

## ИСПОЛЬЗОВАНИЕ СИСТЕМЫ ОГРАНИЧЕНИЙ НА ПАРАМЕТРЫ ПРОГНОЗИРУЮЩИХ МОДЕЛЕЙ ПРИ ИДЕНТИФИКАЦИИ МАССООБМЕННЫХ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ

А. А. Гончаров<sup>1</sup>, Г. Б. Диго<sup>2</sup>, Н. Б. Диго<sup>2</sup>, А. Ю. Торгашов<sup>1</sup>

*Лаборатория систем управления технологическими процессами (1),  
лаборатория управления надежностью сложных систем (2),  
ФГБУН «Институт автоматики и процессов управления»  
Дальневосточного отделения РАН;  
torgashov@iacp.dvo.ru*

**Ключевые слова:** квадратичная оптимизация; ограничения на коэффициенты модели; параметрическая идентификация; прогнозирующая модель; технологический объект.

**Аннотация:** Изложен подход к решению задачи идентификации прогнозирующих моделей массообменных технологических объектов. Показано, что введение ограничений на коэффициенты модели позволяет использовать априорную информацию о структуре и параметрах модели, исходя из физико-химической сущности технологического объекта в условиях недостаточного объема обучающей выборки и при наличии погрешности измерений, искажающих оценки параметров в результате применения регрессионных методов. Дано описание случая оценки параметров модели на обучающей выборке недостаточного объема, содержащей данные как статических, так и динамических режимов. Полученные результаты протестированы на данных промышленного процесса фракционирования нефти в атмосферной ректификационной колонне при идентификации параметров моделей виртуальных анализаторов для прогноза показателей качества (температур начала и конца кипения) таких целевых продуктов, как бензиновая и дизельная фракции. Показано, что учет ограничений на коэффициенты модели позволяет повысить качество прогнозирования выхода, прежде всего в тех случаях, когда данные из проверочной выборки не содержатся в обучающей выборке.

---

### Введение

Оперативное управление технологическими процессами и, в частности, массообменными технологическими объектами, неразрывно связано с мониторингом на конкретном производстве и опирается на результаты, полученные как при сборе и обработке данных имеющихся измерительных средств, так и по промежуточным и выходным лабораторным анализам. Но несоответствие между пропускной способностью и применяемой технологией лабораторных средств анализа проб реальным потребностям современного производства зачастую не позволяет получить необходимый уровень полноты, оперативности и достоверности результатов

анализов заводских лабораторий и поточных анализаторов. Возникающие проблемы удается решать, используя систему виртуального мониторинга [1], основанного на новых информационных технологиях и обеспечивающего получение дополнительной информации о текущем состоянии технологического процесса по результатам обработки оперативных и имевшихся ранее данных, собранных уже существующими контрольно-измерительными средствами. Виртуальный мониторинг основан на использовании виртуальных анализаторов (ВА), представляющих собой программно-алгоритмические комплексы на основе прогнозирующих моделей, для оценки текущих состояний и прогноза показателей качества продуктов технологического процесса.

При создании и эксплуатации систем усовершенствованного управления проблема построения эффективных прогнозирующих моделей для технологических объектов по-прежнему остается актуальной. В реальных условиях возникают трудности, связанные с воздействием внешних неизмеряемых возмущений, переменной задержкой измерения выхода, отсутствием сведений о структуре модели, невозможностью достижения статического режима технологического процесса. В связи с этим необходимо подбирать или разрабатывать методы, позволяющие преодолевать эти трудности.

Представим подход к решению задачи идентификации прогнозирующих моделей массообменных технологических объектов. Рассмотрим случай оценки параметров модели по обучающей выборке недостаточного объема, содержащей данные как статических, так и динамических режимов. Полученные результаты протестированы на данных промышленного процесса фракционирования нефти в атмосферной ректификационной колонне при идентификации параметров моделей ВА для прогноза показателей качества (температур конца кипения) целевых продуктов.

### Постановка и анализ задачи

Рассмотрим технологический объект с несколькими измеряемыми входами  $u_1, u_2, \dots, u_N$  и одним выходом  $y(\tau)$ . Решим задачу построения прогнозирующих моделей, наилучшим образом оценивающих качество продуктов технологического процесса и их тестирования на промышленных данных.

Решение поставленной задачи связано с рядом проблем:

1) отсутствует информация о структуре модели, числе входных переменных, влияющих на выход, о том, какие из доступных для измерения входных переменных следует использовать в модели;

2) объем данных, заведомо влияющих на качество выходных показателей, а, следовательно, и объем обучающей выборки недостаточен для получения достоверных результатов;

3) в имеющихся данных присутствуют существенная погрешность измерений выхода или неизмеряемые воздействия;

4) отсутствуют правила формирования обучающей и проверочной выборок по промышленным данным в описанных условиях.

В связи с этим подбору математической модели должны предшествовать шаги по преодолению вышеизложенных проблем. Некоторые из них рассмотрены в [2].

Проведенный анализ позволяет сделать вывод о том, что для построения прогнозирующих моделей необходимы алгоритмы, учитывающие как динамические свойства рассматриваемых объектов, так и условия, когда в силу своих физико-химических свойств некоторые входные переменные должны быть относительно постоянными. В силу этих условий выборки данных по таким входам представляют собой значения, изменяющиеся в малых диапазонах (имеют почти постоянные значения). Поэтому при построении адекватной модели могут быть

введены корректирующие поправки, исходя из известной физико-химической модели и имеющихся ограничений на такие входы.

Для решения поставленной задачи предложим алгоритм, обеспечивающий построение прогнозирующей модели при состоянии объекта в статическом режиме и алгоритм, учитывающий динамические свойства объекта.

### Алгоритм решения для статического режима объекта

Предлагаемый алгоритм рассматривается на примере линейной регрессионной модели

$$y(\tau) = b_0 + b_1 u_1(\tau) + b_2 u_2(\tau) + \dots + b_N u_N(\tau), \quad (1)$$

где  $b_j$  –  $j$ -й коэффициент модели,  $j = 0, 1, \dots, N$ ,  $N$  – число входных переменных;  $b_0$  – свободный член;  $\tau$  – нерегулярные моменты времени измерения выхода:  $\tau_1, \tau_2, \tau_3, \dots, \tau_i = \tau_{i-1} + \tau_0 + \varepsilon, i \geq 2; \tau_1 = \tau_0 + \varepsilon; \tau_0$  – постоянная составляющая;  $\varepsilon$  – случайная составляющая, ограниченная определенным диапазоном.

В качестве критериев идентификации на определенном временном промежутке используются: коэффициент детерминации (доля объясненной дисперсии отклонений зависимой переменной от ее среднего значения)

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i (y_i - y_i^m)^2}{\sum_i (y_i - \bar{y})^2} \quad (2)$$

и среднеквадратическая ошибка (СКО)

$$\text{RMSE} = \left( \sum_{i=1}^M (y_i - y_i^m)^2 / M \right)^{1/2}, \quad (3)$$

где  $y_i$  – измеряемое значение выходной переменной;  $y_i^m$  – ее значение, полученное на основе ВА;  $\bar{y}$  – среднее значение наблюдаемой выходной переменной;  $M$  – число измерений выхода. При этом модель тем больше соответствует исследуемому объекту, чем ближе к единице значение коэффициента детерминации  $R^2$ , либо чем ближе к нулю значение СКО.

Для решения задачи, представленной в виде (1), обозначим  $\mathbf{u} = [1, u_1(\tau), u_2(\tau), \dots, u_N(\tau)]^T$  – объединенный вектор измеряемых входных переменных размерности  $(N+1)$ ;  $\mathbf{b} = [b_0, b_1, \dots, b_N]^T$  – искомый вектор коэффициентов той же размерности, отражающий вклады соответствующих входных переменных. Тогда (1) принимает вид

$$y = \mathbf{u}^T \cdot \mathbf{b}.$$

Сформировав вектор  $\mathbf{Y}$  размерности  $q$  из измеренных в нерегулярные моменты времени значений выхода  $y$

$$\mathbf{Y} = [y(\tau_1), y(\tau_2), \dots, y(\tau_q)]^T,$$

и матрицу  $\mathbf{U}$  входов  $u_j$ , соответствующих определенному значению выхода  $y$  из (1):

$$\mathbf{U} = \begin{bmatrix} 1 & u_1(\tau_1) & u_2(\tau_1) & \dots & u_N(\tau_1) \\ 1 & u_1(\tau_2) & u_2(\tau_2) & \dots & u_N(\tau_2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & u_1(\tau_q) & u_2(\tau_q) & \dots & u_N(\tau_q) \end{bmatrix},$$

представим матричное уравнение в виде  $\mathbf{Y} = \mathbf{U}\mathbf{b}$ .

Введя функцию ошибки  $\mathbf{E} = \bar{\mathbf{Y}} - \mathbf{Y} = \bar{\mathbf{Y}} - \mathbf{U}\mathbf{b}$ , где  $\bar{\mathbf{Y}}$  – фактическое измерение выхода, минимизируем целевую функцию

$$\Psi = \mathbf{E}^2 = (\bar{\mathbf{Y}} - \mathbf{U}\mathbf{b})^2. \quad (4)$$

Из (4) получаем оценки параметров методом наименьших квадратов

$$\mathbf{b} = (\mathbf{U}^T \mathbf{U})^{-1} \mathbf{U}^T \bar{\mathbf{Y}}. \quad (5)$$

В случае мультиколлинеарности [3] матрица  $\mathbf{C} = \mathbf{U}^T \mathbf{U}$  близка к вырожденной, ее наименьшее собственное число  $\lambda_{\min} \rightarrow 0$ , а число обусловленности бесконечно возрастает, приводя к неустойчивости решение (5). Получение устойчивого решения достигается уменьшением числа обусловленности матрицы  $\mathbf{C}$  путем добавления к ней некоторой диагональной матрицы  $\mathbf{B} = k\mathbf{I}$ , (гребневый коэффициент  $k > 0$ ):

$$\mathbf{b} = (\mathbf{U}^T \mathbf{U} + k\mathbf{I})^{-1} \mathbf{U}^T \bar{\mathbf{Y}}. \quad (6)$$

Очевидно, что на качество получаемых моделей влияет число  $q$  доступных измерений выхода  $y$ , поэтому использование поточных анализаторов предпочтительнее получения измерений в заводских лабораториях. Но поскольку и данные, полученные с поточных анализаторов, далеко не всегда обеспечивают построение моделей нужного качества, представляется целесообразным устанавливать ограничения на коэффициенты  $b_j$  при входах  $u_j$ . При их учете решается квадратичная задача минимизации с простыми ограничениями на коэффициенты:

$$\min_{\mathbf{b}_{\min} \leq \mathbf{b} \leq \mathbf{b}_{\max}} (\bar{\mathbf{Y}} - \mathbf{U}\mathbf{b})^2, \quad (7)$$

которые приводятся к виду  $\mathbf{A}\mathbf{b} \geq \hat{\mathbf{b}}$ , где

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 \\ -1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & -1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & -1 \end{bmatrix}, \quad \hat{\mathbf{b}} = \begin{bmatrix} \mathbf{b}_{\min} \\ -\mathbf{b}_{\max} \end{bmatrix},$$

и решение задачи находится методом активного набора [4], который позволяет в вышеописанных условиях, используя активные ограничения (ограничения в виде равенств), решать нелинейную оптимизационную задачу за некоторое число итераций, осознанно выбирая направление поиска и размер шага.

В реальных условиях величины ограничений предлагается определять на основе знаний о конкретном технологическом объекте и по результатам пошагового тестирования при изменении значений одной из управляющих переменных при фиксированных остальных.

### Алгоритм, учитывающий динамические свойства объекта

Используются дискретные аналоги ядер Вольтерра, и прогнозирующая модель представляется в виде сумм сверток входов объекта и конечных импульсных характеристик (**КИХ**)  $h_i$  (дискретных аналогов ядер Вольтерра первой степени):

$$y(\tau) = h_0 + \sum_{k=0}^{n_1-1} h_1(k)u_1(\tau-k) + \sum_{k=0}^{n_2-1} h_2(k)u_2(\tau-k) + \dots + \sum_{k=0}^{n_N-1} h_N(k)u_N(\tau-k), \quad (8)$$

где  $h_0$  – свободный член.

Пусть  $\mathbf{u} = [1, u_1(\tau), \dots, u_1(\tau - n_1 + 1), \dots, u_N(\tau), \dots, u_N(\tau - n_N + 1)]^T$  – объединенный вектор измеряемых входных переменных динамического виртуального анализатора (**ДВА**) размерности  $q = 1 + \sum_{k=1}^N n_k$ , где  $n_k$  – число значений  $k$ -го входа,

$\mathbf{h} = [h_0, h_1(0), \dots, h_1(n_1 - 1), \dots, h_N(0), \dots, h_N(n_N - 1)]^T$  – вектор КИХ той же размерности, компоненты которого отражают вклады соответствующих входных переменных ДВА. Тогда уравнение (8) принимает вид

$$y = \mathbf{u}^T \cdot \mathbf{h}.$$

Сформируем вектор  $\mathbf{Y}$  размерности  $q$  из измеренных в нерегулярные моменты времени значений выхода  $y$

$$\mathbf{Y} = [y(\tau_1), y(\tau_2), \dots, y(\tau_q)]^T$$

и матрицу  $\mathbf{U}$ , содержащую измеренные входы  $u_i$ , соответствующие определенному значению выхода  $y$  из (8),

$$\mathbf{U} = \begin{bmatrix} 1 & u_1(\tau_1) & \dots & u_1(\tau_1 - n_1 + 1) & \dots & u_N(\tau_1) & \dots & u_N(\tau_1 - n_N + 1) \\ 1 & u_1(\tau_2) & \dots & u_1(\tau_2 - n_1 + 1) & \dots & u_N(\tau_2) & \dots & u_N(\tau_2 - n_N + 1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & u_1(\tau_q) & \dots & u_1(\tau_q - n_1 + 1) & \dots & u_N(\tau_q) & \dots & u_N(\tau_q - n_N + 1) \end{bmatrix}.$$

Запишем матричное уравнение

$$\mathbf{Y} = \mathbf{U}\mathbf{h},$$

введем функцию ошибки

$$\mathbf{E} = \bar{\mathbf{Y}} - \mathbf{Y} = \bar{\mathbf{Y}} - \mathbf{U}\mathbf{h},$$

минимизируем целевую функцию

$$\Psi = \mathbf{E}^2 = (\bar{\mathbf{Y}} - \mathbf{U}\mathbf{h})^2. \quad (9)$$

При построении модели используем ограничения на коэффициенты переходной характеристики, исходя из априорных знаний о рассматриваемом технологическом объекте,

$$\mathbf{s}^{\min} \leq \mathbf{s} \leq \mathbf{s}^{\max}, \quad (10)$$

где верхние индексы  $\min$  и  $\max$  означают нижнее и верхнее значения компонентов вектора  $\mathbf{s}$ .

Компоненты переходной характеристики  $\mathbf{s}$  связаны с компонентами импульсной характеристики  $\mathbf{h}$  соотношениями:

$$s_j(k) = \sum_{i=0}^k h_j(i), \quad j=1, 2, \dots, N, \quad k=0, 1, \dots, n_j-1. \quad (11)$$

Ограничения (10) приводим к виду

$$\mathbf{A}\tilde{\mathbf{h}} \geq \hat{\mathbf{s}}, \quad (12)$$

где

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ 1 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 \\ -1 & 0 & \dots & 0 \\ -1 & -1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & -1 \end{bmatrix}, \quad \tilde{\mathbf{h}} = \begin{bmatrix} h_1(0) \\ \vdots \\ h_1(n_1-1) \\ \vdots \\ h_N(0) \\ \vdots \\ h_N(n_N-1) \end{bmatrix}, \quad \hat{\mathbf{s}} = \begin{bmatrix} \mathbf{s}^{\min} \\ -\mathbf{s}^{\max} \end{bmatrix}.$$

В качестве критериев идентификации на определенном временном промежутке используются: коэффициент детерминации (2) и среднеквадратическая ошибка (3).

Решение задачи минимизации целевой функции (9) с ограничениями (12) находится методом активного набора [4], позволяющего в вышеописанных условиях, используя активные ограничения (ограничения в виде равенств), решать нелинейную оптимизационную задачу за некоторое число итераций, осознанно выбирая направление поиска и размер шага.

### Тестирование предложенных алгоритмов на промышленных данных

Вышеописанные алгоритмы протестированы на промышленных данных по обучающей и проверочной выборкам. Использовались данные установки первичной переработки нефти с такими основными выходными продуктами, как бензиновая и дизельная фракции.

**Для первого алгоритма** использовалась обучающая выборка, содержащая данные статических режимов. Влияние вводимых ограничений оценивалось по моделям, полученным с помощью уравнения (6), и модели, являющейся решением задачи (7).

В таблице 1 и на рис. 1, *а* приведены результаты функционирования ВА на основе модели, полученной по проверочной (тестовой) выборке с числом измерений  $M=1346$  для температуры конца кипения бензина  $T_{\text{к.к.б}}$  при условии, что использовалась обучающая выборка с числом наблюдений  $q=1825$ .

Достигнуто улучшение качества функционирования прогнозирующей модели на основе предложенного подхода (алгоритм 1) на  $100 \cdot (0,7392 - 0,4449)/0,4449 = 66,14\%$ .

**Второй алгоритм**, учитывающий динамические свойства объекта, также протестирован на данных с реального объекта по обучающим выборкам разного объема по моделям, полученным с использованием вводимых ограничений и без него.

В таблице 1 и на рис. 1, *б* приведены результаты функционирования ВА на основе модели, полученной для температуры конца кипения дизельной фракции  $T_{\text{к.к.д}}$  по проверочной выборке (число измерений 250) при условии, что используемая обучающая выборка содержала 1362 наблюдений.

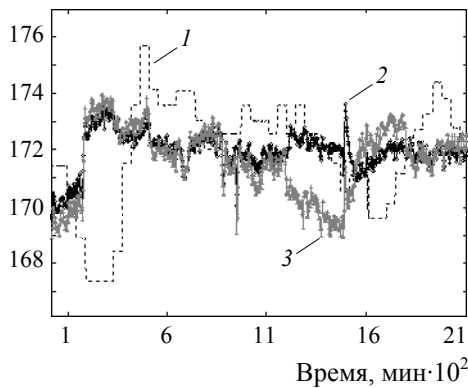
**Результаты функционирования ВА,  
полученные по проверочной выборке**

Число измерений в выборке		Без использования ограничений		С использованием ограничений	
обучающей	проверочной	$R^2$	СКО	$R^2$	СКО
Первый алгоритм					
1825	1346	0,4449	2,1007	0,7392	1,4399
Второй алгоритм					
1362	250	0,6101	1,0005	0,7482	0,804
846	492	0,3431	1,5614	0,7006	1,054

В таблице 1 и на рис. 1, в приведены результаты, полученные также с использованием второго алгоритма по проверочной выборке объема  $M = 492$  и обучающей выборке с  $q = 846$  для температуры начала кипения дизельной фракции  $T_{н.к.д.}$ .

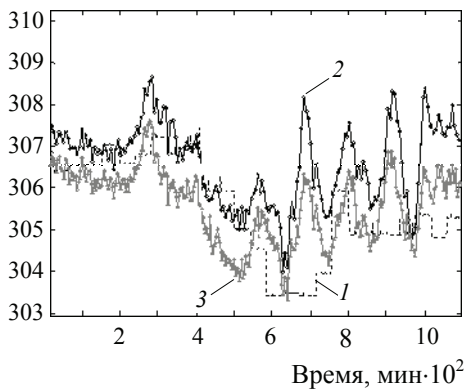
Средняя оценка эффективности улучшения качества прогноза с использование второго алгоритма составила  $100 \cdot [(0,7482 - 0,6101)/0,6101 + (0,7006 - 0,3431)/0,3431]/2 = 63,41 \%$ .

$T_{к.к.б.}, ^\circ\text{C}$



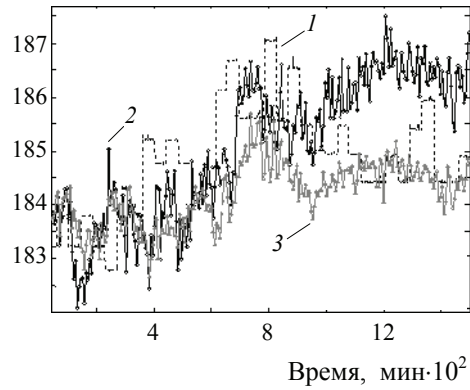
а)

$T_{к.к.д.}, ^\circ\text{C}$



б)

$T_{н.к.д.}, ^\circ\text{C}$



в)

**Рис. 1. Результаты функционирования ВА на основе модели, полученной по проверочной выборке:**

а – первый алгоритм,  $M = 1346$ ,  $q = 1825$ ;  
 б – второй алгоритм,  $M = 250$ ,  $q = 1362$ ;  
 в – второй алгоритм,  $M = 492$ ,  $q = 846$ ;  
 1 – поточный анализатор;  
 2 – без ограничений;  
 3 – с ограничениями

## Заключение

Учет ограничений на коэффициенты модели позволяет повысить качество прогнозирования выхода, прежде всего в тех случаях, когда данные тестовой выборки не содержатся в обучающей. Тестирование предложенных алгоритмов для статических и динамических объектов промышленной установки первичной переработки нефти показало, что повышение коэффициента детерминации на проверочных выборках в среднем может составлять не менее 60 %.

Ввод ограничений обеспечивает использование априорной информации о структуре и параметрах модели, исходя из физико-химической сущности технологического объекта в условиях недостаточного объема обучающей выборки и при наличии погрешности измерений, искажающих оценки параметров в результате применения регрессионных методов.

*Работа выполнена при частичной финансовой поддержке гранта программы фундаментальных научных исследований «Дальний Восток» на 2015 – 2017 гг. Дальневосточного отделения РАН (проект № 0262-2015-0063).*

### Список литературы

1. Мусаев, А. А. Виртуальные анализаторы: концепция построения и применения в задачах управления непрерывными технологическими процессами / А. А. Мусаев // Автоматизация в промышленности. – 2003. – № 8. – С. 28 – 33.

2. Проблемы построения моделей виртуальных анализаторов слабо формализованных технологических объектов [Электронный ресурс] / А. Ю. Торгашов [и др.] // Тр. X Междунар. конф. «Идентификация систем и задачи управления» SICPRO'15, г. Москва, 26 – 29 января 2015 г. / Ин-т проблем упр. им. В. А. Трапезникова РАН. – М., 2015. – С. 438 – 445. – Режим доступа : <http://www.sicpro.org/sicpro15/proc/procdngs/438.pdf> (дата обращения: 24.12.2015).

3. Большаков, А. А. Методы обработки многомерных данных и временных рядов / А. А. Большаков, Р. Н. Каримов. – М. : Горячая линия – Телеком, 2007. – 522 с.

4. Гилл, Ф. Практическая оптимизация : пер. с англ. / Ф. Гилл, У. Мюррей, М. Райт. – М. : Мир, 1985. – 509 с.

---

## Using the System of Restrictions on Parameters of Predictive Models for Identification of Mass-Transfer Plants

A. A. Goncharov<sup>1</sup>, G. B. Digo<sup>2</sup>, N. B. Digo<sup>2</sup>, A. Yu. Torgashov<sup>1</sup>

*Laboratory of Process Control Systems (1),  
Laboratory of Reliability Control of Complex Systems (2),  
Institute for Automation and Control processes,  
Far Eastern Division of Russian Academy of Sciences;  
torgashov@iacp.dvo.ru*

**Keywords:** constraints on the coefficients in the input variables; parameter identification; predicting model; quadratic optimization; technological plant.



**Abstract:** Currently, the operative control of mass-transfer processes for concrete production is possible to implement using a system of virtual monitoring based on new information technologies. Virtual analysers are program-algorithmic complexes used to assess the status and forecast indicators of the product quality. The approach to solving the problem of identification of predictive models of mass-transfer plants is considered. It is shown that the imposition of restrictions on the model coefficients allows the use of a priori information about the structure and parameters of the model, based on physical-chemical essence of the plant in conditions of insufficient size of the training sample and in the presence of measurement errors that distort the parameter estimates resulting from the use of regression methods. The case when the model parameters are estimated on the training sample of insufficient size for data of static and dynamic modes is described. The obtained results are tested on data from industrial fractionation process of crude oil in atmospheric distillation column in the identification of the parameters of virtual analysers models to predict quality indicators (initial and final boiling points) of desired products such as gasoline and diesel fractions. It is shown that the inclusion of restrictions on the coefficients of the model can improve the quality prediction of output product, particularly in those cases where the data from the test sample are not contained in the training set.

#### *References*

1. Musaev A.A. [Virtual analyzers: concept of construction and application management tasks in continuous production processes], *Avtomatizatsiya v promyshlennosti* [Automation in Industry], 2003, no. 8, pp. 28-33. (In Russ.)
2. Torgashov A.Yu., Digo G.B., Digo N.B., Mozharovskii I.S. [Problems of constructing models of soft sensors of mildly formalized technological plants], *Trudy X Mezhdunarodnoi konferentsii "Identifikatsiya sistem i zadachi upravleniya" SICPRO '15* [Proceedings of the X International Conference "System Identification and Control Problems" SICPRO '15], Moscow, January 26-29, 2015, pp. 438-445, available at: <http://www.sicpro.org/sicpro15/proc/procdngs/438.pdf> (accessed 24 December 2015). (In Russ., abstract in Eng.)
3. Bol'shakov A.A., Karimov R.N. *Metody obrabotki mnogomerny dannykh i vremennykh ryadov* [Processing methods of multidimensional data and time series], Moscow: Goryachaya liniya - Telekom, 2007, 522 p.
4. Gill P.E., Murray W., Wright M.H. *Practical optimization*, London etc.: Academic Press, 1981, xvi, 401 p.

---

### **Benutzung des Systems der Beschränkungen auf die Parameter der vorhersagenden Modelle bei der Identifizierung der technologischen Massenaustauschobjekte**

**Zusammenfassung:** Es ist das Herangehen an die Lösung der Aufgabe der Identifizierung der vorhersagenden Modelle der technologischen Massenaustauschobjekte dargestellt. Es ist gezeigt, dass die Einführung der Beschränkungen auf die Koeffizienten des Modells zulässt, die apriorischen Informationen über die Struktur und die Parameter des Modells, ausgehend vom physikalisch-chemischen Wesen des technologischen Objektes unter den Bedingungen des ungenügenden Umfangs des ausbildenden Abrufes und bei Vorhandensein vom Fehler der Messungen, die die Einschätzungen der

Parameter infolge der Anwendung der Regressionsmethoden verzerren, zu verwenden. Es ist der Fall der Einschätzung der Parameter des Modells auf der ausbildenden Auswahl des ungenügenden Umfanges, die die Daten sowie der statischen als auch der dynamischen Regimes enthält, beschrieben. Die erhaltenen Ergebnisse sind auf den Angaben des industriellen Prozesses der Abstufung des Erdöles in der atmosphärischen Rektifikationskolonne bei der Identifizierung der Parameter der Modelle der virtuellen Analysatoren für die Prognose der Kennziffern der Qualität (der Temperaturen des Anfanges und des Endes des Kochens) solcher zweckbestimmten Produkte wie die Benzin- und Dieselfraktionen geprüft. Es ist gezeigt, dass die Berücksichtigung der Beschränkungen auf die Koeffizienten des Modells zulässt, die Qualität der Prognostizierung des Ausgangs zu erhöhen, vor allem für jene Fälle, wenn die Angaben aus der Prüfauswahl in der ausbildenden Auswahl nicht enthalten sind.

---

### **Utilisation d'un système de contraintes sur les paramètres des modèles de prévision lors de l'identification des objets de transfert de masse**

**Résumé:** Est exposée une approche pour résoudre le problème de l'identification des modèles de prévision des objets de transfert de masse. Est montré que l'introduction des restrictions sur les coefficients du modèle permet d'utiliser des informations à priori sur la structure et les paramètres du modèle compte tenu des propriétés physico-chimiques de l'essence de l'objet technologique dans les conditions du faible volume d'échantillon de formation et en présence des erreurs de mesure déformant des paramètres d'évaluation à la suite de l'application de méthodes de régression. Est décrit le cas de l'estimation des paramètres du modèle sur l'échantillon d'apprentissage du volume insuffisant contenant des données sur les régimes statiques et dynamiques. Les résultats obtenus sont testés sur les données de processus industriel du fractionnement du pétrole dans la colonne de distillation atmosphérique lors de l'identification des paramètres des modèles des analyseurs virtuels pour la prévision des indicateurs de qualité (les températures de début et de fin de l'ébullition) de tels produits ciblés comme fractions d'essence et de diesel. Est montré que la prise en compte de contraintes permet d'améliorer la qualité de la prévision de la sortie.

---

**Авторы:** *Гончаров Антон Александрович* – младший научный сотрудник лаборатории систем управления технологическими процессами; *Дидо Галина Борисовна* – научный сотрудник лаборатории управления надежностью сложных систем; *Дидо Наталья Борисовна* – научный сотрудник лаборатории управления надежностью сложных систем; *Торгашов Андрей Юрьевич* – доктор технических наук, и. о. заведующего лабораторией систем управления технологическими процессами, ФГБУН «Институт автоматизации и процессов управления» Дальневосточного отделения РАН, г. Владивосток.

**Рецензент:** *Абрамов Олег Васильевич* – доктор технических наук, профессор, заведующий лабораторией управления надежностью сложных систем, ФГБУН «Институт автоматизации и процессов управления» Дальневосточного отделения РАН, г. Владивосток.