

**ПРАВИЛЬНЫЕ АДАПТИВНЫЕ МЕХАНИЗМЫ****ЦЫГАНОВ В. В.****(Москва)**

Рассматривается активная система, содержащая центр и дальновидный активный элемент с управляемой стохастической моделью ограничений. Обобщается понятие правильности адаптивных механизмов функционирования (АМФ) в условиях неопределенности (включая случай нереальных планов). Ставится задача оптимального синтеза правильного АМФ. Строится характеристическая функция АМФ, дающая необходимые и достаточные условия правильности. Решается задача оптимального синтеза процедуры стимулирования в правильном АМФ. Формулируются и решаются задачи открытого и встречного планирования в АМФ. Полученные результаты иллюстрируются на примере гарантированно правильных АМФ.

**1. Введение**

В работе [1] рассматривается задача оптимального синтеза прогрессивного АМФ активной системы, обеспечивающего полное использование ее потенциала. Активная система включает центр и дальновидный активный элемент (АЭ) с управляемой стохастической моделью ограничений. Введена характеристика АМФ, с помощью которой получены необходимые и достаточные условия оптимальности прогрессивного АМФ. На ее основе найдены конструктивные необходимые и достаточные условия оптимальности процедуры стимулирования прогрессивного АМФ при заданных процедурах прогнозирования и планирования. При этом исходная задача оптимального синтеза прогрессивного АМФ векторного АЭ сводится к построению прогрессивного АМФ некоторого скалярного АЭ.

С другой стороны, в работе [2] рассматривалась задача оптимального синтеза гарантированно правильного АМФ, обеспечивающего выполнение плана, реализуемого при любом потенциале активной системы. Поскольку такой план соответствует наименьшему потенциалу, то и гарантированно правильный АМФ обеспечивает минимальное использование этого потенциала. В связи с этим представляет теоретический и практический интерес изучение и построение АМФ, обеспечивающих заинтересованность АЭ как в выполнении плана, так и в более полном использовании своего потенциала.

В настоящей работе рассматривается практически важная и широко распространенная задача построения правильного АМФ, нацеленного на

выполнение активных элементов планового задания центра в случае, если плановые показатели достижимы в сложившейся ситуации (при конкретных значениях случайных факторов потенциала, неизвестных центру). В противном случае, при идеальном плане, правильный АМФ должен обеспечивать заинтересованность АЭ в увеличении степени выполнения планового задания до максимально возможной в сложившейся ситуации за счет полного использования потенциала системы.

## 2. Описание модели

Множество возможных состояний и целевая функция АЭ, порядок функционирования системы и решение игры имеют тот же вид, что и в работе [1]. Поэтому везде ниже приняты те же обозначения [1]. Напомним, что состояние АЭ в периоде  $t$  описывается вектором  $y_t = (y_{1t}, \dots, y_{mt}) \in Y(p_t)$ , где  $p_t = (a_t, \xi_t)$  — векторный параметр модели ограничений (потенциала) АЭ,  $\xi_t$  — случайная помеха,  $\xi_t \in \theta$ ,  $a_t$  — настраиваемый параметр — оценка, получаемая на основе процедуры прогнозирования  $I$ :

$$(1) \quad a_{t+1} = I(a_t, y_t) \uparrow a_t, \quad a_0 = a^0.$$

Здесь и ниже для краткости используется запись вида  $I(a_t, y_t) \uparrow a_t$ , если  $I(a_t, y_t)$  строго монотонно возрастает по  $a_t$ . Легко видеть, что  $a_t \in A_t$ ,  $p_t \in P_t = A_t \otimes \theta$ , где  $A_t \otimes \theta$  — прямое произведение  $A_t$  и  $\theta$ , причем  $A_t \otimes \theta \xrightarrow{I} A_{t+1}$ ,  $A_0 = A^0$ ,  $Y_t = Y(p_t)$ . Множество  $Y(a_t, \xi_t)$  выпукло, компактно, строго монотонно и непрерывно по Хаусдорфу на  $A_t$  при любом  $\xi_t \in \theta$  и на  $\theta$  при любом  $a_t \in A_t$ , причем  $Y(a_t, \xi_t) \supset Y(a_t, \xi'_t)$ ,  $\xi_t > \xi'_t$ ,  $\xi_t, \xi'_t \in \theta$ ;  $Y(p_t) \supset W(p_t)$ , где  $W(p_t)$  — граница  $Y(p_t)$ . Предполагается, что  $A_{t+1} \subset A_t$ ,  $t = 0, 1, \dots$  и для любого  $a \in A_t$ ,  $\xi, \xi' \in \theta$ :

$$(2) \quad I(a, y) \geq I(a, y') \Leftrightarrow \exists \xi, \xi' \in \theta: y \in W(a, \xi), y' \in W(a, \xi'), \xi \geq \xi',$$

причем равенство имеет место, если и только если  $\xi = \xi'$ . Отсюда следует

$$(3) \quad I(a, y) > I(a, y'), y \in W(a, \xi), y' \in \text{int } Y(a, \xi).$$

Целевая функция АЭ

$$(4) \quad w(\varphi_1, \dots, \varphi_{t+T}) = \sum_{\tau=t}^{t+T} \rho^{t-\tau} \varphi_\tau, \quad \varphi_\tau = f(x_\tau, y_\tau), \quad x_\tau = \pi(a_\tau),$$

где  $\varphi_\tau$  — поощрение в периоде  $\tau$ ,  $\rho$  — коэффициент дисконтирования,  $\rho \leq 1$ ,  $x_\tau$  — план в периоде  $\tau$ ,  $x_\tau \in X_\tau = \{x = \pi(a), a \in A_\tau\}$ ,  $\pi(\cdot)$ ,  $f(\cdot)$  — непрерывные функции своих аргументов.

Рассматривается обычный порядок функционирования системы в периоде  $t$  [1]. В периоде  $t$  центр определяет оценку  $a_t$  (1) и назначает план  $x_t$  (4). Затем, после реализации случайного потенциала  $p_t$ , АЭ выбирает состояние  $y_t$  и получает поощрение  $\varphi_t$ . При этом АЭ решает задачу оптимизации целевой функции (4) при некоторых прогнозных значениях его потенциала и состояния на весь интервал дальновидности  $T$ . Поскольку выбор состояния АЭ  $y_\tau$  (при данном потенциале  $p_\tau$ ) зависит от самого АЭ, то в качестве прогнозных значений рассматриваются состояния, максимизирующие целевую функцию (4). Введем оператор максимизации по состояниям  $y_\tau$  из множества  $Y(p_\tau)$ :  $M_\tau = \max_{y_\tau \in Y(p_\tau)}$ . Через  $E_{\xi_t}$  обозначим оператор устранения неопределенности относительно помехи  $\xi_t$  в периоде  $\tau$ ,

$\xi_\tau \in \Theta$ . Например, в случае устранения неопределенности на основе принципа максимального гарантированного результата  $E_{\xi_\tau} = \min_{\xi_\tau \in \Theta}$

и операторов  $E_{\xi_\tau}$ ,  $\tau = \overline{\nu, \mu}$  обозначим  $E_\nu^\mu$ :  $E_\nu^\mu = E_{\xi_\nu} \dots E_{\xi_\mu}$ . Наконец, последовательное произведение операторов  $M_\tau$  и  $E_{\xi_\tau}$ ,  $\tau = \overline{\nu, \mu}$ , обозначим  $M_\nu^\mu$ :  $M_\nu^\mu = E_{\xi_\nu} M_\nu \dots E_{\xi_\mu} M_\mu$ . С помощью последнего ожидаемый выигрыш АЭ при состоянии  $y_t$  можно записать в виде [1]:

$$(5) \quad \hat{w}(x_t, y_t) = M_{t+1}^{t+T} w(\varphi_t, \dots, \varphi_{t+T}) = \varphi_t + \sum_{\tau=t+1}^{t+T} \rho^{\tau-t} M_{t+1}^{t+T} \varphi_\tau(x_t, y_t),$$

где  $\varphi_\tau(x_t, y_t) = f(x_\tau, y_\tau)$ ,  $x_\tau = \pi(a_\tau)$ ,  $a_{\tau+1} = I(a_\tau, y_\tau)$ ,  $y_\tau \in Y(p_\tau)$ ,  $p_\tau \in P$ ,  $\tau = t, t+1, \dots, t+T$ .

Множество возможных выборов АЭ (решение игры) имеет вид

$$(6) \quad R(\Sigma, p) = \text{Arg max}_{y_t \in Y(p)} \hat{w}(x_t, y_t).$$

### 3. Правильный АМФ

Как уже указывалось во введении, гарантированно правильным называется АМФ, обеспечивающий равенство состояния и плана АЭ ( $y_t = x_t \in Y(p_t)$ ) при любом потенциале системы ( $R(\Sigma, p_t) = x_t, \forall p_t \in P$ ). Заметим, что план  $x_t$  назначается до того, как элементу становится известна помеха  $\xi_t$ , а с ней и потенциал системы  $p_t = (a_t, \xi_t)$ . Более того, центру помеха  $\xi_t$  вообще неизвестна. Поэтому план  $x_t$  может и не принадлежать множеству возможных состояний АЭ  $Y(p_t)$ . Будем говорить, что план  $x_t$  реален (или переален), если  $x_t \in Y(p_t)$  (или  $x_t \in Y(p_t)$ , соответственно). Очевидно, что определение гарантированно правильного АМФ имеет смысл лишь в том случае, если план реален. Обобщим определение правильного АМФ на случай переального плана. Именно, будем считать, что в этом случае правильный АМФ обеспечивает выбор элементам состояния  $y_t$  из некоторого подмножества  $A(x_t, p_t)$  на границе множества возможных состояний  $W(p_t) \supset A(x_t, p_t)$ , в некотором смысле «наиболее близкого» к желательному состоянию  $x_t$  [1]. Обозначим

$$(7) \quad B(x_t, p_t) = \begin{cases} x_t, & x_t \in Y(p_t) \\ A(x_t, p_t) \subset W(p_t), & x_t \notin Y(p_t) \end{cases}, \quad p_t \in P$$

— множество оптимальных состояний АЭ в периоде  $t$ ,  $t=0, 1, \dots$ , причем  $A(x_t, p_t^*) = x_t$ , если  $x_t \in W(p_t^*)$ . Будем говорить, что АМФ правилен, если

$$(8) \quad R(\Sigma, p_t) \subset B(x_t, p_t) \quad \forall p_t \in P.$$

В отсутствие дальновидного АЭ ( $T=0$ ) сумма в правой части (5) равна нулю и условие (8), согласно (5)–(7), имеет вид  $\forall p_t \in P$

$$(9) \quad F(x_t, p_t) = \text{Arg max}_{y_t \in Y(p_t)} | f(x_t, y_t) \subset B(x_t, p_t).$$

Класс АМФ, удовлетворяющих (9), обозначим через  $\Pi$ . Представляется естественным при построении правильных АМФ ограничиться механизмами из класса  $\Pi$ , поскольку полученные АМФ остаются правильными и для недальновидных АЭ. Наконец, напомним, что АМФ  $\Sigma = (I, \pi, f)$  называется прогрессивным (регрессивным) по оценке, если  $M_t f(\pi(a_t), y_t)$

возрастает (или, соответственно, убывает) по  $a_t$  для любого  $p_t \in P$ ,  $t = 0, 1, \dots$  [1]. Прогрессивные и регрессивные по оценке АМФ составляют класс  $M$  АМФ, монотонных по оценке. Решение задачи синтеза правильного АМФ (8) будем искать в классе  $(\Pi \cap M)$ . Предположим вначале, что  $A(x_t, p_t)$  — точка при любом  $p_t \in P$ .

**Теорема 1.** Пусть  $\Sigma \in (\Pi \cap M)$ . Тогда для правильности АМФ  $\Sigma$  необходимо и достаточно, чтобы для любого  $p_t \in P$  имело место

$$(10) \quad V(\Sigma, p_t) \subset B(x_t, p_t),$$

где

$$(11) \quad V(\Sigma, p_t) = \text{Arg max}_{y_t \in Y(p_t)} v(x_t, y_t),$$

$$(12) \quad v(x_t, y_t) = f(x_t, y_t) + \sum_{\tau=t+1}^{t+T} \rho^{\tau-t} E_{t+1}^{t+T} \tilde{\varphi}_\tau(x_t, y_t),$$

$$\tilde{\varphi}_\tau(x_t, y_t) = f(\tilde{x}_\tau, z_\tau), z_\tau \in B(\tilde{x}_\tau, \tilde{p}_\tau), \tilde{x}_\tau = \pi(\tilde{a}_\tau), \tilde{p}_\tau = (\tilde{a}_\tau, \zeta_\tau), \\ \tilde{a}_\tau = I(\tilde{a}_{\tau-1}, z_\tau), \tau = \overline{t+1, t+T}, \tilde{a}_t = a_t, z_t = y_t.$$

При этом имеют место равенства

$$R(\Sigma, p_t) = V(\Sigma, p_t) = F(x_t, p_t).$$

Доказательства теорем 1–3 приведены в приложении.

Заметим, что при  $x_t \in \bigcup_{p \in P} Y(p)$ ,  $t = 0, 1, \dots$  (заведомо нереальные планы) в силу (7)  $B(x_t, p_t) = A(x_t, p_t)$  и из теоремы 1 следует теорема 2 [1]. При этом выражения (12) и (18) [1] совпадают. Поэтому (12) можно рассматривать как обобщение характеристики АМФ, включающее случай как прогрессивного, так и правильного АМФ. Далее, АМФ  $\Sigma$ , удовлетворяющий теореме 1, является правильным как для недальновидных АЭ  $T=0$ ,  $\Sigma \in (\Pi \cap M)$ , так и для АЭ с дальновидностью  $T > 0$ . Нетрудно показать, что он является также правильным для АЭ с дальновидностью, меньшей  $T$ , т. е. равной  $1, 2, \dots, T-1$ . Таким образом, если истинная дальновидность АЭ  $T_n$  точно неизвестна центру, достаточно выбрать  $T$  заведомо большим  $T_n$  и обеспечить выполнение условий теоремы 1.

#### 4. Правильное стимулирование

Перейдем теперь к построению процедуры стимулирования, обеспечивающей правильность АМФ при заданных процедурах прогнозирования  $I$  и планирования  $\pi$ . Как указывалось выше, для случая  $x_t \in \bigcup_{p \in P} Y(p)$  справедливо решение задачи оптимального синтеза (8), полученное в [1]. Поэтому ниже решение ищется в классе АМФ  $\Sigma \in R$  с процедурами  $I$ ,  $\pi$ , такими, что  $x_t \in \bigcup_{p \in P} Y(p)$  (т. е. план реален хотя бы при некотором значении потенциала АЭ). Введем расширение множества  $B(x_t, p_t)$  в виде

$$(13) \quad B_+(x_t, p_t) = \begin{cases} B(x_t, p_t), & x_t \in \text{int } Y(p_t), \\ \mathcal{E}(x_t, p_t), & x_t \in \text{int } Y(p_t), \end{cases}$$

где  $\mathcal{E}(x_t, p_t)$  — замкнутое множество,  $\mathcal{E}(x_t, p_t) \subset W(p_t)$ , причем  $\mathcal{E}(x_t, p_t)^* = x_t$ , если  $x_t \in W(p_t)^*$ .

**Теорема 2.** Пусть АМФ  $\Sigma = (I, \pi, f) \in (\Pi \cap M \cap R)$ . Тогда для правильности АМФ  $\Sigma$  необходимо и достаточно, чтобы для любого  $p_t \in P$  выполня-

лось

$$(14) \quad f(x_t, y_t) = h(a_t, a_{t+1}) \quad \forall y_t \in B_+(x_t, p_t),$$

где  $h$  — непрерывная функция своих аргументов, причем

$$(15) \quad h(a_t, a_{t+1}) \uparrow a_{t+1}, u(a_t, a_{t+1}) \uparrow a_{t+1}, a_{t+1} \leq a_{t+1}^*,$$

$$(16) \quad \arg \max_{a_{t+1} \in A_{t+1}} h(a_t, a_{t+1}) = \arg \max_{a_{t+1} \in A_{t+1}} u(a_t, a_{t+1}) = \\ = \min [a_{t+1}^*, I(a_t, y_t)],$$

где

$$(17) \quad u(a_t, a_{t+1}) = \sum_{\tau=t}^{t+T} \rho^{\tau-t} E_{t+1}^{\tau} h(\bar{a}_\tau, \bar{a}_{\tau+1}), \bar{a}_t = a_t, \bar{a}_{t+1} = a_{t+1}, \bar{a}_{\tau+1} = \\ = I(\bar{a}_\tau, z_\tau), z_\tau \in B(\bar{x}_\tau, \bar{p}_\tau), \bar{p}_\tau = (\bar{a}_\tau, \zeta_\tau), \tau = \overline{t+1, t+T-1}, \\ a_{t+1}^* = I(a_t, \pi(a_t)).$$

Содержательно смысл теоремы 2 заключается в следующем. Правильная процедура стимулирования реализуется функцией  $f(x_t, y_t)$ , максимум которой при  $y_t \in W(p_t)$  (т. е. при заданном  $a_{t+1} = I(a_t, y_t)$ ), согласно (9) и (13), достигается на множестве  $B_+(x_t, p_t)$ . При изменении же  $y_t$  в пределах множеств  $B_+(x_t, p_t)$  с различными значениями  $p_t \in P$  функция  $f(x_t, y_t) = h(a_t, a_{t+1})$  монотонно возрастает с увеличением  $a_{t+1} = I(a_t, y_t)$ , если  $a_{t+1} \leq a_{t+1}^*$  (т. е. до тех пор, пока не достигается равенство  $x_t = y_t$ ). При этом, согласно (16), максимум  $f(x_t, y_t)$  достигается либо при  $x_t = y_t$ , либо при  $y_t = z_t \in A(x_t, p_t)$  (если  $I(a_t, z_t) \leq a_{t+1}^*$ ). Условия (15)–(17) обеспечивают настройку параметров функции  $f(x_t, y_t)$  с учетом дальновидности АЭ и принятых процедур прогнозирования и планирования при помощи характеристики процедуры стимулирования  $u(a_t, a_{t+1})$ . Таким образом, процедура стимулирования в правильном АМФ, как и в прогрессивном [1], основана на скалярных оценках  $a_{t+1}$  как образах состояний векторного АЭ  $y_t$ .

Заметим, что согласно (13) множество максимумов  $f(x_t, y_t)$  при  $x_t \in \text{int} Y(p_t)$ ,  $y_t \in W(p_t)$  произвольно (ввиду произвольности  $\mathcal{E}(x_t, p_t) \subset W(p_t)$ ). Поэтому условие (13) по сути не ограничивает выбор функций  $f(\cdot)$  при синтезе правильных систем стимулирования в АМФ. Существенно лишь то, что при  $y_t \in W(p_t)$  величины  $f(x_t, y_t) = h(a_t, a_{t+1})$  и  $u(a_t, a_{t+1})$  меньше, чем  $h(a_t, a_{t+1}^*)$  и  $u(a_t, a_{t+1}^*)$ . В противном случае дальновидному АЭ выгодно перевыполнять план  $x_t$ .

## 5. Гарантированно правильные механизмы

Обозначим через  $G \subset R$  класс АМФ с процедурами  $I, \pi$ , такими, что  $x_t \in \text{int} Y(p_t)$ ,  $\tau = t, t+T$ ,  $p_t \in P$  (т. е. все планы являются реальными). Для этого достаточно  $x_t \in \bigcap_{p_t \in P} Y(p_t)$ . Представим процедуру стимулирования в виде

$$(18) \quad f(x, y) = g(y) - \chi(x, y), \chi(x, x) = 0, \chi(x, y) > 0, x \neq y,$$

где  $g(y)$  — непрерывная функция. Пусть  $\Sigma \in (P \cap M \cap G)$ . Тогда из условия (18) следует, что функция  $g(\pi(a))$  монотонна по  $a$ ,  $a \in A$ . Действительно, при  $\Sigma \in (G \cap P)$  из (7), (9) следует  $M_\tau f(\pi(a_\tau), y_\tau) = g(\pi(a_\tau))$ , а из  $\Sigma \in M$

следует, что  $g(\pi(a_\tau))$  монотонна по  $a$ ,  $a \in A$ . Тогда, подставляя (18) в условие теоремы 1, получаем, что для гарантированной правильности АМФ (см. разд. 3) необходимо и достаточно, чтобы при любом  $p_i \in P$  выполнялось

$$(19) \quad \arg \max_{y_t \in Y(p_t)} \left[ f(x_t, y_t) + \sum_{\tau=t+1}^{t+T} \rho^{\tau-t} g(\tilde{x}_\tau) \right] = x_t \in Y(p_t),$$

где  $\tilde{x}_\tau = \pi(\tilde{a}_\tau)$ ,  $\tilde{a}_{\tau+1} = I(\tilde{a}_\tau, \tilde{x}_\tau)$ ,  $\tau = t+1, t+T-1$ ,  $\tilde{a}_{t+1} = I(a_t, y_t)$ . Условие (19) устанавливает дополнительное ограничение снизу на функцию штрафов  $\chi(x_t, y_t)$ . Действительно, из (9), (18), (19) следует

$$(20) \quad \chi(x_t, y_t) > g(y_t) - g(x_t) + \psi(x_t, y_t), \quad x_t \neq y_t,$$

$$\text{где } \Psi(x_t, y_t) = \max \left[ 0, \sum_{\tau=t+1}^{t+T} (g(\tilde{x}_\tau) - g(\hat{x}_\tau)) \right], \quad \hat{x}_\tau = \pi(\hat{a}_\tau), \quad \hat{a}_{\tau+1} = I(\hat{a}_\tau, \hat{x}_\tau),$$

$\tau = t+1, t+T-1$ ,  $\hat{a}_{t+1} = I(a_t, x_t)$ ,  $\tilde{x}_\tau$  определено в (19). Заметим, что при

$$\sum_{\tau=t+1}^{t+T} [g(\tilde{x}_\tau) - g(\hat{x}_\tau)] = 0 \quad (20) \text{ совпадает с условием (9), являющимся не-}$$

обходимым и достаточным для правильности механизма в случае недальновидного АЭ (т. е. при  $T=0$ ). Далее, если АМФ  $\Sigma$  прогрессивен по оценке, то легко видеть, что дополнительные штрафы  $\psi(x_t, y_t)$ , связанные с дальновидностью, не равны нулю при  $I(a_t, y_t) > I(a_t, x_t)$ , одинаковы для любых  $y_t \in W(p_t)$  при заданном  $p_t \in P$  и возрастают с увеличением  $I(a_t, y_t)$ . С учетом (3) это означает, что штрафы за «перевыполнение» плана (т. е.  $y_t \in W(a, \xi)$ ,  $x_t \in \text{int } Y(a, \xi)$ ) для дальновидного АЭ должны быть больше, чем для недальновидного. Если же АМФ регрессивен по оценке, то дополнительные штрафы  $\psi(x_t, y_t)$  не равны нулю при  $a_{t+1} = I(a_t, y_t) < \hat{a}_{t+1} = I(a_t, x_t)$  и возрастают с уменьшением  $a_{t+1} = I(a_t, y_t)$ . В этом случае учет дальновидности приводит к необходимости усиления штрафов за «невыполнение» планов (т. е. уменьшение  $a_{t+1}$ ).

## 6. Открытый АМФ

Предположим теперь, что план на период  $t$  назначает сам АЭ (так называемое открытое планирование), после чего функционирование системы осуществляется так, как было описано ранее. По существу, АЭ задает начальную величину плана в итеративной процедуре его формирования. Содержательно это соответствует открытому текущему планированию состояний АЭ с получением адаптивной оценки параметров его модели ограничений и перспективным планированием на ее основе.

Обозначим процедуру планирования, включающую открытое текущее планирование и адаптивное перспективное планирование (4), через  $\pi^0$ . Механизм функционирования с процедурами планирования  $\pi^0$ , прогнозирования  $I$  (1) и стимулирования  $f$  (4) будем называть «открытым АМФ» и обозначать  $\Sigma = (I, \pi^0, f)$ . В отличие от «обычного» АМФ, в открытом АМФ элемент осуществляет выбор плана  $x_t$ , а затем и выбор состояния  $y_t$ . Естественно поэтому в качестве оптимальных открытых АМФ рассматривать такие, при которых план и состояние АЭ принадлежат, соответственно, множествам оптимальных планов и состояний. Поскольку выбор  $y_t$ ,  $\tau = t+1, t+T$  также зависит от АЭ, то в качестве прогнозных по-прежнему

рассматриваются состояния, максимизирующие целевую функцию (4). Ожидаемый выигрыш АЭ при плане  $x_t$ , очевидно, имеет вид

$$(21) \quad \hat{w}(x_t) = M_t^{t+T} w(\varphi_t, \dots, \varphi_{t+T}),$$

где  $x_t \in X_t$ ,  $X_t$  — множество допустимых планов. Следовательно, множество предпочтительных для АЭ планов при открытом планировании имеет вид  $Q(\Sigma, X_t) \text{ Arg max}_{x_t \in X_t} \hat{w}(x_t)$ .

Обозначим множество оптимальных планов через  $X_t^0$ . В соответствии с вышесказанным открытый АМФ  $\Sigma = (I, \pi^0, f)$  называется оптимальным, если  $Q(\Sigma, X_t) \subset X_t^0$  и имеет место (8).

*Теорема 3.* Пусть открытый АМФ  $\Sigma = (I, \pi^0, f) \in (II \cap M)$ . Тогда для оптимальности АМФ  $\Sigma$  необходимо и достаточно выполнения следующих условий:

$$(22) \quad V(\Sigma, p_t) \subset B(p_t), \quad p_t \in P,$$

$$(23) \quad \text{Arg max}_{x_t \in X_t} v(x_t) \subset X_t^0,$$

где  $v(x_t) = E_t v(x_t, z_t)$ ,  $z_t \in B(p_t)$ .

Функцию  $v(x_t)$  будем называть характеристикой открытого АМФ.

## 7. Встречный АМФ

Предположим теперь, что в периоде  $t$  план  $x_t = \pi(a_t)$  назначается центром на основе текущей оценки параметров модели ограничений АЭ  $a_t$ , сообщаемой элементом центру (так называемый встречный способ формирования данных), после чего функционирование системы осуществляется точно так же, как и в базовой модели. Содержательно это соответствует встречному текущему планированию с получением в дальнейшем адаптивных оценок параметров АЭ и перспективным планированием на их основе.

Обозначим процедуру прогнозирования, включающую встречный способ формирования текущей оценки параметров АЭ и адаптивное прогнозирование этих параметров в перспективе посредством процедуры  $I$ , через  $I^0$ . Механизм функционирования с процедурами прогнозирования  $I$ , планирования  $\pi$  и стимулирования  $f$  (5) будем называть **встречным АМФ** и обозначать  $\Sigma = (I^0, \pi, f)$ . Понятие оптимальности встречных АМФ вводится аналогично понятию оптимальности открытых АМФ. Обозначим через  $A_t$  и  $A_t^0$ , соответственно, множества допустимых и оптимальных для центра оценок  $a_t$ ,  $A_t^0 \subset A_t$ . Встречный АМФ  $\Sigma = (I^0, \pi, f)$  будем называть оптимальным, если  $\text{Arg max}_{a_t \in A_t} \hat{w}(\pi(a_t)) \subset A_t^0$  и имеет место (8). Тогда из теоремы 3

получаем

*Следствие.* Пусть встречный АМФ  $\Sigma = (I^0, \pi, f) \in (II \cap M)$ . Тогда для оптимальности  $\Sigma$  необходимо и достаточно, чтобы

$$V(\Sigma, p_t) \subset B(x_t, p_t), \quad p_t \in P, \quad \text{Arg max}_{a_t \in A_t} v(\pi(a_t)) \subset A_t^0.$$

Пример — гарантированно правильный встречный АМФ. Пусть  $\Sigma \in (II \cap M \cap G)$  и имеет место (18). Тогда условие (22) имеет вид (19), а характеристическая функция открытого АМФ

$$v(x_t) = g(x_t) + \sum_{\tau=t+1}^{t+T} \rho^{\tau-t} g(\bar{x}_\tau) = \hat{w}(x_t),$$

где  $\tilde{x}_\tau$  определяется согласно (19). Заметим, что  $v(\pi(a_t))$  монотонна по  $a_t$ ,  $a_t \in A_t$ , поскольку, во-первых,  $\Sigma \in M$  и  $h(\pi(a_t))$  монотонна по  $a_t$  и, во-вторых,  $I(a_t, y_t) \uparrow a_t$ . Далее, если  $a_t \in A_t^G = \{a_t | x_t \in Y(p_t), x_t \in Y(p_t), p_t = (\tilde{a}_t, \xi_t), \tau = t+1, t+T\}$ , где  $\tilde{a}_t$  определяется согласно (19), то встречный АМФ  $\Sigma$  является гарантированно правильным (т. е.  $\Sigma \in G$ ). Пусть  $\Sigma$  прогрессивен по оценке, так что  $h(\pi(a_{t+})) \uparrow a_t$ . Тогда, очевидно,  $\arg \max_{a_t \in A_t^G} v(\pi(a_t)) =$

$$= \max_{a_t \in A_t^G} a_t = a_t^* \text{ Таким образом, АЭ сообщает центру наибольшую оценку}$$

$a_t^*$  из всех оценок  $a_t \in A_t^G$ , при которых планы гарантированно реализуемы в периодах  $t, \dots, t+T$ . Если  $a_t^* \in A_t^0$ , то, согласно следствию, рассматриваемый механизм является оптимальным, в противном случае — нет. Если же АМФ  $\Sigma$  регрессивен по оценке, то  $h(\pi(a_t))$  и  $v(\pi(a_t))$  строго монотонно убывает по  $a_t$ . Поэтому АЭ сообщает минимальную оценку  $\min_{a_t \in A_t^G} a_t$ .

## 8. Заключение

В настоящей работе развит подход к построению правильных АМФ дальновидных АЭ, являющихся одновременно правильными и в случае недальновидных АЭ (т. е. при  $\Sigma \in \Pi$ ). Используя свойство монотонности АМФ по оценке (т. е.  $\Sigma \in M$ ), удалось сформулировать необходимые и достаточные условия правильности АМФ в терминах его характеристической функции (теорема 1). С ее помощью решена задача синтеза процедуры стимулирования при реальных<sup>1</sup> ( $\Sigma \in R$ ) и гарантированно выполнимых ( $\Sigma \in G$ ) планах (теорема 2 и п. 5). Поставлены задачи оптимального синтеза АМФ с открытым планированием и встречным способом формирования данных. Их решение также получено на основе характеристики АМФ. Таким образом, развитый в работе [1] и в настоящей работе подход к решению задач анализа и синтеза АМФ активных систем с дальновидными элементами на основе характеристики АМФ представляется весьма плодотворным.

Автор выражает искреннюю благодарность В. Н. Буркову за обсуждение результатов работы.

## ПРИЛОЖЕНИЕ

*Доказательство теоремы 1.* Прежде всего заметим, что из (9) с учетом (7) следует

$$(П.1) \quad f(x_v, y_v) < f(x_v, x_v), \quad x_v, y_v \in Y(p_v), \quad x_v \neq y_v,$$

$$(П.2) \quad f(x_v, z_v) > f(x_v, y_v), \quad x_v \in Y(p_v), \quad y_v \in Y(p_v) \setminus A(x_v, p_v), \quad z_v \in A(x_v, p_v).$$

Введем функции

$$(П.3) \quad v_v(x_v, y_v) = \sum_{\tau=v+1}^{t+T} \rho^{\tau-v} E_{v+1}^{t+T} \tilde{\varphi}_\tau(x_v, y_v) + f(x_v, y_v), \quad \tilde{\varphi}_\tau(x_v, y_v) = \\ = f(x_\tau, z_\tau), \quad x_\tau = \pi(a_\tau), \\ \tilde{a}_\tau = I(\tilde{a}_{\tau-1}, z_{\tau-1}), \quad z_\tau \in B(\tilde{x}_\tau, \tilde{p}_\tau), \quad \tilde{a}_v = a_v, \\ \tilde{p}_\tau = (\tilde{a}_\tau, \xi_\tau) \quad \tau = v+1, v+T, \quad v = t, t+T-1.$$

Заметим, что, согласно (12),  $v_t(x_t, y_t) = v(x_t, y_t)$  и

$$(П.4) \quad v_{v-1}(x_{v-1}, y_{v-1}) = f(x_{v-1}, y_{v-1}) + \rho E_{v-1}^t v_v(x_v, z_v), \quad z_v \in B(\tilde{x}_v, \tilde{p}_v).$$

<sup>1</sup> Напомним, что случай перереальных планов ( $\Sigma \in R$ ) рассмотрен в работе [1].



Из (9) следует:  $f(x_t, z_t) = M_t f(x_t, y_t)$ ,  $z_t \in B(x_t, p_t)$ ,  $x_t \in X_t$ ,  $p_t \in P$ . Отсюда в силу  $A_t \supset A_{t+T}$ ,  $X_t \supset X_{t+T}$  получаем  $f(x_{t+T}, z_{t+T}) = M_{t+T} f(x_{t+T}, y_{t+T})$  при любых  $z_{t+T} \in B(x_{t+T}, p_{t+T})$ ,  $x_{t+T} \in X_{t+T}$ ,  $p_{t+T} \in P$ . Теперь, используя определение (П.1), нетрудно показать:

$$v_{t+T-1}(x_{t+T-1}, y_{t+T-1}) = f(x_{t+T-1}, y_{t+T-1}) + \rho M_{t+T} \Phi_{t+T}(x_{t+T-1}, y_{t+T-1}).$$

Далее доказательство проводится по индукции. Предположим, что для некоторого  $v$ ,  $t+1 \leq v \leq t+T-1$  имеем

$$(П.5) \quad v_v(x_v, y_v) = f(x_v, y_v) + \sum_{\tau=v+1}^{t+T} \rho^{\tau-v} M_{v+1}^{t+T} \Phi_{\tau}(x_v, y_v),$$

и покажем, что

$$(П.6) \quad v_{v-1}(x_{v-1}, y_{v-1}) = f(x_{v-1}, y_{v-1}) + \sum_{\tau=v}^{t+T} \rho^{\tau-v} M_v^{t+T} \Phi_{\tau}(x_v, y_v).$$

Используя последовательно то обстоятельство, что  $M_v^{\mu} = E_{\xi_v} M_v M_{v+1}^{\mu}$ , а также предположение (П.5), имеем

$$(П.7) \quad \sum_{\tau=v}^{t+T} \rho^{\tau-v} M_v^{t+T} \Phi_{\tau}(x_{v-1}, y_{v-1}) = \rho M_v v_v(x_v, y_v),$$

$$x_v = \pi(a_v), \quad a_v = I(a_{v-1}, y_{v-1}), \quad x_{v-1} = \pi(a_{v-1}), \quad y_v \in Y(p_v), \quad p_v \in P.$$

Докажем вначале необходимость, а затем и достаточность условий теоремы.

1. *Необходимость.* Покажем, что при  $\Sigma \in (P \cap M)$  имеет место

$$(П.8) \quad M_v v_v(x_v, y_v) = v_v(x_v, z_v), \quad z_v \in R(\Sigma, p_v).$$

Заметим, что при  $x_v \in Y(p_v)$  вследствие правильности  $\Sigma$  имеем из (7), (8)  $R(\Sigma, p_v) = x_v$ . Отсюда, используя определение (6), имеем при  $t=v$

$$(П.9) \quad f(x_v, x_v) + \sum_{\tau=v+1}^{v+T} \rho^{\tau-v} [M_{v+1}^{v+T} \Phi_{\tau}(x_v, x_v) - M_{v+1}^{v+T} \Phi_{\tau}(x_v, y_v)] > f(x_v, y_v),$$

$$x_v \in X_v, \quad y_v \in Y(p_v), \quad x_v \neq y_v.$$

Далее, заметим, что если  $q_v, g_v \in Y(p_v)$  таковы, что  $I(a_v, q_v) \geq I(a_v, g_v)$ , то при прогрессивности по оценке получаем

$$(П.10) \quad \sum_{\tau=\xi+1}^{\mu} \rho^{\tau-v} [M_{v+1}^{\mu} \Phi_{\tau}(x_v, q_v) - M_{v+1}^{\mu} \Phi_{\tau}(x_v, g_v)] \geq 0,$$

а при регрессивности по оценке -

$$(П.11) \quad \sum_{\tau=\xi+1}^{\mu} \rho^{\tau-v} [M_{v+1}^{\mu} \Phi_{\tau}(x_v, q_v) - M_{v+1}^{\mu} \Phi_{\tau}(x_v, g_v)] \leq 0$$

при любых  $v \leq \xi \leq \mu-1$ ,  $\mu \leq v+T$ .

1.1. *Регрессивность по оценке.* При  $x_v \in Y(p_v)$  согласно (7)  $B(x_v, p_v) = A(x_v, p_v) \subset W(p_v)$ . Повторяя дословно все рассуждения, проведенные при доказательстве необходимости теоремы 2 в [1], получаем искомое утверждение (П.8).

Пусть теперь  $x_v \in Y(p_v)$ . Предположим, что  $I(a_v, x_v) \leq I(a_v, y_v)$ . Тогда, полагая в (П.11)  $\xi = t+T$ ,  $\mu = v+T$ ,  $q_v = x_v$ ,  $g_v = y_v$ , суммируя полученное в результате неравенство с (П.1) и учитывая (П.5), получаем (П.8). Пусть теперь  $I(a_v, x_v) \geq I(a_v, y_v)$ . Полагая в (П.11)  $\xi = t+T$ ,  $\mu = v+T$ ,  $q_v = x_v$ ,  $g_v = y_v$ , получаем

$$(П.12) \quad \sum_{\tau=t+T+1}^{v+T} \rho^{\tau-v} [M_{v+1}^{v+T} \Phi_{\tau}(x_v, y_v) - M_{v+1}^{v+T} \Phi_{\tau}(x_v, x_v)] \geq 0.$$

Суммируя (П.12) и (П.9), с учетом (П.5) снова получаем (П.8).

1.2. *Прогрессивность по оценке.* При  $x_v \in Y(p_v)$ , согласно (7), (8),  $z_v \in A(x_v, p_v) \subset W(p_v)$ , так что согласно (2), (3)  $I(a_v, z_v) \geq I(a_v, y_v)$ , если  $y_v \in Y(p_v)/A(x_v, p_v)$ . Отсюда, полагая в (П.10)  $\xi = v$ ,  $\mu = t+T$ ,  $q_v = z_v$ ,  $g_v = y_v$ , суммируя полученное в результате неравенство с (П.2) и учитывая (П.5), получаем (П.8). Пусть теперь  $x_v \in Y(p_v)$ . Если  $I(a_v, x_v) \geq I(a_v, y_v)$ , то, полагая в (П.10)  $\xi = v$ ,  $\mu = t+T$ ,  $q_v = y_v$ ,  $g_v = x_v$  и вычитая из полученного неравенства (П.4), также имеем (П.8). Наконец, при  $I(a_v, x_v) \leq I(a_v, y_v)$ , полагая в (П.10)  $\xi = t+T$ ,  $\mu = v+T$ ,  $q_v = y_v$ ,  $g_v = x_v$ , получаем (П.12). Суммируя (П.12) и (П.9), вновь получаем (П.8).

Таким образом, (П.8) имеет место при  $\Sigma \in (П \cap M)$ . Далее, согласно (8),  $z_v \in B(x_v, p_v)$ . Но тогда из (П.7) и (П.4) следует (П.6) при любых  $v = t+1, t+T$ . Полагая в (П.6)  $v = t+1$ , учитывая, что  $v_t(x_t, z_t) = v(x_t, y_t)$ , и сравнивая (5) и (П.6), имеем

$$(П.13) \quad v(x_t, z_t) = \hat{w}(x_t, z_t) > \hat{w}(x_t, y_t) = v(x_t, y_t).$$

Следовательно, согласно (6), (11), (12),  $V(\Sigma, p_t) = R(\Sigma, p_t)$  и, согласно (8),  $z_v \in B(x_v, p_v)$ . На этом доказательство необходимости заканчивается.

2. *Достаточность.* Покажем, что при  $\Sigma \in (П \cap M)$  имеет место

$$(П.14) \quad M_v \nu_v(x_v, y_v) = \nu_v(x_v, z_v), \quad z_v \in V(\Sigma, p_v).$$

Заметим, что при  $x_v \in Y(p_v)$ ,  $t=v$  вследствие (7), (10)  $V(\Sigma, p_v) = x_v$ . Отсюда, используя определение (11), имеем при  $t=v$ ,  $x_v \neq y_v \in Y(p_v)$

$$(П.15) \quad f(x_v, x_v) + \sum_{\tau=v+1}^{v+T} \rho^{\tau-v} [E_{v+1}^{v+T} \bar{\Phi}_\tau(x_v, x_v) - E_{v+1}^{v+T} \bar{\Phi}_\tau(x_v, y_v)] > f(x_v, y_v).$$

Кроме того, согласно (П.1) и (9),  $V(\Sigma, p_v) = F(x_v, p_v)$ . Далее, по аналогии с (П.10), (П.14) имеем, соответственно, при прогрессивности по оценке

$$(П.16) \quad \sum_{\tau=\xi+1}^{\mu} \rho^{\tau-v} [E_{v+1}^{\mu} \bar{\Phi}_\tau(x_v, q_v) - E_{v+1}^{\mu} \bar{\Phi}_\tau(x_v, g_v)] \geq 0,$$

а при регрессивности по оценке

$$(П.17) \quad \sum_{\tau=\xi+1}^{\mu} \rho^{\tau-v} [E_{v+1}^{\mu} \bar{\Phi}_\tau(x_v, q_v) - E_{v+1}^{\mu} \bar{\Phi}_\tau(x_v, g_v)] \leq 0$$

при любых  $v \leq \xi \leq \mu \leq v+T-1$ .

2.1. *Регрессивность по оценке.* Если  $x_v \in Y(p_v)$ , то  $B(x_v, p_v) = A(x_v, p_v)$  и, повторяя доказательство достаточности теоремы 2 [1], получаем (П.14). Предположим теперь, что  $x_v \in Y(p_v)$ . Тогда в силу (7), (8)  $B(x_v, p_v) = x_v = z_v$  и имеет место (П.1). Если  $I(a_v, x_v) \leq I(a_v, y_v)$ , то, полагая в (П.17)  $q_v = y_v$ ,  $g_v = x_v$ , получаем

$$(П.18) \quad \sum_{\tau=v+1}^{t+T} \rho^{\tau-v} [E_{v+1}^{t+T} \bar{\Phi}_\tau(x_v, y_v) - E_{v+1}^{t+T} \bar{\Phi}_\tau(x_v, x_v)] \leq 0.$$

Суммируя (П.18) с (П.1) и учитывая (П.5), получаем (П.14). Пусть теперь  $I(a_v, x_v) \geq I(a_v, y_v)$ . Тогда, полагая в (П.17)  $\xi = t+T$ ,  $\mu = v+T$ ,  $q_v = x_v$ ,  $g_v = y_v$ , имеем

$$(П.19) \quad \sum_{\tau=t+T+1}^{v+T} \rho^{\tau-t} [E_{v+1}^{v+T} \bar{\Phi}_\tau(x_v, y_v) - E_{v+1}^{v+T} \bar{\Phi}_\tau(x_v, x_v)] \geq 0.$$

Суммируя (П.15) и (П.19) и учитывая (П.5), вновь получаем (П.14).

2.2. *Прогрессивность по оценке.* Пусть  $x_v \in Y(p_v)$ . Тогда в силу (7), (10)  $z_v \in A(p_v \subset W(p_v))$ , так что из-за (2), (3)  $I(a_v, z_v) \geq I(a_v, y_v)$ , если  $y_v \in Y(p_v)/A(p_v)$ . Отсюда, полагая в (П.16)  $\xi = v$ ,  $\mu = t+T$ ,  $g_v = z_v$ ,  $q_v = y_v$  и суммируя полученное неравенство с (П.2), с учетом (П.5) получаем (П.14). Пусть теперь  $x_v \in Y(p_v)$ . Тогда в силу (7), (10)  $z_v = x_v$  и имеет место (П.9). Если  $I(a_v, x_v) \geq I(a_v, y_v)$ , то, полагая в (П.16)  $\xi = v$ ,  $\mu = t+T$ ,  $g_v = x_v$ ,  $q_v = y_v$  и вычитая полученное неравенство из (П.9), получаем (П.14). Наконец, если  $I(a_v, x_v) \leq I(a_v, y_v)$ , то, полагая в (П.16)  $\xi = t+T$ ,  $\mu = v+T$ ,  $g_v = y_v$ ,  $q_v =$

$=x_v$ , имеем

$$(П.20) \quad \sum_{\tau=t+T+1}^{v+T} \rho^{\tau-v} [E_{v+1}^{v+T} \tilde{\varphi}_{\tau}(x_v, y_v) - E_{v+1}^{v+T} \tilde{\varphi}_{\tau}(x_v, x_v)] \geq 0.$$

Теперь, суммируя (П.20) и (П.15), вновь получаем (П.14). Таким образом, (П.14) имеет место, если  $\Sigma \in (П \cap M)$ . Далее, подставляя (П.14) в (П.17) и сравнивая полученное выражение с (П.4), получаем искомое уравнение (П.6) при любых  $v, t+1 \leq v \leq t+T$ . Полагая в (П.6)  $v=t+1$  и учитывая условия определения (5), получаем (П.13) при любых  $x_t \in X_t, z_t \in V(\Sigma, p), y_t \in Y(p)/V(\Sigma, p)$ . Следовательно, согласно (6), (8), (11), (12),  $R(\Sigma, p) = F(x, p) = V(\Sigma, p) \subset B(x, p)$ , что и требовалось доказать.

*Доказательство теоремы 2* для краткости проведем лишь для случая АМФ, регрессивного по оценке. Зафиксируем  $a_t$  и  $x_t = \pi(a_t)$ . Пусть  $\zeta_t \in \theta$  таково, что  $x_t \in Y(a_t, \zeta_t)$ . Тогда в силу (2)  $a_{t+1}^* = I(a_t, \pi(a_t)) > I(a_t, z_t), z_t \in W(p_t), p_t = (a_t, \zeta_t)$ . Кроме того,  $B(x_t, p_t) = A(x_t, p_t)$ . В этом случае условия теоремы (14)–(17) полностью совпадают с условиями (20)–(22) теоремы 3 работы [1], откуда следует их необходимость и достаточность.

Рассмотрим теперь случай  $x_t \in Y(p_t)$ . Тогда  $B(x_t, p_t) = x_t \forall p_t \in P$  и в силу (3)  $a_{t+1}^* \leq I(a_t, z_t), z_t \in W(p_t)$ . Докажем вначале необходимость, а затем и достаточность условий теоремы.

*Необходимость.* Рассмотрим  $y_t, y'_t \in \bigcup_{\zeta_t \in \theta} A(x_t, p_t)$ , такие, что  $a_{t+1} > a_{t+1}^* = I(a_t, y_t) > I(a_t, y'_t) = a'_{t+1}$ . Тогда, повторяя дословно рассуждения, приведенные в п. 1 доказательства теоремы 3 [1], получаем

$$(П.21) \quad f(x_t, y_t) = h(a_t, a_{t+1}) \uparrow a_{t+1}, a_{t+1} \leq a_{t+1}^*, y_t \in B(x_t, p_t),$$

$$(П.22) \quad u(a_t, a_{t+1}) \uparrow a_{t+1}, a_{t+1} \leq a_{t+1}^*.$$

Пусть теперь  $y_t \in A(x_t, p_t)$  таково, что  $a_{t+1} = I(a_t, y_t) > a_{t+1}^*$ . В силу  $\Sigma \in \Pi$  и (9) имеем

$$(П.23) \quad f(x_t, y_t) < f(x_t, x_t).$$

Следовательно, функция  $f$  убывает по  $a_{t+1}$  при  $a_{t+1} > a_{t+1}^*$ . Кроме того, она убывает по  $a_t$ . Наконец, при  $y'_t \in A(x_t, p_t)$  имеем по определению  $A(x_t, p_t)$

$$(П.24) \quad f(x_t, y_t) = f(x_t, y'_t), \quad I(a_t, y_t) = I(a_t, y'_t).$$

Последнее равенство имеет место в силу  $A(x_t, p_t) \subset W(p_t)$ . С учетом (П.24), (П.25) и  $x_t = \pi(a_t)$  имеем при  $a_{t+1} > a_{t+1}^*$

$$(П.25) \quad f(x_t, y_t) = h(a_t, a_{t+1}) < h(a_t, a_{t+1}^*) = f(x_t, x_t).$$

Поскольку АМФ  $\Sigma$  – правильный, то по теореме 1  $V(\Sigma, p_t) \subset B(x_t, p_t) = x_t$ . Подставляя (П.21) и (П.25) в условия (10)–(12) теоремы 1, имеем с учетом определения (17)

$$(П.26) \quad V(\Sigma, p_t) = \arg \max_{\substack{y_t \in \\ \zeta_t \in [b, \zeta_t]}} \bigcup_{\zeta_t \in [b, \zeta_t]} A(x_t, a_t, \zeta_t) \quad u(a_t, a_{t+1}) = x_t.$$

Следовательно,

$$(П.27) \quad \arg \max_{a_{t+1} \in A_{t+1}} u(a_t, a_{t+1}) = a_{t+1}^*, a_{t+1} > a_{t+1}^*.$$

Объединяя (П.21) и (П.25), а также (П.22) и (П.27), получаем (16). На этом доказательство необходимости заканчивается.

*Достаточность.* В силу  $a_{t+1}^* \leq I(a_t, z_t), z_t \in W(p_t)$  имеем, согласно (16),  $\arg \max_{a_{t+1} \in A_{t+1}} u(a_t, a_{t+1}) = a_{t+1}^*$ . С другой стороны, используя определение  $V(\Sigma, p_t)$

(11), (12) и условия (14)–(17), вновь получаем (П.26). Отсюда, учитывая, что  $a_{t+1}^* = I(a_t, \pi(a_t))$ , имеем  $V(\Sigma, p_t) = \pi(a_t)$ . Но  $\pi(a_t) = x_t = B(x_t, p_t)$ , так что  $V(\Sigma, p_t) = B(x_t, p_t)$  и выполняется условие (10) теоремы 1. Таким образом, АМФ  $\Sigma$  правилен в силу теоремы 1, что и требовалось доказать.

*Доказательство теоремы 3.* Как следует из теоремы 1, условие (22) необходимо и достаточно для того, чтобы имело место (8). Далее, используя определения (21) и (5), имеем  $\hat{w}(x_t) = E_{\zeta_t} M_t \hat{w}(x_t, y_t) = E_{\zeta_t} M_t v(x_t, y_t) = E_{\zeta_t} v(x_t, y_t)$ . Второе равенство имеет место в силу (П.13), а третье — в силу (22). Следовательно,  $Q(\Sigma, X) = \text{Arg max}_{x_t \in X} E_{\zeta_t} v(x_t, z_t)$ . Значит,  $Q(\Sigma, X) \subset B(X)$  тогда и только тогда, когда имеет место (23). Отсюда, используя определение оптимального открытого АМФ, получаем требуемое утверждение.

## ЛИТЕРАТУРА

1. Цыганов В. В. Характеристика и оптимальность адаптивных механизмов // *АиТ*. 1988. № 10. С. 119–127.
2. Бурков В. Н., Цыганов В. В. Адаптивные механизмы функционирования активных систем. I. Активная идентификация и прогрессивность // *АиТ*. 1985. № 9. С. 87–94.

Поступила в редакцию  
3.XII.1987

## CORRECT ADAPTIVE MECHANISMS

TSYGANOV V. V.

An active system is taken up which includes a center and a far-sighted active element with a controllable stochastic model of constraints. The notion is introduced of correctness of adaptive functioning mechanisms, AFM, under uncertainty. The Problem is stated of optimal synthesis of a correct AFM. A characteristic function of AFM is derived which provides the necessary and sufficient conditions of correctness. The incentive procedure is synthesized in an optimal way in a correct AFM. The problems of above-board and challenge scheduling in an AFM are formulated and solved. The findings are illustrated for assuredly correct AFMs.