



25. *Odate T.* Seasonal variation in chlorophyll-specific growth and microzooplankton grazing of phytoplankton in Japanese coastal water / Odate T., Imai K. // J. Plankton Res. – 2003. – Vol. 25. – P.1497-1505.
26. *Palomares-Garcia R.* Pigment-specific rates of phytoplankton growth and microzooplankton grazing in a subtropical lagoon / R. Palomares-Garcia, J.J. Bustillos-Guzman, D. Lopez-Cortes // J. Plankton Res. – 2006. – Vol. 28. – P.1217-1232.
27. *Мантейфель Б.П.* Адаптивное значение периодических миграций водных организмов // Вопросы ихтиологии. – 1959. – Вып. 13. – С.3-15.
28. *Мантейфель Б.П.* Вертикальные миграции морских организмов // Труды института морфологии животных. – 1960. – Ч. 1. – Вып. 13.
29. *Монин А.С.* Оптика океана. – Т. 1. – М.: Наука, 1983.
30. *Kuwahara V.S. et al.* Variability in the Relative Penetration of Ultraviolet Radiation to Photosynthetically Available Radiation in Temperate Coastal Waters, Japan // Journal of Oceanography. – 2000. – Vol.56. – P.399-408.

Статья представлена к публикации членом редколлегии А.И. Абакумовым.

E-mail:

Гиричева Евгения Евгеньевна – evg.giricheva@yandex.ru.

УДК 681.51

© 2013 г. **Г.Б. Диго,**

Н.Б. Диго,

А.Ю. Торгашов, д-р техн. наук

(Институт автоматизации и процессов управления ДВО РАН, Владивосток),

И.С. Можаровский

(Владивостокский государственный университет экономики и сервиса)

МЕТОД РАЗРАБОТКИ ВИРТУАЛЬНЫХ АНАЛИЗАТОРОВ ДЛЯ НЕЛИНЕЙНЫХ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ*

Обсуждается проблема выявления факторов, влияющих на точность показателя идентифицируемости модели нелинейного объекта управления. Излагается метод выбора его порогового значения, основанный на физико-химической сущности технологического объекта при формировании вида нелинейных функций по каждому входу виртуального анализатора. Приводится пример построения модели виртуального анализатора на основе предложенного метода применительно к технологическому объекту ответственного назначения.

Ключевые слова: идентифицируемость, структура модели, калибровка модели, виртуальный анализатор, массообменные процессы.

* Работа выполнена при частичной поддержке гранта ДВО РАН № 12-I-П17-02 по программе фундаментальных исследований Президиума РАН №17 «Динамические системы и теория управления» и гранта ДВО РАН 12-III-A-03-221.

Введение

Оперативное управление качеством получаемых продуктов непрерывных технологических процессов в реальных условиях проводится с использованием результатов мониторинга возникающих производственных ситуаций. Он, в свою очередь, осуществляется путем сбора и первичной обработки данных, полученных с имеющихся датчиков, и промежуточных лабораторных анализов. В настоящее время для оценки качества выходных продуктов технологических процессов нефтепереработки и нефтехимии, в частности на ректификационных установках, используются три способа контроля показателей качества: лабораторные анализы, данные поточных анализаторов, данные виртуальных анализаторов [1, 2]. Но результаты анализов, получаемых в заводских лабораториях, не всегда обладают необходимым уровнем полноты и оперативности, они достаточно редки и не могут использоваться при управлении качеством в реальном времени. Поточные анализаторы требуют постоянной калибровки, чрезвычайно дороги, поэтому не всегда доступны.

В отличие от них виртуальные анализаторы (ВА), практически не уступая в точности, значительно дешевле и надежнее. Принцип их действия основан на непрерывном определении показателя качества по математической модели, описывающей его взаимосвязь с текущими значениями измеряемых технологических переменных. ВА 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.

Следует отметить, что такие технологические объекты ответственного назначения как ректификационные колонны (РК) нефтеперерабатывающих и нефтехимических производств (нарушение функционирования которых может привести к возникновению экологических катастроф) нуждаются в непрерывном мониторинге качества продуктов. Улучшение точности моделей ВА является актуальной задачей, решение которой приводит в целом к повышению эффективности функционирования объектов ответственного назначения.

Традиционно используемые в задачах управления подходы к моделированию объектов и систем основаны на предположении о возможности получения аналитически заданной функциональной зависимости с последовательным уточнением значений ее коэффициентов, но, несмотря на постоянное усовершенствование используемых методов, они применимы только к хорошо формализуемым объектам. Поскольку в реальных условиях большинство объектов из-за недостатка имеющихся знаний о них и среде их функционирования слабо формализуемы, прежде чем строить модель ВА, приходится оценивать ее идентифицируемость, т.е. возможность построения модели на основе имеющихся данных вход-выход в условиях заданных ограничений. Это нестандартная задача идентифицируемости прогнозирующей модели объекта слабо формализованной структуры в целом, а не ее отдельных параметров [3, 4]. Ее решение требует развития существующих методов с учетом особенностей конкретных объектов. Вопросам идентифицируемости посвящено ограниченное число работ [5, 6], что по-прежнему оставляет акту-

альной проблеме разработки численного алгоритма анализа идентифицируемости как соответствующую практическим нуждам исследователей при разработке моделей физико-химических систем.

В статье рассматриваются вопросы выявления факторов, влияющих на точность показателя идентифицируемости сложных нелинейных слабо формализованных объектов управления. Излагается метод определения порогового значения показателя идентифицируемости прогнозирующих моделей технологических объектов (ТО). Он основан на учете физико-химических особенностей рассматриваемого массообменного ТО при формировании вида нелинейных функций по каждому входу ВА. Приводится пример построения модели ВА показателя качества промышленной двухпродуктовой ректификационной колонны блока стабилизации и вторичной перегонки бензинов по доле изопентана и содержанию бензолобразующих компонентов в дистилляте (в условиях погрешности измерения данных концентраций) при ее функционировании.

Постановка и анализ задачи

Рассматривается массообменный технологический процесс ректификации, протекающий в промышленном аппарате колонного типа. Как показано в [3], речь идет о функционировании объекта в условиях неопределенности, имеющего m входных контролируемых переменных x_1, \dots, x_m и выход Y , связанных между собой некоторой функциональной зависимостью

$$Y = F(\mathbf{X}, \mathbf{B}) + \varepsilon, \quad (1)$$

где $\mathbf{X} = (x_1, \dots, x_m)$ – вектор входных контролируемых переменных; $\mathbf{B} = (\beta_1, \dots, \beta_m)$ – вектор коэффициентов; ε – погрешность измерения выхода. Пусть о виде истинной зависимости (структуры) F в (1) ничего не известно, но из имеющейся физико-химической модели РК следует, что существуют нелинейные связи между выходом и конкретными входными переменными.

Из описания предложенного в [4] метода определения показателя идентифицируемости нелинейных объектов с неизвестной структурой модели на основе алгоритма чередующихся условных математических ожиданий (Alternating conditional expectation – ACE) [7] следует, что этот показатель оценивается по пороговому значению, зависящему от конкретных особенностей и условий функционирования ТО. Поэтому приходится задавать свое пороговое значение для каждого достаточно узкого класса исследуемых объектов. Как показано в предыдущих исследованиях [3, 4, 8, 9], для объекта (1) приемлема нелинейная модель ВА вида

$$\theta(Y) = \alpha + \sum_{i=1}^q \Phi_i(x_i) + \varepsilon, \quad (2)$$

где θ – функция выходной переменной Y ; Φ_i – функции входов $x_i, i = 1, \dots, q$; ε – ошибка. Однако в результате применения ACE к промышленным данным, содержащим погрешности, аналитический вид функции Φ_i остается неизвестным, что затрудняет нахождение порогового значения показателя идентифицируемости [4].

Таким образом, стоит задача определения аналитического вида функций Φ_i с

учетом физико-химических особенностей каждого входа $x_i, i = 1, \dots, q$.

Для ее решения необходимо: построить физико-химическую модель ТО (система нелинейных алгебро-дифференциальных уравнений высокой размерности) и выполнить ее калибровку; сформировать выборку данных для построения ВА, проведя вычислительный эксперимент на основе откалиброванной физико-химической модели; применить к сформированной выборке алгоритм АСЕ для нахождения Φ_i из (2); выполнить аппроксимацию нелинейных функций Φ_i для получения их аналитического вида.

В результате выполнения указанных этапов будет обоснованно сформирован класс нелинейных функций входов, включаемых в модель ВА.

Калибровка нелинейной физико-химической модели процесса ректификации на промышленных данных

Процессы массообмена в промышленных РК, функционирующих в условиях непрерывно действующих возмущений (существенных колебаний состава и температуры сырья, давления пара и нагрузок), слабо формализованы. Поскольку РК являются нестационарными объектами с изменяющимися во времени статическими характеристиками, при подборе структуры моделей массообменных процессов приходится использовать выборки данных промышленных РК и выборки, полученные со статической физико-химической модели РК (это связано с тем, что ВА производят оценку показателей качества РК в статическом режиме [8]). При этом существование нелинейных связей между выходом и конкретной входной переменной устанавливается по имеющейся физико-химической модели с учетом априорной информации. Нелинейные зависимости между выходом и каждым из входов удается выявить, используя алгоритм АСЕ. Преобразованная с его помощью выходная переменная Y представляется в виде (2).

Для максимального приближения модели статического режима РК к реальной системе, т.е. нахождения таких значений параметров, при которых результат на выходе модели будет наиболее близок к реальным рабочим условиям, необходимо выполнить ее калибровку с учетом промышленных данных.

Калибровка модели статического режима РК с учетом физико-химической сущности процесса предполагает выполнение следующих действий:

использование значений концентраций химических веществ (они могут быть взяты из лабораторных исследований, – например, как средние значения за несколько месяцев) в сырьевом потоке;

задание значений режимов работы колонны по ключевым технологическим параметрам (их можно брать из базы данных значений рабочих режимов промышленной РК, сохраняемых через определенный интервал времени);

подбор коэффициента полезного действия (КПД) ступени разделения для минимизации рассогласования между промышленными данными и моделью.

При калибровке нелинейной физико-химической модели процесса РК на промышленных данных оценивались зависимости доли изопентана и концентрации бензолобразующих компонентов от следующих параметров: расход сырья, температуры верха и низа колонны, давление вверху колонны, расход дистиллята,

флегмовое число.

Для максимального приближения модели статического режима РК к реальным рабочим условиям выполнены следующие действия: взяты усредненные концентрации химических веществ – 28 индивидуальных углеводородных компонентов в сырьевом потоке, а также значения технологических параметров, необходимых для расчета статических режимов РК (первые 4 строки в табл. 1); подобраны значения КПД по Мэрфри ступеней разделения [10], обеспечивающие наименьшее отклонение промышленных данных от расчетных (последние 4 строки табл. 1).

Таблица 1

Технологические параметры	Промышленные данные	Данные по модели
Расход сырья, кг/ч	51730	51730
Давление вверху колонны, кгс/см ²	1.9292	1.9292
Расход дистиллята (<i>D</i>), кг/ч	23089	23089
Флегмовое число	1.6055	1.6055
Температура верха, °С	85.473	80.324
Температура низа, °С	119.45	121.16
Изопентан в <i>D</i> , %	0.1795	0.1877
Бензолообразующие в <i>D</i> , %	0.1790	0.1855

При подборе КПД по Мэрфри (*E*) для всех ступеней РК и усредненного статического режима по доле изопентана и концентрации бензолообразующих компонентов в дистилляте по промышленным данным использовались следующие критерии:

$$f_{изоп}(E) = (x_{изоп}^m(E) - x_{изоп})^2, \quad f_{бенз}(E) = (x_{бенз}^m(E) - x_{бенз})^2,$$

где $f_{изоп}(E)$ – функция невязки по содержанию изопентана в дистилляте; $x_{изоп}^m(E)$ – доля изопентана согласно модели; $x_{изоп}$ – промышленные данные изопентана, $f_{бенз}(E)$ – функция невязки по концентрации бензолообразующих компонентов в

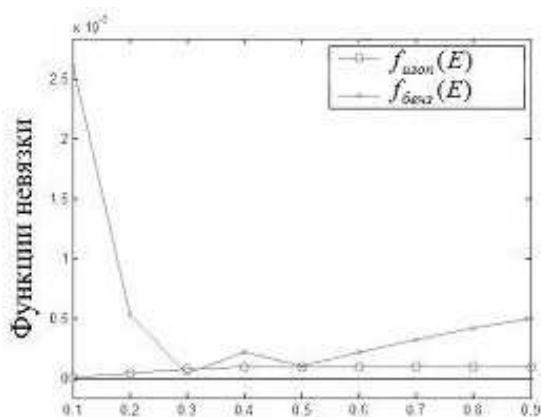


Рис. 1. Результаты определения КПД по Мэрфри при калибровке модели на промышленные данные.

дистилляте; $x_{бенз}^m(E)$ – концентрация бензолообразующих компонентов согласно модели; $x_{бенз}$ – промышленные данные по концентрации бензолообразующих компонентов.

На рис. 1 отображены значения функций невязок $f_{изоп}(E)$, $f_{бенз}(E)$ и значения КПД по Мэрфри.

Проведенная калибровка модели позволяет сделать вывод, что наименьшему отклонению промышленных данных от расчетных данных соответствует значение КПД по Мэрфри $E = 0.3$.

Определение вида нелинейных функций входных переменных моделей виртуальных анализаторов

Для определения класса нелинейных функций входов Φ_i , описывающих зависимость функции выхода выражением (2), на основе откалиброванной модели формируется выборка данных с учетом известных физико-химических свойств протекающего процесса. По ней согласно алгоритму АСЕ оценивается вид функций $\theta(Y)$ и $\Phi_i(x_i)$, $i=1, \dots, q$. После этого визуально представляются зависимости преобразованного выхода от каждого из преобразованных входов, среди них разграничиваются линейные и нелинейные, выполняется аппроксимация нелинейных функций Φ_i для получения их аналитического вида и уточняются коэффициенты во всех аналитических выражениях, включая линейные, для приближения результатов к рабочим режимам промышленной РК.

Согласно вышесказанному, по сформированной ранее выборке, содержащей 5 входных переменных для определения качества выходного продукта промышленной РК по доле изопентана в дистилляте, получена структура модели ВА (рис. 2), включающая характерные для процесса ректификации нелинейности вида насыщения по входам, связанным с давлением, острым орошением, температурой внизу колонны. Таким образом, входами ВА являются следующие технологические переменные: x_1 – расход дистиллята (верхнего продукта), кг/ч; x_2 – расход острого орошения (флегмы), кг/ч; x_3 – давление вверху колонны, кгс/см²; x_4 – температура вверху колонны, °С; x_5 – температура внизу колонны, °С.

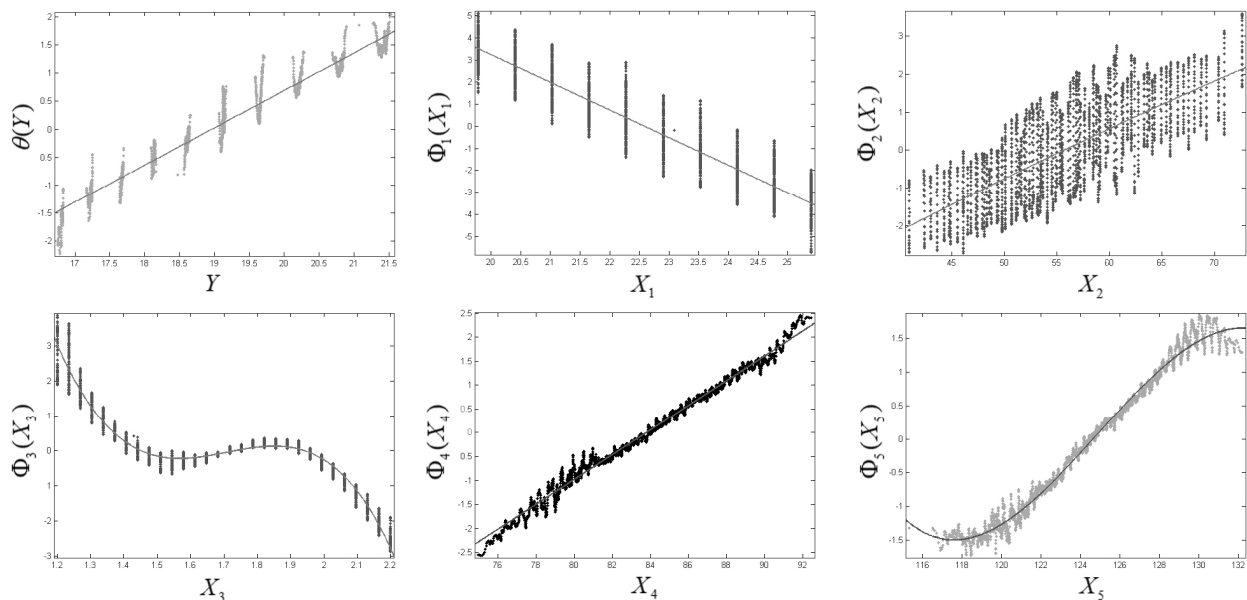


Рис. 2. Результаты применения алгоритма АСЕ для определения структуры модели ВА по доле изопентана в дистилляте РК.

Из визуального представления преобразованных входных переменных (рис. 2) следует, что x_2, x_3, x_5 нелинейно влияют на выход, а влияние на него x_1, x_4 близко к линейной зависимости. Аппроксимированные преобразованные переменные для выхода $Y_{изоп}$, входов x_1, x_4, x_2, x_3, x_5 имеют соответственно вид:

$$\begin{aligned}
\theta(Y_{изон}) &= 0.665 \cdot Y_{изон} - 12.61, \\
\Phi_1(x_1) &= -1.251 \cdot x_1 + 28.26, \\
\Phi_4(x_4) &= 0.2593 \cdot x_4 - 21.73, \\
\Phi_2(x_2) &= -0.3437 \cdot 10^{-3} \cdot x_2^2 + 0.1703 \cdot x_2 - 8.412, \\
\Phi_3(x_3) &= -30.55 \cdot x_3^3 + 156.6 \cdot x_3^2 - 265.7 \cdot x_3 + 149.2, \\
\Phi_5(x_5) &= -2.023 \cdot 10^{-3} \cdot x_5^3 + 0.7578 \cdot x_5^2 - 94.31 \cdot x_5 + 3899.
\end{aligned} \tag{3}$$

Аналогично получена структура модели ВА по концентрации бензолообразующих компонентов в дистилляте (рис. 3), также содержащая 5 входных переменных.

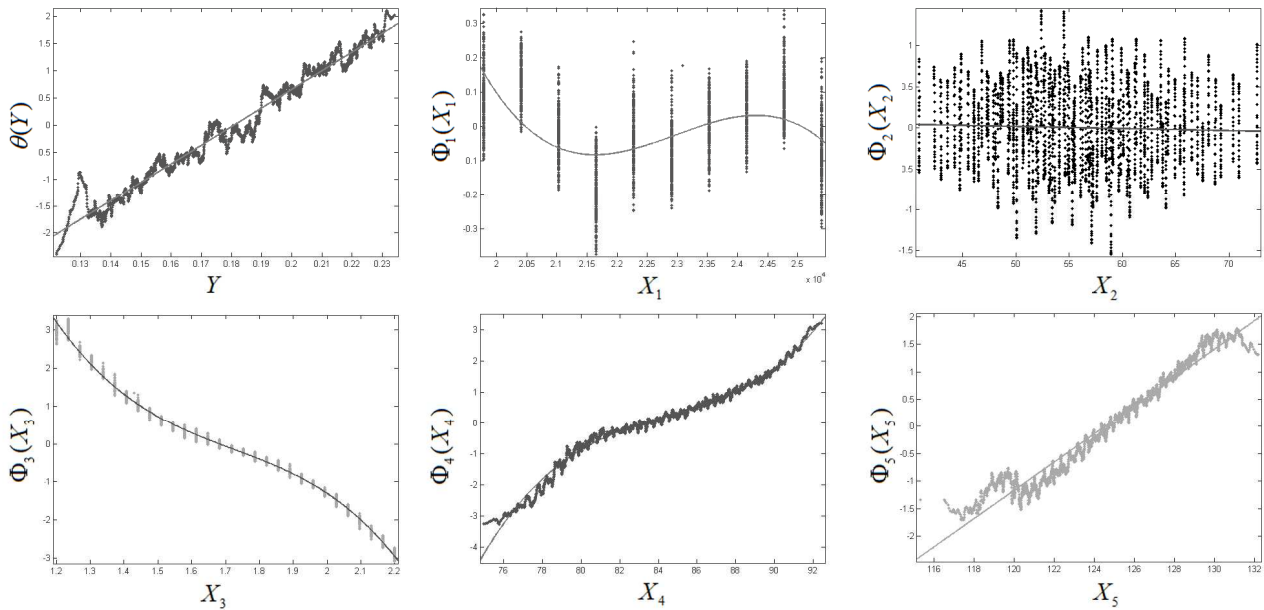


Рис. 3. Результаты применения алгоритма ACE для определения структуры модели ВА по содержанию бензолообразующих компонентов в дистилляте РК.

Из визуального представления преобразованных входных переменных (рис. 3) следует, что на выход $Y_{бенз}$ нелинейно влияют входы x_3, x_4 , а влияние на него x_1, x_2, x_5 близко к линейной зависимости.

Аппроксимированные преобразованные переменные для выхода $Y_{бенз}$ входов x_1, x_2, x_5, x_3, x_4 имеют соответственно вид:

$$\begin{aligned}
\theta(Y_{бенз}) &= 34.33 \cdot Y_{бенз} - 6.211, \\
\Phi_1(x_1) &= -1.531 \cdot 10^{-11} \cdot x_1^3 + 1.05 \cdot 10^{-6} \cdot x_1^2 - 0.02396 \cdot x_1 + 181.7, \\
\Phi_2(x_2) &= 8.863 \cdot 10^{-5} \cdot x_2 - 2.957 \cdot 10^{-3}, \\
\Phi_5(x_5) &= 0.2574 \cdot x_5 - 32.05, \\
\Phi_3(x_3) &= -12.37 \cdot x_3^3 + 63.9 \cdot x_3^2 - 113.0 \cdot x_3 + 68.2, \\
\Phi_4(x_4) &= 3.283 \cdot 10^{-3} \cdot x_4^3 - 0.8303 \cdot x_4^2 + 70.17 \cdot x_4 - 1982.0.
\end{aligned} \tag{4}$$

Определение порогового значения показателя идентифицируемости моделей виртуальных анализаторов

Поскольку единой методики для определения порогового значения H_p показателя идентифицируемости прогнозирующих моделей ТО не существует, то при неизвестной структуре модели приходится учитывать особенности конкретного объекта и условия его функционирования. Проведенные вычислительные эксперименты [4] показали, что на точность показателя идентифицируемости H_i влияют не только число M возмущенных матриц, используемых в алгоритме АСЕ, но и нелинейный характер входных переменных, включаемых в модель, и неучтенные случайные возмущения. Поэтому алгоритм выбора порогового значения H_p также должен учитывать это влияние. Один из таких алгоритмов учитывает зависимость H_p от объема выборки, диапазона изменчивости входов, предполагаемого вида структуры модели и состоит в следующем.

Пусть, как для определения класса нелинейных функций Φ_i входов из (2), сформирована эталонная выборка данных с учетом известных физико-химических свойств протекающего процесса, по алгоритму АСЕ оценен вид функций $\theta(Y)$ и $\Phi_i(x_i)$, $i = 1, \dots, q$ и вычислен показатель идентифицируемости H_Y выходной переменной. Очевидно, что для так сформированной выборки значение показателя идентифицируемости достаточно высоко, поскольку нет никаких шумов и почти нет погрешностей. Внесем в имеющиеся данные некоторую погрешность (например, 10% от диапазона изменения выхода), рассматривая ее как неучтенный фактор в модели, который может оказывать на модель дополнительное скрытое влияние, трудно учитываемое по объективным причинам. Стоит отметить, что полученное по измененной выборке $H_Y^{10\%}$ существенно уменьшится, и с ростом влияния неучтенных факторов его величина будет продолжать уменьшаться. Следовательно, при поиске порогового значения показателя идентифицируемости модели по эталонной выборке следует учитывать допустимую погрешность измерений по конкретному ТО.

Численный алгоритм определения порогового значения показателя идентифицируемости в рамках задачи разработки ВА для промышленной РК включает следующие шаги:

формирование эталонной выборки данных заданного объема с учетом выбранной структуры модели (3);

вычисление показателя идентифицируемости по выходной переменной H_Y для эталонной выборки;

определение допустимых диапазонов изменения параметров, используемых в модели (3) на основе существующих технических регламентов;

преобразование эталонной выборки и определение по ней показателей идентифицируемости H_Y с учетом различных погрешностей;

выбор порогового значения H_p показателя идентифицируемости модели на основании полученных результатов.

Примеры выбора порогового значения

Для нахождения порогового значения H_p *изоп* показателя идентифицируемо-

сти по аппроксимированным функциям (3) строим эталонную выборку размера ($K \times 5$), которая может не совпадать по объему с имеющейся выборкой промышленных данных. Значения входных переменных $x_i, i = 1, 2, 3, 4, 5$ формируются датчиком случайных нормально распределенных чисел в соответствующих диапазонах: $20.0 \leq x_1 \leq 25.0$, $37.0 \leq x_2 \leq 71.0$, $1.3 \leq x_3 \leq 2.1$, $76.0 < x_4 \leq 92.0$, $116.0 < x_5 \leq 132.0$, $K = 60$.

Без учета погрешности измерения выхода показатель идентифицируемости для эталонной выборки $H_{Y \text{ изоп}} = 60.53$.

При введении в модель неучтенных факторов в виде некоторых погрешностей (5-35 % от диапазона изменения выхода) вычисленные значения показателя идентифицируемости подтверждают, что с ростом влияния неучтенных факторов $H_{Y \text{ изоп}}$ уменьшается. Так, при 5% изменении диапазона выхода $H_{Y \text{ изоп}}^{5\%} = 27.80$, а при 30% его изменении – $H_{Y \text{ изоп}}^{30\%} \approx 5.0$. На рис. 4 показано изменение значения $H_{Y \text{ изоп}}$ эталонной выборки в зависимости от влияния неучтенных факторов.

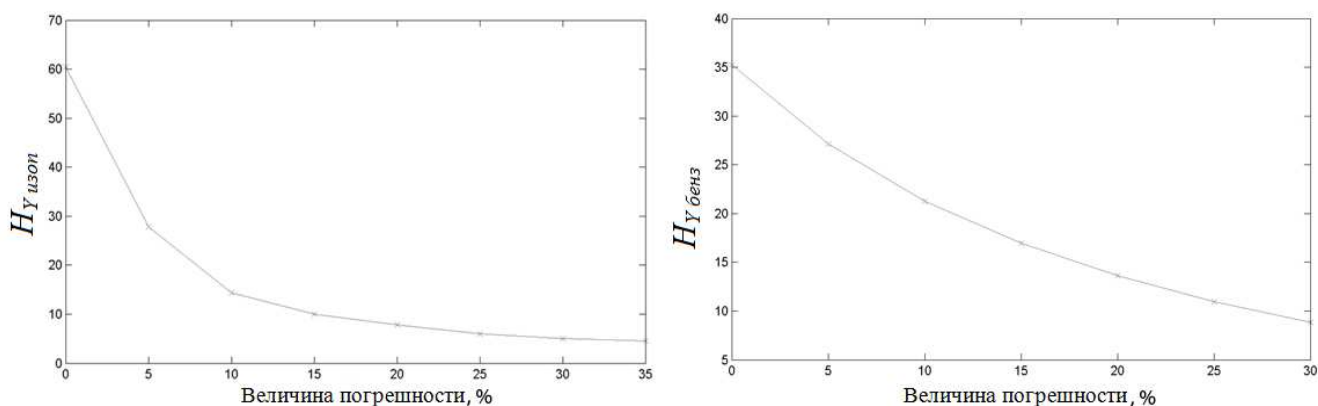


Рис. 4. Влияние погрешности измерения выхода на величину показателей идентифицируемости $H_{Y \text{ изоп}}$ и $H_{Y \text{ бенз}}$ соответственно.

В реальных условиях величина погрешности выхода по доле изопентана составляет 15%, что соответствует пороговому значению показателя идентифицируемости $H_{p \text{ изоп}} = H_{Y \text{ изоп}}^{15\%} = 10.0$.

Аналогично получено пороговое значение $H_{p \text{ бенз}}$ показателя идентифицируемости по концентрации бензолобразующих компонентов, погрешность измерения которых составляет также 15%, с использованием эталонной выборки того же размера, тех же входных данных и аппроксимированных функций (4).

Без учета погрешности измерения выхода показатель идентифицируемости для эталонной выборки $H_{Y \text{ бенз}} = 35.2526$. На рис. 4 представлено изменение значения $H_{Y \text{ бенз}}$ эталонной выборки в зависимости от влияния неучтенных факторов при диапазоне изменения выхода 5-35 %. Пороговое значение показателя идентифицируемости модели по выходу бензолобразующих компонентов в случае 15% погрешности измерения выхода составляет $H_{p \text{ бенз}} = H_{Y \text{ бенз}}^{15\%} = 17.0$.

В результате применения алгоритма определения показателя идентифици-

руемости моделей ВА [4] к промышленным данным РК получены $H_{Y_{изоп}}^{пром} = 13.09$, $H_{Y_{бенз}}^{пром} = 18.0216$ по доле изопентана и концентрации бензолообразующих компонентов соответственно. Очевидно, что выполняются следующие неравенства: $H_{Y_{изоп}}^{пром} > H_{p_{изоп}}$ и $H_{Y_{бенз}}^{пром} > H_{p_{бенз}}$.

Следовательно, модели ВА могут быть идентифицируемы на основе представленных промышленных данных с учетом 15% погрешности измерения выхода.

Построение моделей виртуальных анализаторов по промышленным данным

С использованием имеющейся промышленной выборки и структур (3), (4) построены модели ВА по доле изопентана и по концентрации бензолообразующих компонентов. Они имеют вид:

$$Y_{изоп} = 108668.120 + 0.497 \cdot x_1 - 0.368 \cdot x_2 - 1724.243 \cdot x_3 - 1.123 \cdot x_4 - 2677.233 \cdot x_5 + 4.999 \cdot 10^{-3} \cdot x_2^2 + 854.206 \cdot x_3^2 + 22.238 \cdot x_5^2 - 139.679 \cdot x_3^3 - 6.156 \cdot 10^{-2} \cdot x_5^3;$$

$$Y_{бенз} = -4773.982 + 13.932 \cdot x_1 - 0.012 \cdot x_2 + 1635.726 \cdot x_3 + 124.802 \cdot x_4 - 0.126 \cdot x_5 - 0.508 \cdot x_1^2 - 859.595 \cdot x_3^2 - 1.434 \cdot x_4^2 + 6.164 \cdot 10^{-3} \cdot x_1^3 + 147.891 \cdot x_3^3 + 5.557 \cdot 10^{-3} \cdot x_4^3.$$

Коэффициенты детерминации ($R_{изоп}^2 = 0.8600$ и $R_{бенз}^2 = 0.9551$) подтверждают приемлемую адекватность идентифицированных моделей ВА. На рис. 5 приведены результаты, полученные по ВА, и экспериментальные данные.

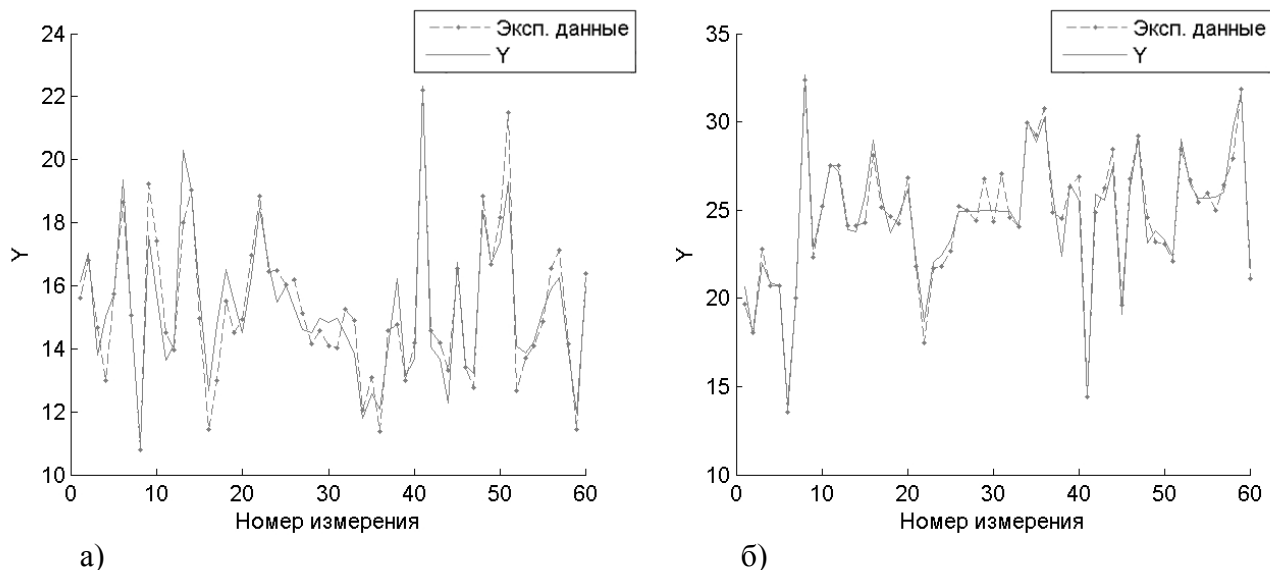


Рис. 5. Результаты построения моделей виртуальных анализаторов: а) по доле изопентана; б) по концентрации бензолообразующих компонентов.

Заключение

В статье рассмотрен усовершенствованный метод построения виртуальных анализаторов для нелинейных технологических объектов. Его новой составляющей является анализ идентифицируемости моделей виртуальных анализаторов на основе данных, полученных с промышленного объекта. Метод позволяет подоб-

рать пороговое значение показателя идентифицируемости, учитывая погрешность измерений выхода, и избежать длительной процедуры поиска и обоснования структуры моделей виртуальных анализаторов. Результаты его применения продемонстрированы на примере построения виртуальных анализаторов по доле изопентана и содержанию бензолобразующих компонентов продукта промышленной ректификационной колонны нефтеперерабатывающего производственного процесса.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Бахтадзе Н.Н.* Виртуальные анализаторы (идентификационный подход) // *АиТ.* – 2004. – № 11. – С.3-24.
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. *Дуго Г.Б., Дуго Н.Б., Можаровский И.С., Торгашов А.Ю.* Исследование моделей виртуальных анализаторов массообменного технологического процесса ректификации // *Информатика и системы управления.* – 2011. – №4(30). – С.17-27.
4. *Дуго Г.Б., Дуго Н.Б., Можаровский И.С., Торгашов А.Ю.* Анализ идентифицируемости нелинейных объектов управления слабо формализованной структуры // *Информатика и системы управления.* – 2012. – №4(33). – С.34-46.
5. *Фишер Ф.* Проблема идентификации в эконометрике. – М.: Статистика, 1978.
6. *Горский В.Г., Кацман Е.А., Клебанова Ф.Д., Григорьев А.А.* Численное исследование идентифицируемости параметров нелинейных моделей // *Теоретическая и экспериментальная химия.* – 1987. – №2. – С.191-197.
7. *Breiman L., Friedman J.* Estimating optional transformations for multiple regression and correlation // *Journal of the American Statistical Association.* – 1985. – Vol. 80. – P.580-598.
8. *Дуго Г.Б., Дуго Н.Б., Можаровский И.С., Торгашов А.Ю.* Исследование методов идентификации моделей виртуальных анализаторов показателей качества ректификационной колонны // *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.
9. *Торгашов А.Ю., Можаровский И.С., Дуго Г.Б., Дуго Н.Б.* Разработка моделей показателей качества ректификационных колонн, функционирующих в предельных режимах // *Труды IX Международной конференции «Идентификация систем и задачи управления» SICPRO'12.* – М.: Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН. 2012. – С. 211-221.
10. *Murphree E.V.* Rectifying Column Calculations with Particular Reference to n-component Mixtures // *Industrial & Engineering Chemistry.* – 1925. – 17 (7). – P.747-750.

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;

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