороны ЭВМ сводится к изменению их параметров типа постоянных времени. Номенклатура фильтров, 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 $УФ_j$ числа фильтров $УФ_j$ между собой. Большинство применяемых в задачах фильтрации и идентификации аналоговых фильтров легко и точно реализуются на прецизионных RC -цепочках и операционных усилителях, АЗУ обеспечивает одновременность съема значений отдельных групп выходов $УФ_j$, $УУ_i$ и ЭУ.

$ST_1/((1+ST_1)(1+ST_2))$.

В приведенных примерах применялся лишь один тип фильтров: $УФ_j$ - простейший полосовой фильтр с передаточной функцией $ST_1/(1+ST_1)(1+ST_2)$. Управление этим фильтром 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 фильтр переходит в простейший фильтр нижних частот $1/(1+ST_2)$, во втором - в простейший фильтр верхних частот $ST_1/(1+ST_1)$.

В заключение отметим, что если помимо управления от ЭВМ (в ходе автоматизированного эксперимента) постоянными времени фильтров ввести также управление начальными значениями их выходов, то в системе могут быть реализованы различные аналого-цифровые модификации алгоритма фильтрации Калмана-Бьюси [6], широко применяемого в задачах обработки экспериментальных данных. Все преимущества аналого-цифровой обработки по сравнению с чисто цифровой остаются и в этом случае.

Библиографический список

1. Цыпкин Я.З. Адаптация и обучение в автоматических системах. М.:Наука, 1968. 390 с.

2. Эйкхофф П. Основы идентификации систем управления. М.:Мир, 1975. 680 с.

3. Нудельман П.Я. Полиномные синтезаторы частотных и временных характеристик. М.:Связь, 1975. 128 с.

4. Сейдж Э.П., Мелса Дж.Л. Идентификация систем управления. М.:Наука, 1974. 246 с.

5. Петерка В. Байесовский подход к идентификации систем// Современные методы идентификации систем. М.:Мир, 1983. 278 с.

6. Браммер К., Зиффлинг Г. Фильтр Калмана-Бьюси. М.:Наука, 1982. 200 с.

УДК 681.324

В.А.Виттих, В.А.Цыбатов, В.В.Кузьмин

МОДЕЛИ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТИ РАБОЧИХ МЕСТ В ПРОИЗВОДСТВЕННЫХ СИСТЕМАХ

(г. Куйбышев)

Любая целенаправленная деятельность состоит в преобразовании различного рода ресурсов: материальных, энергетических, информационных. Потребности такого преобразования приводят к созданию соответствующих материальных образований, которые в дальнейшем будем называть производственными системами (ПС). В общем случае ПС представляют собой целенаправленно организованную сеть рабочих мест (РМ) по преобразованию входных ресурсов. Каждое РМ есть совокупность необходимых системных ресурсов, обеспечивающих заданную функцию преобразования входного ресурса. Результатом деятельности ПС является системный продукт (СП), представляющий собой вполне определенную композицию входных ресурсов.

Эффективность ПС тесно связана с себестоимостью СП. Потенциальные возможности системы по производству СП зависят от потенциальных возможностей РМ. Для каждого РМ существует рабочий режим, при котором наиболее эффективен вклад в систему. Поэтому возникает необходимость построения моделей производительности РМ, раскрываю-