

## ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ ДЛЯ АВТОМАТИЗИРОВАННОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЭКОНОМИЧЕСКИХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ ПРОМЫШЛЕННЫХ ПРОИЗВОДСТВ

*Запропоновано проблемно-орієнтований науковий базис для динамічних систем великої розмірності, сутність якого полягає в додатковому введенні в загальний критерій оптимізації всієї системи модифікуючої складової критерію, структура і коефіцієнти якої вибираються залежно від прийнятого способу декомпозиції системи.*

*Предложен проблемно-ориентированный научный базис для динамических систем большой размерности, сущность которого состоит в дополнительном введении в общий критерий оптимизации всей системы модифицирующей составляющей критерия, структура и коэффициенты которой выбираются в зависимости от принятого способа декомпозиции системы.*

*The problem-oriented scientific basis for dynamic systems of the big dimension is offered, the essence of which consists of additional support in the general criterion of optimization of all system by the modifying component of criterion, the structure and coefficients of which get out depending on the accepted method of decomposition of the system.*

**Введение.** Коренная трансформация украинской экономики, отказ от централизованного директивного планирования, переход к рыночным отношениям, ориентация на интеграцию в мировую экономику обусловили изменение, как условий функционирования, так и целевые установки промышленных производств (ПП).

Отказ от диктата производителя и ориентация на удовлетворение быстро изменяющегося спроса потребителей требует расширения номенклатуры, перехода от массового к среднему и мелкосерийному производству, сокращения жизненного цикла и интенсивного обновления продукции, углубления кооперации. Эти изменения проходят на фоне жесткой конкуренции между производителями, нестабильности и стохастичности внешней среды. В целом это приводит, с одной стороны, к существенному усложнению ПП как объектов управления, которое выражается в увеличении размерности, многозначности, многокритериальности, наличии существенных нелинейностей, повышенной чувствительности к внешним воздействиям, высокой неопределенности исходной информации, а с другой, к повышению требований к эффективности управления.

В совокупности все перечисленные факторы делают неэффективным традиционное программное управление, являющееся суперпозицией процессов программирования и стабилизации (парирования отклонений от плана). В условиях необходимости динамической коррекции целей, вариации в широких пределах ограничивающих ресурсов, состава и величины внешних возмущающих воздействий необходимо переходить к принципам адаптивного управления, когда управляющие воздействия определяются в каждый момент времени как явная функция текущего состояния объекта управления, целевых установок, состояния внешней среды и требований метасистемы.

Адаптация заключается, в зависимости от конкретной ситуации, в изменении как количественных и качественных значений элементов производственной системы, так и при необходимости ее организационной структуры.

Проблема реализации адаптивного управления крайне сложна и многоаспектна. В условиях высокой динамики изменения условий функционирования ПП задача эффективного адаптивного управления не может быть решена без глубокой автоматизации процессов идентификации состояний ПП и внешней среды, принятия решений в условиях многокритериальности, неопределенности и риска, т.е. без создания адаптив-

ных автоматизированных систем управления (ААСУ).

В свою очередь это требует разработки проблемно-ориентированного научного базиса: специализированных математических моделей, методов, вычислительных инструментальных средств.

Во всем мире в этом направлении ведутся интенсивные работы, однако, в целом проблема далека от исчерпывающего решения. Поэтому исследования, посвященные разработке ААСУ несомненно актуальны как в теоретическом, так и в прикладном аспектах.

**Постановка задачи.** Разработать проблемно-ориентированный научный базис обеспечивающий упрощение вычислительных процедур при определении оптимальных управлений систем нижнего уровня.

**Решение задачи.** Одной из подсистем автоматизированной системы плановых расчетов (АСПР) является подсистема прогнозирования экономических показателей, представленных временными рядами. Длина ряда, точность измерений, вид скрытой закономерности изменения экономического показателя, интервал прогнозирования, шаг по времени и другие свойства экономического показателя как объекта идентификации с целью прогноза могут изменяться в широких пределах. Статистика помех тоже носит неопределенный характер.

В такой постановке задача прогнозирования может быть качественно решена [1] только в классе многократно адаптивных автоматизированных систем идентификации (МАСИ). Подсистема  $\{\Sigma\}$  представляет множество структур модели временного ряда, задаваемых пользователем, или же структура выбирается автоматически из имеющегося подмножества структур элементов  $f_i(t)$  (табл. 1).

При автоматическом формировании структуры модели из элементов  $f_i(t)$  ( $i = \overline{1, 16}$ ) для сокращения числа вариантов множество моделей  $\{\Sigma\}$  разбито на два подмножества:

- 1) авторегрессионных моделей;
- 2) полиномиальных моделей.

Подмножество авторегрессионных моделей описывается следующими уравнениями:

$$X(t) = \hat{\beta}_0 X(t-1)$$

$$X(t) = \hat{\beta}_0 X(t-1) + \hat{\beta}_1 X(t-2)$$

$$X(t) = \hat{\beta}_0 X(t-1) + \hat{\beta}_1 X(t-2) + \hat{\beta}_2 X(t-3)$$

$$X(t) = \hat{\beta}_0 X(t-1) + \hat{\beta}_1 X(t-2) + \hat{\beta}_2 X(t-3) + \hat{\beta}_3 X(t-4)$$

#### 1. Подмножества структур элементов

№ п/п	Подмножество структур элементов $f_i(t)$	Множество структур модели временного ряда $t$
1.	$f_1(t)$	$t^2$
2.	$f_2(t)$	$t^{-1}$
3.	$f_3(t)$	1
4.	$f_4(t)$	$ t ^{1/4}$
5.	$f_5(t)$	$t^{1/3}$
6.	$f_6(t)$	$ t ^{1/2}$
7.	$f_7(t)$	$t^{3/2}$
8.	$f_8(t)$	$t$
9.	$f_9(t)$	$t^2$
10.	$f_{10}(t)$	$t^3$
11.	$f_{11}(t)$	$t^4$
12.	$f_{12}(t)$	$X(t-1)$
13.	$f_{13}(t)$	$X(t-2)$
14.	$f_{14}(t)$	$X(t-3)$
15.	$f_{15}(t)$	$X(t-4)$
16.	$f_{16}(t)$	$X(t-5)$

Подмножество полиномиальных моделей описывается уравнениями:

$$X(t) = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 t^{1/2};$$

$$X(t) = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 t;$$

$$X(t) = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 t + \hat{\beta}_2 t^2;$$

$$X(t) = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 t^2;$$

$$X(t) = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 t^3;$$

$$X(t) = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 t + \hat{\beta}_2 t^3;$$

$$X(t) = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 t + \hat{\beta}_2 t^2 + \hat{\beta}_3 t^3;$$

$$X(t) = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 t^{-1};$$

$$X(t) = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 t^{-1} + \hat{\beta}_2 t$$

$$X(t) = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 t^{-1} + \hat{\beta}_2 t^{-2}$$

$$X(t) = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 t^{-1} + \hat{\beta}_2 t^{-2} + \hat{\beta}_3 t$$

где  $t = \overline{1, M + \tau}$ .

Первое подмножество принимается для длинных временных рядов ( $M > 15$ ), второе – для коротких. Если ряды длинные и сложные, то обычно лучше авторегрессионные модели, для коротких рядов лучше полиномиальные, так как они не требуют задания

начальных условий. Множество  $\{\Sigma\}$  подобрано из моделей на основе анализа соответствия их реальным временным рядам:

- модель авторегрессии первого порядка выделяет экспоненциальный тренд;
- модель второго порядка и выше – смесь экспоненциальных и колебательных трендов;
- модели степенные со степенями больше единицы – в основном аperiодические возрастающие;
- модели степенные со степенями меньше единицы – убывающие тренды.

Подсистема  $\{Opt, \alpha\}$  состоит из набора методов  $Opt$  оценивания  $\hat{\beta}$  в моделях и набора параметров  $\alpha$  этих методов. В нее вошли следующие методы:

- 1) наименьших квадратов (МНК);
- 2) наименьших квадратов с адаптивным сглаживанием переменных (ОМНК);
- 3) наименьших квадратов с адаптивной фильтрацией сдвигом (СМНК);
- 4) наименьших квадратов с адаптивным фильтром (МПК);
- 5) адаптивного многократного коррелирования (ММК);
- 6) адаптивного однократного (МОД) и многократного (ММД) деления.

Лучший вектор  $\alpha^*$  и лучший метод  $Opt^*$  находятся по основному показателю  $I$ .

Подсистема основных показателей  $I$  состоит из показателей  $I_1, I_2$  и  $I_3$ . Показатель

$$I_1 = \sum_{i=1}^n n^{-1} \left| \hat{\beta}_i' - \hat{\beta}_i'' \right| \left| \hat{\beta}_i \right|^{-1}, \quad (1)$$

где  $\hat{\beta}_i', \hat{\beta}_i''$  и  $\hat{\beta}_i$  – оценка  $i$ -го параметра прогнозирующей модели, полученная по выборке соответственно с нечетными ( $t=1,3,5,\dots$ ), четными ( $t=2,4,6,\dots$ ) и всеми отсчетами  $t$  аргумента.

Показатель точности прогнозирования

$$I_2 = \left| 1 - \left[ \sum_{i=1}^L d_i \left| X(M_1 + i) \right| \sum_{i=1}^L d_i \left| \hat{X}(M_1 + 1) \right| \right]^L \times \right. \\ \left. \times \left( \sum_{i=1}^L d_i \left| X(M_1 + i) \hat{X}(M_1 + i) \right| \right) \right|, \quad (2)$$

где  $d_i$  – коэффициенты веса, распределяющие по  $i$  желаемую точность прогноза:

- если надо прогнозировать только на  $m$ -ю точку ( $m \leq L$ ), то  $d_m=1$ ,  $d_i=0$ , ( $i \neq m$ );

- если на все  $L$  точек с одинаковой точностью, то  $d_i=L^{-1}$  и т.д.;

$$M_1 = M - L;$$

$X(M_1 + 1)$  – реальный ряд;

$\hat{X}(M_1 + i)$  – его модель.

Показатель

$$I_3 = \left[ \sum_{i=1}^{M-m} \hat{X}(i) X(i+m) \right]^{-1} \sum_{i=1}^{M-m} \varepsilon(i) X(i+m) \quad (3)$$

где  $\varepsilon(i) = \hat{X}(i) - X(i)$ ,  $m < M$ .

Показатель  $I_1$  характеризует эффективность оценок  $\hat{\beta}$ . Оптимизируя  $\alpha$  по  $I_1$ , уменьшаем дисперсию  $\sigma_{\hat{\beta}}^2$ . Чем проще модель  $(\Sigma, \hat{\beta})$ , тем меньше  $\sigma_{\hat{\beta}}^2$ , т.е. по показателю  $I_1$  будет выбираться более простая модель. Показатель  $I_3$  наоборот будет тем меньше, чем сложнее модель, так как он пропорционален ошибке  $\varepsilon$  аппроксимации ряда  $X(i)$  рядом  $\hat{X}(i)$ . В сумме  $I_1$  и  $I_3$  ограничивают сложность структуры  $\Sigma$  модели сверху и снизу соответственно. Показатель  $I_2$  определяет непосредственно точность прогнозирования на  $L$  точек вперед с весом  $d_i$  для каждого частного прогноза на  $i$  точек.

В МАСИ значение общего основного показателя точности определяется по формуле

$$I = \sum_{i=1}^3 C_i I_i \quad (4)$$

где  $C_i$  – имеет следующие значения:  $C_1 = 0,1$ ;  $C_2 = 0,5$ ;  $C_3 = 0,4$  (или задаются пользователем).

С целью увеличения веса конечным значением временного ряда  $X(t)$  (что особо важно при краткосрочном прогнозировании длинных сложных рядов) в уравнение модели, из которого оценивается  $\hat{\beta}$ , введен экспоненциальный вес:

$$X(t) e^{-(M/t)^\gamma} = \sum_{i=1}^n \hat{\beta}_i f_i(t) e^{-(M/t)^\gamma} \quad (5)$$

где  $t=1,2,\dots,M$ ;  $\gamma=2$  или задается пользователем.

Для выбранных в МАСИ по показателю согласно формуле (4) оптимальных метода

$(Opt^*, \alpha^*)$  и модели  $(\Sigma^*, \beta^*)$  на проверочном участке выборки по показателю согласно формуле (2) оценивается дисперсия прогнозных значений и с учетом нормальности распределения ошибки предсказания вместе с прогнозными значениями  $\hat{x}(M+i)$  выдаются их доверительные интервалы для вероятностей 0,8; 0,9 и 0,997.

Программа состоит из управляющей части (УЧ) и подпрограммы, которая, в свою очередь, состоит из ряда подпрограмм и производит основную часть всех вычислений в программе.

В управляющей части (рис.1,а) производится ввод и анализ исходной информации: управляющих операторов и значений прогнозируемого ряда.

В результате анализа управляющих операторов программы устанавливаются либо заданные пользователем параметры программы, либо «умалчиваемые» значения параметров при отсутствии соответствующей информации. При неправильном заполнении управляющих операторов печатаются диагностические сообщения.

После анализа управляющих операторов для каждой структуры модели производятся подготовка исходной информации для подпрограммы и обращение к этой подпрограмме. После этого анализируются значения общего показателя для каждого метода и каждой полученной модели, и выбирается лучшая. По выбранной модели вычисляются значения ряда на прогнозируемом участке, и осуществляется вывод на печатающее устройство таблиц выходной информации.

Подпрограмма (рис.1,б) состоит укрупнено из собственно управляющей части программы и подпрограмм HELP и CALL. Подпрограмма HELP содержит подпрограммы показателей точности, а подпрограмма CALL содержит подпрограммы методов и осуществляет вызов этих методов. В самой подпрограмме устанавливаются начальные значения параметров методов и с помощью подпрограммы HELP определяются значения общего показателя точности.

После анализа этих значений исключаются из дальнейшего поиска решения некоторые методы, значения показателя для которых значительно хуже, чем для других.

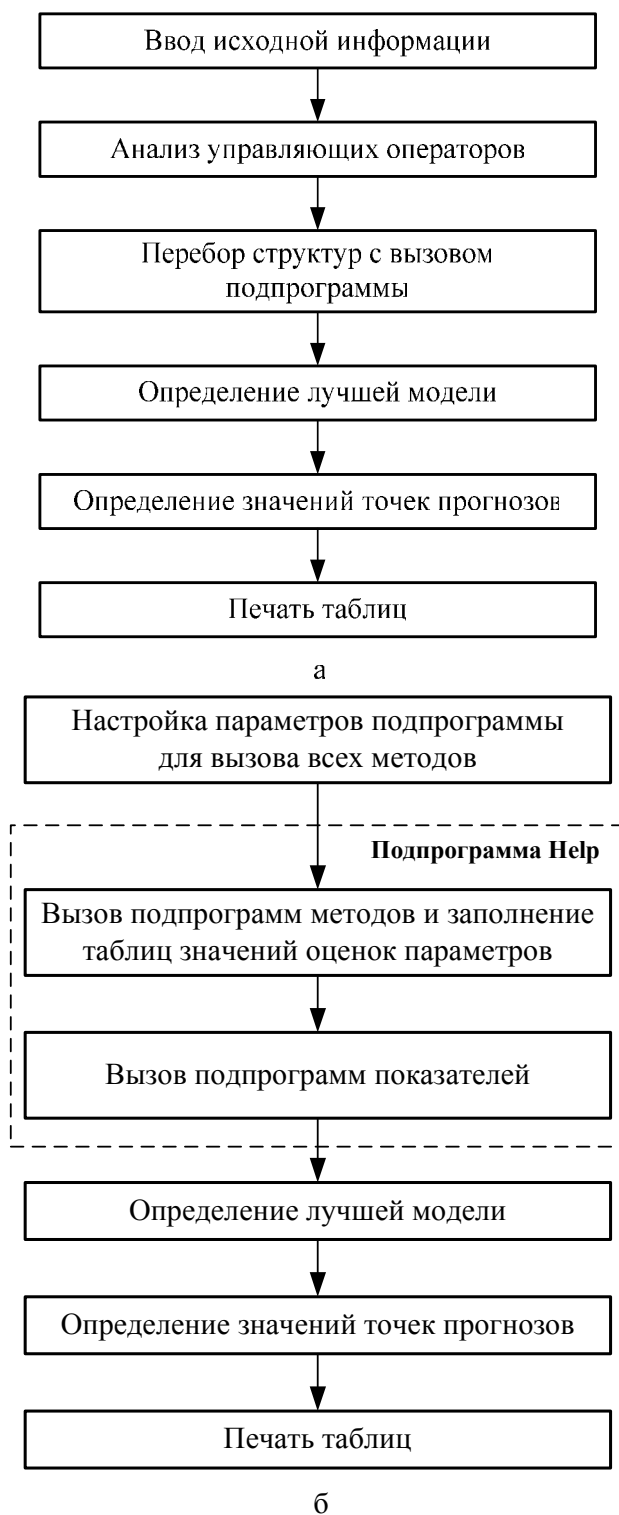


Рис.1. Структурная схема управляющей части программы (а) и подпрограммы (б)

После этого для каждого из оставшихся методов осуществляется перебор параметров этих методов и запоминание лучшего результата. Этот лучший результат и передается вызывающей программе (рис.1,а).

В подпрограмме HELP вычисляются значения каждого показателя точности, а затем и

значение общего показателя. Это осуществляется для каждого метода. Вызов подпрограмм методов осуществляется обращением к подпрограмме CALL.

Программа осуществляет динамическое распределение памяти, поэтому программные ограничения на число структур моделей и длину прогнозируемого ряда не накладываются.

Пусть необходимо построить математическую модель  $\Sigma$  развития экономического показателя  $X(k)$ , представленного выборкой в 312 точек (рис. 2) (среднемесячные значения показателя за 26 лет).

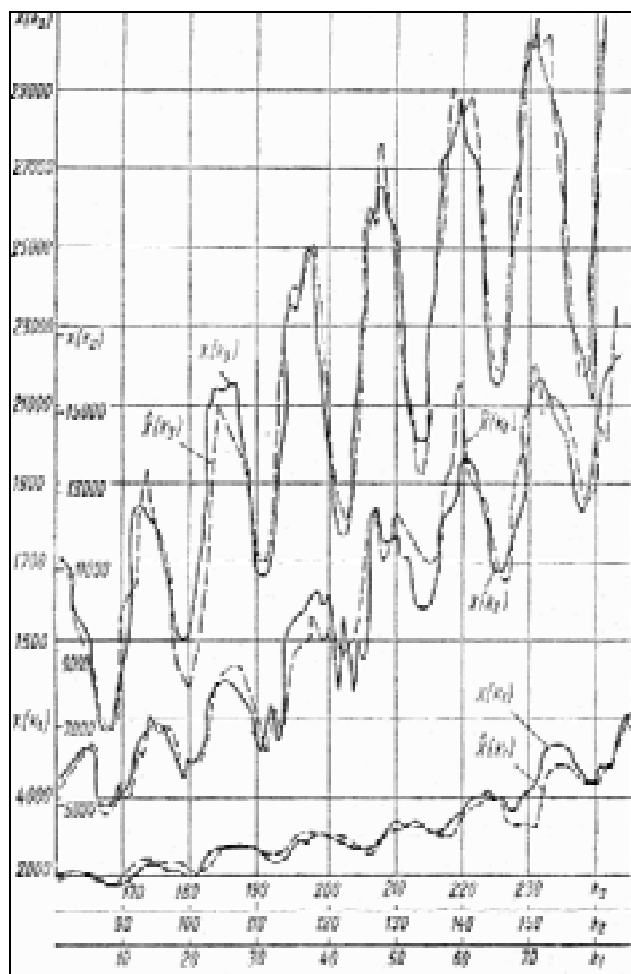


Рис. 2. Кривые прогнозных  $\hat{x}(k_i)$  и измеренных  $x(k_i)$  значений сложного временного ряда при  $i=1-3$

Составляющие процесса  $X(k)$  монотонно и колебательно нарастающие. Колебательная составляющая имеет постоянный период (12 точек), т.е. процесс может быть описан однородным дифференциальным уравнением третьего порядка:

$$(T_1 p - 1)(T_2^2 p^2 - 2T_1 p + 1)X(t) = 0; \quad X(0) = X_0 \quad (6)$$

Пусть задано четыре варианта структуры модели  $\Sigma_1 - \Sigma_4$ :

1)  $\Sigma_1$  – более простая, чем модель (6), дискретная модель

$$\hat{X}(k+2) = \beta_0 X(k+1) + \beta_1 X(k) \quad (7)$$

2)  $\Sigma_2$  – более сложная

$$\hat{X}(k+4) = \beta_0 X(k+3) + \beta_1 X(k+2) + \beta_2 X(k+1) + \beta_3 X(k) \quad (8)$$

3)  $\Sigma_3$  – с шагом дискретности в 12 точек (один год)

$$\hat{X}(k+48) = \beta_0 X(k+36) + \beta_1 X(k+24) + \beta_2 X(k+12) + \beta_3 X(k) \quad (9)$$

где  $k=1,2,\dots,312$ ;

4)  $\Sigma_4$  – имеет вид модели (9), но число  $k$  пробегает значения от 1 до 312 с шагом 12 ( $k=1,13,\dots,301$ ), т.е. одной из моделей  $\Sigma_1 - \Sigma_3$  описывается весь процесс, моделью  $\Sigma_4$  – процесс, связывающий только каждый первый месяц 26 лет.

Модели (7) и (8) удобны для прогноза на один месяц, модель (9) и  $\Sigma_4$  – на год.

Пусть из имеющихся показателей пользователь применяет показатели  $I_2, I_3$  со следующими параметрами  $L=12$ ;  $d_1=1/12$ ;  $M_1=300$ ;  $m=6$ ;  $M=312$ .

Следует отметить, что можно ввести, в виде отдельной программы, любой показатель.

Введем

$$I_4 = \left[ (N-m)^{-1} \sum_{k=1}^{N-m} \varepsilon(k) \varepsilon(k+m) \right]^{1/2} \quad (10)$$

Основной показатель  $I$  задается, как взвешенная сумма частных.

Пусть  $I'=I_4$ ,  $I''=0,8I_2+0,2I_3$ . Каждый из алгоритмов, кроме МНК, содержит от одного до трех параметров адаптации  $\alpha_i$ , априорная область изменения которых заложена в программу и может впоследствии корректироваться.

Рассмотрим процесс отыскания системой оптимального в смысле  $I'$  элемента ( $Opt^*, \alpha^*$ ) для модели  $\Sigma_1$  (табл. 2).

Для априорно заданных  $\alpha$  на шагах 1–6 определяются  $\beta_0, \beta_1, I'$  для всех шести алгоритмов. Анализируются значения  $I'$  и в зависимости от задаваемого коэффициента сжа-

тия оптимизируются по  $\alpha$  все или часть алгоритмов. На шагах 7–9 оптимизируется первый алгоритм МОД, как алгоритм с наименьшим  $I'$ , затем на шагах 10–14 оптимизируется алгоритм ОМНК, 15–26 – ММК, 27–34 – МПК, 35–46 – ММД.

## 2. Результат работы алгоритма при отыскании системой оптимального элемента

Шаг	Opt	$I'$	$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_1$	$\alpha_1$	$\alpha_2$	$\alpha_3$
1	ММД	1351	1,42	-0,012	0,03	0,9	0,8
2	ММК	366	1,96	-1	0,03	0,9	0,8
3	МОД	157	1,1	-0,001	0,03	–	–
4	МНК	726	0,94	-0,015	–	–	–
5	ОМНК	320	1,83	-0,85	3	–	–
6	МПК	575	1,35	-0,4	2	8	–
7	МОД	157	1,1	-0,001	0,05	–	–
8		157	1,1	-0,001	0,08	–	–
9		161	1,1	-0,004	0,12	–	–
10	ОМНК	312	1,86	-0,88	5	–	–
11		306	1,87	-0,87	7	–	–
12		299	1,83	-0,83	9	–	–
13		299,2	1,62	-0,62	11	–	–
14		2,3	1,8	-0,8	15	–	–
15	ММК	341	1,87	-1	3	0,6	0,3
16		341	1,97	-1	3	0,6	0,8
17		341	1,97	-1	3	0,9	0,3
18		341	1,97	-1	3	0,9	0,8
19		334	2	-1,005	6	0,6	0,3
20		334	2	-1,005	6	0,6	0,8
21		335	2,002	-1,005	6	0,9	0,3
22		335	2,003	-1,005	6	0,9	0,8
23		383	1,95	-1,007	8	0,6	0,3
24		383	1,95	-1,007	8	0,6	0,8
25		383	1,95	-1,007	8	0,9	0,3
26		383	1,95	-1,007	8	0,9	0,8
27	МПК	422	1,785	-0,839	4	3	–
28		11290	-3,53	4,54	4	5	–
29		1749	-0,24	1,24	4	7	–
30		1331	-0,002	1,02	4	8	–
31		1448	-0,068	1,08	6	3	–
32		961	0,194	0,846	6	5	–
33		661	0,32	0,75	6	7	–
34		522	0,37	0,73	6	8	–
35	ММД	262	1,24	-0,018	0,05	0,6	0,3
36		2190	1,52	-0,018	0,05	0,6	0,8
37		122	1,18	-0,013	0,05	0,9	0,3
38		2226	1,52	-0,014	0,05	0,9	0,8
39		673	1,33	-0,024	0,08	0,6	0,3
40		2063	1,51	-0,024	0,08	0,6	0,8
41		116,8	1,18	-0,022	0,08	0,9	0,3
42		1899	1,49	-0,022	0,08	0,9	0,8
43		133	1,24	-0,092	0,012	0,6	0,3
44		14595	2,3	-0,1	0,012	0,6	0,8
45		181	1,26	-0,078	0,012	0,9	0,3
46		5300	1,82	-0,08	0,012	0,9	0,8

Оптимальный элемент (ММД,  $\alpha_1=0,008$ ,  $\alpha_2=0,9$ ,  $\alpha_3=0,3$ ) получен на шаге 41. Результат может быть улучшен. Так, из анализа результатов шагов 35–46 видно, что при  $\alpha_3=0,8$  результат намного хуже, чем при  $\alpha_3=0,3$ . Пользуясь графиком зависимости  $I'$  от  $\alpha_1$ ,  $\alpha_2$  ( $\alpha_3=0,3$ ) (рис.3), задаем новую область значений  $\alpha$  для ММД. Если в ММД очень высокая чувствительность  $I'$  к  $\alpha$ , то в ММК наоборот, т.е. в ММК следует увеличить область значений  $\alpha$ . Это же касается ОМНК и МОД. Однако даже для этих областей  $\alpha$  все алгоритмы дали лучше результаты в смысле  $I'$ , чем МНК. Следовательно, наилучшая аппроксимация  $X(k)$  еще не означает наилучшего решения по другим показателям (в данном случае по  $I'$ ).

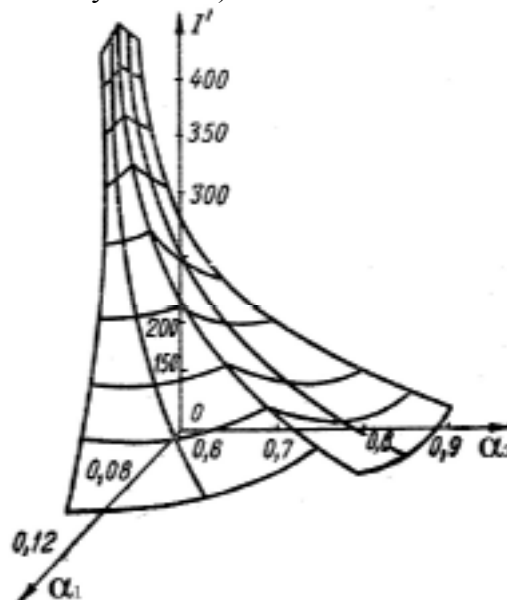


Рис. 3. График зависимости  $I'$  от  $\alpha_1$  и  $\alpha_2$  в ММД

Для различных показателей моделей оптимальными будут различные методы (табл. 3).

Рассчитать, какой из методов будет оптимальным в решении конкретной задачи при недостаточной априорной информации, невозможно. С помощью МАСИ можно решить эту задачу. При изменении структуры модели от  $\Sigma_1$  к  $\Sigma_2$  (со второго – на четвертый порядок уравнения) незначительно изменяется  $I'$  (табл. 3), однако значение  $I'$  меняется очень сильно в зависимости от алгоритма идентификации и его параметров (табл. 2). Это подтверждает целесообразность автоматизации выбора ( $Opt^*$ ,  $\alpha^*$ ).

### 3. Сравнение методов оптимизации

Задание	Метод оптимизации $Opt^*$	Оптимальное решение			
		Показатель $I$		Оценка $\hat{\beta}_i$	
		Вид	Значение	Индекс $i$	Значение $\hat{\beta}_i$
$(\Sigma_1, I')$	ММД	$I'$	116	0 1	1,183 -0,022
$(\Sigma_2, I')$	ОМНК	$I'$	78	0 1 2 3	1,607 -0,352 -0,579 0,327
$(\Sigma_2, I'')$	МНК	$I''$ $I_2$ $I_3$	0,00292 0,00327 0,0015	0 1 2 3	1,425 -0,104 -0,661 0,3435
$(\Sigma_3, I'')$	ОМНК	$I''$ $I_2$ $I_3$	0,0009 0,00069 0,0017	0 1 2 3	1,714 -0,5307 0,5505 -0,7795
$(\Sigma_4, I'')$	МОД	$I''$ $I_2$ $I_3$	0,00063 0,00066 0,00053	0 1 2 3	1,352 0,235 -0,597 0,0065

Кривые процесса  $\hat{X}(k)$  полученные по модели  $\Sigma_3$  и показателю  $I''$  с помощью оптимального алгоритма ОМНК, изображены на рис. 2. Разность ординат  $X(k)$  и  $\hat{X}(k)$  показывает ошибку в прогнозировании с помощью модели  $\Sigma_3$  на 12 точек (один год) вперед.

**Заключение.** В данной статье развита методология многоуровневой оптимизации динамических систем большой размерности, позволяющая за счет соответствующей модификации критерия всей системы существенно упростить вычислительные процедуры при определении оптимальных управлений систем нижнего уровня.

### Список использованной литературы

1. Костюк В.И. Многократно адаптивная система идентификации МАСИ-1 и ее применение. / Костюк В.И., Сильвестров А.И., Юдин А.Ю. – Вест. Киев, политехн. ин-та. Техн. кибернетика, 1980.– вып. 4. – С. 73-79.
2. Лозневой А.Ф. Система оптимального адаптивного управления непрерывным технологическим процессом. / Лозневой А.Ф., Сильвестров А.Н., Собкевич Н.О., Яценко Ю.В. // В кн.: Математическое моделирование и управление химико-технологическим производством. – К.: Техніка, 1987. – С. 25-81.
3. Солодовников В.В. Расчет оптимальных систем автоматического управления при наличии помех. / Солодовников В.В., Матвеев П.С. – М.: Машиностроение, 1973. – 239 с.
4. Сильвестров А.Н. К вопросу классификации методов идентификации по степени адаптивности. / Сильвестров А.Н. – Автоматика, 1981. – № 5. – С. 7-13.

Получено 10.09.2009



Лисяной  
Геннадий Владимирович,  
ст. преподаватель кафедры  
математики и информатики  
Одесского филиала Евро-  
пейского ун-та,  
г. Одесса, ул. В. Стуса, 2-д,  
тел. 757-87-31,  
м. тел. 067-519-4272