УДК 681.513

АДАПТИВНЫЙ РЕГУЛЯТОР С АКТИВНЫМ НАКОПЛЕНИЕМ ИНФОРМАЦИИ

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

Рассматривается задача адаптивного управления динамическим стохастичним нестационарным объектом в условиях неопределимости относительно дрефующих параметров и возмущающих помех. Предлагается алгоритм с активным накоплением информации, который дает качество управления лучшее, чем адаптивный регулятор с обобщенной минимальной дисперсией, построенный на принципе стохастической эквивалентности.

В [1] предложен регулятор, реализующий стохастически эквивалентный закон управления с обобщенной минимальной дисперсией, в котором истинные параметры объекта или, что то же самое, оптимальные параметры регулятора заменены своими оценками, полученными в контуре адаптации. Поскольку в процессе управления, особенно в нестационарных режимах, оценки могут быть сколь угодно далеки от оптимальных значений, качество процесса управления может быть недостаточно высоким, а о его оптимальности можно судить лишь в асимптотике.

Улучшить характеристики адаптивного регулятора можно, придав ему свойства дуального управления, т.е. организовав процесс активного накопления информации в контуре адаптации.

Введем критерий инновационного дуального управления [2]:

$$\mathrm{I}_t^{IDC} = \mathrm{M}\left\{\tilde{y}^2(t+d) - \lambda(t)\upsilon_{PR}^2(t+d) \middle| F_t\right\}, \qquad (1)$$

где $\upsilon_{PR}(t+d) = \tilde{y}(t+d) - \hat{\theta}^T(t)\varphi(t+d)$ − ошибка прогноза; $\lambda(t)$ − коэффициент, задающий компромисс между процессами управления и настройки такой, что $0 \le \lambda(t) \le 1$.

Точность настройки будем характеризовать ковариационной матрицей $\mathrm{P}_\theta(\mathrm{t})$, которую представим в виде

$$\mathrm{P}_\theta(t) = \mathrm{M}\left\{\left(\theta - \hat{\theta}(t)\right)\left(\theta - \hat{\theta}(t)\right)^T \middle| F_t\right\} =$$

$$= \begin{pmatrix} \mathrm{P}_{m_0}(t) & \vdots & \mathrm{P}_{m_0\ell}^T(t) \\ \cdots\cdots & \vdots & \cdots\cdots \\ \mathrm{P}_{m_0\ell}(t) & \vdots & \mathrm{P}_\ell(t) \end{pmatrix}.$$

Учитывая очевидные соотношения

$$\mathrm{M}\left\{\upsilon_{PR}^2(t+d) \middle| F_t\right\} = \varphi^T(t+d)\mathrm{P}_\theta(t)\varphi(t+d) + \sigma_{\upsilon_p}^2,$$

$$\mathrm{M}\left\{\tilde{y}^2(t+d) \middle| F_t\right\} = (\hat{\theta}^T(t)\varphi(t+d))^2 + $$
$$+ \varphi^T(t+d)\mathrm{P}_\theta(t)\varphi(t+d) + \sigma_{\upsilon_p}^2,$$

перепишем (1) в виде

$$\mathrm{I}_t^{IDC} = (1-\lambda(t))(\varphi^T(t+d)\mathrm{P}_\Theta(t)\varphi(t+d) +$$
$$+ \sigma_{\upsilon_p}^2) + (\hat{\Theta}(t)\varphi(t+d))^2 =$$
$$= u^2(t)((1-\lambda(t))\mathrm{P}_{m_0}(t) + \hat{m}_0^2(t)) +$$
$$+ 2u(t)(1-\lambda(t))\mathrm{P}_{m_0\ell}^T(t)\psi(t) +$$
$$+ \hat{m}_0\hat{\ell}^T(t)\psi(t)) + (1-\lambda(t))(\psi^T(t)\times$$
$$\times \mathrm{P}_\ell(t)\psi(t) + \sigma_{\upsilon_p}^2) + (\hat{\ell}^T\psi(t))^2,$$

после чего, решив уравнение

$$\frac{\partial \mathrm{I}_t^{IDC}}{\partial u(t)} = 0,$$

несложно получить закон управления в виде

$$u^{IDC} = -\frac{(1-\lambda(t))\mathrm{P}_{m_0}^T\ell(t) + \hat{m}_0(t)\hat{\ell}^T(t)}{(1-\lambda(t))\mathrm{P}_{m_0}\ell(t) + \hat{m}_0^2(t)}\psi(t) =$$
$$= -\frac{\alpha^T(t)}{\gamma(t)}\psi(t). \qquad (2)$$

Из формулы (2) видно, что при $\lambda(t) = 1$ приходим к стохастически эквивалентному регулятору

$$u^{IDC}(t, \lambda(t) = 1) = u^{CE}(t) = -\frac{\hat{\ell}^T(t)}{\hat{m}_0(t)}\psi(t), \qquad (3)$$

а при $\lambda(\mathrm{t}) = 0$ получаем осторожное оптимальное управление [3]:

$$u^{IDC}(t, \lambda(t) = 0) = u^{CAUT}(t) =$$
$$= -\frac{\mathrm{P}_{m_0\ell}^T(t) + \hat{m}_0(t)\hat{\ell}^T(t)}{\mathrm{P}_{m_0}(t) + \hat{m}_0^2(t)}\psi(t) = -\frac{\delta^T(t)}{\varepsilon(t)}\psi(t).$$

Для случая, когда $0 < \lambda(t) < 1$ и $\mathrm{P}_{m_0}(t) > 0$, определяем соотношения:

$$\beta(t) = (1-\lambda(t))\mathrm{P}_{m_0}(t) + m_0^2(t), \qquad (4)$$

$$\frac{\hat{m}_0^2(t)}{\beta(t)} < 1, \qquad (5)$$

$$\frac{\mathrm{P}_{m_0}(t) + \hat{m}_0^2(t)}{\beta(t)} > 0. \qquad (6)$$

Тогда закон управления (2) можно представить в виде

$$U^{IDC}(t)=U^{CE}(t)\frac{\hat{m}_0^2(t)}{\beta(t)}+(1-\lambda(t))\frac{P_{m_0}^T(t)}{\beta(t)}\psi(t). \quad (7)$$

Первое слагаемое в (7) – это собственно управляющее воздействие, а второе – зондирующий сигнал, обеспечивающий активное накопление информации. Поскольку в (7) управление $u^{CE}(t)$ масштабируется коэффициентом, который меньше единицы, то очевидно, что $u^{IDC}(t)$ более осторожно, чем $u^{CE}(t)$, но менее, чем $u^{CAUT}(t)$. Используя соотношения (4)-(6), $u^{IDC}(t)$ можно также записать в форме

$$u^{IDC}(t)=u^{CE}(t)\frac{\hat{m}_0^2(t)}{\beta(t)}+(1-\lambda(t))\frac{\mathrm{P}_{m_0}^T(t)}{\beta(t)}\psi(t),$$

откуда видно, что чем больше коэффициент при $u^{CAUT}(t)$, тем больше сигнал зондирующего воздействия.

Оценим качество рассмотренных законов управления с точки зрения критерия с обобщенной минимальной дисперсией, для чего представим его в виде

$$\begin{aligned}\mathrm{I}_t^{GMV} &= M\{\tilde{y}^2(t+d)|F_t\}=(\hat{\theta}^T(t)\varphi(t+d))^2+\\ &+\varphi^T(t+d)\mathrm{P}_\theta(t)\varphi(t+d)++\sigma_{\upsilon_p}^2=\\ &=u^2(t)(\mathrm{P}_{m_0}(t)+\hat{m}_0^2(t))+2u(t)(\mathrm{P}_{m_0\ell}^T(t)\psi(t)+\\ &+\hat{m}_0(T)\hat{\ell}^T(t)\psi(t))++\psi^T(t)\mathrm{P}_\ell(t)\psi(t)+\sigma_{\upsilon_p}^2+\\ &+(\hat{\ell}^T(t)\psi(t))^2=u^2(t)\varepsilon(t)+2u(t)\delta^T(t)\psi(t)+0(t),\end{aligned} \quad (8)$$

где $0(t)$ – члены, не зависящие от управляющего сигнала u(t).

Видно, что минимум (8) доставляет осторожный регулятор

$$u^{CAUT}(t)=-\frac{\delta^T(t)}{\varepsilon(t)}\psi(t),$$

при этом

$$\mathrm{I}_t^{GMV}(u^{CAUT}(t))=-\frac{(\delta^T(t)\psi(t))^2}{\varepsilon(t)}+0(t)>0.$$

Стохастически эквивалентный регулятор (3) доставляет (8) значения

$$\mathrm{I}_t^{GMV}(u^{CE}(t))=\frac{(\ell^T(t)\psi(t))^2}{\hat{m}_0^2(t)}\varepsilon(t)-$$

$$-2\frac{\hat{\ell}^T(t)\psi(t)}{\hat{m}_0(t)}\delta^T(t)\psi(t)+0(t),$$

при этом несложно видеть, что

$$\begin{aligned}&\mathrm{I}_t^{GMV}(u^{CE}(t))-\mathrm{I}_t^{GMV}(u^{CAUT}(t))=\\ &=\frac{(\hat{\ell}^T(t)\psi(t))^2}{\hat{m}_0^2(t)}\varepsilon(t)-2\frac{\hat{\ell}^T(t)\psi(t)}{\hat{m}_0(t)}\delta^T(t)\psi(t)+\\ &+\frac{(\delta^T(t)\psi(t))^2}{\varepsilon(t)}=\varepsilon(t)\left(\frac{(\hat{\ell}^T\psi(t))^2}{\hat{m}_0^2(t)}-\right.\\ &\left.-2\frac{\hat{\ell}^T\psi(t)\delta^T(t)\psi(t)}{\hat{m}_0(t)\varepsilon(t)}+\frac{(\delta^T(t))\psi(t))^2}{\varepsilon^2(t)}\right)=\\ &=\varepsilon(t)\left(\frac{\hat{\ell}^T}{\hat{m}_0(t)}\psi(t)-\frac{\delta^T(t)}{\varepsilon(t)}\psi(t)\right)^2=\\ &=\varepsilon(t)\left(u^{CE}(t)-u^{CAUT}(t)\right)^2\ge 0,\end{aligned}$$

т.е. осторожный регулятор всегда лучше стохастически эквивалентного, но при этом не обеспечивает активного накопления информации по ходу процесса управления.

Подставляя в (8) (2), получаем

$$\mathrm{I}_t^{GMV}(u^{IDC}(t))=\frac{(\lambda^T(t)\psi(t))^2}{\gamma^2(t)}\varepsilon(t)-$$

$$-2\frac{\lambda^T(t)\psi(t)}{\gamma(t)}\delta^T(t)\psi(t)+0(t),$$

после чего, вычисляя разность

$$\begin{aligned}&\mathrm{I}_t^{GMV}(u^{CE}(t))-\mathrm{I}_t^{GMV}(u^{IDC}(t))=\\ &=\frac{(\lambda^T(t)\psi(t))^2}{\hat{m}_0^2(t)}\varepsilon(t)-2\frac{\lambda^T(t)\psi(t)}{\hat{m}_0^2(t)}\delta^T(t)\psi(t)-\\ &-\frac{(\lambda^T(t)\psi(t))^2}{\gamma^2(t)}\varepsilon(t)+2\frac{\lambda^T(t)\psi(t)}{\gamma(t)}\delta^T(t)\psi(t)=\\ &=\varepsilon(t)\left(\frac{(\lambda^T(t)\psi(t))^2}{\hat{m}_0^2(t)}-2\frac{\lambda^T(t)\psi(t)\delta^T(t)\psi(t)}{\hat{m}_0^2(t)\varepsilon(t)}-\right.\\ &-\frac{(\lambda^T(t)\psi(t))^2}{\gamma^2(t)}+2\frac{\lambda^T(t)\psi(t)\delta^T(t)\psi(t)}{\gamma(t)\varepsilon(t)}+\\ &\left.+\frac{(\delta^T(t)\psi(t))^2}{\varepsilon^2(t)}-\frac{(\delta^T(t)\psi(t))^2}{\varepsilon^2(t)}\right)=\\ &=\varepsilon(t)\Big((u^{CE}(t)-u^{CAUT}(t))^2-\\ &-(u^{IDC}(t)-u^{CAUT}(t))^2\Big),\end{aligned} \quad (9)$$

получаем, что при

$$\begin{aligned}&\left(u^{IDC}(t,\lambda(t)=1)-u^{IDC}(t,\lambda(t)=0)\right)^2>\\ &>\left(u^{IDC}(t)-u^{IDC}(t,\lambda(t)=0)\right)^2\ge 0\end{aligned} \quad (10)$$

адаптивный регулятор с активным накоплением информации (2) обеспечивает качество управления не хуже, чем стохастически эквивалентный регулятор Кларка-Гофтропа [4], активно влияя при этом на процесс адаптации.

Неравенство (10) свидетельствует о существовании значений коэффициента $\lambda(t)$, обеспечивающих более высокое качество управления, но не дает алгоритма его вычисления. Чтобы определить требуемое значение этого коэффициента, необходимо организовать дополнительный контур адаптации. Для этого переформулируем задачу управления следующим образом: пусть целью адаптивной системы является оптимизация ошибки прогноза

$$\mathrm{I}_t^{PR} = \mathrm{M}\left\{\upsilon_{PR}^2(t+d)\middle|F_t\right\},$$

при ограничениях вида (9)

$$\varepsilon(e)\Big((u(t)-u^{CAUT}(t))^2 - (u^{CE}(t)-u^{CAUT}(t))^2\Big) \le 0 .$$

Формируя лагранжиан

$$\begin{aligned} L_t &= -\mathrm{I}_t^{PR} + \rho\varepsilon(t)\Big((u(t)-u^{CAUT}(t))^2 - \\ &- (u^{CE}(t)-u^{CAUT}(t))^2\Big) = \\ &= -\varphi^T(t+d)\mathrm{P}_\theta(t)\varphi(t+d) - \sigma_{\upsilon_p}^2 + \\ &+ \rho\varepsilon(t)\Big((u(t)-u^{CAUT}(t))^2 - \\ &- (u^{CE}(t)-u^{CAUT}(t))^2\Big) = -u^2(t)\mathrm{P}_{m_0}(t) - \\ &- 2u(t)\mathrm{P}_{m_0\ell}^T\psi(t) - \psi^T(t)\mathrm{P}_\ell(t)\psi(t) - \sigma_{\upsilon_p}^2 + \\ &+ \rho\varepsilon(t)\Big(u^2(t) - 2u(t)u^{CAUT}(t) + (u^{CAUT}(t))^2 - \\ &- (u^{CE}(t)-u^{CAUT}(t))^2\Big) \end{aligned}$$

(здесь ρ — неотрицательный неопределенный множитель Лагранжа) и оптимизируя его с помощью процедуры Эрроу-Гурвица-Удзавы, получаем регулятор с дополнительным контуром адаптации:

$$\begin{cases} u^{PR}(t) = -\dfrac{\rho(t)\varepsilon(t)u^{CAUT}(t) + \mathrm{P}_{m_0\ell}^T(t)\psi(t)}{\mathrm{P}_{m_0}(t) - \rho(t)\varepsilon(t)}, \\ \rho(t+1) = \Big[\rho(t) + \Gamma_\rho(t+1)\varepsilon(t)\Big((u^T(t) - \\ -u^{CAUT}(t))^2 - (u^{CE}(t)-u^{CAUT}(t))^2\Big)\Big]_+ , \end{cases} \quad (11)$$

где $\Gamma_\rho(t+1)$ – параметр шага поиска; $[\mathrm{P}]_+ = \max\{0,\rho\}$, $\rho(t)$ - настраиваемый множитель Лагранжа.

Первое соотношение (11) может быть преобразовано к форме

$$\begin{aligned} u^{PR}(t) &= -\frac{-\rho(t)\varepsilon(t)\dfrac{\delta^T(t)}{\varepsilon(t)}\psi(t) + \mathrm{P}_{m_0\ell}^T(t)\psi(t)}{\mathrm{P}_{m_0}(t) - \rho(t)\varepsilon(t)} = \\ &= -\frac{(\rho(t)-1)\mathrm{P}_{m_0\ell}^T(t) + \rho(t)\hat{m}_0(t)\hat{\ell}^T(t)}{(\rho(t)-1)\mathrm{P}_{m_0}(t) + \rho(t)\hat{m}_0^2(t)}\psi(t) = \\ &= -\frac{\left(1-\dfrac{1}{\rho(t)}\right)\mathrm{P}_{m_0\ell}^T(t) + \hat{m}_0(t)\hat{\ell}^T(t)}{\left(1-\dfrac{1}{\rho(t)}\right)\mathrm{P}_{m_0}(t) + \rho(t)\hat{m}_0^2(t)}\psi(t), \quad (12) \end{aligned}$$

откуда видно, что при $\lambda(t) = \rho^{-1}(t)$ алгоритм (12) совпадает с регулятором (2).

Следует отметить, что по сравнению с регулятором (2), введенным в [5], процедура (11) обладает более широкими возможностями. Так, введение дополнительного контура адаптации позволяет автоматически устанавливать компромисс между процессами настройки и управления. Кроме того, при $0 \le \rho < 1$ предлагаемый алгоритм работает в режиме оценок [6], которого нет в (2).

Трудности использования рассмотренных регуляторов связаны, прежде всего, с необходимостью знания $\sigma_{\upsilon_p}^2$. Поскольку в большинстве практических задач этой информации нет, необходимо искать альтернативные подходы к синтезу адаптивных регуляторов с активным накоплением информации. Для этого введем в рассмотрение критерий, аналогичный критерию активно- адаптивного управления Гудвина-Пэйна [7]:

$$\mathrm{I}_t^{AAC} = \mathrm{M}\left\{\hat{\tilde{y}}(t+d) - \tilde{\lambda}(t)\frac{\det \mathrm{P}_\varphi(t+d-1)}{\det \mathrm{P}_\varphi(t+d)}\middle|F_t\right\}, (13)$$

где

$$\mathrm{P}_\varphi(t+d) = \begin{pmatrix} \tilde{\mathrm{P}}_{m_0}(t+d) & \vdots & \tilde{\mathrm{P}}_{m_0\ell}^T(t+d) \\ \cdots\cdots\cdots & \vdots & \cdots\cdots\cdots \\ \tilde{\mathrm{P}}_{m_0\ell}(t+d) & \vdots & \tilde{\mathrm{P}}_\ell(t+d) \end{pmatrix} = \sigma_{\upsilon_p}^2 \mathrm{P}_\theta(t+d)$$

вычисляется с помощью второго соотношения с учетом очевидного соотношения

$$\det \mathrm{P}_\varphi(t+d) = \frac{\det \mathrm{P}_\varphi(t+d-1)}{1 + \varphi^T(t+d)\mathrm{P}_\varphi(t+d-1)\varphi(t+d)} .$$

Критерий (13) может быть переписан в виде

$$I_t^{AAC} = (\hat{\theta}^T(t)\varphi(t+d))^2 - \tilde{\lambda}(t)(1+\varphi^T(t+d)\times$$
$$\times P_\varphi(t+d-1)\varphi(t+d) = u^2(t)\hat{m}_0^2(t) +$$
$$+2u(t)\hat{m}_0(t)\hat{\ell}^T(t)\psi(t) + (\hat{\ell}^T(t)\psi(t))^2 -$$
$$-\tilde{\lambda}(t)(1+u^2(t)\tilde{P}_{m_0}^2(t+d-1) + 2u(t)\times$$
$$\times \tilde{P}_{m_0\ell}^T(t+d-1)\psi(t) + \psi^T(t)\tilde{P}_\ell(t+d-1)\psi(t),$$

откуда несложно получить

$$u^{AAC}(T) = -\frac{\hat{m}_0(t)\hat{\ell}^T(t) - \tilde{\lambda}(t)\tilde{\mathrm{P}}_{m_0\ell}^T(t+d-1)}{\hat{m}_0^2(t) - \tilde{\lambda}(t)\tilde{\mathrm{P}}_{m_0}(t+d-1)}\psi(t). \quad (14)$$

Видно, что при $\lambda(t) = 1+\tilde{\lambda}(t)\sigma_{\upsilon_p}^2$ алгоритм (14) полностью совпадает с (2), обеспечивая при $\tilde{\lambda}(t) = 0$ режим стохастической эквивалентности, а при $\tilde{\lambda}(t) = -\sigma_{\upsilon_p}^{-2}$ – оптимальный режим осторожности.

Трудности с выбором значения $\tilde{\lambda}(t)$ заставляют переформулировать задачу управления следующим образом: максимизировать на каждом шаге отношение $\det \mathrm{P}_\varphi(t+d-1)/\det \mathrm{P}_\varphi(t+d)$ при текущих ограничениях на ошибку прогнозирования $\hat{\hat{y}}^2(t+d) = (\hat{\theta}^T(t)\varphi(t+d))^2 \le Y^2(t)$ и энергетику управляющего сигнала $u^2(t) \le U^2(t)$.

Формируя лагранжиан

$$L_t = -1 - \varphi^T(t+d)\mathrm{P}_\varphi(t+d-1)\varphi(t+d) +$$
$$+\tilde{\rho}((\hat{\theta}^T(t)\varphi(t+d))^2 - \mathrm{Y}^2(t)) +$$
$$+\tilde{\mu}(u^2(t) - U^2) = -1 - u^2(t)\tilde{\mathrm{P}}_{m_0}(t+d-1) -$$
$$-2u(t)\tilde{\mathrm{P}}_{m_0\ell}^T(t+d-1)\psi(t) - \psi^T(t)\times$$
$$\times\tilde{\mathrm{P}}_\ell(t+d-1)\psi(t) + \tilde{\rho}(u^2(t)\hat{m}_0^2(t) +$$
$$+2u(t)\hat{m}_0(t)\hat{\ell}^T(t)\psi(t) + (\hat{\ell}^T(t)\psi(t))^2 -$$
$$-\mathrm{Y}^2(t)) + \tilde{\mu}(u^2(t) - U^2(t))$$

(здесь $\tilde{\rho}$, $\tilde{\mu}$ – неотрицательные множители Лагранжа) и оптимизируя его с помощью процедуры Эрроу-Гурвица-Удзавы, получаем алгоритм управления

$$\begin{cases} \tilde{u}^{AAC}(t) = \\ = -\dfrac{\tilde{\rho}(t)\hat{m}_0(t)\hat{\ell}^T(t) - \tilde{\mathrm{P}}_{m_0\ell}^T(t+d-1)}{\rho(t)\hat{m}_0^2(t) - \tilde{\mathrm{P}}_{m_0}(t+d-1) + \tilde{\mu}(t)}\psi(t), \\ \tilde{\rho}(t+1) = \\ = \left[\tilde{\rho}(t) + \Gamma_\rho(t+1)\left((\hat{\theta}^T(t)\varphi(t+d))^2 - \mathrm{Y}^2(t)\right)\right]_+, \\ \tilde{\mu}(t+1) = \\ = \left[\tilde{\mu}(t) + \Gamma_\mu(t+1)\left((\tilde{u}^{AAC}(t))^2 - U^2(t)\right)\right]_+. \end{cases} \quad (15)$$

При $\tilde{\mu}(t) = 0$ и $\lambda(t) = \dfrac{\sigma_{\upsilon_p}^2}{\tilde{\rho}(t)}$ алгоритм (15) совпадает с алгоритмом (2), обеспечивая при $\tilde{\rho}(t) = 0$ режим оценок, и при $\tilde{\rho} \to \infty$ – режим стохастической эквивалентности.

Основным отличием данной процедуры является введение дополнительного контура адаптации коэффициента $\tilde{\mu}(t)$, обеспечивающего поддержание ограничений на управляющие воздействия во всех режимах работы регулятора. Следует отметить также, что алгоритмы (14) и (15) по сравнению с ранее рассматриваемыми процедурами используют больший объем информации ($\mathrm{P}_\varphi(t+d-1)$ вместо $\mathrm{P}_\varphi(t)$), что позволяет надеяться на некоторое повышение качества управления.

Литература: 1. *Бодянский Е.В., Колодяжный В.В., Котляревский С.В.* Многомерный самонастраивающийся ПИД-регулятор / АСУ и приборы автоматики. 1999. Вып. 109. С. 126-132. 2. *Milito R., Padilla C.S., Cadorin D.* An innovation approach to dual control //IEEE Trans. on Autom. Contr.1982. 27. N1. P.132-137. 3. *Wittenmark B.* Stochastic adaptive control methods: a survay // Int.J.Contr. 1975.21. N5. P.705-730. 4. *Clarke D.W., Gawthrop P.J.* Self-tuning cjntroller // Proc.IEE. 1975. 122. №9. P.929-934. 5. *Chan S., Zarrop M.* A Suboptimal dual controller for stochastic systems with unknown parameters // Int.J.Contr. 1985. 41. N2. P.507-524. 6. *Цыпкин Я.З.* Основы информации теории идентификации. М.: Наука, 1984. 320с. 7. *Yoodwin Y., Payne R.* Dynamic system identification: Eseperement design and data analysis. N.Y.:Academic Press,1977.

Поступила в редколлегию 15.05.2000

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

Адонин Олег Валерьевич, инженер I категории ПНИЛ АСУ ХТУРЭ. Научные интересы: адаптивные системы управления. Адрес: Украина, 61124, 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, доцент кафедры искусственного интеллекта ХТУРЭ. Научные интересы: адаптивные системы управления. Адрес: Украина, 61166, Харьков, пр. Ленина, 14, тел. 40-93-37.