

Систематическая работа операторов отделения экстракции и фильтрации фосфорной кислоты ЭФК-3,4 ООО «Балаковские минеральные удобрения» с компьютерным тренажером способствовала снижению числа нарушений технологического регламента за последние 6 мес. на 23%.

Заключение

Разработана математическая модель отделения экстракции и фильтрации в производстве фосфорной кислоты, описывающая изменение концентрационного состава и уровня пульпы в экстракторе в зависимости от расходов основных материальных потоков. Данная модель использована при имитации ТП

и расчете рекомендуемых управляющих воздействий в компьютерном тренажере для операторов отделения экстракции и фильтрации фосфорной кислоты ЭФК-3,4 ООО «Балаковские минеральные удобрения».

Список литературы

1. *Кривонос В.А., Соколов В.В., Бабенков В.А.* Программный тренажер оператора технологического процесса производства экстракционной фосфорной кислоты // European Researcher. 2013. Т. 40. № 2–1.
2. *Бондарь А.Г.* Математическое моделирование в химической технологии. Киев: Вища школа. 1973.
3. *Копылев Б.А.* Технология экстракционной фосфорной кислоты. Л.: Химия. 1981.

Кривонос Владимир Алексеевич — канд. техн. наук, доцент, проф.,
Бабенков Владимир Александрович — аспирант кафедры АИСУ СТИ НИТУ «МИСиС» им. А.А.Угарова;
Соколов Валерий Васильевич — канд. техн. наук, зав. лабораторией качества и сертификации ОАО «НИУИФ» им. проф. Я.В. Самойлова;
Шибанов Евгений Юрьевич — главный инженер, *Перекрестов Владимир Петрович* — зам. начальника производства ЭФК ООО «Балаковские минеральные удобрения».
 Контактный телефон (495) 955-66-95, (8453) 494-036.
 E-mail: krivonosov_v_a@mail.ru, bva211@yandex.ru, v.sokolov@niuif.ru, VPerekrestov@phosagro.ru

ИДЕНТИФИКАЦИЯ ТРЕНАЖЕРНЫХ МОДЕЛЕЙ ПО ДАННЫМ РЕАЛЬНОГО ТЕХНОЛОГИЧЕСКОГО ПРОЦЕССА

И.В. Слостенов (МФТИ)

Предложен метод идентификации параметров тренажерных моделей на основе экспериментальных данных, полученных с реального ТП. Проанализированы результаты пилотных экспериментов по идентификации модели процесса дебутанизации.

Ключевые слова: тренажерная модель, технологический процесс, идентификация, имитационное моделирование.

Введение

Ужесточение требований к безопасности и качеству продукции, демографические проблемы и развитие информационных технологий определяют высокий спрос на компьютерные тренажеры (КТ) для обучения операторов ТП. Вместе с тем возрастают и требования, предъявляемые пользователями, поэтому производители тренажеров вынуждены постоянно совершенствовать свои системы, а в условиях растущей конкуренции — снижать стоимость предлагаемых решений. В настоящей работе описывается методика, позволяющая в ряде случаев существенно снизить затраты на разработку и настройку тренажерной модели за счет использования данных с реальных ТП.

Структура современных КТ для обучения операторов ТП включает [1]:

- компьютерную имитационную модель ТП;
- информационную модель — компьютерный человеко-машинный интерфейс оператора ТП;
- модель обучения (контроль, организация, дидактика, оценка результатов тренинга).

Имитационная тренажерная модель является ключевым компонентом КТ: ее характеристики определяют близость поведения объекта и тренажера. Некорректная тренажерная модель может выработать у операторов так называемые «ложный навык», поэтому к точности тренажерных моделей предъявляются весьма жесткие требования.

В работе [1] в понятие точности тренажерной модели ТП включаются следующие три основные характеристики модели.

Полнота модели определяется объемом моделируемого технологического оборудования; при этом модель должна содержать все переменные, необходимые для полноценного обучения операторов, а заложенные в ней физико-химические принципы — обеспечивать воспроизведение всех требуемых для обучения технологических ситуаций.

Связность тренажерной модели означает, что изменения технологических параметров на любом ее участке отражаются на всей схеме в соответствии с реальными физико-химическими процессами, протекающими в моделируемом объекте.

Адекватность статического и динамического поведения модели реальному ТП отражает количественную близость параметров модели к соответствующим параметрам объекта на различных режимах. Современные технологии позволяют достигать точности 5% для критических и 10% для некритических параметров в статических режимах при обеспечении ускорения моделирования от двух до пяти раз. Также важна адекватность модели в переходных режимах. Необходимым условием адекватности является *стабильность* модели — принадлежность параметров модели заданным диапазонам и отсутствие вычислительных сбоев.

На сегодняшний день сформировались два ярко выраженных типа тренажерных моделей: недорогие и относительно простые *типовые* модели, предназначенные для отражения ТП на качественном уровне, и *специализированные* модели, разрабатываемые для имитации работы конкретного промышленного оборудования и призванные с высокой точностью воспроизводить количественные характеристики рассматриваемого ТП с учетом всего спектра технологических режимов и возможных аварийных ситуаций.

Создание специализированных моделей — дорогостоящий процесс, требующий больших временных затрат и существенного человеческого ресурса. Между тем, для многих задач обучения широкие возможности, предоставляемые специализированной моделью, могут оказаться невостребованными, тогда как функциональность типовой модели может быть вполне достаточной. Однако более широкому использованию типовой модели мешает то, что она в полной мере не отражает количественные характеристики объекта. В настоящей работе предлагается методика настройки параметров имитационных моделей, позволяющая в ряде случаев приблизить поведение модели к поведению реального объекта и достигнуть компромисса между затратами на создание специализированной модели и ограничениями применимости типовых моделей.

Рассмотрим следующие две ситуации, часто возникающие на практике.

В первом случае заказчику тренажера необходимо получить модель, адекватно воспроизводящую поведение объекта на определенном ограниченном наборе тренировочных упражнений. Так бывает, когда тренажер создается для отработки ограниченного набора важных технологических ситуаций, например, по планам локализации аварийных ситуаций. При этом разработка специализированной модели, учитывающей все особенности моделируемого процесса (часто содержащей многие десятки управляющих воздействий и многие сотни наблюдаемых переменных), может потребовать неоправданно больших ресурсов.

В то же время типовая модель, отражающая данный процесс, имея достаточно сильное структурное сходство с объектом, может обладать отличным от него поведением, поскольку параметры типовой модели, определяющие стационарные режимы и динамические характеристики системы, были заданы без учета данных о рассматриваемом реальном объекте.

Во втором случае у заказчика уже имеется специализированная модель ТП, но вследствие изменения технологии она перестала достаточно точно имитировать поведение объекта. Такая ситуация может быть следствием модернизации оборудования или изменения режима процесса из-за износа аппаратов или переопределения граничных условий, если возможность подобных изменений не была учтена при проектировании исходной имитационной модели.

В обоих случаях имеет смысл настроить параметры уже существующей модели на основании полученных с объекта данных, чтобы она приблизилась к поведению реального объекта на заданных режимах.

Задача идентификации параметров имитационной модели

Выделим несколько параметров ТП, соответствующих независимым переменным в модели, которые можно задавать как функции времени. Эти переменные будем называть *входами* модели. Поскольку в современных

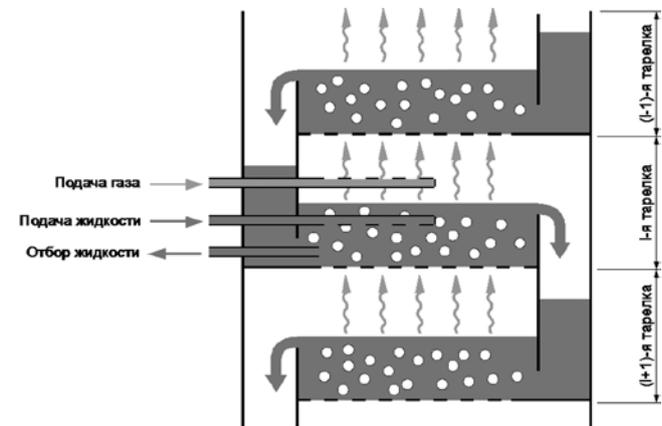


Рис. 1. Принцип работы дистилляционной колонны

системах имитационного моделирования, используемых в тренажеростроении, время дискретное, то в дальнейшем примем, что интегрирование в модели ведется по сетке $T = \{t_i\}_{i=0}^n$, и в качестве функций входов будем пользоваться выборками вида $U = \{u_i\}_{i=0}^n$, где $u_i = u(t_i)$.

Другую группу переменных, отвечающих за параметры процесса, по которым будет определяться сходство поведения модели и объекта, будем называть выходами модели. Как правило, динамика модели описывается системой уравнений вида:

$$\begin{cases} x_{i+1} = f_i(x_i, u_i; \beta), \\ y_i = g(x_i). \end{cases} \quad (1)$$

Табл. 1. Составы входящих в колонну потоков (объемные доли)

	Feed 1	Feed 2
Пропан (C_3H_8)	0,020	0,012
Бутан (C_4H_{10})	0,390	0,340
Бутен (C_4H_8)	0,220	0,008
Пентан (C_5H_{12})	0,370	0,280
Гексан (C_6H_{14})	0,000	0,110
Гептан (C_7H_{16})	0,000	0,130
Октан (C_8H_{18})	0,000	0,120



Рис. 2. Принципиальная схема метода идентификации

Здесь $x_i = (x_i^{(1)}, \dots, x_i^{(n)})$ и $y_i = (y_i^{(1)}, \dots, y_i^{(s)})$ — значения вектора состояния модели и вектора выходов в момент времени t_i , β — вектор настраиваемых параметров модели.

Далее будем считать, что в момент t_0 модель находится в стационарном состоянии, которое соответствует значениям входов $u(t) = u_0$, $t \leq t_0$. Тогда значения y_i зависят только от последовательности U , которую будем называть *управляющей последовательностью*, и от вектора параметров:

$$y_i = y_i(U; \beta). \quad (2)$$

Последовательность значений выходов модели $Y(U; \beta) = \{y_i(U; \beta)\}_{i=0}^n$ назовем откликом модели на управляющую последовательность U .

Аналогично определяются вектор выходов объекта $z_i(U) = (z_i^{(1)}(U), \dots, z_i^{(s)}(U))$ и отклик объекта $Z(U) = \{z_i(U)\}_{i=0}^n$.

В качестве критерия близости модели и объекта можно использовать квадратичное отклонение отклика модели от отклика объекта при одинаковой управляющей последовательности:

$$\begin{aligned} C(U, \beta, W) &= E_{eq}(Z(U), Y(U; \beta), W) = \\ &= \sum_{i=0}^n \sum_{j=1}^s w_i^{(j)} \cdot (z_i^{(j)}(U) - y_i^{(j)}(U; \beta))^2, \end{aligned} \quad (3)$$

где $C(U, \beta, W)$ — функция потерь, $E_{eq}(A, B, W)$ — квадратичное отклонение выборки B от выборки A , $w_i^{(j)}$ — элементы матрицы весов $W \in R^{s \times n}$, отвечающие за вклад каждого выхода в функцию потерь. $w_i^{(j)}$ должны выбираться, исходя из важности параметров, соответствующим

ых выходам, а также с учетом величины характерного изменения параметра.

Задача сводится к определению вектора параметров $\beta = \hat{\beta}$, при котором функция потерь $C(U, \beta, W)$ минимальна.

Для реализации рассматриваемого подхода необходимо провести серию экспериментальных измерений параметров ТП на реальном объекте. Однако проведение таких экспериментов сопряжено с повышенной опасностью и дополнительными экономическими рисками для предприятия, поэтому для тестирования предлагаемого подхода вместо реального объекта будем использовать еще одну модель рассматриваемого ТП, которая может быть несколько сложнее настраиваемой модели и иметь с ней некоторые структурные различия. Принципиально, что при проведении экспериментов модель, заменяющая объект, считается черным ящиком: можно только подавать на нее различные управляющие последовательности и считывать отклики. В алгоритме идентификации никакие другие параметры модели не изменяются и не используются. Далее будем модель, с которой получается выборка $Z(U)$, называть объектом.

Метод идентификации параметров модели по реальным данным

В настоящей работе в качестве настраиваемой модели выбрана модель дебутанизатора, который представляет собой дистилляционную колонну, где происходит выделение бутана и более легких фракций при их наличии из смеси углеводородов. Колонна состоит из набора тарелок, на которых движущаяся вверх газообразная фаза вступает в соприкосновение со стекающей вниз жидкой фазой. В результате фазовых переходов тяжелые фракции конденсируются и продолжают движение вниз вместе с жидкостью, а легкие фракции испаряются и уходят вверх вместе с газом (рис. 1). Свежее сырье в жидкой и/или газообразной фазе поступает в колонну через входные патрубки, имеющиеся на определенных тарелках. Также возможен отбор вещества с некоторых тарелок.

В колонну дебутанизатора, содержащую 15 тарелок, на 4-ю и 8-ю сверху тарелки поступают два потока ($Feed_1$ и $Feed_2$) смесей углеводородов, примерные составы которых представлены в табл. 1, а температуры составляют около 80 °С и 145 °С соответственно. Расходы входных потоков поддерживаются на уровне 4 т/ч для $Feed_1$ и 8 т/ч для $Feed_2$ с помощью регуляторов.

С верхней тарелки выходит газ, богатый легкими фракциями (бутаном и пропаном), с нижней — жидкость, состоящая преимущественно из тяжелых (начиная с пентана). Газ, покинувший верхнюю тарелку, захлаживается и поступает в конденсатор, где большая часть пропана остается в газообразной фазе и уходит на технологию, а большинство бутана (и более тяжелых фракций при их наличии) конденсируется. Конденсат частично идет на технологию, а ча

стично возвращается на верхнюю тарелку для дальнейшего разделения. Часть жидкость из нижней части колонны идет на технологию, а часть подогревается и поступает назад в колонну.

В процессе дебутанизации существенную роль играет эффективность процесса массообмена между жидкой и газообразной фазами, протекающего на тарелках колонны. В модели за это отвечает параметр, называемый эффективностью тарелки, который и был выбран в качестве настраиваемого параметра модели. Выбор параметра β определяется тем, что, с одной стороны, он не может быть достоверно известен разработчику на стадии проектирования тренажера, а с другой — по мере

«старения» тарелки эффективность может меняться, что определяет необходимость настройки параметра β для сохранения адекватности модели. Эффективность тарелки β принимает значения в диапазоне 0...1. При $\beta=0$ массообмен отсутствует, на тарелке составы газообразной и жидкой фаз не изменяются, а при $\beta=1$ между фазами на тарелке достигается равновесие.

Принципиальная схема предлагаемого метода идентификации представлена на рис. 2. На объекте проводится эксперимент, в результате которого получают выборки значений, соответствующие управляющей последовательности U и отклику объекта $Z(U)$. Эти выборки являются входными данными для алгоритма идентификации. Далее организуется итеративный процесс, в котором модель запускается с различными параметрами β . Последовательность параметров $\{\beta_i\}_{i=0}^n$ определяется некоторым оптимизационным алгоритмом, который на основании предыдущих значений $\{\beta_i\}_{i=0}^{k-1}$ и соответствующих им откликов модели $Y(U, \beta_i)$ определяет очередное значение вектора параметров β_k . Процедура продолжается пока не будет найдено решение с заданной точностью, либо пока не выполнено какое-либо условие прекращения поиска решения (например, превышение максимального числа итераций). При этом выбор конкретного алгоритма численного по-

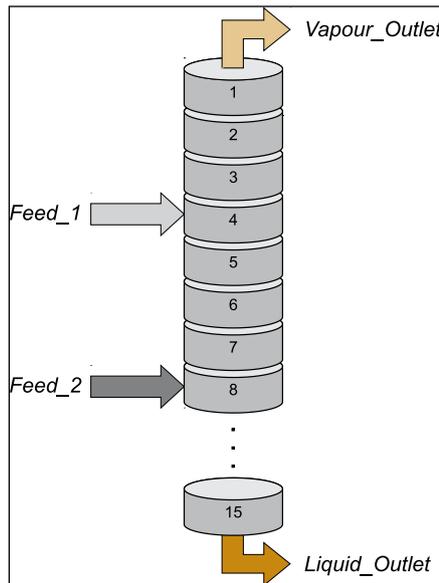


Рис. 3. Основные потоки, входящие в колонну и выходящие из нее

иска обуславливается конкретной задачей и может зависеть от числа настраиваемых параметров, сложности рассматриваемого ТП и имеющейся априорной информации о параметрах объекта и модели. С помощью специально созданного пользовательского интерфейса задаются экспериментальные выборки, настраиваемая модель, соответствие входных и выходных сигналов переменным в модели, параметры поискового алгоритма. Последние определяются конкретной реализацией алгоритма. Ими могут быть, например, диапазоны допустимых значений параметров, их начальное приближение, используемая функция потерь и ее весовые коэффициенты, точность решения,

максимальное число итераций и др.

Пусть при некоторой управляющей последовательности U_0 алгоритм оптимизации возвращает в качестве оптимального значения вектора параметров $\hat{\beta} = P(U_0, Z(U_0))$. Важно убедиться, что полученная при подстановке найденных параметров модель будет адекватна и при других управляющих последовательностях, которые могут встретиться при обучении операторов. В данной работе применяется перекрестная проверка адекватности модели при значениях параметров, полученных на разных выборках, которая заключается в следующем. Пусть имеется множество управляющих последовательностей $D_s = \{U_i\}_{i=0}^n \subset D$, где D — множество всех управляющих последовательностей, при которых модель должна быть адекватна, и соответствующие им найденные значения параметров $\hat{\beta} = P(U_i, Z(U_i))$. В качестве наилучшего значения вектора параметров β выберем:

$$\beta = \hat{\beta}_m, m = \arg \min_j \max_i C(U_i, \hat{\beta}_j, W) \quad (4)$$

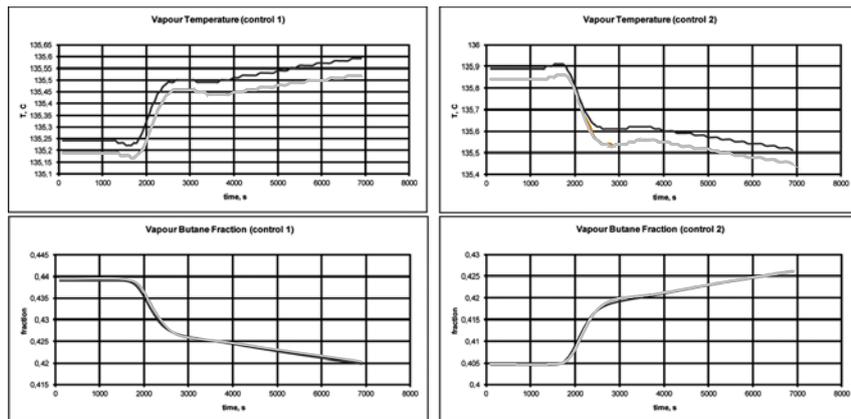
Предложенный метод был программно реализован в виде пользовательского приложения, запускаемого в среде MATLAB. При создании ядра программы, алгоритма поиска оптимального значения вектора параметров β и интерфейса пользователя была ис-

Табл. 2. Предельные средние отклонения выходов модели от выходов объекта

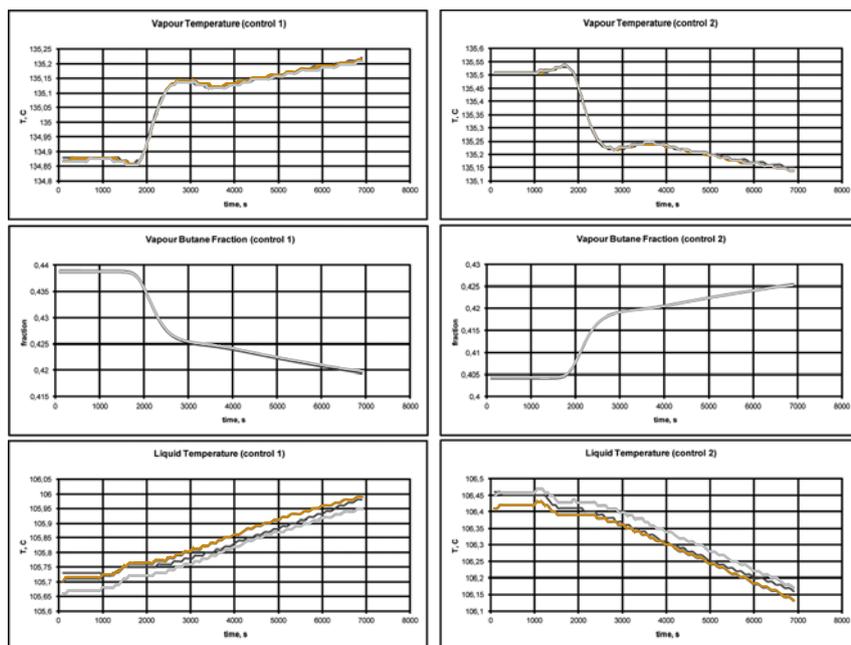
Выход	Среднее отклонение
Температура Vapour_Outlet	0,6 °C
Концентрация бутана в Vapour_Outlet	0,02
Температура Liquid_Outlet	1,0 °C

Табл. 3. Значения функции потерь в экспериментах серий 1 и 2

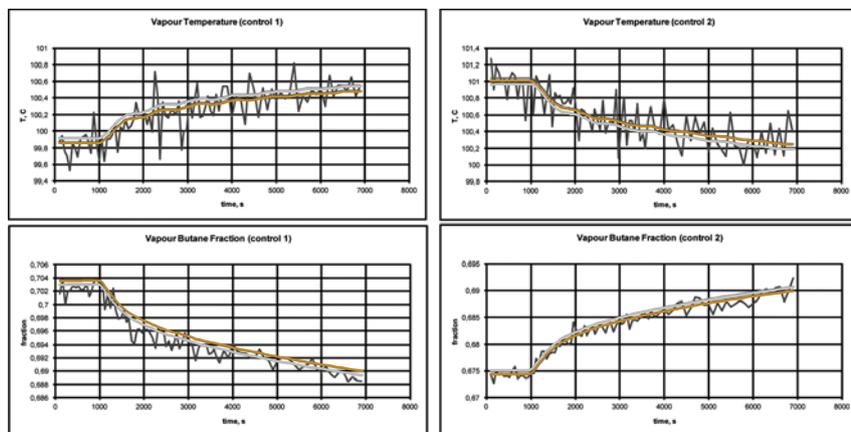
	β	Серия 1				Серия 2			
		Обучение		Экзамен		Обучение		Экзамен	
		U_1	U_2	U_1	U_2	U_1	U_2	U_1	U_2
1	0,23624	2,2E-04	1,1E-04	2,4E-04	1,2E-04	6,4E-04	5,0E-04	1,4E-03	7,7E-04
2	0,31638	9,0E-03	9,1E-03	9,0E-03	9,2E-03	2,2E-03	1,2E-03	2,2E-03	1,2E-03
3	0,38926	1,9E-04	2,2E-04	1,9E-04	2,2E-04	4,0E-03	3,1E-03	4,0E-03	3,1E-03
4	0,47239	6,2E-03	4,3E-03	6,2E-03	4,3E-03	8,3E-03	6,0E-03	8,3E-03	6,0E-03
5	0,54857	2,1E-02	1,9E-02	2,1E-02	1,9E-02	2,1E-02	1,9E-02	2,1E-02	1,9E-02
6	0,69824	1,9E-03	1,7E-03	1,9E-03	1,7E-03	2,1E-03	2,0E-03	2,2E-03	2,0E-03



(a)



(б)



(в)

Рис. 4. Отклики объекта и модели: (а) модель и объект тождественны; (б) увеличение числа выходов; (в) сигналы с объекта зашумлены

пользована среда MATLAB и одноименный язык программирования, а для создания и запуска имитационных моделей ТП — средство UniSim Design (Honeywell). При этом в процессе итеративного опре-

в соответствии с соотношениями (4).

В качестве входов были выбраны состав и температура потока $Feed_1$. Параметры потока $Feed_2$ (рис. 3)

деления оптимальных параметров модели UniSim Design запускается из среды MATLAB посредством технологии ActiveX. В результате был создан гибкий инструмент с интуитивно понятным пользовательским интерфейсом, который позволяет работать с различными экспериментальными данными и практически любыми алгоритмами оптимизации.

В данной работе рассматривается простой случай идентификации скалярного параметра — эффективности тарелок колонны дебутанизатора, причем предполагается отсутствие какой-либо априорной информацией о зависимости выходов модели от этого параметра. Тогда наиболее эффективными являются одномерные методы нулевого порядка. В предлагаемой реализации был использован метод золотого сечения [2], позволяющий получить решение с заданной точностью за наименьшее число шагов, выполняющих вычисления значений оптимизируемой функции. При этом метод был модифицирован таким образом, что он стал способен работать не только с унимодальными функциями. Для контроля адекватности модели применялась перекрестная проверка для двух управляющих последовательностей.

Результаты экспериментальных исследований

Для проверки работоспособности предлагаемого метода, выбранного алгоритма идентификации и выявления границ их применения, а также влияния различных условий функционирования ТП на работу метода, были проведены несколько серий экспериментов. В каждом эксперименте использовались по две управляющие выборки U_1 и U_2 с соответствующими им откликами $Z(U_1)$, $Z(U_2)$. Эксперимент проводился в две фазы. В первой фазе определение параметра β (обучение) проводилось на выборке U_1 , а проверка качества полученной модели (экзамен) — на выборке U_2 . Во второй фазе выборки менялись местами. Наилучшее значение β выбиралось

во всех экспериментах были одинаковыми и постоянными. Во всех экспериментах выходами являлись температура газа, покидающего верхнюю тарелку колонны дебутанизатора (*Vapour_Outlet*), и объемная доля бутана в нем. Кроме того, в одной серии в качестве третьего выхода использовалась температура отводимой снизу колонны жидкости.

Модель должна находиться в стационарном режиме к моменту начала измерения ее выходов. В процессе настройки перед каждым запуском модели значение настраиваемого параметра изменяется с некоторого заданного по умолчанию на требуемое. При этом внутреннее состояние модели остается прежним и не соответствует новому значению параметра, из-за чего возникают переходные процессы. В данной реализации алгоритма подача управляющей последовательности и регистрация выходных сигналов начинается после затухания возмущения, когда процесс можно было считать стационарным.

Для количественной оценки результатов эксперимента необходимо выбрать критерий, в соответствии с которым будет определяться качество идентификации. В данной работе было принято, что среднеквадратичные отклонения выходов модели от соответствующих выходов объектов не должны превышать некоторых наперед заданных значений:

$$\delta^{(j)}(U; \beta) = \frac{1}{n+1} \sum_{i=0}^n (z_i^{(j)}(U) - y_i^{(j)}(U; \beta))^2 \leq \Delta^{(j)}, \quad j = 1, \dots, s. \quad (5)$$

Потребуем, чтобы если для некоторого j_0 выполняются соотношения:

$$\delta^{(j)}(U; \beta) = \begin{cases} 0, & j \neq j_0, \\ \Delta^{(j)}, & j = j_0; \end{cases} \quad j = 1, \dots, s, \quad (6)$$

то функции потерь (3) равняются 1. Элементы матрицы весов \tilde{W} , при которых выполняется это условие, имеют вид:

$$\tilde{w}_i^{(j)} = \frac{1}{(n+1)(\Delta^{(j)})^2}, \quad i = 0, \dots, n, \quad j = 1, \dots, s, \quad (7)$$

Тогда критерием удовлетворительного качества идентификации параметра β для управляющей последовательности U можно принять условие

$$C(U, \beta, \tilde{W}) \leq 1. \quad (8)$$

При влиянии на выходные сигналы объекта аддитивных шумов регистрируемые значения выходов объекта равны

$$z_i^{(j)}(U) = \bar{z}_i^{(j)}(U) + \xi_i^{(j)}, \quad i = 0, \dots, n, \quad j = 1, \dots, s, \quad (9)$$

где $\bar{z}_i^{(j)}(U)$ — истинные значения выходов объекта, $\xi_i^{(j)}$ — влияние шума.

Подставляя (9) в (3), получаем:

$$C(U, \beta, W) = \sum_{i=0}^n \sum_{j=1}^s w_i^{(j)} \cdot (\bar{z}_i^{(j)}(U) - y_i^{(j)}(U; \beta))^2 + \sum_{i=0}^n \sum_{j=1}^s w_i^{(j)} \cdot (\xi_i^{(j)})^2 + 2 \sum_{i=0}^n \sum_{j=1}^s w_i^{(j)} \cdot (\bar{z}_i^{(j)}(U) - y_i^{(j)}(U; \beta)) \cdot \xi_i^{(j)}. \quad (10)$$

Обозначим первое слагаемое выражения (10) через $C_{model}(U, \beta, W)$, а второе слагаемое — через $C_{noise}(W)$.

Здесь $C_{model}(U, \beta, W)$ — значение функции потерь при отсутствии шума, определяемое только отклонением выходов модели от соответствующих выходов объекта; $C_{noise}(W)$ — значение функции потерь при совпадении выходов объекта и модели, вызванное наличием шума. При этом именно определяется качество идентификации, поэтому необходимо оценить это значение для дальнейшего его использования в критерии (8).

Если математическое ожидание $E[\xi_i^{(j)}] = 0$, а шумы для разных выходов независимы, то в силу закона больших чисел при достаточно длинной выборке последней двойной суммой в (10) можно пренебречь, то есть:

$$C(U, \beta, W) \rightarrow C_{model}(U, \beta, W) + C_{noise}(W), \quad n \rightarrow \infty. \quad (11)$$

Значение $C_{noise}(W)$ можно оценить, заменив входящие в нее значения $\xi_i^{(j)}$ на соответствующие стандартные отклонения $\sigma^{(j)}$, которые можно измерить на стационарных режимах. Полученная таким образом оценка при использовании весов (7) имеет вид:

$$\hat{C}_{noise}(\tilde{W}) = \sum_{j=1}^s \left(\frac{\sigma^{(j)}}{\Delta^{(j)}} \right)^2. \quad (12)$$

Теперь $C_{model}(U, \beta, W)$ можно оценить следующим образом:

$$\hat{C}_{model}(U, \beta, \tilde{W}) = C(U, \beta, \tilde{W}) - \hat{C}_{noise}(\tilde{W}). \quad (13)$$

Тогда вместо критерия (8) можно использовать критерий

$$\hat{C}_{model}(U, \beta, \tilde{W}) \leq 1. \quad (14)$$

Для оценки качества идентификации в проведенных экспериментах в качестве величин $\Delta^{(j)}$ были приняты характерные изменения соответствующих выходов в рассмотренных переходных процессах (табл. 2; рис. 4, 5). Полученные при этом значения функций потерь приведены в табл. 3, 4, 5. Качество идентификации можно считать удовлетворительным, если при найденном значении параметра значение функции потерь не превосходит 1 как на обучении, так и на экзамене.

Табл. 4. Значения функции потерь в экспериментах серии 3

	$C(U, \hat{\beta}, \tilde{W})$				$\sigma^{(T_{vap})}, ^\circ\text{C}$	$\sigma^{(Butane\ frac.)}$	$\hat{C}_{noise}(\tilde{W})$	$\hat{C}_{model}(U, \hat{\beta}, \tilde{W})$			
	Обучение		Экзамен					Обучение		Экзамен	
	U_1	U_2	U_1	U_2				U_1	U_2	U_1	U_2
1	3,2E-02	3,7E-02	3,2E-02	3,7E-02	0,09	0,0009	2,4E-02	8,3E-03	1,3E-02	8,3E-03	1,3E-02
2	8,8E-02	9,7E-02	1,0E-01	1,0E-01	0,18	0,0009	9,0E-02	-2,1E-03	6,8E-03	1,3E-02	1,2E-02
3	9,4E-01	1,0E+00	9,4E-01	1,0E+00	0,53	0,0018	8,0E-01	1,4E-01	2,2E-01	1,4E-01	2,2E-01
4	1,1E+00	1,2E+00	1,1E+00	1,2E+00	0,53	0,0089	9,9E-01	9,4E-02	2,0E-01	9,4E-02	2,0E-01
5	3,0E+00	3,3E+00	3,1E+00	3,3E+00	0,89	0,0018	2,2E+00	8,4E-01	1,1E+00	9,2E-01	1,1E+00
6	2,7E+00	3,3E+00	2,7E+00	3,3E+00	0,89	0,0089	2,4E+00	3,2E-01	8,7E-01	3,3E-01	8,9E-01
7	5,2E+00	5,7E+00	5,2E+00	5,7E+00	1,25	0,0125	4,7E+00	5,0E-01	9,7E-01	5,0E-01	9,7E-01

Табл. 5. Значения функции потерь в экспериментах серий 4 и 5

	β_1^*	β_4^*	β_8^*	Серия 4				Серия 5			
				Обучение		Экзамен		Обучение		Экзамен	
				U_1	U_2	U_1	U_2	U_1	U_2	U_1	U_2
1	0,47	0,32	0,32	2,8E-02	4,8E-02	8,5E-02	8,6E-02	1,0E-01	2,3E-02	1,2E-01	1,8E-01
2	1,00	0,00	0,00	7,6E-01	9,1E-01	7,7E-01	9,4E-01	9,4E-01	8,7E-01	9,4E-01	8,7E-01
3	0,20	0,20	0,74	5,6E-02	5,2E-02	1,5E-01	1,3E-01	5,4E-02	6,7E-03	1,3E-01	1,4E-01
4	0,47	0,47	0,32	2,8E-02	5,5E-02	8,8E-02	1,2E-01	5,5E-02	1,5E-02	5,5E-02	1,5E-02
5	0,74	0,74	0,20	9,1E-02	1,8E-01	1,2E-01	2,7E-01	2,7E-01	2,1E-01	2,7E-01	2,1E-01
6	0,20	0,20	0,20	3,4E-02	3,2E-02	9,0E-02	9,1E-02	3,2E-02	9,0E-03	6,0E-02	2,7E-02
7	0,20	0,74	0,20	6,5E-02	8,1E-02	2,7E-01	3,3E-01	1,5E-01	1,5E-01	8,2E-01	2,2E-01

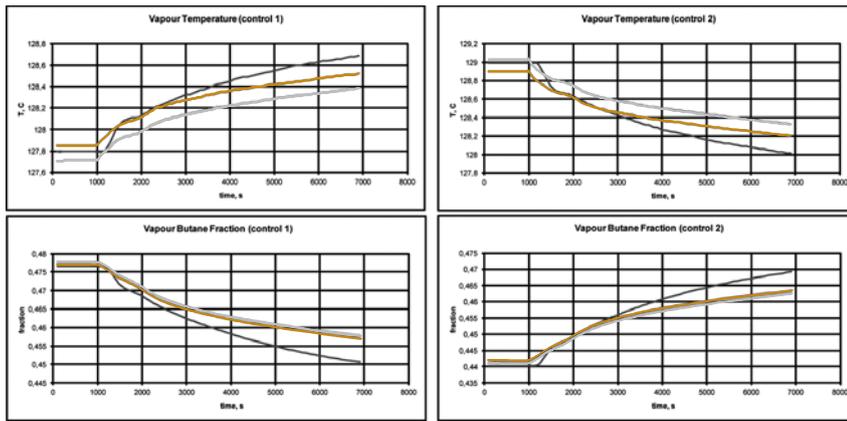
Ниже подробно описаны цели и результаты каждой серии экспериментов, а также приведены графики, демонстрирующие результаты идентификации (рис. 4, 5). На каждом рисунке линия черного цвета соответствует сигналу, полученному с объекта в ходе эксперимента; светло-коричневого и серого — выходам моделей после обучения и на экзамене на данной выборке. В некоторых случаях значения параметров, полученные при обучении на обеих выборках, оказываются крайне близкими, при этом на графиках соответствующие им линии могут сливаться.

Серия 1. Первоначально проверялось, способен ли поисковый алгоритм верно определить значения параметров для модели, тождественной объекту. В качестве объекта использовались модели с различным значением эффективности тарелок. Остальные параметры объекта и модели были одинаковыми. В качестве управляющих последовательностей были выбраны изменения объемных концентраций бутана и пентана, так как содержание этих компонентов наиболее существенно влияет на процессы, протекающие на верхней тарелке колонны дебутанизатора. Изменение состава предполагалось мгновенным. В первой управляющей последовательности содержания бутана и пентана изменялись с 0,39 и 0,37 до 0,30 и 0,46 соответственно, а во второй — с 0,29 и 0,47 до 0,39 и 0,37. Во всех экспериментах этой серии удалось найти правильные значения параметра с заданной точностью (рис. 4, а; табл. 3). Это указывает на работоспособность выбранного алгоритма оптимизации и отсутствие ошибок в его реализации.

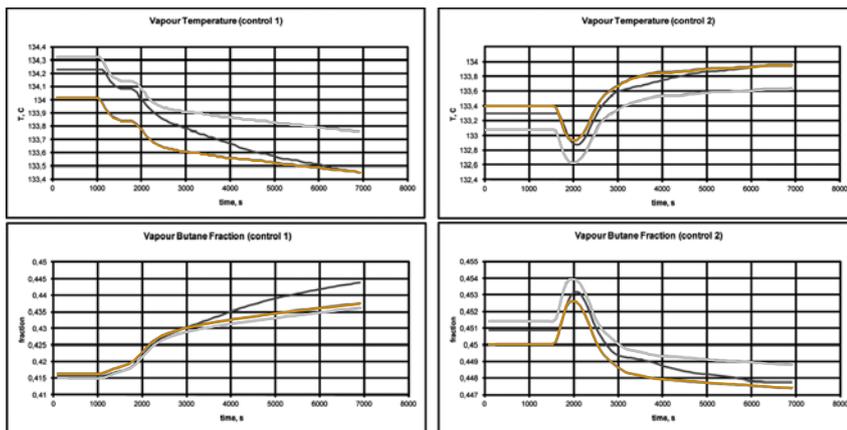
Серия 2. Было проверено, что увеличение числа выходов, по которым проводится идентификация, не ухудшает ее качество. Эта серия аналогична предыдущей, за исключением того, что в ней в качестве третьего выхода включена температура покидающей нижнюю тарелку колонны жидкости (рис. 4, б). При этом качество идентификации оказалось сравнимым с качеством в предыдущей серии, хотя и несколько уступало ему (табл. 3).

Серия 3. Данные, получаемые с реального объекта всегда зашумлены. Поэтому важно выявить, насколько устойчив выбранный метод оптимизации к влиянию шума. В экспериментах, аналогичных экспериментам серии 1, на выходные сигналы объекта накладывался белый шум различной интенсивности. Результаты показывают, что влияние шума можно скомпенсировать длиной выборки (рис. 4, в; табл. 4).

Серия 4. Модель всегда воспроизводит поведение объекта с той или иной точностью, поскольку структура объекта, как правило, точно не известна. Кроме того, при создании модели часто приходится прибегать к упрощениям. В данной серии экспериментов в качестве объекта выступает модель, имеющая несколько более сложную структуру, чем настраиваемая. Эффективности разных тарелок объекта могут различаться из-за их износа. На выход газа из колонны наиболее существенное влияние оказывают процессы, протекающие на верхней тарелке, где происходит наиболее сильное вскипание бутана, и на 4-й и 8-й сверху тарелках, куда приходят входящие в колонну потоки. Для выявления влияния структурного



(а)



(б)

Рис. 5. Отклики объекта и модели: (а) модель и объект имеют разную структуру; (б) обучающая и экзаменационная выборки имеют разную природу

различия объекта и модели на качество идентификации эффективности указанных тарелок в объекте варьировались в различных комбинациях (β_1^* , β_4^* , β_8^* в табл. 5); эффективности остальных тарелок объекта во всех экспериментах были равны 0,39. В модели все эффективности полагались равными. Эксперименты показали, что с увеличением различия между структурами объекта и модели точность идентифицируемой модели падает, но даже при заметном различии модель можно сделать адекватной на некотором числе требуемых режимов (рис. 5, а; табл. 5).

Серия 5. В этой серии экспериментов в качестве одного управляющего воздействия было выбрано изменение концентраций бутана и пентана с 0,29 и 0,47 до 0,39 и 0,37 соответственно при неизменной температуре потока $Feed_1$, равной 80 °С, а в качестве другого — изменение этой температуры с 80 °С до 100 °С при постоянном составе, приведенном в табл. 1. В остальном данная серия аналогична серии 4. В результате экспериментов выяснилось, что в рассмотренных случаях возможно получить значения параметра, при котором модель будет с высокой

точностью воспроизводить поведение объекта на режимах разного рода (рис. 5, б; табл. 5).

Проведенные эксперименты показали принципиальную возможность использования предложенного метода идентификации для настройки тренажерных моделей.

Выводы

Полученные результаты, включая выполненные численные эксперименты, свидетельствуют о принципиальной возможности настройки относительно простых моделей ТП, позволяющей приблизить их к поведению реального объекта. Предложенный подход может быть применен при создании имитационных моделей для тренажеров, предназначенных для обучения операторов на ограниченном наперед заданном наборе упражнений, а также при подстройке уже существующей специализированной модели под изменившиеся условия производства. По сравнению с созданием новой специализированной тренажерной модели ТП настройка существующей модели позволяет существенно снизить стоимость разработки, требует меньше времени и ресурсов.

Предложенную схему, включающую дополнительную модель ТП, можно использовать для проверки и настройки новых алгоритмов идентификации параметров входо-выходных моделей, выявления из них наиболее эффективных для определенных классов моделей. Отсутствие такой возможности сдерживает разработку современных методов идентификации [3], поскольку их проверка до сих пор была сопряжена с серьезными рисками для действующего производства.

Внедрение предложенной методики настройки КТ позволит ускорить и удешевить их построение, что приведет к их более широкому распространению.

Список литературы

1. Дозорцев В. М. Компьютерные тренажеры для обучения операторов технологических процессов. М.: СИНТЕГ. 2009.
2. Джон Г. Мэтьюз, Куртис Д. Финк. Численные методы. Использование MATLAB. 3-е издание. М., СПб.: Вильямс, 2001.
3. Льюнг Л. Идентификация систем. Теория для пользователя. М.: Наука, 1991.

Сластенов Игорь Владимирович — магистрант МФТИ.
Контактный телефон (916) 917-11-73.
E-mail: igor.slstenov@phystech.edu