УДК 681.513

УПРАВЛЕНИЕ ДИНАМИЧЕСКИМИ СТОХАСТИЧЕСКИМИ НЕСТАЦИОНАРНЫМИ ОБЪЕКТАМИ В УСЛОВИЯХ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ С АКТИВНЫМ НАКОПЛЕНИЕМ ИНФОРМАЦИИ.

II. ОБЪЕКТЫ С БЫСТРЫМ ДРЕЙФОМ ПАРАМЕТРОВ

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

Рассматривается проблема активно-адаптивного управления существенно нестационарным динамическим стохастическим объектом с запаздыванием в канале управления. Предлагаются алгоритмы, обеспечивающие качество управления выше, чем традиционные стохастически эквивалентные регуляторы..

В [1,2] рассмотрены алгоритмы адаптивного управления динамическими стохастическими объектами, использующие принцип стохастической эквивалентности, осторожности, активной адаптации. При этом неявно предполагалось, что объекты являются стационарными, т.е. их параметры не изменяются во времени.

В данной работе рассмотрена задача адаптивного управления с активным накоплением информации динамическим стохастическим объектом в условиях неопределенности относительно дрейфующих параметров.

В том случае, когда скорость дрейфа невысока, можно было бы воспользоваться экспоненциально взвешенным рекуррентным методом наименьших квадратов вида

$$\begin{cases} \hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + \dfrac{P_\varphi(t)(\tilde{y}(t) - \hat{\theta}^T(t-1)\varphi(t))\varphi(t)}{\alpha + \varphi^T(t)P_\varphi(t-1)\varphi(t)}, \\ P_\varphi(t) = \dfrac{1}{\alpha}(P_\varphi(t-1) - \dfrac{P_\varphi(t-1)\varphi(t)\varphi^T(t)P_\varphi(t-1)}{\alpha + \varphi^T(t)P_\varphi(t-1)\varphi(t)}) \end{cases}$$

либо экспоненциально взвешенной модификацией алгоритма Калмана-Мейна:

$$\begin{cases} \hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + \dfrac{P_\varphi(t)(\tilde{y}(t) - \hat{\theta}^T(t-1)\varphi(t))\varphi(t)}{\alpha\sigma^2_{\upsilon_p} + \varphi^T(t)P_\varphi(t-1)\varphi(t)}, \\ P_\varphi(t) = \dfrac{1}{\alpha}(P_\varphi(t-1) - \dfrac{P_\varphi(t-1)\varphi(t)\varphi^T(t)P_\varphi(t-1)}{\alpha\sigma^2_{\upsilon_p} + \varphi^T(t)P_\varphi(t-1)\varphi(t)}) \end{cases}$$

(здесь $0<\alpha\le 1$-коэффициент сглаживания), однако если параметры изменяются достаточно быстро, эти алгоритмы не успевают отслеживать дрейф.

В работе [3] рассматривалась задача инновационного дуального управления нестационарным объектом с дрейфом, описываемым соотношением

$$\theta(t) = V\theta(t-1) + \xi(t). \qquad (1)$$

Однако, во-первых, (1) описывает достаточно узкий класс дрейфов, во-вторых, предложенный алгоритм настройки предполагает использование информации, неизмеримой относительно F_t. В [4] описана задача активно-адаптивного управления нестационарным объектом с коэффициентами, изменяющимися случайным образом, однако предложенный алгоритм сложен с вычислительной точки зрения и не исследован с точки зрения его оптимальности.

Запишем уравнение вспомогательного выхода в момент времени t:

$$\tilde{y}(t) = \theta^T(t)\varphi(t) + \upsilon_p(t) = \\ = m_0(t)u(t-d) + \ell^T(t)\psi(t-d) + \upsilon_p(t) \qquad (2)$$

и для описания нестационарных параметров введем непараметрическую форму дрейфа в виде [5]

$$\theta(t) = h\eta(t), \eta(t) = V\eta(t-1) + b\xi(t), \qquad (3)$$

где h, b и V-некоторые априорно заданные $n_\theta \times n_\eta$, $n_\eta \times 1$ и $n_\eta \times n_\eta$ матрицы, определяющие структуру объекта и характер дрейфа, например, полиномиальный, полигармонический и т.д.; $\eta(t)$ - $n_\eta \times 1$ вектор оптимальных настроек регулятора; $\xi(t)$ -непараметризуемая случайная составляющая дрейфа такая, что

$$M\{\xi(t)|F_t\} = 0, \quad M\{\xi^2(t)|F_t\} = \sigma^2_\xi < \infty,$$

$$M\{\xi(t)\xi(t+\tau)|F_t\} = 0 \text{ при } \tau \ne 0, \quad M\{\upsilon_p(t)\xi(t)|F_t\} = 0.$$

Перепишем уравнение вспомогательного выхода (2) с учетом (3) в виде

$$\tilde{y}(t) = \varphi^T(t)hV\eta(t-1) + \varphi^T(t)hb\xi(t) + \upsilon_p(t)$$

и поставим ему в соответствие уравнение настраиваемого вспомогательного выхода

$$\hat{y}(t) = \varphi^T(t)\hat{\theta}(t) = \varphi^T(t)hV\hat{\eta}(t-1),$$

где $\hat{\theta}(t), \hat{\eta}(t) - n_\theta \times 1$, $n_\eta \times 1$ векторы настраиваемых параметров, подлежащих уточнению на каждом такте t.

Используя для настройки рекуррентную процедуру минимизации квадратичного критерия

$$\hat{\eta}(t) = V\hat{\eta}(t-1) + \Gamma_\eta(t)(\tilde{y}(t) - \varphi^T(t)hV\hat{\eta}(t-1)) \times \\ \times V^T h^T\varphi(t) = V\hat{\eta}(t-1) + \Gamma_\eta(t)(\tilde{y}(t) - \\ - \tilde{\varphi}^T(t)\hat{\eta}(t-1))\tilde{\varphi}(t), \qquad (4)$$

запишем соотношение для ошибки настройки в виде:

$$\tilde{\theta}(t)=\eta(t)-\hat{\eta}(t)=(V-\Gamma_\eta(t)V^T h^T \varphi(t)\varphi^T(t)\times$$
$$\times hV)\tilde{\theta}(t-1)+(b-\Gamma_\eta(t)V^T h^T\varphi(t)\varphi^T(t)hb)\xi(t)-$$
$$-\Gamma_\eta(t)V^T h^T \varphi^T(t)\upsilon_{p(t)},$$

где $\Gamma_\eta(t)$ – матричный коэффициент усиления алгоритма.

Вводя в рассмотрение ковариационную матрицу ошибок настройки, выполняя усреднение по возмущениям $\upsilon_p(t)$ и $\xi(t)$:

$$\begin{aligned}P_\theta(t)&=M\{\tilde{\theta}(t)\tilde{\theta}^T(t)\,|\,F_t\}=\\&=(V-\Gamma_\eta(t)\tilde{\varphi}(t)\tilde{\varphi}^T(t))(P_\theta(t-1)+\\&+\sigma_\xi^2(V^{-1}b)(V^{-1}b)^T)\times\\&\times(V-\Gamma_\eta(t)\tilde{\varphi}(t)\tilde{\varphi}^T(t))^T+\\&+\sigma_{\upsilon_p}^2(\Gamma_\eta(t)\tilde{\varphi}(t))(\Gamma_\eta(t)\tilde{\varphi}(t))^T\end{aligned}\tag{5}$$

и решая уравнение $\dfrac{\partial \mathrm{Tr} P_{\theta(t)}}{\partial \Gamma_\eta(t)}=0$, находим оптимальное значение коэффициента усиления алгоритма (4):

$$\Gamma_\eta(t)=$$
$$=\frac{VP_\theta(t-1)+\sigma_\xi^2 b(V^{-1}b)^T}{\tilde{\varphi}^T(t)P_\theta(t-1)\tilde{\varphi}(t)+\sigma_\xi^2((V^{-1}b)^T\tilde{\varphi}(t))^2+\sigma_{\upsilon_p}^2}.\tag{6}$$

Несложно видеть, что уравнения (4)-(6) являются обобщением алгоритма Калмана-Мейна на нестационарный случай. Рассмотренный алгоритм был введен в [6] и использован для решения задачи адаптивного управления нестационарным объектом без запаздывания в канале управления [7].

Введем далее критерий управления вида

$$I_t^{NST}=M\{\tilde{y}^2(t+d)\,|\,F_t\},\tag{7}$$

который с учетом очевидных соотношений

$$\eta(t+d)=V^d\eta(t)+\sum_{i=1}^{d}V^{d-i}b\xi(t+i),$$

$$\theta(t+d)=h\eta(t+d),$$

$$\hat{\eta}(t+d)=V^d\hat{\eta}(t),\ \hat{\theta}(t+d)=h\hat{\eta}(t+d),$$

$$\begin{aligned}\tilde{\theta}(t+d)&=\eta(t+d)-\hat{\eta}(t+d)=\\&=V^d\tilde{\theta}(t)+\sum_{i=1}^{d}V^{d-i}b\xi(t+i),\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}P_\theta(t+d)&=M\{\tilde{\theta}(t+d)\tilde{\theta}^T(t+d)\,|\,F_t\}=\\&=V^dP_\theta(t)(V^d)^T+(\sum_{i=1}^{d}V^{d-i}bb^T(V^{d-i})^T)\sigma_\xi^2,\end{aligned}$$

$$\hat{\hat{y}}(t+d)=\hat{\theta}^T(t+d)\varphi(t+d),$$

$$\begin{aligned}\tilde{y}(t+d)&=\theta^T(t+d)\varphi(t+d)+\upsilon_p(t+d)=\\&=\varphi^T(t+d)hV^d\eta(t)+\\&+\varphi^T(t+d)h\sum_{i=1}^{d}V^{d-i}b\xi(t+i)+\upsilon_p(t+d)\end{aligned}$$

может быть преобразован к форме

$$\begin{aligned}I_t^{NST}&=(\varphi^T(t+d)\hat{\theta}(t+d))^2+\varphi^T(t+d)hV^d\times\\&\times P_\theta(t)(V^d)^T h^T\varphi(t+d)+\\&+(\varphi^T(t+d)h\sum_{i=1}^{d}V^{d-i}b)^2\sigma_\xi^2+\sigma_{\upsilon_p}^2=\\&=(\varphi^T(t+d)\hat{\theta}(t+d))^2+\\&+\sigma_{\upsilon_p}^2=u^2(t)\hat{m}_0(t+d)+2u(t)\hat{m}_0(t+d)\times\\&\times\hat{\ell}^T(t+d)\psi(t)+(\hat{\ell}^T(t+d)\psi(t))^2+\\&+u^2(t)\tilde{P}_{m0}(t)+2u(t)\tilde{P}_{m0\ell}(t)\psi(t)+\\&+\psi^T(t)\tilde{P}_\ell(t)\psi(t)+u^2(t)H_1^2\sigma_\xi^2+\\&+2u(t)H_1H_2^T\psi(t)\sigma_\xi^2+(H_2^T\psi(t))^2\sigma_\xi^2+\sigma_{\upsilon_p}^2,\end{aligned}\tag{8}$$

где $P_\eta(t)=hV^dP_\theta(t)(V^d)^Th^T=\begin{pmatrix}\tilde{P}_{m0}(t) & \tilde{P}^T{}_{m0\ell}(t)\\ \tilde{P}_{m0\ell}(t) & \tilde{P}_\ell(t)\end{pmatrix}$,

$H=h\sum_{i=1}^{d}V^{d-i}b=(\dfrac{H_1}{H_2})$, $\tilde{P}_{m_0}(t)$, H_1-скаляры.

Минимизация (8) по $u(t)$ приводит к закону управления

$$\begin{aligned}u^{NST\,CAUT}(t)&=\\&=-\frac{\tilde{P}_{m0\ell}(t)+\hat{m}_0(t+d)\hat{\ell}^T(t+d)+\sigma_\xi^2H_1H_2^T}{\tilde{P}_{m0}(t)+\hat{m}_0^2(t+d)+H_1^2\sigma_\xi^2}\psi(t)=\\&=-\frac{\delta^T(t+d)}{\varepsilon(t+d)}\psi(t),\end{aligned}\tag{9}$$

являющемуся алгоритмом осторожного управления для нестационарного объекта. Несложно видеть также, что стохастически эквивалентный алгоритм управления в этом случае имеет вид:

$$u^{NST\,CE}(t)=-\frac{\hat{\ell}^T(t+d)}{\hat{m}^2(t+d)}\psi(t).\tag{10}$$

Закон управления (9) доставляет минимум критерию (7), который равен

$$I_t^{NST}(u^{NST\,CAUT}(t))=-\frac{(\delta^T(t+d)\psi(t))^2}{\varepsilon(t+d)}+0(t),$$

в то время как закон (10) доставляет критерию значение

$$I_t^{NST}(u^{NST\,CE}(t)) = \frac{(\hat{\ell}^T(t+d)\psi(t))^2}{\hat{m}_0^2(t+d)}\varepsilon(t+d) -$$
$$-2\frac{\hat{\ell}^T(t+d)\psi(t)}{\hat{m}_0(t+d)}\delta^T(t+d)\psi(t) + 0(t).$$

Сравнивая эти значения

$$I_t^{NST}(u^{NSTCE}(t)) - I_t^{NST}(u^{NSTCAUT}(t)) =$$
$$= \frac{(\hat{\ell}^T(t+d)\psi(t))^2}{\hat{m}_0^2(t+d)}\varepsilon(t+d) - 2\frac{\hat{\ell}^T(t+d)\psi(t)}{\hat{m}_0(t+d)}\times$$
$$\times\delta(t+d)\psi(t) + \frac{(\delta^T(t+d)\psi(t))^2}{\varepsilon(t+d)} =$$
$$= \varepsilon(t+d)(\frac{\hat{\ell}^T(t+d)\psi(t)}{\hat{m}_0(t+d)} - \frac{\delta^T(t+d)\psi(t)}{\varepsilon(t+d)})^2 =$$
$$= \varepsilon(t+d)(u^{NST\,CAUT}(t) - u^{NST\,CE}(t))^2 \geq 0,$$

приходим к выводу, что осторожный регулятор и в этом случае всегда лучше стохастически эквивалентного.

Рассмотрим далее критерий инновационного дуального управления

$$I_t^{NST\,IDC} = M\{\tilde{y}^2(t+d) - \lambda(t)\upsilon_{PR}^2(t+d)|F_t\},$$

который с учетом соотношения

$$M\{\upsilon_{PR}^2(t+d)\,|\,F_t\} = M\{(\tilde{y}(t+d) - \hat{\tilde{y}}(t+d))^2\,|\,F_t\} =$$
$$= \varphi^T(t+d)P_\eta(t)\varphi(t+d) + (\varphi^T(t+d)H)^2\sigma_\xi^2 + \sigma_{\upsilon_p}^2 \qquad (11)$$

может быть представлен в форме

$$I_t^{NST\ IDC} = (1-\lambda(t))(\varphi^T(t+d)P_\eta\varphi(t+d) +$$
$$+(\varphi^T(t+d)H)^2\sigma_\xi^2 + \sigma_{\upsilon_p}^2) + (\varphi^T(t+d)\hat{\theta}(t+d))^2 =$$
$$= (1-\lambda(t))(u^2(t)\tilde{P}_{m0}(t) + 2u(t)\tilde{P}_{m0\ell}^T(t)\psi(t) +$$
$$+\psi^T(t)\tilde{P}_\ell(t)\psi(t) + u^2(t)H_1^2\sigma_\xi^2 + 2u(t)H_1H_2^T\sigma_\xi^2\psi(t) +$$
$$+(\psi^T(t)H_2)^2\sigma_\xi^2 + \sigma_{\upsilon_p}^2) + u^2(t)\hat{m}_0^2(t+d) +$$
$$+2u(t)\hat{m}_0(t+d)\hat{\ell}^T(t+d)\psi(t) + (\hat{\ell}^T(t+d)\psi(t))^2.$$

Минимизируя (11) по $u(t)$, получаем закон управления:

$$u^{NST\,IDC}(t) =$$
$$= \frac{(1-\lambda(t))(\tilde{P}_{m_0\ell}^T(t) + H_1H_2^T\sigma_\xi^2) + \hat{m}_0(t+d)\hat{\ell}^T(t+d)}{(1-\lambda(t))(\tilde{P}_{m_0}(t) + H_1^2\sigma_\xi^2) + \hat{m}^2{}_0(t+d)}\times$$
$$\times(-\psi(t)) = -\frac{\alpha^T(t+d)}{\gamma(t+d)}\psi(t), \qquad (12)$$

обеспечивающий активное накопление информации по ходу процесса управления.

Подставляя (12) в (7), получаем

$$I_t^{NST}(u^{NST\,IDC}(t)) = \frac{(\alpha^T(t+d)\psi(t))^2}{\gamma^2(t+d)}\varepsilon(t+d) -$$
$$-2\frac{\alpha^T(t+d)\psi(t)}{\gamma(t+d)} + 0(t).$$

После этого, вычисляя разность

$$I_t^{NST}(u^{NST\,CE}(t)) - I_t^{NST}(u^{NST\,IDC}(t)) =$$
$$= \frac{(\hat{l}^T(t+d)\psi(t))^2}{\hat{m}_0^2(t+d)}\varepsilon(t+d) - 2\frac{\hat{\ell}^T(t+d)\psi(t)}{\hat{m}_0(t+d)}\times$$
$$\times\delta^T(t+d)\psi(t) - \frac{(\alpha^T(t+d)\psi(t))^2}{\gamma^2(t+d)}\varepsilon(t+d) +$$
$$+2\frac{\alpha^T(t+d)\psi(t)}{\gamma(t+d)}\delta^T(t+d)\psi(t) =$$
$$= \varepsilon(t+d)(\frac{(\hat{\ell}^T(t+d)\psi(t))^2}{\hat{m}_0^2(t+d)} -$$
$$-2\frac{\hat{\ell}^T(t+d)\psi(t)}{\hat{m}_0(t+d)\varepsilon(t+d)}\delta^T(t+d)\psi(t) -$$
$$-\frac{(\alpha^T(t+d)\psi(t))^2}{\gamma^2(t+d)} + 2\frac{\alpha^T(t+d)\psi(t)}{\gamma(t+d)\varepsilon(t+d)}\times$$
$$\times\delta^T(t+d)\psi(t) + \frac{(\delta^T(t+d)\psi(t))^2}{\varepsilon^2(t+d)} -$$
$$-\frac{(\delta^T(t+d)\psi(t))^2}{\varepsilon^2(t+d)}) =$$
$$= \varepsilon(t+d)(u^{NST\ CE}(t) - u^{NST\ CAUT}(t))^2 -$$
$$-(u^{NST\ IDC}(t) - u^{NST\ CAUT}(t))^2),$$

получаем, что при

$$(u^{NST\ CE}(t) - u^{NST\ CAUT}(t))^2 >$$
$$> (u^{NST\ IDC}(t) - u^{NST\ CAUT}(t))^2 > 0 \qquad (13)$$

регулятор обеспечивает качество управления не хуже стохастически эквивалентного, активно влияя при этом на процесс настройки.

Чтобы определить требуемое значение весового множителя $\lambda(t)$, необходимо предусмотреть дополнительный контур адаптации, для чего переформулируем задачу управления следующим образом: в качестве основной цели адаптивной системы положим оптимизацию ошибок прогноза

$$I_t^{PR} = M\{\upsilon_{PR}^2(t+d)|F_t\}$$

при ограничениях на сигнал вспомогательного выхода

$$M\{\tilde{y}^2(t+d)\,|\,F_t\} \leq \tilde{Y}^2(t+d)$$

и энергетику управления

$$u^2(t) \leq \tilde{U}^2(t).$$

Формируя лагранжиан

$$
\begin{aligned}
& L_t = -I_t^{PR} + \rho(M\{\tilde{y}^2(t+d)\,|\,F_t\} - \tilde{Y}^2(t+d)) + \\
& + \mu(u^2(t) - \tilde{U}^2) = \\
& = -\varphi^T(t+d)P_\eta(t)\varphi(t+d) - (\varphi^T(t+d)H)^2\sigma_\xi^2 - \\
& - \sigma_{\upsilon_p}^2 + \rho((\varphi^T(t+d)\hat{\theta}(t+d))^2 + \\
& + \varphi^T(t+d)P_\eta(t)\varphi(t+d) + (\varphi^T(t+d)H)^2\sigma_\xi^2 + \\
& + \sigma_{\upsilon_p}^2 - \tilde{Y}^2(t+d)) + \mu(u^2(t) - \tilde{U}^2(t)) = \\
& = (\rho-1)(u^2(t)\tilde{P}_{m0}(t) + 2u(t)\tilde{P}_{m0\ell}^T(t)\psi(t) + \\
& + \psi^T(t)\tilde{P}_l(t)\psi(t) + u^2(t)H_1^2\sigma_\xi^2 + \\
& + 2u(t)H_1H_2^T\psi(t)\sigma_\xi^2 + (H_2^T\psi(t))^2\sigma_\xi^2 + \sigma_{\upsilon_\rho}^2) + \\
& + \rho(u^2(t)\hat{m}_0^2(t+d) + 2u(t)\hat{m}_0(t+d)\times \\
& \times \hat{\ell}^T(t+d)\psi(t) + (\hat{\ell}^T(t+d)\psi(t))^2 - \\
& - \tilde{Y}^2(t+d)) + \mu(u^2(t) - \tilde{U}^2(t))
\end{aligned}
$$

и оптимизируя его по $u(t)$ с помощью процедуры Эрроу - Гурвица - Удзавы, получаем закон управления

$$
\begin{cases}
\tilde{u}^{NST}(t) = \\
= -\dfrac{(\rho(t)-1)(\tilde{P}_{m0\ell}^T(t) + \sigma_\xi^2 H_1H_2^T) + \rho(t)\hat{m}_0(t+d)\hat{\ell}^T(t+d)}{(\rho(t)-1)(\tilde{P}_{m0}(t) + \sigma_\xi^2 H_1^2) + \rho(t)\hat{m}_0^2(t+d) + \mu(t)}\psi(t), \\
\rho(t+1) = [\rho(t) + \Gamma_\rho(t+1)((\varphi^T(t+d)\hat{\theta}(t+d))^2 + \\
+ \varphi^T(t+d)P_\eta(t)\varphi(t+d) + (\varphi^T(t+d)H)^2\sigma_\xi^2 + \\
+ \sigma_{\upsilon_p}^2 - \tilde{Y}^2(t+d))]_+, \\
\mu(t+1) = [\mu(t) + \Gamma_\mu(t+1)((\tilde{u}^{NST}(t))^2 - \tilde{U}^2(t))]_+,
\end{cases}
$$

совпадающий при $\lambda^{-1}(t) = \rho(t)$, $\mu(t) = 0$ с (12) и работающий при $\rho(t) = 0$ в режиме акселерации, $\rho(t) = 1$ – стохастической эквивалентности, $\rho(t) \to \infty$ – осторожности, поддерживая при этом ограничения на управляющий сигнал, благодаря настраиваемому параметру $\mu(t)$.

Таким образом, предлагаемый регулятор позволяет обеспечить активно-адаптивное управление существенно нестационарным стохастическим динамическим объектом, превосходя по качеству традиционные процедуры, основанные на стохастически эквивалентном подходе.

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. *Chan S., Zarrop M.* A suboptimal dual controller for stochastic systems with unknown parameters // Int.J.Contr. 1985. 41. N2. P.507-524. 4. *Ishihara J., Abe K., Takeda H.* Active adaptive control based on ARX model with randomly varying coefficients // Trans. Soc. Instrum. 1985. 21. N7. P.698-705. *5. Катковник В.Я., Хейсин В.Е.* Итеративные алгоритмы оптимизации для отслеживания дрейфа экстремума // Автоматика и вычислительная техника. 1976. N6. С.34-40. 6. *Бодянский Е.В.* Адаптивное оценивание параметров нестационарных объектов // Автометрия. 1989. N1. С.63-74. 7. *Бодянский Е.В., Котляревский С.В.* Адаптивное управление динамическим существенно нестационарным объектом // Автоматика и телемеханика. 1995. N6. С. 111-116.

Поступила в редколлегию 10.10.2000

Рецензент: проф. Любчик Л. М.

Адонин Олег Валерьевич, аспирант кафедры искусственного интеллекта 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 517.21

СТАБИЛИЗАЦИЯ РАСПРЕДЕЛЕНИЯ НЕОДНОРОДНОЙ МАРКОВСКОЙ СИСТЕМЫ ПРИ ВЛИЯНИИ РАСПРЕДЕЛЕННЫХ СТАБИЛИЗИРУЮЩИХ ФАКТОРОВ

ГЕРАСИН С.Н., ГИБКИНА Н.В., ЛИЗГИН В.А.

Рассматривается вопрос о приведении вероятностей состояний неоднородной марковской системы к заранее заданным значениям при воздействии на переходные характеристики системы непрерывно распределенных стабилизирующих возмущений

Как известно, стабилизация вероятностей состояний процесса обычно возникает из-за воздействия на него быстро изменяющихся факторов, локализованных на малых промежутках времени [1]. В модельной ситуации таким возмущениям подвергаются элементы переходной или инфинитезимальной матрицы системы. Довольно часто бывает, что эти факторы многократно воздействуют на процесс в течение некоторого промежутка времени и всякий раз вызывают сильные возмущения параметров процесса. Такое многократное повторение возмущений приводит к появлению на интервале времени множества точек стабилизации [2]. На практике приходится иметь дело с такими факторами, которые, непрерывно воздействуя на процесс, приводят к появлению на нем точек стабилизации, распределенных почти непрерывно, напри-