KYBERNETIKA — ТОМ 19 (1983), ВЫПУСК 1

АДАПТИВНАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ РАСПРЕДЕЛЕННЫХ СИСТЕМ ПРИ РАЗМЫТОМ НАБЛЮДЕНИИ

ГАЛИНА А. БАШКИНА, АНАТОЛИЙ Г. ДЬЯЧКО, ЕВГЕНИЙ Г. КЛЕЙМАН, ИВАН А. МОЧАЛОВ

Рассматриваются вопросы синтеза одного класса адаптивных алгоритмов идентификации распределенных систем. Алгоритмы основываются на прямых методах идентификации с определением неизвестных параметров в классе кусочно-постоянных функций времени. Разбиение временного интервала производится адаптивно. Приводятся примеры идентификации параметров в одномерном уравнении теплопроводности.

1. ВВЕДЕНИЕ

Методы идентификации систем с распределенными параметрами (СРП), обзору которых за последние 10—15 лет посвящены [1—4], можно разбить на три группы. К первой из них принадлежат методы, в которых минимизация критерия идентификации производится непосредственно для данной системы (прямые методы). Вторую группу составляют методы, с помощью которых СРП предварительно сводится к системе с сосредоточенными параметрами (ССП), описываемой обыкновенными дифференциальными или разностными уравнениями. Третья включает методы, сводящие СРП к ССП, описываемой алгебраическими уравнениями.

Прямые методы идентификации обладают рядом серьезных преимуществ по сравнению с методами двух других групп, использующих предварительный переход к конечномерному пространству состояний. Универсальность прямых методов позволяет решать задачи идентификации для различных типов линейных и нелинейных СРП при наличии неизвестных параметров в самом уравнении и в граничных условиях.

Однако использованию алгоритмов идентификации, основанных на прямых методах, в системах управления препятствует ряд трудностей. Как показывает опыт решения таких задач [5], восстановление неизвестных параметров в классах гладких функций приводит к увеличению размерности соответствующего параметрического пространства, что вызывает резкое увеличение времени решения и объема необходимой памяти УВМ, а также усиливает потенциальную некорректность алгоритма.

В связи с этим актуальной является проблема создания методов идентификации СРП, сочетающих положительные качества прямых алгоритмов с простотой алгоритмов адаптивного типа, в которых используется аппроксимация исходного параметрического пространства конечномерным посредством выбора для определения параметров достаточно простых классов функций (например, кусочно-линейных и кусочно-постоянных), а также предлагается некоторое правило разбиения этого пространства. Предпосылки создания адаптивных алгоритмов идентификации СРП были намечены в теории теплофизического эксперимента [6] и в теории ССП [7–9].

В работе [10] был предложен адаптивный алгоритм идентификации переменного коэффициента в одномерном уравнении теплопроводности, ориентированный на работу в системах реального времени при точечном наблюдении.

В настоящей работе рассматривается адаптивный алгоритм идентификации параметров и оценки состояния СРП, описываемых многомерными нестационарными параболическими уравнениями при размытом наблюдении, и предлагается несколько модификаций выбора разбиения временного интервала. Эффективность алгоритма иллюстрируется рядом примеров.

2. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Пусть $x = (x_1, x_2, \ldots, x_n) \in \mathscr{D} \subset \boldsymbol{R}^n$; $\mathscr{D}$ – ограниченная открытая область, Γ – кусочно-гладкая граница $\mathscr{D}$; $t \in (t_0, T]$ $(0 \leqq t_0 < T < \infty)$. Рассматривается СРП эволюционного типа с состоянием $u(x, t)$, описываемая квазилинейным параболическим уравнением второго порядка с начальным и граничным условиями

$$c(x, t, u)\frac{\partial u}{\partial t} = \sum_{i,j=1}^{n} \frac{\partial}{\partial x_i}\left[\lambda_{ij}(x, t, u)\frac{\partial u}{\partial x_j}\right] + F(x, t, u, \operatorname{grad} u), \tag{1}$$

$$x \in \mathscr{D},\ t \in (t_0, T]$$

$$u(x, + t_0) = u_0(x), \quad x \in \overline{\mathscr{D}} \tag{2}$$

$$\frac{\partial u}{\partial n} = \Phi(x, t, u), \quad x \in \Gamma, \quad t \in (t_0, T]. \tag{3}$$

Здесь $\partial u/\partial n$ – конормальная производная функции $u(x, t)$ по направлению внешней нормали к Γ в точке x. Все функции, входящие в краевую задачу (1)–(3), имеют необходимый порядок гладкости.

Вектор наблюдений $\mathbf{U}_H(t)$ определяется уравнением

$$\mathbf{U}_H(t) = \mathscr{B}(t)\, u + \mathscr{C}(t)\, \Xi(t)\,,$$

где $\mathscr{B}(t)$ – векторный интегральный оператор, описывающий размытое наблюдение, с компонентами

$$B_i(t)\, u = \int_{\mathscr{D}_i} \mathscr{K}_i(x, t)\, u(x, t)\, \mathrm{d}x \quad (i = 1, 2, \ldots, r)\,.$$

Ядра $\mathscr{K}_i\,(x, t)$ – $\mathscr{L}_2$-суммируемы на $\mathscr{D}_i \times (t_0, T]$, $\mathscr{D}_i \subset \bar{\mathscr{D}}$; $\mathscr{C}(t)$ – квадратная непрерывная матрица r-ого порядка; $\Xi(t)$ – измеримый r-мерный векторный случайный процесс с выборочными функциями из $\mathscr{L}_2(t_0, T)$, математическим ожиданием $\mathsf{M}[\Xi(t)] = 0$ и корреляционной матрицей $\mathsf{M}[\Xi(t)\, \Xi(t')] = \mathscr{Q}(t, t')$ ($\mathscr{Q}(t, t')$ – положительно определена).

Задача идентификации СРП (1)–(3) состоит в следующем. Пусть среди всех параметров краевой задачи p параметров, являющихся компонентами искомого параметрического вектора $\Lambda(x, t, u) = \{\lambda_1(x, t, u), \lambda_2(x, t, u), \ldots, \lambda_p(x, t, u)\}$, неизвестны и подлежат определению по данным наблюдений.

Вводится функционал

$$I(\Lambda) = \left\|[\mathscr{B}(t)\, u - \mathbf{U}_H(t)]\, \mathscr{P}\right\|^2_{\mathscr{L}_2(\mathbf{R}^r;(t_0,T))} \tag{4}$$

($\mathscr{P}$-некоторая положительно определенная диагональная весовая матрица).

Если неизвестные параметры $\lambda_i(x, t, u)\,(i = 1, 2, \ldots, p)$ можно представить в виде

$$\lambda_i(x, t, u) = \sum_{j=1}^{N} \lambda_i^{(j)} \,.\, \varphi_{ij}(x, t, u)\,,$$

где $\varphi_{ij}(x, t, u)$ – некоторые известные функции, а $\lambda_i^{(j)}$ – неизвестные постоянные коэффициенты ($j = 1, 2, \ldots, N$), то задача идентификации СРП (1)–(3) сводится к экстремальной задаче

$$I(\Lambda) \Rightarrow_{\Lambda'} \min\,, \tag{5}$$

где $\Lambda' = \{\lambda_1^{(1)}, \lambda_1^{(2)}, \ldots, \lambda_1^{(N)}, \lambda_2^{(1)}, \lambda_2^{(2)}, \ldots, \lambda_2^{(N)}, \ldots, \lambda_p^{(1)}, \lambda_p^{(2)}, \ldots, \lambda_p^{(N)}\}$ – постоянный вектор неизвестных параметров. Для уменьшения размерности задачи (5) в качестве „базисных“ функций $\varphi_{ij}(x, t, u)\,(i = 1,\ 2, \ldots, p;\ j = 1, 2, \ldots, N)$ целесообразно использовать достаточно простые функции. В рассматриваемом алгоритме „базисными“ функциями служат характеристические функции временных интервалов

$$\varphi_{ij}(x, t, u) = \begin{cases} 1, & t \in \Delta_{ij} \subset (t_0, T] \\ 0, & t \notin \Delta_{ij} \subset (t_0, T] \end{cases},$$

причем $\Delta_{ij} \equiv \Delta_j\,(i = 1, 2, \ldots, p; j = 1, 2, \ldots, N)$.

3. АДАПТИВНЫЙ АЛГОРИТМ ИДЕНТИФИКАЦИИ

В реализуемых поэтапно алгоритмах управления состояние системы может определяться последовательно, то есть быть известно не в „целом", а локально, на некотором небольшом интервале времени, являющемся частью всего временного интервала, на котором производится управление процессом. Это дает возможность последовательно уточнять прогноз состояния или управляющее воздействие. Использование алгоритма идентификации, основанного на прямых методах, на малом временном интервале для определения искомых параметров в простейших классах функций, то есть переход от идентификации в „целом" к идентификации в „малом" позволяет строить адаптивные алгоритмы идентификации СРП различных типов.

Алгоритм с фиксированным разбиением интервала. Рассматривается некоторое фиксированное разбиение интервала $(t_0, T]$ на N интервалов точками $t_0 < t_1 < \ldots < t_N = T$. На каждом таком интервале $\Delta_i = (t_{i-1}, t_i]$ $(i = 1, 2, \ldots$ $\ldots, N)$ вектор неизвестных параметров $\Lambda_i(x, t, u) = \Lambda(x, t, u)|_{t \in \Delta_i}$ определяется в виде

$$\Lambda_i(x, t, u) \equiv \Lambda'_i ,$$

где Λ'_i – постоянный вектор $(i = 1, 2, \ldots, N)$. На интервале $\Delta_{0+\delta_0} = (t_0, t_0 + \delta_0]$ по вектору наблюдений $\mathbf{U}_{\text{H}}(t)$ строится функционал типа (4), определяющий в норме $\mathscr{L}_2$ качество идентификации на $\Delta_{0+\delta_0}$, и в классе постоянных вектор-функций решается экстремальная задача (5). Результат ее решения – вектор параметров Λ'_1 – используется для расчета состояния $u(x, t)$ на Δ_1. Далее, на $\Delta_{1-\delta_1} = (t_1 - \delta_1, t_1]$ из решения задачи (5) определяется постоянный вектор Λ'_2 и рассчитывается состояние на Δ_2. При этом $u(x, +(t_1 - \delta_1); \Lambda'_2) \equiv$ $\equiv u(x, (t_1 - \delta_1); \Lambda'_1)$, то есть состояния на двух последовательных интервалах „склеиваются".

Если вектор Λ'_s определен на Δ_s $(1 < s < N)$, то на $\Delta_{s-\delta_s}$ определяется Λ'_{s+1}, и рассчитывается состояние на Δ_{s+1}. При этом величины интервалов наблюдения могут быть достаточно малыми: $\delta_i \ll |\Delta_{i+1}|$ $(i = 0, 1, \ldots, N - 1)$.

Алгоритм идентификации с фиксированным разбиением позволяет одновременно с идентификацией параметров на каждом интервале производить оценку состояния СРП. Однако при использовании алгоритма в случае отсутствия априорной информации о динамике неизвестных параметров во времени возникает проблема построения такого разбиения, которое давало бы возможность достаточно точно определять параметрический вектор на всех участках временного интервала. Решение этой задачи связано с использованием алгоритмов с адаптивным выбором разбиения, учитывающих текущую информацию о поведении системы – наблюдения состояния.

Алгоритм с адаптивным выбором разбиения I. Пусть интервал $(t_0, t_k]$ $(t_0 <$

$< t_k < T$) разбит на k частей и на i-ом интервале ($1 \leqq i \leqq k$) найден постоянный параметрический вектор Λ'_i. На $\Delta_{k+\delta_k}$ из решения задачи (5) определяется Λ'_{k+1}, и рассчитывается состояние на $\Delta'_{k+1} = (t_k, t'_{k+1}]$, где $t'_{k+1} = t_k + \delta_k + \eta_0 \cdot \delta_k$ (η_0 – натуральное число, большее 1). Вводится функционал

$$I^0_{k+1} = \|\mathscr{B}(t)\, u - \mathbf{U}_C(t)\|^2_{\mathscr{L}_2(\mathbf{R}^r; \Delta'_{k+1-\delta'_{k+1}})}, \tag{6}$$

где вектор $\mathbf{U}_C(t)$ определяется уравнением фильтрации $\mathbf{U}_C(t) = \mathscr{H}(t)\, \mathbf{U}_H(t)$, $\mathscr{H}(t)$ – некоторый фильтр ($\delta'_{k+1} < t'_{k+1} - t_k - \delta_k$).

Если $I^0_{k+1} \leqq \varepsilon_0$ (ε_0 – некоторое положительное число), то формируется интервал Δ_{k+1}, где $t_{k+1} \equiv t'_{k+1}$, на котором определяется Λ'_{k+1} и рассчитывается состояние на Δ'_{k+2} ($t'_{k+2} = t_{k+1} + \delta_{k+1} + \eta_0 \delta_{k+1}$) и так далее.

Если $I^0_{k+1} > \varepsilon_0$, то вводится параметр $\eta_1 = [\varkappa \eta_0]$ ($\varkappa = \text{const}$, $0 < \varkappa < 1$), с вектором Λ'_{k+1} состояние рассчитывается на Δ'_{k+1}, где $t'_{k+1} = t_k + \delta_k + \eta_1 \delta_k$ и так далее. В случае, если через m шагов $\eta_m = [\varkappa \ldots [\varkappa[\varkappa \eta_0]] \ldots] = 0$, то вводится параметр $\varepsilon_1 = \chi \cdot \varepsilon_0$ ($\chi = \text{const}$, $\chi > 1$), восстанавливается исходное значене η_0 и повторяется расчет состояния на Δ'_{k+1} (на следующем временном интервале значение ε_0 восстанавливается).

Данный алгоритм выбора разбиения является алгоритмом типа „назад", так как уменьшает величину сделанного шага, если этот шаг был сделан „неудачно". Однако многократное повторение шагов часто невозможно из-за ограниченного ресурса времени. В этом случае целесообразным является использование алгоритмов типа „вперед".

Алгоритм с адаптивным выбором разбиения II. Пусть на Δ_k определен вектор Λ'_k, и на $\Delta_{k+\delta_k}$ из решения задачи (5) найден Λ'_{k+1}. На $\Delta_{k-\delta_k'}$ рассматривается функционал типа (6), и вводятся постоянные вектора $\boldsymbol{E} \in \mathbf{R}^l$ и $\boldsymbol{\Gamma} \in \mathbf{R}^{l+1}$ ($l \geqq 1$) с компонентами, удовлетворяюшими условиям: $0 < \varepsilon_i < \varepsilon_{i+1}$ ($i = 1, 2, \ldots, l-1$); $1 < \gamma_{j+1} < \gamma_j$ ($j = 1, 2, \ldots, l$). Пусть δ – длина некоторого фиксированного интервала времени.

Если $\varepsilon_{s-1} \leqq I^0_k \leqq \varepsilon_s$ ($s = 1, 2, \ldots, l+1$) ($\varepsilon_0 \equiv 0$; $\varepsilon_{l+1} \equiv +\infty$), то по вектору Λ'_{k+1} рассчитывается состояние на Δ_{k+1}, где $t_{k+1} = t_k + \gamma_s \cdot \delta$, при этом $u(x, +t_k; \Lambda'_{k+1}) \equiv u(x, t_k; \Lambda'_k)$. Затем на $\Delta_{k+1+\delta_{k+1}}$ определяется Λ'_{k+2}, проверяются условия малости I^0_{k+1} и так далее.

Алгоритм подобного типа позволяет корректировать величину следующего шага с учетом информации, полученной в конце предыдущего.

Так как задачи идентификации СРП, как правило, некорректны, при их решении возникает необходимость регуляризации соответствующих алгоритмов [11]. В ряде случаев можно ограничиться более простыми методами естественной регуляризации [5]. К ним относятся выбор достаточно простых классов функций для определения неизвестных параметров; использование вычислительных методов с саморегуляризующими свойствами; предварительное сглаживание исходной информации и некоторые другие. Использование таких методов целесообразно в системах реального времени.

Некоторые методы такого типа применяются в рассматриваемом ниже алгоритме идентификации.

4. АДАПТИВНАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ ОДНОМЕРНОЙ СРП

Пусть $x \in \mathscr{D} = (a, b), (0 \leqq a < b < \infty), t \in (t_0, T]$. СРП описывается следующими уравнениями

$$c(x, t, u) \frac{\partial u}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial x}\left(\lambda(x, t, u) \frac{\partial u}{\partial x}\right) + F(x, t, u), \; x \in (a, b), t \in (t_0, T] \tag{7}$$

$$u(x, +t_0) = u_0(x), \quad x \in [a, b] \tag{8}$$

$$-\lambda \frac{\partial u}{\partial x} = \Phi_1(x, t, u), \quad x = a, \quad t \in (t_0, T] \tag{9}$$

$$\lambda \frac{\partial u}{\partial x} = \Phi_2(x, t, u), \quad x = b, \quad t \in (t_0, T]. \tag{10}$$

Параметр $\lambda(x, t, u)$ – неизвестен и подлежит определению. Наблюдения производятся в области $\mathscr{D}_0 \subset [a, b]$ и описываются уравнением

$$\mathbf{U}_H(t) = \int_{\mathscr{D}_0} \mathscr{K}(x, t)\, u(x, t)\, \mathrm{d}x + c(t)\, \xi(t),$$

где $\xi(t)$ – случайная величина, распределенная по нормальному закону с параметрами $(0, \sigma^2)$.

На интервалах $\Delta_i \in (t_0, T]$ параметр $\lambda(x, t, u)$ определяется в виде $\lambda(x, t, u)|_{t \in \Delta_i} = \lambda_i = \text{const}$ $(i = 1, 2, \ldots)$ из решения задачи минимизации функционала

$$I(\lambda_i) = \int_{\Delta_i} \left[\int_{\mathscr{D}_0} \mathscr{K}(x, t)\, u(x, t)\, \mathrm{d}x - \mathbf{U}_C(t)\right]^2 \mathrm{d}t. \tag{11}$$

Здесь $\mathbf{U}_C(t)$ – результат линейного сглаживания $\mathbf{U}_H(t)$ на Δ_i по методу наименьших квадратов.

Минимизация $I(\lambda_i)$ производится при помощи модифицированного градиентного метода, и итерационный процесс строится следующим образом

$$\lambda_i^{(m+1)} = \lambda_i^{(m)} - v_m \,\mathrm{grad}\, I \quad (m = 0, 1, \ldots),$$

при этом параметр спуска v_m выбирается из условия

$$I(\lambda_i^{(m)}) - I(\lambda_i^{(m)} - v_m \,\mathrm{grad}\, I) \geqq \mu v_m |\mathrm{grad}\, I|^2$$

(μ — некоторое фиксированное число, $0 < \mu < 1$). Итерации заканчиваются при выполнении хотя бы одного из следующих условий:

$$I(\lambda_i^{(m)}) - I(\lambda_i^{(m+1)}) < \Delta I, \quad |\lambda_i^{(m)} - \lambda_i^{(m+1)}| < \Delta\lambda,$$

где ΔI и $\Delta\lambda$ — некоторые заданные числа.

Из (11) имеем

$$\operatorname{grad} I = 2\int_{\Delta_i}\left\{\left[\int_{\mathscr{D}_0}\mathscr{K}(x,t)\,u(x,t)\,\mathrm{d}x - \boldsymbol{U}_C(t)\right]\cdot\left[\int_{\mathscr{D}_0}\mathscr{K}(x,t)\,\frac{\mathrm{d}u}{\mathrm{d}\lambda_i}\,\mathrm{d}x\right]\right\}\mathrm{d}t\,.$$

Функция $v_i(x,t) \equiv \mathrm{d}u/\mathrm{d}\lambda_i$ является решением сопряженной краевой задачи, полученной дифференцированием (7)–(10) по параметру λ_i

$$c(x,t,u)\frac{\partial v_i}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial x}\left(\lambda_i\frac{\partial v_i}{\partial x}\right) + \left(\frac{\partial c}{\partial u}\cdot\frac{\partial u}{\partial t} + \frac{\partial F}{\partial u}\right)v_i + \frac{\partial^2 u}{\partial x^2}\,,$$

$$x \in (a,b)\,, \quad t \in \Delta_i$$

$$v_i(x, +t_{i-1}) = 0\,, \quad x \in [a,b]$$

$$-\lambda_i\frac{\partial v_i}{\partial x} = \frac{\partial \Phi_1}{\partial u}v_i + \frac{\partial u}{\partial x}\,, \quad x = a\,, \quad t \in \Delta_i\,,$$

$$\lambda_i\frac{\partial v_i}{\partial x} = \frac{\partial \Phi_2}{\partial u}v_i - \frac{\partial u}{\partial x}\,, \quad x = b\,, \quad t \in \Delta_i\,.$$

Рассмотрим примеры идентификации параметра $\lambda(x,t,u)$ в задаче (7)–(10). Пусть $c(x,t,u) = 10^2$; $F(x,t,u) = 0$; $u_0(x) = 10^2$, $\Phi_1(x,t,u) = 10^3 - u(x,t)$; $\Phi_2(x,t,u) = 0$. Далее, пусть $a = 0$, $b = 1$; $t_0 = 0$, $t = 100$; $\mathscr{D}_0 = x_0 = 0$; $\mathscr{K}(x,t) = \delta(x - x_0)$ ($\delta(x)$ — дельта-функция). Краевые задачи решались прогонкой по неявной разностной схеме с погрешностью аппроксимации $O(\Delta t + (\Delta x)^2)$. Величина шагов дискретизации Δx и Δt выбиралась в соответствии с заданной точностью решения краевой задачи и с учётом регуляризующих свойств шага по времени Δt (см. [5]). В рассматриваемых примерах $\Delta x = \Delta t = 0{,}1$; $\Delta I = 10^{-8}$; $\Delta\lambda = 10^{-6}$ и $\delta_i = \delta_i' = 1$ (для всех i).

Параметры адаптивного алгоритма выбирались экспериментально с использованием априорной информации о времени протекания и динамике процесса, а также с учетом заданной точности решения задачи идентификации.

Расчет производился на ЭВМ ЕС-1022 для точки $x^{(0)} = 0{,}7$, выбранной произвольно. Время счета составляло порядка 4–6 минут при 10—30 интервалах разбиения.

Пример 1 (алгоритм I). Точное значение $\lambda(x,t,u) \equiv -0{,}1x^2 + 0{,}001xt + 0{,}000012t^3 - 0{,}0014t^2 + 0{,}033t + 2$; $\sigma = 15$ (амплитуда помехи $\sim 6{,}9\%$ от $u_{\max}(0,t)$); $\eta_0 = 10$; $\varepsilon_0 = 25$; $\varkappa = 0{,}5$; $\chi = 2$.

На рис. 1 приводятся результаты определения $\lambda(x, t, u)$ для адаптивного разбиения интервала. График функции $\eta(t) = \left[\left|u(x^{(0)}, t; \lambda) - u(x^{(0)}, t; \hat{\lambda})\right| \cdot \left|u(x^{(0)}, t; \lambda)\right|^{-1}\right] \cdot 100\%$ – относительной точности оценки состояния системы приводится на рис. 3.

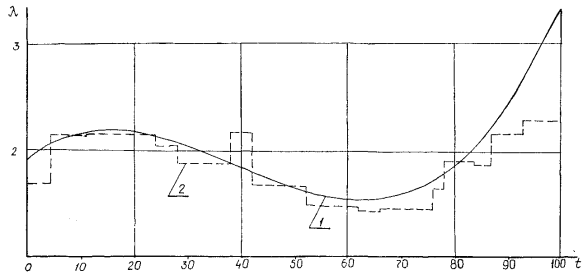

Рис. 1. Адаптивная идентификация λ (алгоритм I). 1 — Точное значение λ; 2 — восстановленное значение $\hat{\lambda}$.

Пример 2 (алгоритм II). Точное значение $\lambda(x, t, u) \equiv 1{,}2x^4 + 0{,}000003t^4 - 0{,}003x^3t - 0{,}000572t^3 + 0{,}00005xt^2 - 0{,}5x^2 + 0{,}03209t^2 - 0{,}4872t + 4{,}5$; $\sigma = 20$ (амплитуда помехи составляла при этом примерно от 8 до 60% от значенийu $(0, t)$ на $(0{,}100]$); $\delta = 1$; $\varepsilon = 25$; $\gamma_1 = 5$, $\gamma_2 = 3$.

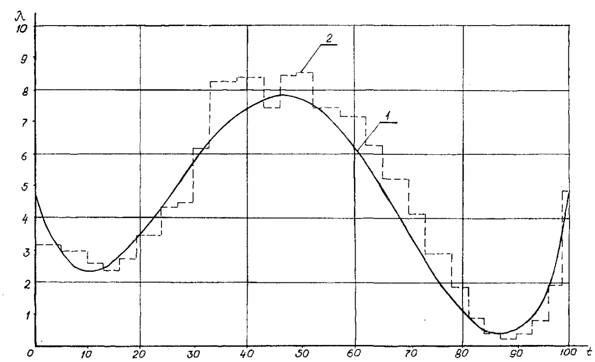

Рис. 2. Адаптивная идентификация λ (алгоритм II). 1 — точное значение λ; 2 — восстановленное значение $\hat{\lambda}$.

Результаты определения параметра $\lambda(x, t, u)$ и график относительной точности оценки состояния приводятся на рис. 2 — 3.

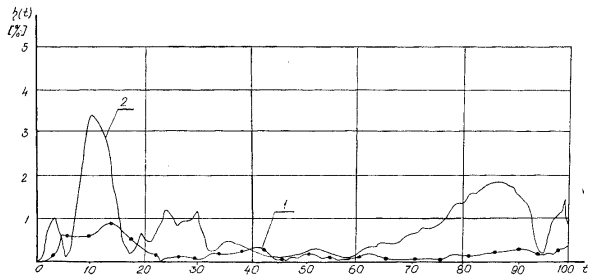

Рис. 3. Относительная точность оценки состояния. 1 — алгоритм I, 2 — алгоритм II.

5. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Рассмотренные алгоритмы идентификации СРП основываются на прямых методах и характеризуются тем, что искомые параметры определяются в классе кусочно-постоянных функций времени, а выбор разбиения всего интервала осуществляется адаптивно.

Алгоритмы позволяют:

- линеаризовать систему на каждом интервале;
- регуляризовать вычислительный процесс;
- уменьшить объём необходимых наблюдений и упростить их фильтрацию;
- идентифицировать с приемлемой точностью широкий класс СРП с произвольными непрерывными параметрами и оценивать их состояние.

Эти свойства алгоритмов идентификации могут служить основой для их использования в системах математического обеспечения автоматизированных систем управления достаточно инерционными технологическими процессами теплового и диффузионного типа в реальном масштабе времени.

Большой интерес для синтеза систем управления процессами со значительной динамикой представляет разработка „быстрых“ алгоритмов идентификации, не требующих решения краевых задач на каждом шаге, а также исследование точности идентификации СРП при помощи адаптивных алгоритмов в зависимости от точности наблюдений. Эти вопросы будут рассмотрены отдельно.

(Поступила в редакцию 9 ноября 1981 г.)

ЛИТЕРАТУРА

[1] N. S. Rajbman: The application of identification methods in the USSR — A survey. Automatica *12* (1976), 1, 73—95.

[2] M. P. Polis, R. E. Goodson: Parameter identification in distributed systems: a synthesizing overview. Proceedings of the IEEE *64* (1976), 1, 45—61.

[3] C. S. Kubrusly: Distributed parameter systems identification — A survey. Internat. J. Control *26* (1977), 4, 509—535.

[4] Н. С. Райбман: Идентификация объектов управления (обзор) — Автоматика и телемеханика (1979), 6, 80—98.

[5] О. М. Алифанов: Идентификация процессов теплообмена летательных аппаратов. Машиностроение, Москва 1979.

[6] Н. В. Шумаков: Метод последовательных интервалов в теплометрии нестационарных процессов. Атомиздат, Москва 1979.

[7] И. И. Перельман, О. А. Поляков: Идентификация объекта методами ступенчатой аппроксимации. Автоматика и телемеханика (1968), 10, 155—167.

[8] А. Д. Касавин: Адаптивный алгоритм кусочной аппроксимации в задаче идентификации. Автоматика и телемеханика (1972), 12, 98—104.

[9] Н. С. Райбман, А. Д. Касавин: Об использовании кусочной аппроксимации при построении адаптивных систем управления с идентификатором (АСИ). Приборы и системы управления (1978), 4, 14—15.

[10] Г. А. Башкина, Е. Г. Клейман, В. С. Козляков, И. А. Мочалов: Экстремальный алгоритм идентификации по методу обратных задач с адаптацией. В книге: Корреляционно-экстремальные системы управления. Издательство Томского университета, Томск 1978.

[11] А. Н. Тихонов, В. Я. Арсенин: Методы решения некорректных задач. Наука, Москва 1979.

Башкина Галина Алексеевна; Клейман Евгений Гаврилович; Мочалов Иван Александрович, к. т. н.; Центральное проектно-конструкторское бюро по системам автоматизации производства, 107053 Москва, Каланчевская ул., 15^{a}. СССР.

Дьячко Анатолий Григорьевич, д. т. н.; Московский институт стали и сплавов, кафедра инженерной кибернетики, 117936 Москва, Ленинский просп. 4. СССР.