

УДК 681.5:519.6

© 2011 г. Г.Б. Диго,

Н.Б. Диго,

И.С. Можаровский,

А.Ю. Торгашов, д-р техн. наук

(Институт автоматизации и процессов управления ДВО РАН, Владивосток)

ИССЛЕДОВАНИЕ МОДЕЛЕЙ ВИРТУАЛЬНЫХ АНАЛИЗАТОРОВ МАССООБМЕННОГО ТЕХНОЛОГИЧЕСКОГО ПРОЦЕССА РЕКТИФИКАЦИИ¹

Обсуждаются проблемы, возникающие при построении моделей виртуальных анализаторов показателей качества для массообменных процессов ректификационных колонн, функционирующих в предельных режимах. Анализируются результаты применения современных регрессионных методов для разработки виртуальных анализаторов в случае мультиколлинеарности входов.

Ключевые слова: ректификационная колонна, показатель качества, виртуальный анализатор, мультиколлинеарные входы.

Введение

Одной из важнейших задач в нефтепереработке является управление качеством получаемых нефтепродуктов. В реальных условиях оперативное управление процессами нефтепереработки, как и большинством технологических процессов, проводится с использованием результатов мониторинга возникающих производственных ситуаций. Мониторинг обычно осуществляется путем сбора и первичной обработки данных, собранных с имеющихся датчиков, и промежуточных лабораторных анализов. В настоящее время при оценке качества выходных продуктов нефтеперерабатывающих процессов, в частности на ректификационных установках, используются три способа контроля показателей качества: лабораторные анализы, данные поточных анализаторов, данные виртуальных анализаторов (ВА) [1, 2].

Однако результаты анализов, получаемых в заводских лабораториях, не всегда обладают необходимым уровнем полноты и оперативности, они достаточно редки и не могут использоваться для управления качеством в реальном времени. Поточные анализаторы постоянно требуют калибровки, чрезвычайно дороги и

¹ Работа выполнена при финансовой поддержке гранта РФФИ-ДВО РАН 11-08-98500-р_восток_а «Математическое моделирование предельных режимов функционирования массообменных технологических процессов для задач управления».

потому далеко не всегда доступны.

В отличие от них виртуальные анализаторы, практически не уступая в точности, значительно дешевле и надежнее. Принцип действия ВА основан на непрерывном определении показателя качества по математической модели, описывающей его взаимосвязь с текущими значениями измеряемых технологических переменных. Они позволяют оценивать не измеряемые непосредственно, но необходимые показатели качества продукта по таким измеряемым параметрам технологического процесса как температура, давление, расход, непрерывно контролируемым современными системами управления.

При разработке ВА обычно применяются подходы, основанные на гибридных нейронных технологиях, адаптивных алгоритмах автоматического управления для непрерывной настройки модели, регрессионных методах (наименьших квадратов (МНК) [3], робастной регрессии (РР) [4], проекции на латентные структуры (ПЛС) [5, 6] (случай линейных моделей), гребневой регрессии (ГР) [7] и алгоритме ACE (Alternating conditional expectation – чередующееся условное математическое ожидание) [8] (нелинейные непараметрические модели)).

В статье обсуждаются проблемы, возникающие при построении моделей виртуальных анализаторов показателей качества для массообменных процессов ректификационных колонн, работающих в режиме, близком к состоянию захлебывания. Проводится сравнительный анализ результатов применения различных регрессионных методов (МНК, РР, ГР, ACE) при построении ВА.

Постановка и анализ задачи

Качество выходного продукта РК в реальных условиях анализируется лабораторным путем. Это достаточно сложная, дорогостоящая и, что немаловажно, долговременная процедура. Альтернативой такому подходу является переход к виртуальным анализаторам, использующим промышленные данные (данные со встроенных измерительных датчиков) ректификационной колонны.

Ставится задача разработки моделей ВА ректификационной колонны по содержанию бензолобразующих компонентов и концентрации изо-пентана в дистилляте с привлечением различных регрессионных методов (МНК, РР, ГР, ACE), использованием необходимых данных лабораторных исследований верхнего продукта (дистиллята) РК и данных датчиков РК в заданное время.

Номинальные значения 12 технологических параметров (входных переменных) РК, используемых при создании ВА, приведены ниже в табл. 1.

Таблица 1

Наименование технологических переменных РК			Номинальные значения
1	2	3	4
Свк (расход острого орошения РК), м ³ /ч	FIC605	x ₁	46
Тв (температура вверху РК), С°	TIC653	x ₂	88
Рв (давление вверху РК), кг/см ²	PIC643	x ₃	2
Спк (расход сырья в РК), м ³ /ч	FIC606	x ₄	72
Твс (температура сырья в РК), С°	TI649	x ₅	85
Тн (температура внизу РК), С°	TIC663	x ₆	120

1	2	3	4
Рн (давление внизу РК), кг/см ²	PI644	x ₇	3
От (расход верхнего продукта), т/ч	FIC622	x ₈	30
Твр (температура верхнего продукта), С°	TI666	x ₉	73
Спв (расход нижнего продукта), м ³ /ч	FI607	x ₁₀	22
Твых (температура нижнего продукта), С°	TI654	x ₁₁	194
Твп (температура потока перед накопителем), С°	TI667	x ₁₂	77

Схема ректификационной колонны и процесс массообмена в ней представлены на рис. 1 (стр. 20).

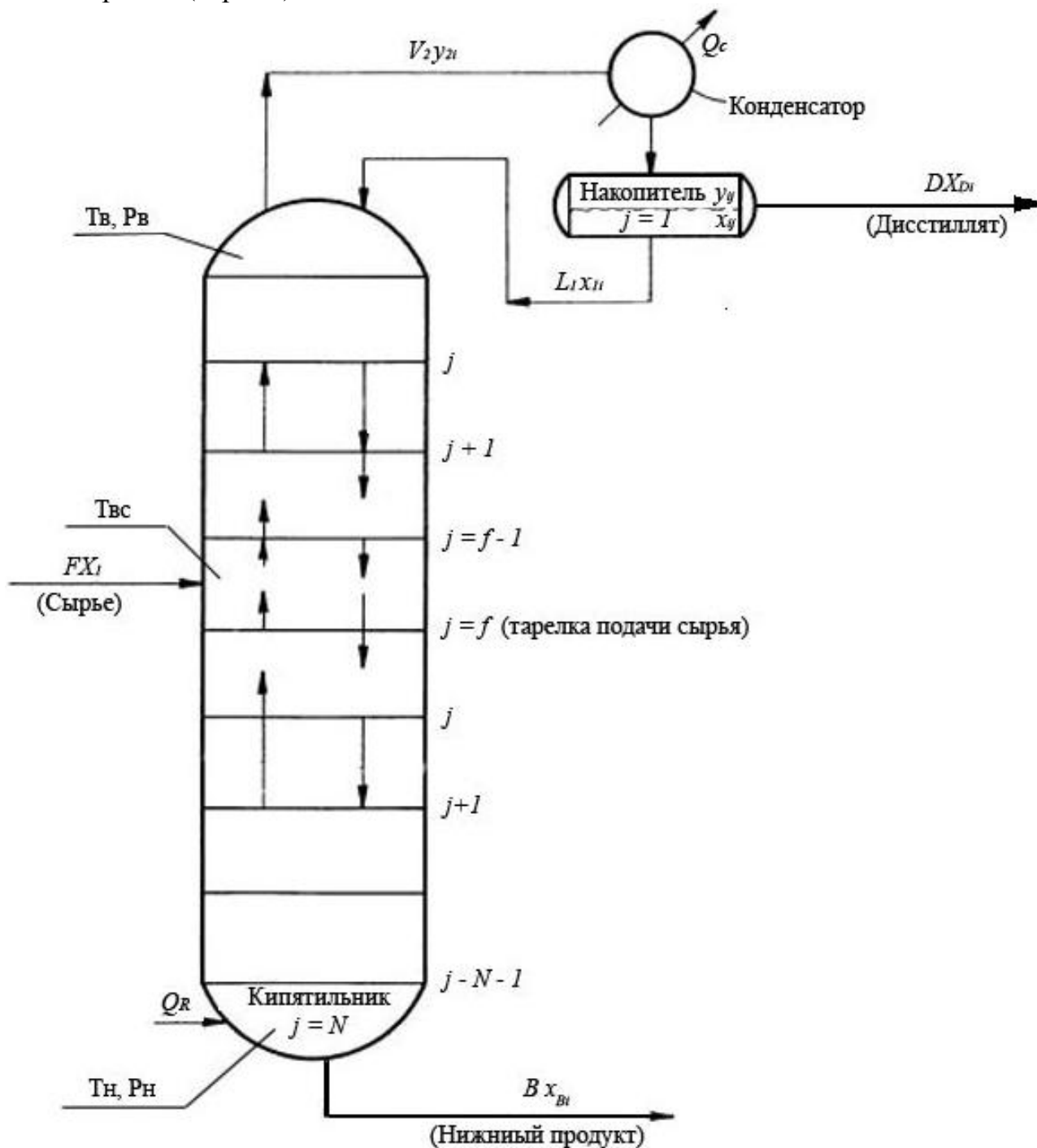


Рис. 1. Схематическое изображение ректификационной колонны.

На каждой ступени разделения РК равновесие фаз описывается уравнениями [9]:

$$y_{ij} = K_{ij}x_{ij}, \quad (1)$$

при условиях $\sum_{i=1}^C y_{ij} = 1$, $\sum_{i=1}^C x_{ij} = 1$, где K_{ij} – константа фазового равновесия на j -й тарелке i -го компонента (определяется по уравнению Антуана [8]); x_{ij} – концентрация i -го компонента в жидкой фазе на j -й тарелке; y_{ij} – концентрация i -го компонента в газообразной фазе j -й тарелке; C – количество компонентов в смеси.

Уравнения материального баланса имеют вид:

$$\begin{aligned} V_{j+1}y_{j+1i} &= L_jx_{ji} + DX_{ji}, \quad j = 1, 2, \dots, f - 2; \\ V_f y_{fi} + V_F y_{Fi} &= L_{f-1}x_{f-1i} + DX_{Di}; \\ V_{j+1}y_{j+1i} &= L_jx_{ji} - Bx_{Fi}; \\ FX_i &= DX_{Di} + Bx_{Fi}, \quad j = f, f + 1, \dots, N - 1, \end{aligned} \quad (2)$$

где V_j – паровой поток, покидающий j -ю тарелку; L_j – поток жидкости, покидающий j -ю тарелку; D – дистиллят (верхний продукт РК); B – нижний продукт в РК; N – количество ступеней в РК; FX_i – количество i -го компонента в сырье, поступающем в РК на тарелку f ; j – номер тарелки в РК, на которую подается сырье; X_{Di} – концентрация i -го компонента в дистилляте.

Энергетический баланс описывается уравнениями:

$$\begin{aligned} V_{j+1}H_{j+1} &= L_jh_j + DH_D, \quad j = 1, 2, \dots, f - 2; \\ V_f H_f + V_F H_F &= L_{f-1}h_{f-1} + DH_D + Q_c; \\ V_{j+1}H_{j+1} &= L_jh_j - Bh_B + Q_R, \quad j = f, f + 1, \dots, N - 1; \\ FH &= Bh_B + DH_D + Q_c - Q_R, \end{aligned} \quad (3)$$

где H_j – энтальпия паров на j -й тарелке; h_j – энтальпия жидкости на j -й тарелке; Q_c – тепловая нагрузка конденсатора; Q_R – тепловая нагрузка кипятильника.

В исследуемом случае количество компонентов $C = 28$, ($i=1, 2, \dots, C$), количество тарелок в РК $N = 44$, ($j=1, 2, \dots, N$).

Решение системы уравнений (1) – (3) является сложным и трудоемким, что не позволяет проводить вычисления в режиме on-line (сложность и время вычисления увеличиваются в разы с каждым новым компонентом в исследуемой системе) и использовать ее как рабочую модель ВА.

В связи с этим при построении моделей ВА важно решить такие проблемы как выбор регрессионного метода, обеспечивающего наилучшую точность, и выбор существенных (с точки зрения влияния на выходные показатели) входных переменных.

Для этого приходится учитывать, что рассматриваемая промышленная ректификационная колонна функционирует в режиме, близком к предельному (захлебывание), а это существенно усложняет процесс построения моделей ВА из-за нелинейности физико-химической модели данного режима.

Основные регрессионные методы, используемые при построении моделей ВА

При построении моделей ВА проводились вычислительные эксперименты с промышленными данными РК и использовались традиционные регрессионные методы МНК, МЛР, ПЛС, ПЛС2, РР [10], а в существенно нелинейных случаях – алгоритм АСЕ [8,11].

Этот алгоритм обеспечивает переход от классического уравнения регрессии, линейного по входным переменным, к уравнению:

$$q(Y) = a + \sum_{i=1}^p f_i(X_i) + e, \quad (4)$$

где q – функция выходной переменной U ; f_i – функции входов $X_i, i = 1, \dots, p$, и e – ошибка.

Для заданного набора данных, состоящего из выходной переменной U и входных переменных $X_i, i = 1, \dots, p$, работа алгоритма АСЕ начинается с вычисления некоторых начальных преобразований $q(Y), f_1(X_1), \dots, f_p(X_p)$, по которым находится

$$e^2(q, f_1, \dots, f_p) = E\{[q(Y) - \sum_{i=1}^p f_i(X_i)]^2\}. \quad (5)$$

Минимизация e^2 из (5) по преобразованиям $f_1(X_1), \dots, f_p(X_p)$ и $q(Y)$ достигается за счет минимизации функций:

$$f_i(X_i) = E[q(Y) - \sum_{j=1}^p f_j(X_j) | X_i],$$

$$i = 1, 2, \dots, p,$$

$$q(Y) = E[\sum_{i=1}^p f_i(X_i) | Y] / \left\| E[\sum_{i=1}^p f_i(X_i) | Y] \right\|$$

и осуществляется последовательно по каждой из переменных, для которых вычисляются условные математические ожидания [7].

Результатом этого процесса являются оптимальные преобразования $f^*_i(X_i), i = 1, \dots, p$, и $q^*(Y)$, связанные уравнением:

$$q^*(Y) = \sum_{i=1}^p f^*_i(X_i) + e^*,$$

где e^* – ошибка, не устраняемая при использовании алгоритма АСЕ. Минимум ошибки регрессии e^* и максимум коэффициента множественной корреляции r^* связаны соотношением $e^{*2} = 1 - r^{*2}$.

Оптимальные преобразования $f^*_i(X_i), i = 1, \dots, p$ не требуют априорных предположений о какой-либо конкретной функции, связывающей выход и входные переменные, поэтому алгоритм АСЕ оказывается мощным средством для исследования данных и их взаимосвязей.

Выбор оптимального количества входных переменных и сравнительный анализ результатов идентификации моделей виртуальных анализаторов

При построении моделей ВА существуют проблемы выбора существенных (с точки зрения влияния на выходные показатели) входных переменных, избыточности данных и мультиколлинеарности (высокой взаимной коррелированности входных переменных). В силу отсутствия теоретического обоснования такого выбора для технологических процессов ректификации приходится проводить вычислительные эксперименты, позволяющие выбрать оптимальное (в смысле максимального влияния на величину коэффициента детерминации) число входов. Они проводятся по методике, опробованной на доступных промышленных данных, включающих 12 перечисленных в табл. 1 технологических переменных. При этом имеющиеся исходные данные разбиваются на обучающую и обобщающую выборки, и по ним строятся модели ВА по 4 регрессионным методам и алгоритму АСЕ с последовательным включением входных переменных согласно порядку следования в табл. 1 от одного до 12. Анализ полученных результатов позволил выбрать оптимальное количество входных переменных, равное 6, по наибольшему значению коэффициента детерминации. Этот же результат подтверждается использованием матриц парной корреляции между каждым из двух выходов и 12 входными переменными.

Очевидно, что использование коэффициентов парной корреляции не всегда позволяет получить модель с большим коэффициентом детерминации на обобщающей выборке. Это можно объяснить тем, что наиболее важные с точки зрения физического смысла входы, такие как давление и температура верха в РК, имеют малый разброс относительно минимальных значений на обучающей выборке и практически невозможно выявить наличие статистических связей на уровне коэффициентов парной корреляции. В то же время небольшие отклонения данных входов от значений, не учтенных в обучающей выборке, негативно влияют на невязку модели ВА.

Матрица парной корреляции по содержанию бензолообразующих компонентов для 6 выбранных наиболее информативных входов представлена в табл. 2.

Таблица 2

Входы	X ₂	X ₁₂	X ₉	X ₄	X ₁₁	X ₈
Y	TIC653	TI667	TI666	FIC606	TI654	FIC622
1	-0,5597	0,2945	-0,0704	-0,3749	-0,4583	0,8316
-0,5597	1	-0,5582	0,1285	-0,1344	0,3161	-0,1208
0,2945	-0,5582	1	-0,0933	0,472	-0,4285	-0,0849
-0,0704	0,1285	-0,0933	1	0,0546	0,0234	0,0298
-0,3749	-0,1344	0,472	0,0546	1	0,4789	-0,5311
-0,4583	0,3161	-0,4285	0,0234	0,4789	1	-0,3169
0,8316	-0,1208	-0,0849	0,0298	-0,5311	-0,3169	1

Из табл. 2 следует, что между частью входов в модели ВА присутствует мультиколлинеарность (входы: 2, 12; 9, 4; 4, 11). Среди используемых для ее устранения или уменьшения методов выбран метод гребневой регрессии [7], обеспечивающий переход от несмещенных оценок коэффициентов к смещенным. Для

вычисления смещенных оценок искусственно вводится параметр k (некоторое неотрицательное число), называемый гребнем и добавляемый к диагональным элементам матрицы $\mathbf{X}'\mathbf{X}$, и рассматривается матрица $(\mathbf{X}'\mathbf{X} + k\mathbf{I})$, где \mathbf{I} – единичная матрица. Оценки гребневой регрессии вычисляются как

$$\tilde{b}_{\text{ог}} = (\mathbf{X}'\mathbf{X} + k\mathbf{I})^{-1} \mathbf{X}'\mathbf{Y}.$$

Для данных по доле бензолаобразующих компонентов в выходном продукте получен наилучший коэффициент детерминации для модели на обучающей выборке 0.7163 и 0.9027 для обобщающей выборки (рис. 2).

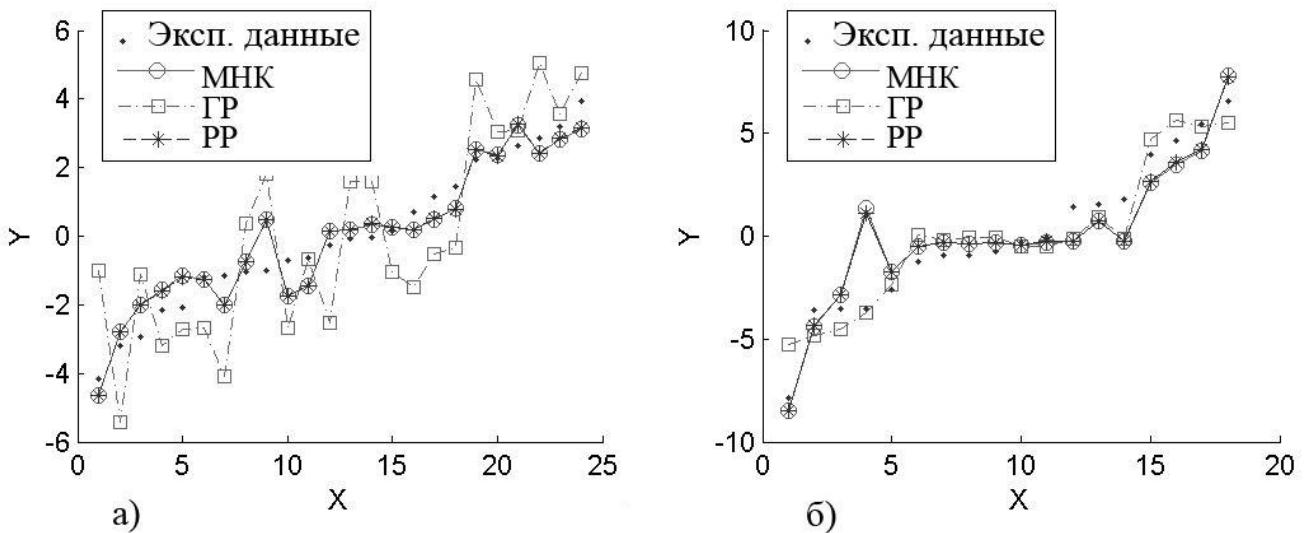


Рис. 2. Модели по доле бензолаобразующих компонентов в выходном продукте РК: а) обучающая выборка; б) обобщающая выборка.

Методами ГР, МНК, РР получены модели соответственно:

$$Y_{ГР} = -1.1068x_2 + 0.1425x_{12} - 0.3052x_9 - 0.1378x_4 - 0.0423x_{11} + 1.8611x_8;$$

$$Y_{МНК} = -27.5243x_2 + 0.0658x_{12} - 1.5888x_9 - 0.0248x_4 - 0.0072x_{11} + 1.3373x_8;$$

$$Y_{РР} = .0046 - 27.2531x_2 + .0764x_{12} - 1.5029x_9 - .0271x_4 - .0064x_{11} + 1.3461x_8.$$

Коэффициенты детерминации для модели ВА, построенной с помощью МНК и РР, равны на обучающей выборке соответственно 0.9053 и 0.9056, а на обобщающей – 0.8303 и 0.8411.

Для данных по доле изопентана в выходном продукте получен наилучший коэффициент детерминации для модели на обучающей выборке 0.8494 и 0.5473 для обобщающей выборки (рис. 3).

$$Y_{ГР} = -0.4541x_2 + 0.9635x_{12} + 0.0875x_9 - 0.4709x_4 + 0.3970x_{11} - 1.7730x_8;$$

$$Y_{МНК} = 16.0725x_2 + 0.9865x_{12} + 2.8946x_9 - 0.3972x_4 + 0.2991x_{11} - 1.4366x_8;$$

$$Y_{РР} = .0554 + 18.0599x_2 + 1.0114x_{12} + 2.0722x_9 - .36161x_4 + .2772x_{11} - 1.4289x_8.$$

Коэффициенты детерминации для модели ВА, построенной с помощью МНК и РР, равны на обучающей выборке соответственно 0.8859 и 0.8887, а на обобщающей – 0.5332 и 0.5533.

Из результатов моделирования следует, что гребневая регрессия дает более точную оценку на обобщающей выборке по сравнению с другими методами, что частично решает проблему мультиколлинеарности данных промышленной РК

при построении регрессионных моделей для создания ВА качества выходного продукта промышленных РК.

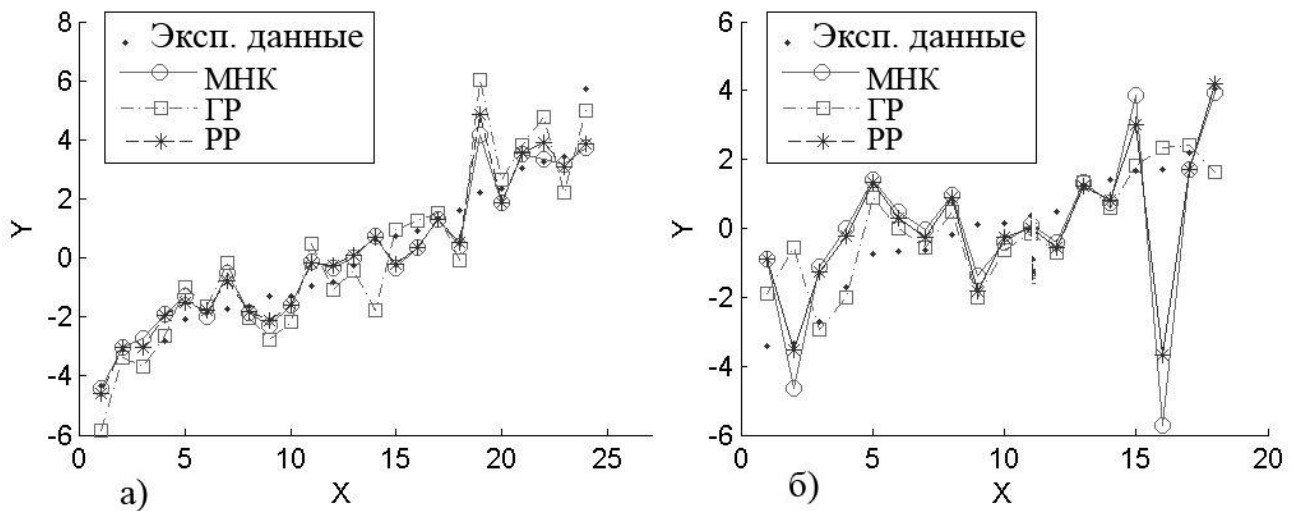


Рис. 3. Модели по доле изопентана в выходном продукте РК:
а) обучающая выборка; б) обобщающая выборка.

В табл. 3 отражена значимость параметров моделей [12], построенных с помощью методов РР, МНК, ГР, при уровне значимости 0.05 (знак «+» соответствует значимости параметра, а знак «-» его незначимости).

Таблица 3

Параметры	b_1	b_2	b_3	b_4	b_5	b_6
Для модели по методу МНК (изопентан)						
Значимость	+	+	+	+	+	+
Для модели по методу МНК (бензолообразующие)						
Значимость	+	-	-	-	-	+
Для модели по методу ГР (изопентан)						
Значимость	-	-	-	-	-	+
Для модели по методу ГР (бензолообразующие)						
Значимость	-	-	-	-	-	+
Для модели по методу РР (изопентан)						
Значимость	+	+	-	+	+	+
Для модели по методу РР (бензолообразующие)						
Значимость	+	-	-	-	-	+

Из анализа приведенных результатов следует, что для моделей, полученных по методу ГР, большинство коэффициентов оказались незначимыми. Несмотря на то, что пересчет коэффициентов детерминации после исключения незначимых переменных дал большие значения, нет оснований считать их несущественными в исследуемых моделях. Требуется дополнительные исследования на выборках большего объема, подтверждающие или отрицающие их влияние на выходные показатели.

По тем же данным, что и для методов ГР, МНК, РР, с помощью алгоритма АСЕ были получены модели для доли бензолообразующих компонентов и доли изопентана в выходном продукте РК (рис. 4, 5). Из анализа полученных результатов следует, что наибольший коэффициент детерминации на обучающей выборке

дает алгоритм ACE (рис. 4а). Однако при тестировании модели, полученной с помощью этого алгоритма на данных обобщающей выборки, качество модели оказалось неудовлетворительным (рис. 4б).

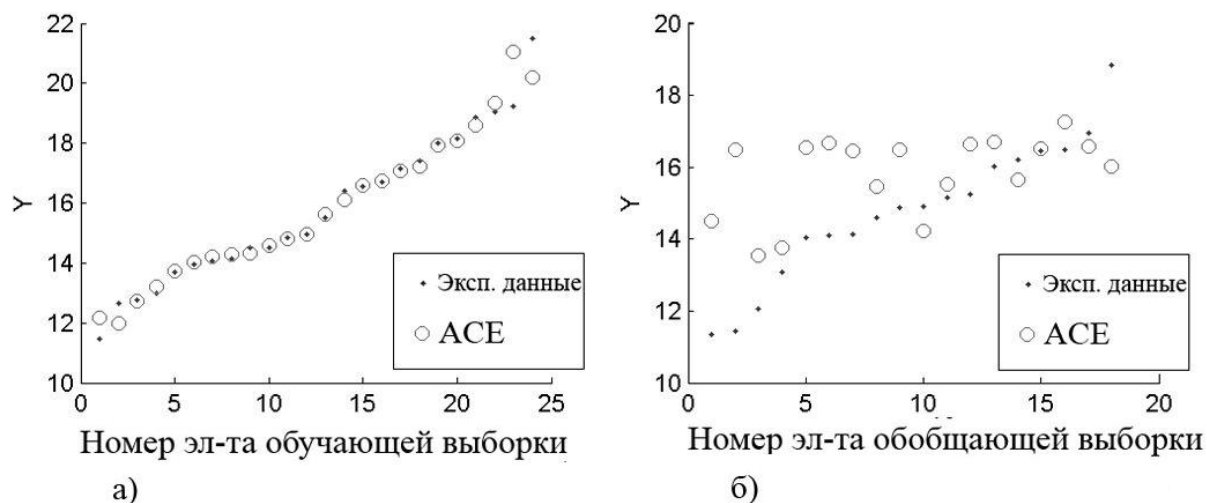


Рис. 4. Модели по доле изопентана в выходном продукте РК:
а) обучающая выборка; б) обобщающая выборка.

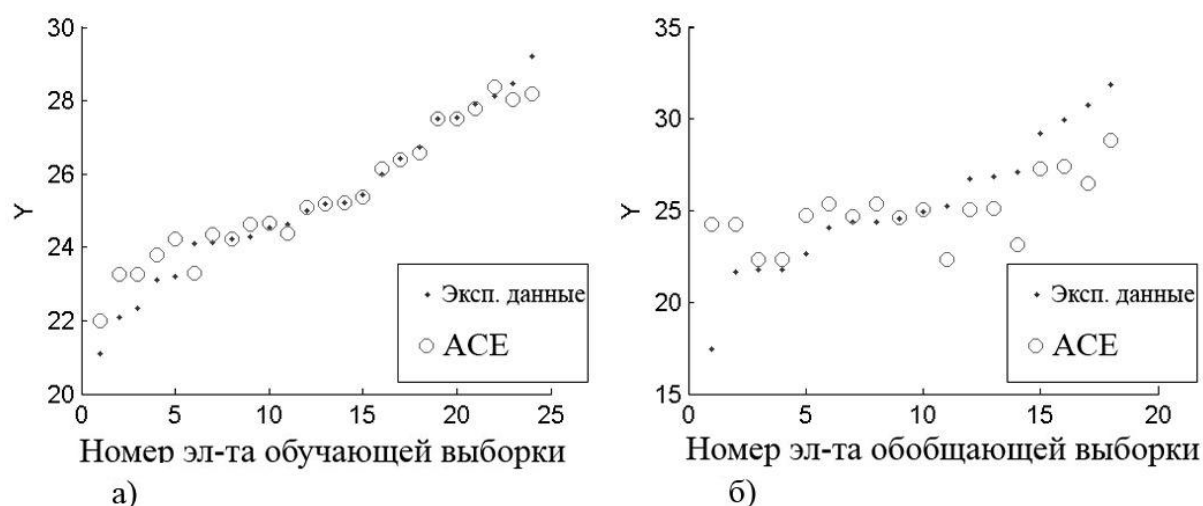


Рис. 5. Модели по доле бензолообразующих компонентов в выходном продукте РК:
а) обучающая выборка; б) обобщающая выборка.

В табл. 4 представлены коэффициенты детерминации моделей, построенных различными регрессионными методами.

Таблица 4

Коэффициент детерминации	Содержание бензолообразующих веществ		Концентрация изопентана в дистилляте	
	коэффициент детерминации на обучающей выборке $R^2_{обуч}$	коэффициент детерминации на обобщающей выборке $R^2_{обоб}$	коэффициент детерминации на обучающей выборке $R^2_{обуч}$	коэффициент детерминации на обобщающей выборке $R^2_{обоб}$
МНК	0.9053	0.8303	0.8859	0.5332
РР	0.9056	0.8411	0.8887	0.5533
ГР	0.7163	0.9027	0.8494	0.5473
АСЕ	0.9161	0.3077	0.9576	0.3661

Следует заметить, что методы построения моделей ВА исследовались в условиях малой выборки и нелинейных зависимостей между используемыми данными. По точности моделей рассматриваемые методы показали в зависимости от входных данных различные результаты. При построении моделей ВА по содержанию бензолообразующих компонентов в выходном продукте РК почти все они дали практически одинаковые результаты.

Заключение

Анализ результатов применения современных регрессионных методов при построении моделей виртуальных анализаторов показателей качества для массообменных процессов ректификационных колонн, функционирующих в предельных режимах, позволяет сделать следующие выводы:

при построении моделей ВА качества выходного продукта РК по доле изопентана и содержанию бензолообразующих компонентов мультиколлинеарность входов может быть учтена методом гребневой регрессии;

основанный на нелинейных преобразованиях входных переменных алгоритм ACE дает более точную модель на обучающей выборке, так как протекающие в РК физико-химические процессы по своей природе нелинейны;

результат тестирования алгоритма ACE на обобщающей выборке оказался хуже метода ГР в связи с тем, что алгоритм ACE очень чувствителен к широте диапазона переменных обучающей выборки;

при выборе оптимального количества входных переменных целесообразно применять различные методы построения моделей ВА, опираясь на их информативность с точки зрения физического смысла, особенно в условиях малых выборок.

ЛИТЕРАТУРА

1. Бахтмадзе Н.Н. Виртуальные анализаторы (идентификационный подход) // *АиТ*. – 2004. – № 11. – С. 3-23.
2. Мусаев А.А. Виртуальные анализаторы: концепция построения и применения в задачах управления непрерывными технологическими процессами // *Автоматизация в промышленности*. – 2003. – №8. – С. 28-33.
3. Lee C., Choi S.W., Lee, I-B. Sensor fault identification based on time-lagged PCA in dynamic processes // *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*. – 2004. – Vol. 70, No. 2. – P. 165–178.
4. Street J.O., R.J. Carroll, Ruppert D. A Note on Computing Robust Regression Estimates via Iteratively Reweighted Least Squares // *The American Statistician*. – 1988. – Vol.42. – P. 152-154.
5. Zamprognia E., Barolo M., Seborg D.E. Development of a soft sensor for a bath distillation column using liner and nonlinear PLS regression techniques // *Control Engineering Practice*. – 2004. – Vol. 12, No. 7. – P. 917-929.
6. Mejdell T., Skogestad S. Estimation of Distillation Compositions from Multiple Temperature Measurements Using Partial least squares Regression // *Ind. Eng. Chem. Res.* – 1991. – Vol. 30. – P. 2543-2555.
7. Стрижов В.В., Крымова Е.А. Методы выбора регрессионных моделей. – М.: ВЦ РАН, 2010.
8. Breiman L., Friedman J. Estimating optional transformations for multiple regression and correlation // *Journal of the American Statistical Association*. – 1985. – Vol. 80. – P. 580-598.



9. *Holland C.D.* Fundamentals of multicomponent distillation. – New York: McGraw-Hill Book Company, 1981.
10. Исследование методов идентификации моделей виртуальных анализаторов показателей качества ректификационной колонны / *Г.Б. Дуго, Н.Б. Дуго, И.С. Можаровский, А.Ю. Торгашов* // Фундаментальные и прикладные вопросы механики и процессов управления. Всероссийская научная конференция, посвященная 75-летию со дня рождения академика В.П. Мясникова. 11-17 сент. 2011 г., Владивосток: сб. докл. [Электронный ресурс]. – Владивосток: ИАПУ ДВО РАН, 2011. – С. 412-418.
11. *Wang D., Murphy M.* Estimating optimal transformations for multiple regression using the ACE algorithm // *Journal of Data Science.* – 2004. – Vol. 2. – P. 329-346.
12. *Вучков И., Бояджијева Л., Солаков Е.* Прикладной регрессионный анализ. – М.: Финансы и статистика, 1987.

Статья представлена к публикации членом редколлегии О.В. Абрамовым.

E-mail:

Дуго Галина Борисовна – bernatsk@iacp.dvo.ru;

Дуго Наталья Борисовна – digo@iacp.dvo.ru;

Можаровский Игорь Сергеевич studvvsu@gmail.com;

Торгашов Андрей Юрьевич – torgashov@iacp.dvo.ru.

УДК 004.942

© 2011 г. **В.М. Дмитриев**, д-р техн. наук,

Т.В. Ганджа, канд. техн. наук,

О.С. Затик

(Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники)

КОМПЬЮТЕРНАЯ МОДЕЛЬ ЭКОЛОГО-ЭКОНОМИЧЕСКОЙ СИСТЕМЫ НЕФТЕГАЗОДОБЫВАЮЩЕГО РЕГИОНА ДЛЯ ФОРМИРОВАНИЯ ЭКОЛОГИЧЕСКИХ ПРОГРАММ¹

Описывается методика компьютерного моделирования эколого-экономических систем нефтегазодобывающих регионов на базе метода компонентных цепей, предназначенная для прогнозирования изменения экологических характеристик региона и формирования экономически эффективных экологических программ, направленных на снижение риска и уменьшение последствий природных и техногенных катастроф.

Ключевые слова: эколого-экономическая система, метод компонентных цепей, регион добычи нефти и газа, уровень моделирования.

¹ Работа выполнена при финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований. Проект № 10-06-0084 «Метод компонентных цепей для компьютерного моделирования и управления эколого-экономическими системами».