УДК 681.513

АДАПТИВНЫЙ РЕГУЛЯТОР С АКТИВНЫМ НАКОПЛЕНИЕМ ИНФОРМАЦИИ НА ОСНОВЕ НАСТРАИВАЕМОГО УПРЕДИТЕЛЯ

АДОНИН О.В., БОДЯНСКИЙ Е.В., КОТЛЯРЕВСКИЙ С.В.

Рассматривается проблема активно-адаптивного управления в условиях неопределенности динамическим стохастическим объектом с запаздыванием в канале управления с использованием настраиваемого упредителя. Предложенный алгоритм является обобщением известных квазипрямых законов управления.

Согласно современной классификации, дискретные адаптивные системы управления можно разделить на три класса:

1. Прямые системы, в которых настраиваются непосредственно параметры регулятора, при этом вектор настраиваемых параметров может рассматриваться как оценка коэффициентов некоторого эталонного регулятора. Именно такие системы рассмотрены в предыдущих работах [1-3].

2. Непрямые системы, или системы с настраиваемой моделью с идентификатором в контуре. В этих системах задача решается в два этапа: идентификация модели, совпадающей по структуре с объектом управления, и вычисление параметров регулятора на основе полученных оценок.

3. Квазипрямые системы, занимающие промежуточное положение между прямыми и непрямыми системами. Эти системы содержат в контуре настраиваемый упредитель, который в общем случае отличается от модели объекта. В [4,5] была предложена группа стохастически эквивалентных квазипрямых систем, а в [6] предпринята попытка синтеза активно-адаптивного регулятора с настраиваемым упредителем при минимуме априорной информации.

В основе синтеза квазипрямых систем лежит минимизация критерия

$$I_t^Q = M\{(P(q^{-1})y(t+d) - R(q^{-1})y^*(t+d))^2 + (\tilde{Q}(q^{-1})u(t))^2 \big| F_t\}, \qquad (1)$$

где $Q(q^{-1})$ — полином порядка n_Q.

Используя методику преобразований, введенную в [1-3], поставим в соответствие преобразованному уравнению объекта оптимальный многошаговый упредитель выхода:

$$P(q^{-1})\hat{y}(t+d/t) = \frac{1}{C(q^{-1})}(F(q^{-1})B(q^{-1})u(t) + G(q^{-1})y(t)), \qquad (2)$$

обеспечивающий прогноз на d-шагов с ошибкой

$$v_p(t+d) = F(q^{-1})e(t+d).$$

Подставляя (2) в (1), получаем форму критерия

$$\begin{aligned} I_t^Q &= M\{(P(q^{-1})(\hat{y}(t+d/t) + v(t+d)) - R(q^{-1})y^*(t+d))^2 + \tilde{Q}(q^{-1})u(t))^2\} = \\ &= (P(q^{-1})\hat{y}(t+d/t) - R(q^{-1})y^*(t+d))^2 + (Q(q^{-1})u(t))^2 + M\{(P(q^{-1})v(t+d))^2 \big| F_t\}, \end{aligned}$$

минимизируя которую по $u(t)$, приходим к управлению

$$\begin{aligned} \frac{\partial I_t^Q}{\partial u(t)} &= \\ &= 2\left(\frac{\partial P(q)y(t+d/t)}{\partial u(t)}\right)(P(q)y(t+d/t) - \\ &- R(q)y(t+d)) + 2Q(0)Q(q)u(t) = 0. \end{aligned} \qquad (3)$$

Проводя очевидные преобразования (3)

$$b_0(P(q^{-1})\hat{y}(t+d/t) - R(q^{-1})y^*(t+d)) + \tilde{Q}(0)\tilde{Q}(q^{-1})u(t) = 0;$$

$$b_0(C^{-1}(q^{-1})(F(q)B(q)u(t) + G(q)y(t)) - R(q^{-1})y^*(t+d)) + \tilde{Q}(0)\tilde{Q}(q^{-1})u(t) = 0, \qquad (4)$$

вводя полином $Q(q^{-1}) = b_0\tilde{Q}(0)\tilde{Q}(q^{-1})$ и умножая (4) на $C(q^{-1})$, получаем уравнение

$$(F(q^{-1})B(q^{-1}) + C(q^{-1})Q(q^{-1}))u(t) - C(q)R(q)y^*(t+d) + G(q^{-1})y(t) = 0,$$

совпадающее с выражением упредителя, полученным в [1], откуда следует, что квазипрямая система обеспечивает то же качество управления, что и прямая.

Вводя далее отфильтрованные переменные

$$\begin{cases} \hat{x}(t+d/t) = P(q)\hat{y}(t+d/t), \\ x^*(t+d) = r(q)y^*(t+d), \end{cases}$$

перепишем уравнение оптимального упредителя в виде:

$$\hat{x}(t+d/t) = F(q^{-1})B(q^{-1})u(t) + G(q^{-1}) \times y(t) + (1 - C(q^{-1}))\hat{x}(t+d/t)$$

или

$$\hat{x}(t+d/t) = \theta^T\varphi(t+d), \qquad (5)$$

где θ - $(n_B + d + n_A + n_C) \times 1$ — вектор параметров, подлежащих определению,

$$\varphi(t+d) = \\ = \big(u(t),...,u(t-n_B-d+1), y(t),...,y(t-n_A+1), \\ -x(t+d-1/t-1),...,-x(t+d-n_C/t-n_C)\big)^T = \\ = \big(u(t) \vdots \psi(t)\big)^T.$$

Перепишем далее (5) в форме

$$\hat{x}(t+d/t) = \theta^T\varphi(t+d) = \tilde{m}_0 u(t-d) + \tilde{l}^T\psi(t-d)$$

и подставим его в соответствующее уравнение настраиваемого упредителя:

$$\hat{x}(t) = \theta^T(t-1)\varphi(t+d) = \\ = \hat{\tilde{m}}_0(t-1)u(t-d) + \hat{\tilde{l}}^T(t-1)\psi(t-d),$$

параметры которого настраиваются с помощью какого-либо адаптивного алгоритма идентификации, не использующего значение дисперсии $\sigma^2_{v_p}$, например, рекуррентного метода наименьших квадратов.

Многошаговый настраиваемый прогноз можно получить с помощью прогнозирующей модели

$$\hat{x}(t+d) = \hat{\theta}^T(t)\varphi(t+d) = \hat{\tilde{m}}_0(t)u(t) + \hat{\tilde{l}}^T(t)\psi(t),$$

при этом адаптивная система работает следующим образом:

– вычисление ошибки идентификации;

$$v_I(t) = x(t) - \theta^T(t-1)(t) = x(t) - \hat{x}(t);$$

– вычисление оценок параметров настраиваемого упредителя $\hat{\theta}(t)$;

– вычисление управляющего сигнала $u(t)$;

– вычисление многошагового прогноза:

$$\hat{x}(t+d) = \theta^T\varphi(t+d).$$

Качество функционирования квазипрямой системы оценивается с помощью четырех видов ошибок: ошибки прогнозирования $v_P(t) = x(t) - \hat{x}(t/t-d)$, ошибки идентификации $v_I(t) = x(t) - \hat{x}(t)$, ошибки слежения упредителя $v_M(t) = x^*(t) - \hat{x}(t)$ и ошибки управления $v_C(t) = x^*(t) - x(t)$. Ошибка $v_P(t)$ не наблюдается и не вычисляется, поэтому не может быть использована в расчетах. Ошибка $v_C(t)$ является функцией коэффициентов полиномов $A(q^{-1}), B(q^{-1}), C(q^{-1})$, определение которых требует дополнительных вычислений. Использовать ошибки идентификации тоже нецелесообразно, поскольку в этом случае необходимо определять коэффициенты полинома $C(q^{-1})$. Заметим, что для ошибки идентификации справедливо соотношение [7]:

$$M\{(C(q^{-1})(v(t)-e(t)))^2 \big| F_{t-d}\} = \varphi^T(t)P(t)\varphi(t).$$

Поэтому в расчетах целесообразно использовать просто вычисляемые характеристики, такие как ошибка слежения упредителя $v_M(t)$, ковариационная матрица $P_\varphi(t+d) = \left(\sum_{i=1}^{t+d}\varphi(i)\varphi^T(i)\right)^{-1}$, G-критерий, применяемый в теории планирования эксперимента, и т.д.

Введем критерий

$$I_t^I = M\{\det P_\varphi(t+d-1)/\det P\varphi(t+d) \big| F_t\}$$

при ограничениях

$$M\{v_M^2(t+d) \big| F_t\} \le V_M^2(t+d), \quad u^2(t) \le U^2(t)$$

и сформируем лагранжиан:

$$L_t^Q = -I_t^I + \rho((x^*(t+d) - x(t+d) - V_M^2(t+d))^2 + \\ + \mu(u^2(t) - U^2(t)) = \\ = -1 - \varphi^T(t+d)P_\varphi(t+d-1)(t+d) + \rho((x^*(t+d) - \\ - \hat{\theta}^T(t)\varphi(t+d))^2 - \\ - V_M^2(t+d)) + \mu(u^2(t) - U^2(t)) = \\ = -1 - u^2(t)P_{\tilde{m}_0}(t+d-1) - 2u(t)P^T_{\tilde{m}_0\tilde{l}}(t+d-1)\psi(t) - \\ - \psi^T(t)P_{\tilde{l}}(t+d-1)\psi(t) + \\ + \rho((x^*(t+d))^2 + u^2(t)\hat{\tilde{m}}_0^2(t) + \\ + (\hat{\tilde{l}}^T(t)\psi(t))^2 - 2u(t)x^*(t+d)\hat{\tilde{m}}_0^2(t) - \\ - 2x^*(t+d)l(t)(t) - 2u(t)\hat{\tilde{m}}_0^2(t)\hat{\tilde{l}}^T(t)\psi(t) - \\ - V_M^2(t+d)) + \mu(u^2(t) - U^2(t)),$$

оптимизация которого по $u(t)$ приводит к квазипрямому адаптивному регулятору с активным накоплением информации:

$$\begin{cases} u(t) = \\ = \dfrac{\rho(t)\hat{\tilde{m}}_0(t)(x^*(t+d) - \hat{\tilde{l}}^T(t)\psi(t)) + P^T_{\tilde{m}_0\tilde{l}}(t+d-1)\psi(t)}{\rho(t)\hat{\tilde{m}}_0^2(t) - P_{\tilde{m}_0}(t+d-1) + \mu(t)}, \\ \rho(t+1) = \\ = \Big[\rho(t) + \Gamma_\rho(t+1)\Big((x^*(t+d) - \hat{\theta}(t)\varphi(t+d))^2 - V^2(t+d)\Big)\Big]_+, \\ \mu(t+1) = \Big[(t) + \Gamma(t+1)\Big((u^Q(t))^2 - U^2(t)\Big)\Big]_+, \end{cases}$$

совпадающему при $x^*(t+d) = 0$ с прямым регулятором, введенным в [2].

Таким образом, в настоящей и предыдущих [1-3] работах предложены прямые и квазипрямые адаптивные регуляторы с активным накоплением информации для нестационарных стохастических динамических объектов, возмущаемых “цветным” шумом, с запаздыванием в канале управления. Введенные алгоритмы исследованы с точки зрения их оптимальности, показано, что они обеспечивают качество управления выше, чем традиционные стохастически эквивалентные системы.

Литература: 1. *Адонин О.В., Бодянский Е.В., Котляревский С.В.* Управление динамическими стохастическими нестационарными объектами в условиях неопределенности с активным накоплением информации. I.Достоверно-эквивалентный подход //Радиоэлектроника и информатика. 1999. N4. С. 76-81. 2. *Адонин О.В., Бодянский Е.В., Котляревский С.В* Адаптивный регулятор с активным накоплением информации // Радиоэлектроника и информатика. 2000. N3. С.57-60. 3. *Адонин О.В., Бодянский Е.В., Котляревский С.В.* Управление динамическим стохастическим нестационарным объектом в условиях неопределенности с активным накоплением информации. II. Объект с быстрым дрейфом параметров // Радиоэлектроника и информатика. 2001. N1. С. 68-71. 4. *Бодянский Е.В., Руденко О.Г.* Адаптивные модели в системах управления техническими объектами. Киев: УМВК ВО, 1988. 212 с. 5. *Бодянский Е.В., Чайников С.И., Ачкасов А.Е., Вороновский Г.К.* Адаптивные алгоритмы управления в АСУ ТП и оценка их эффективности на ранних стадиях проектирования. Харьков: ХОУС, 1995. 134 с. 6. *Бодянський Е.В., Борячок М.Д.* Оптимальне керування стохастичними об’єктами в умовах невизначеності. Київ: ІСДО, 1993. 164 с. 7. *Yoodwin Y.C., Ramadge P.I., Caines P.E.*, A globally convergent adaptive predictor // Automatica.1981. 17. N1. P. 135-140.

Поступила в редколлегию 20.10.2000

Рецензент: д-р техн. наук. проф. Любчик Л.М.

Адонин Олег Валерьевич, инженер 1-й категории кафедры информатики ХТУРЭ. Научные интересы: адаптивные системы управления. Адрес: Украина, 61166, Харьков, пр. Ленина, 14, тел. 40-98-90.

Бодянский Евгений Владимирович, д-р техн. наук, профессор кафедры искусственного интеллекта ХТУРЭ. Научные интересы: адаптивные системы, искусственные нейронные сети. Адрес: Украина, 61166, Харьков, пр. Ленина, 14, тел. 40-98-90.

E-mail: bodya@kture.kharkov.ua

Котляревский Сергей Владимирович, канд. техн. наук, ведущий научный сотрудник ПНИЛ АСУ ХТУРЭ. Научные интересы: адаптивные системы управления. Адрес: Украина, 61166, Харьков, пр. Ленина, 14, тел. 40-98-90.

УДК 681.513.7

НЕЙРОСЕТЕВАЯ АДАПТИВНАЯ ФИЛЬТРАЦИЯ ПОЛИГАРМОНИЧЕСКИХ СТОХАСТИЧЕСКИХ СИГНАЛОВ

БОДЯНСКИЙ Е.В., КОТЛЯРЕВСКИЙ С.В., ЧАПЛАНОВ А.П., ШИЛО А.В.

Рассматривается задача выделения гармонических компонент произвольных частот из стохастических последовательностей с использованием нейросетевых технологий. Предлагается архитектура искусственной нейронной сети и алгоритмы ее обучения, являющиеся обобщением дельта-правила на случай, если на настраиваемые веса нейронов наложены ограничения. Разработанные алгоритмы оптимальны по быстродействию в классе градиентных процедур и способны отслеживать дрейф параметров отфильтрованных сигналов.

Во многих прикладных задачах, связанных с обработкой сигналов различной природы, достаточно часто возникает проблема выделения периодических компонент, искаженных шумом. Данная проблема обычно сводится к оцениванию параметров гармоник на фоне помех и может быть решена с помощью традиционных методов Фурье - анализа. Здесь, однако, возникает ряд проблем в случае необходимости обработки нестационарных сигналов в реальном времени. В качестве альтернативы Фурье-анализу в последнее время все чаще используются методы адаптивной цифровой фильтрации [1-7], которые в сочетании с нейросетевыми технологиями [8] позволяют реализовать новые возможности компьютерной обработки информации.

Предположим, что анализируемая стохастическая последовательность может быть представлена в виде

$$y=\sum_{j=1}^{m}(a_j\cos\omega_j k+b_j\sin\omega_j k)+\xi(k)= \\ =\sum_{j=1}^{m}c_j\sin(\omega_j k+\varphi_j)+\xi(k), \qquad (1)$$

где m – количество гармонических компонент в сигнале $y(k)$ (может быть достаточно велико); a_j, b_j, c_j, φ_j – неизвестные параметры отдельных гармоник; $0<\omega_j=2\pi f_j T_0<\pi$ – частоты гармонических компонент, в общем случае неизвестные; T_0 – период квантования сигнала; $k = 1, 2,..., N, ...$ – текущее дискретное время; $\xi(k)$ – стохастическая компонента с нулевым математическим ожиданием и ограниченным вторым моментом.

Модели (1) соответствует разностное уравнение

$$\prod_{j=1}^{m}(1-2\cos\omega_j z^{-1}+z^{-2})y(k)=\xi(k), \qquad (2)$$

(здесь z^{-1} – оператор сдвига назад), описывающее формирующий фильтр порядка $2m$, образованный цепочкой из m нерекурсивных звеньев второго порядка. Заметим, что на основе уравнения (2) с помощью тех или иных алгоритмов идентификации могут быть восстановлены лишь оценки частот $\hat{\omega}_j$; для нахождения же амплитудных и фазовых характеристик приходится прибегать к достаточно сложным многоэтапным процедурам.

На практике для выделения гармонических компонент из стохастических сигналов наиболее широко распространены нерекурсивные фильтры [3,4,7]. Однако, как отмечалось в [9], подход, основанный на использовании таких фильтров, связан с определенными ограничениями, особенно в случаях,