

УДК 681.5.015

МЕТОД ИДЕНТИФИКАЦИИ НА БАЗЕ ИМИТАЦИОННОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ

В.М. Дозорцев

ЗАО «Хоневелл»

Россия, 121059, Москва, Киевская ул., 7

E-mail: victor.dozortsev@honeywell.com**И.В. Сластенов***Московский физико-технический институт (государственный университет)*

Россия, 141700, Долгопрудный, Институтский пер., 9

E-mail: igor.slastenov@phystech.edu**С.Е. Тасанбаев***Южно-Казахстанский государственный университет имени М. Ауэзова*

Казахстан, 486050, Шымкент, пр. Тауке-хана, 5

E-mail: tasanbayev@mail.ru

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

Аннотация: Предложен метод идентификации параметров имитационных моделей на основе экспериментальных данных, полученных с реального технологического процесса. Проанализированы результаты пилотных экспериментов по идентификации модели процесса дебутанизации на базе имитационной модели установки.

1. Введение

Последние годы характеризуются широким распространением современных средств имитационного моделирования, позволяющих строить высокоточные, полномасштабные имитационные модели сложных технологических установок, основанные на фундаментальном моделировании процессов массо- и теплопереноса, химической кинетики и гидравлики [1]. Это открывает перспективу решения важных практических задач, ранее недоступных исследователям и разработчикам. Речь идет о задачах, требующих вмешательства (в режиме on-line) в работу технологического объекта, что крайне нежелательно или невозможно по соображениям безопасности, экономических потерь, объема необходимых экспериментов и пр.

В работе рассматриваются две такие задачи – настройка имитационных моделей по данным функционирования технологического объекта и идентификация параметров входо-выходных моделей в активном эксперименте. Для первой задачи предложен и практически обоснован метод настройки параметров имитационной модели по реальным данным работы объекта, приведены результаты экспериментального исследования метода. Для второй задачи дано принципиальное описание метода активной идентифи-

кации с использованием точной имитационной модели объекта; экспериментальное обоснование и практическая апробация метода – задача дальнейших исследований.

2. Задача настройки параметров тренажерных моделей

Ужесточение требований к безопасности и качеству продукции определяют высокий спрос на компьютерные тренажеры (КТ) для обучения операторов технологических процессов (ТП) [2]. Вместе с тем растут 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 подход, позволяющий в ряде случаев существенно снизить затраты на разработку и настройку тренажерной модели за счет использования данных, полученных с реальных ТП.

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

В работе [2] в понятие *точности* тренажерной модели ТП наряду с полнотой и связностью включается *адекватность* статического и динамического поведения модели реальному ТП. Адекватность отражает количественную близость параметров модели к соответствующим параметрам объекта в различных режимах. Современные технологии позволяют достигать точности 5% для критических и 10% для некритических параметров в статических режимах при ускорении моделирования до пяти раз. Также важна адекватность модели в переходных режимах.

На сегодняшний день сформировались два выраженных вида тренажерных моделей: недорогие и относительно простые *типовые* модели, предназначенные для отражения технологического процесса 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 ресурса разработчиков. Между тем для многих задач обучения широкие возможности, предоставляемые специализированной моделью, могут оказаться не востребуемыми, тогда как функциональность типовой модели может быть вполне достаточной. Однако более широкому использованию типовых моделей мешает то, что они в полной мере не отражают количественные характеристики объекта. Ниже предлагается метод настройки параметров имитационной модели, позволяющий приблизить поведение модели к поведению реального объекта и достигнуть компромисса между затратами на создание специализированной и ограничениями применимости типовой модели.

3. Идентификация параметров тренажерной имитационной модели

Пусть задана сетка времени $T = \{t_i\}_{i=0}^n$, а динамика рассматриваемой имитационной модели описывается системой уравнений вида

$$(1) \quad \begin{cases} \mathbf{x}_{i+1} = \mathbf{f}_i(\mathbf{x}_i, \mathbf{u}_i; \boldsymbol{\beta}), \\ \mathbf{y}_i = \mathbf{g}(\mathbf{x}_i). \end{cases}$$

Здесь $\mathbf{x}_i = (x_i^{(1)}, \dots, x_i^{(r)})$, $\mathbf{y}_i = (y_i^{(1)}, \dots, y_i^{(s)})$ и \mathbf{u}_i – значения вектора состояния модели, вектора выходов, и вектора управления, соответственно, в момент времени t_i , $\boldsymbol{\beta}$ – вектор настраиваемых параметров модели. Последовательность $\mathbf{U} = \{\mathbf{u}_i\}_{i=0}^n$ будем называть *управляющей последовательностью*.

Если в момент t_0 модель находится в стационарном состоянии, которое соответствует значениям входов $\mathbf{u}(t) = \mathbf{u}_0, t \leq t_0$, то значения \mathbf{y}_i зависят только от последовательности \mathbf{U} и от вектора параметров:

$$(2) \quad \mathbf{y}_i = \mathbf{y}_i(\mathbf{U}; \boldsymbol{\beta}).$$

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

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

В качестве критерия близости модели и объекта можно использовать квадратичную функцию потерь:

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

где $w_i^{(j)}$ – элементы матрицы весов $\mathbf{W} \in \mathbb{R}^{s \times n}$.

Таким образом, получаем задачу минимизации:

$$(4) \quad \hat{\boldsymbol{\beta}}(\mathbf{U}, \mathbf{W}) = \arg \min_{\boldsymbol{\beta}} C(\mathbf{U}, \boldsymbol{\beta}, \mathbf{W})$$

Вместо объекта, проведение экспериментов на котором потенциально опасно и затратно, будем использовать вторую имитационную модель того же процесса, возможно, структурно отличную от настраиваемой модели. Такую эталонную модель в дальнейшем будем называть объектом.

4. Метод настройки параметров модели по реальным данным

В качестве примера настраиваемой модели будем использовать модель дистилляционной колонны, наиболее глубоко изученного и широко распространенного объекта химической технологии. Колонна состоит из набора тарелок, на которых движущаяся вверх газообразная фаза вступает в соприкосновение со стекающей вниз жидкой фазой, и 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).

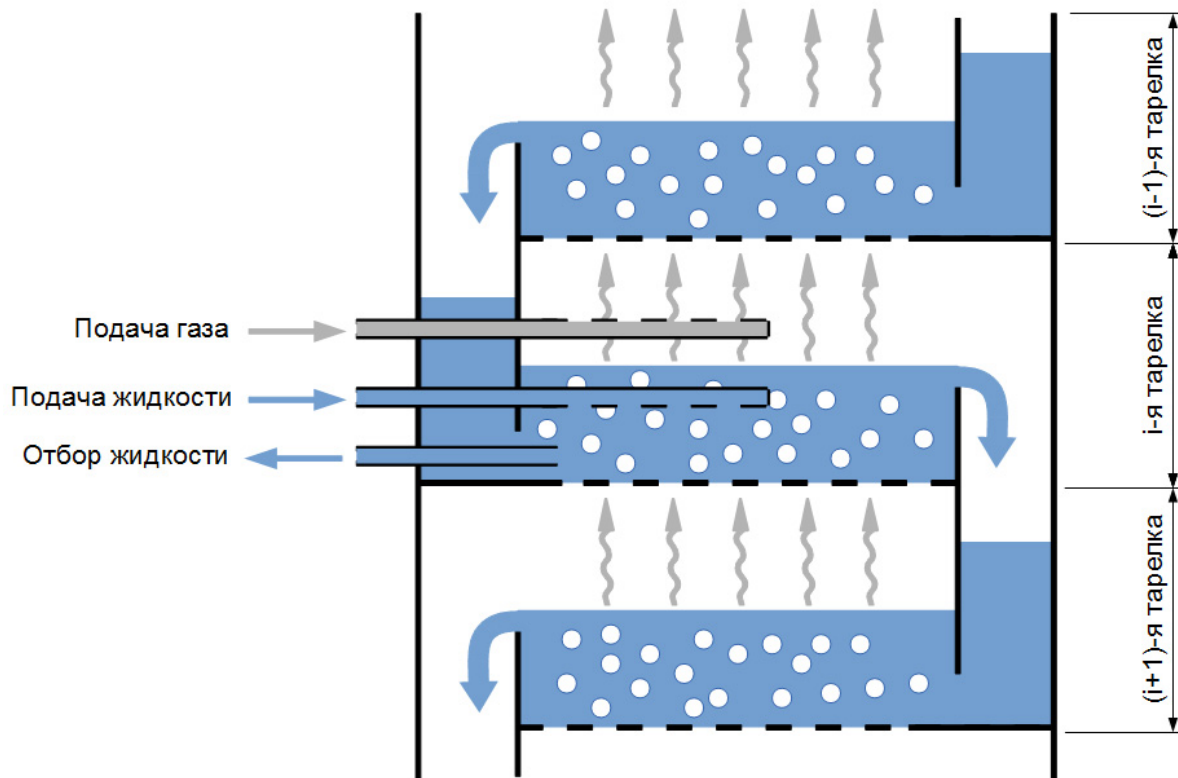


Рис. 1. Принцип работы дистилляционной колонны.

В процессе ректификации существенную роль играет эффективность процесса массообмена между жидкой и газообразной фазами, протекающего на тарелках колонны. Физически эта эффективность определяется геометрией и размерами тарелки, а также устройством отверстий, через которые проходит газ. 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 от 0 до 1. При $\beta = 0$ массообмен отсутствует, на тарелке составы газообразной и жидкой фаз не изменяются, а при $\beta = 1$ между фазами на тарелке мгновенно достигается равновесие.

Для проведения численных экспериментов в среде MATLAB [3] была реализована процедура итеративного поиска оптимального значения параметра β . При этом выбор конкретного алгоритма численного поиска обуславливается конкретной задачей и может зависеть от количества настраиваемых параметров, сложности рассматриваемого ТП и имеющейся априорной информации о параметрах объекта и модели.

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 последова-

тельностью $D_s = \{U_i\}_{i=0}^n \subset D$, где D – множество всех управляющих последовательностей, при которых модель должна быть адекватна, и соответствующие им найденные значения параметров $\hat{\beta}_i = \mathbf{P}(U_i, \mathbf{Z}(U_i))$. В качестве наилучшего значения вектора параметров можно выбрать

$$(5) \quad \beta = \hat{\beta}_m, m = \arg \min_j \max_i C(U_i, \hat{\beta}_j, \mathbf{W}).$$

В настоящей работе рассматривается простой случай идентификации скалярного параметра – эффективности тарелок колонны дебутанизатора, причем предполагается, что мы не располагаем какой-либо априорной информацией о зависимости выходов модели от этого параметра. В этом случае наиболее эффективными являются одномерные методы нулевого порядка. В предлагаемой реализации метода идентификации использован метод золотого сечения [4], так как среди прочих методов своего класса он находит решение с заданной точностью с наименьшим количеством вычислений значений оптимизируемой функции. Для контроля адекватности модели применялась перекрестная проверка для двух управляющих последовательностей.

5. Результаты экспериментального исследования

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 $\mathbf{Z}(U_1)$, $\mathbf{Z}(U_2)$. Эксперимент проводился в две фазы. В первой фазе определение параметра β – *обучение* – проводилось на первой выборке U_1 , а проверка качества полученной модели – *экзамен* – на выборке U_2 . Во второй фазе выборки менялись местами. Наилучшее значение β выбиралось в соответствии с соотношениями (5).

В переменных управления были выбраны состав и температура потока $Feed_1$, параметры потока $Feed_2$ (рис. 2) 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 ($Liquid_Outlet$).

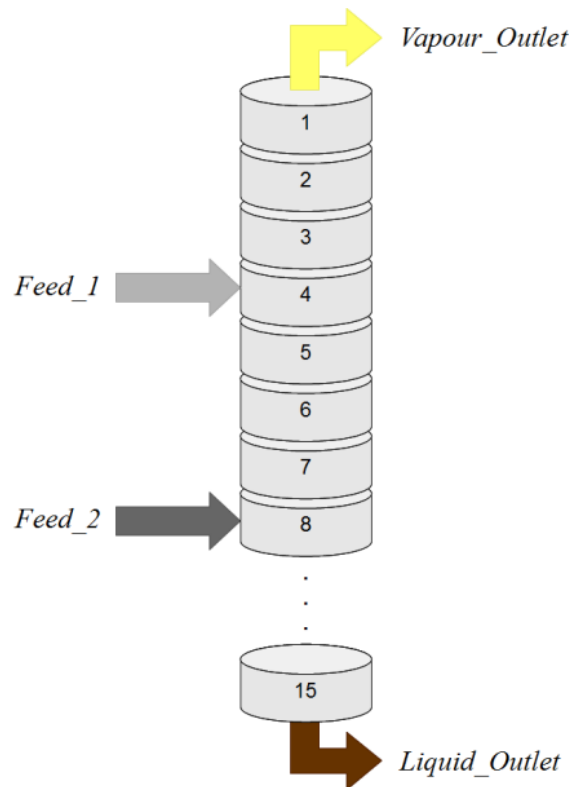


Рис. 2. Основные потоки, входящие в колонну и выходящие из нее.

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

$$(6) \quad \delta^{(j)}(\mathbf{U}; \boldsymbol{\beta}) = \frac{1}{n+1} \sum_{i=0}^n (z_i^{(j)}(\mathbf{U}) - y_i^{(j)}(\mathbf{U}; \boldsymbol{\beta}))^2 \leq \Delta^{(j)}, j = 1, \dots, s.$$

Потребуем, чтобы если для некоторого j_0 выполнялись соотношения

$$(7) \quad \delta^{(j)}(\mathbf{U}; \boldsymbol{\beta}) = \begin{cases} 0, & j \neq j_0, \\ \Delta^{(j)}, & j = j_0, \end{cases} j = 1, \dots, s,$$

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

$$(8) \quad \tilde{w}_i^{(j)} = \frac{1}{(n+1)(\Delta^{(j)})^2}, i = 0, \dots, n, j = 1, \dots, s.$$

Тогда критерием удовлетворительного качества идентификации параметра $\boldsymbol{\beta}$ для управляющей последовательности \mathbf{U} можно принять условие

$$(9) \quad C(\mathbf{U}, \boldsymbol{\beta}, \tilde{\mathbf{W}}) \leq 1.$$

В качестве величин $\Delta^{(j)}$ были приняты характерные изменения соответствующих выходов в рассмотренных переходных процессах (таблица 1).

Таблица 1. 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

При влиянии на выходные сигналы объекта аддитивных несмещенных шумов с дисперсией $(\sigma^{(j)})^2$ для j -го выхода вместо (9) можно использовать оценку

$$(10) \quad \hat{C}_{\text{model}}(\mathbf{U}, \boldsymbol{\beta}, \tilde{\mathbf{W}}) = C(\mathbf{U}, \boldsymbol{\beta}, \tilde{\mathbf{W}}) - \hat{C}_{\text{noise}}(\tilde{\mathbf{W}}) \leq 1, \quad \hat{C}_{\text{noise}}(\tilde{\mathbf{W}}) = \sum_{j=1}^s \left(\frac{\sigma^{(j)}}{\Delta^{(j)}} \right)^2.$$

Ниже подробно описаны цели и результаты каждой серии экспериментов, а также приведены графики, демонстрирующие результаты идентификации и количественные оценки. На каждом рисунке линия синего цвета соответствует сигналу, полученному с объекта в ходе эксперимента; красного и зеленого – 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.

5.1. Серия 1: объект и модель тождественны

Первым делом 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. Во всех экспериментах этой серии удалось найти правильные значения параметра с заданной точностью (рис. 3; таблица 2). Это указывает на работоспособность выбранного алгоритма оптимизации и отсутствие ошибок в его реализации.

Таблица 2. 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

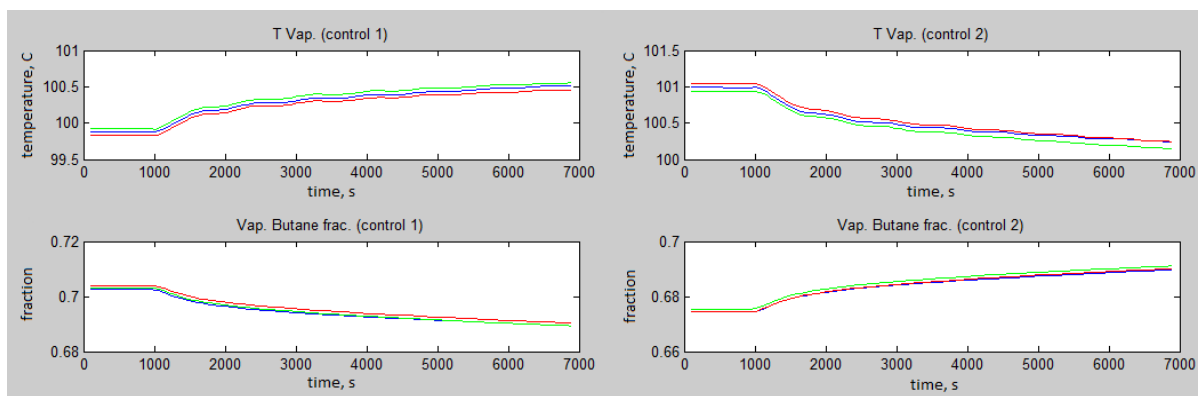


Рис. 3. Отклики тождественных объекта и модели, два выхода.

5.2. Серия 2: влияние количества выходов на качество идентификации

Эта серия аналогична предыдущей, за исключением того, что в ней в качестве 3-го выхода включена температура покидающей нижнюю тарелку колонны жидкости (рис. 4). При этом качество идентификации оказалось сравнимым с качеством в предыдущей серии, хотя и несколько уступало ему (таблица 2).

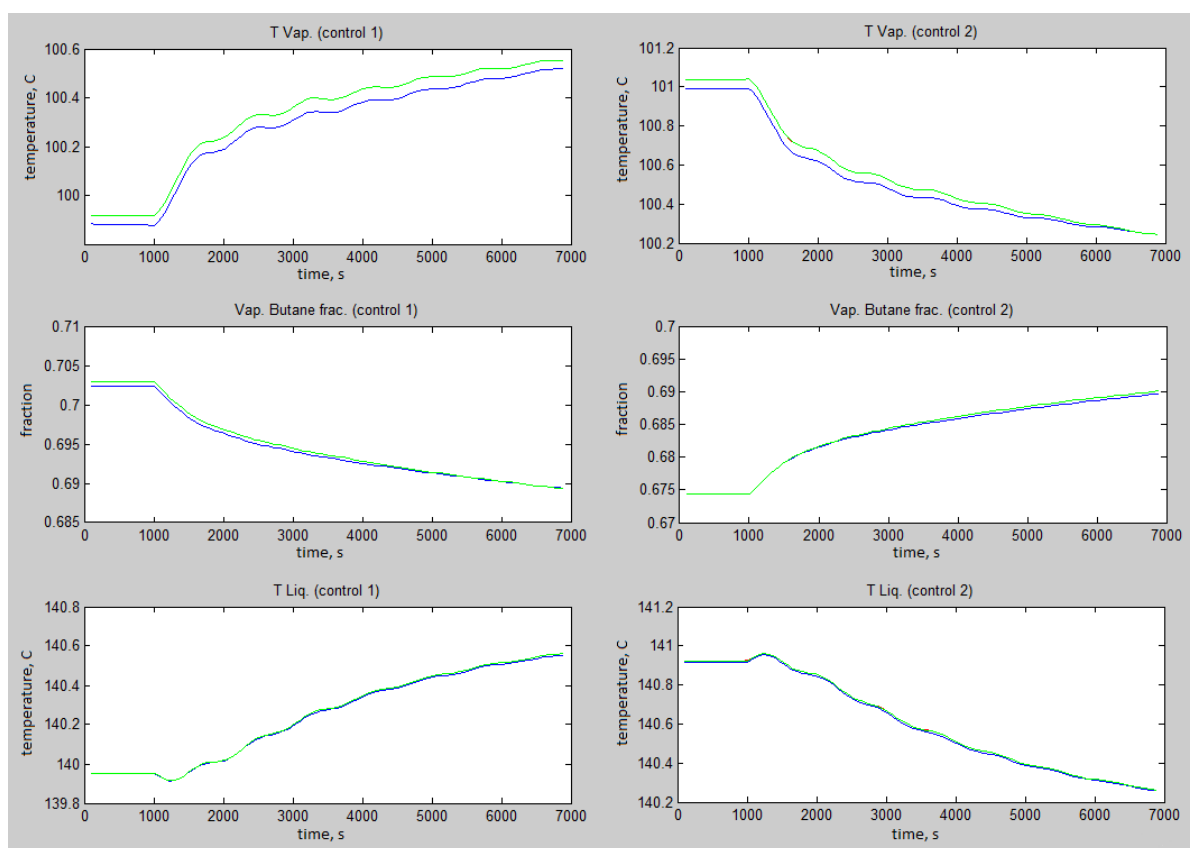


Рис. 4. Отклики тождественных объекта и модели, три выхода.

5.3. Серия 3: влияние шума на качество идентификации

Данные, получаемые с реального объекта всегда зашумлены. Поэтому важно выявить, насколько устойчив выбранный метод оптимизации к влиянию шума. В экспе-

риментах, аналогичных экспериментам серии 1, на выходные сигналы объекта накладывался белый шум различной интенсивности. Результаты показывают, что влияние шума можно скомпенсировать длиной выборки (рис. 5; таблица 3).

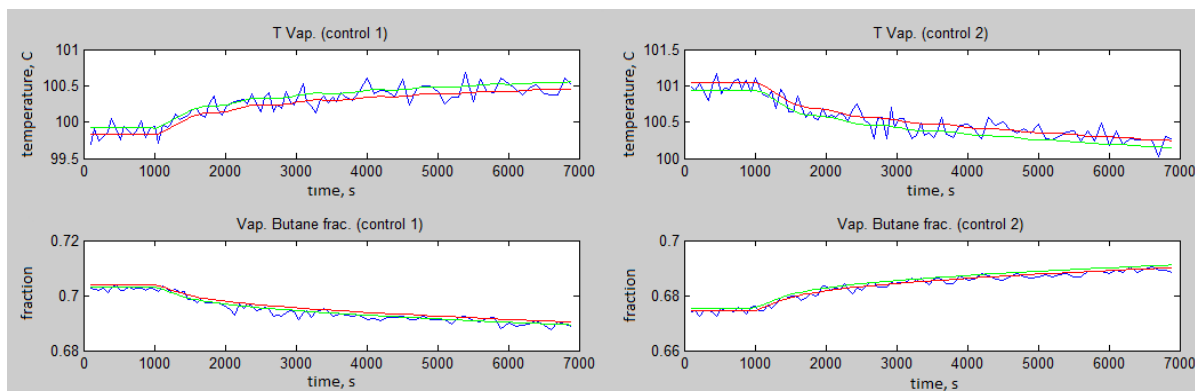


Рис. 5. Отклики объекта и модели, выходы объекта зашумлены.

Таблица 3. Значения функции потерь в экспериментах серии 3.

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

5.4. Серия 4: влияние структурного различия объекта и модели на качество идентификации

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 модель. Строго говоря, оптимальное значение настраиваемого параметра модели может быть разным для разных тарелок. Это обусловлено, во-первых, сделанными при проектировании модели допущениями, вследствие которых наилучшее значение этого параметра может зависеть от условий на тарелке, а, во-вторых, из-за неравномерного изменения режима работы тарелок объекта в процессе эксплуатации, вызванные ее износом. На выход газа из колонны наиболее существенное влияние оказывают процессы, протекающие на верхней тарелке, где происходит наиболее сильное вскипание бутана, и на 4-ой и 8-ой сверху тарелках, куда приходят входящие в колонну потоки. Для выявления влияния структурного различия объекта и модели на качество идентификации эффективности указанных тарелок в объекте варьировались в различных комбинациях (β_1^* , β_4^* , β_8^* в таблице 4); 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 объек-

та и модели точность идентифицируемой модели падает, но даже при заметном различии модель можно сделать адекватной на некотором количестве требуемых режимов (рис. 6; таблица 4).

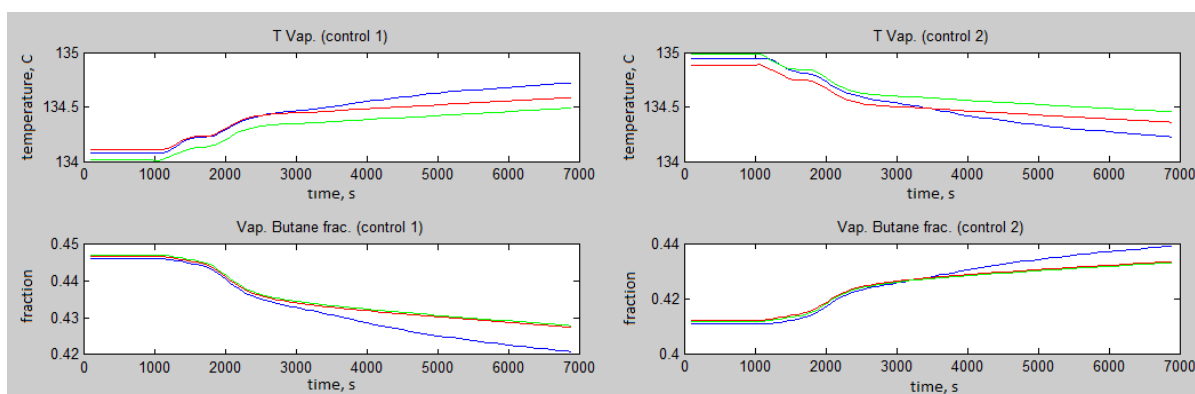


Рис. 6. Отклики объекта и модели, имеющих разную структуру.

Таблица 4. 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

5.4. Серия 5: влияние различия типов управляющих воздействий на обучении и экзамене на качество идентификации

Во всех предыдущих экспериментах управляющие последовательности, по которым производились обучение и экзамен были очень близки по своему типу. Набор управлений для тренажера, как правило, затрагивает управления разного рода. В этой серии экспериментов в качестве одного управления было выбрано изменение концентраций бутана и пентана при неизменной температуре потока $Feed_1$, а в качестве другого – изменение этой температуры при постоянном составе. 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 заданных режимах (рис. 7; таблица 4).

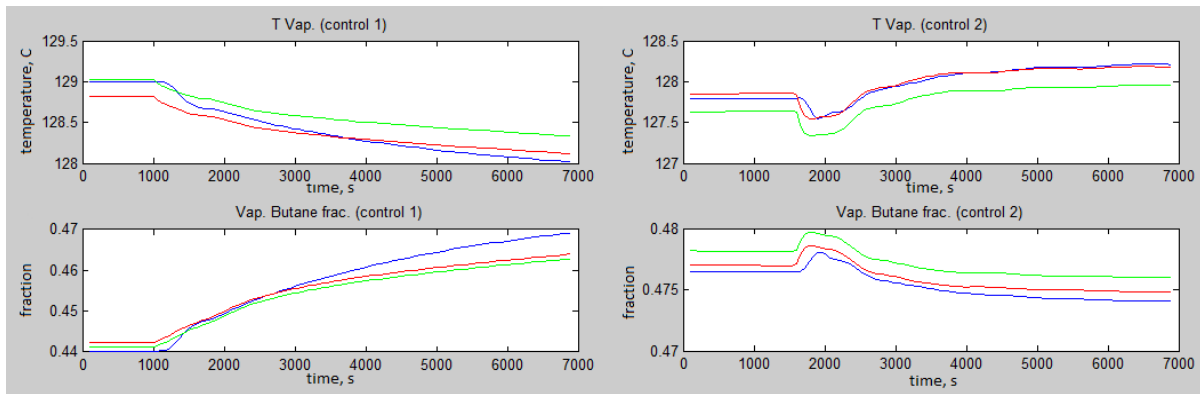


Рис. 7. Отклики объекта и модели, сигналы на обучении и экзамене разного типа.

6. Выводы и задачи будущего исследования

Полученные результаты, включая большой объем численных экспериментов, свидетельствуют о принципиальной возможности настройки относительно простых моделей ТП, позволяющей приблизить их к поведению реального объекта. Предложенный подход может быть применим при создании имитационных тренажерных моделей, предназначенных для обучения операторов на ограниченном наперед заданном наборе упражнений, а также при подстройке уже существующих тренажерных моделей под изменившиеся производственные условия. По сравнению с созданием новой модели настройка существующей модели существенно снижает стоимость разработки, требует меньше времени и ресурсов.

В работе рассмотрен относительно простой случай настройки, причем вместо реального объекта использована имитационная модель. Можно сформулировать дальнейшие направления развития описанного подхода:

- тестирование алгоритма настройки на разных типах моделей;
- проверка созданной инструментальной базы идентификации на реальных объектах и ее практическое применение для создания тренажерных комплексов.

Предложенный подход, использующий дополнительную модель ТП, можно применить для тестирования 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, поскольку их проверка до сих пор была сопряжена с серьезными рисками для действующего производства.

Пассивная идентификация параметров входо-выходных динамических моделей предполагает измерение контролируемых переменных в режиме нормальной эксплуатации объекта без внесения преднамеренных возмущений. При активной идентификации управляющие воздействия помимо основной цели – приведения объекта к требуемому режиму, должны в необходимом объеме способствовать накоплению информации о нем. Ясно, что эти две цели в общем случае противоречат друг другу, поэтому оптимальное решение представляет собой результат компромисса между ними [5, 6].

Рассмотрим следующий показатель чувствительности отклика модели к оцениваемому параметру:

$$(11) \quad J = \sum_{i=1}^n \left(\frac{\partial y_i(\mathbf{U}; \boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta}} \right)^T \mathbf{W}_i \left(\frac{\partial y_i(\mathbf{U}; \boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta}} \right),$$

где $\mathbf{W}_i = \mathbf{w}_i(\mathbf{w}_i)^T$ – весовая матрица, аналогичная (3).

Показатель чувствительности связан с информационной матрицей Фишера, дающей нижнюю границу точности оценивания параметра в соответствии с неравенством Рао-Крамера [7, 8]. Чем более чувствительна та или иная выходная переменная к оцениваемому параметру, тем больше информации несет ее измерение.

Возможны две постановки задачи активной идентификации.

В первой постановке предполагается, что априорная оценка стохастического параметра β имеет определенное распределение с известными характеристиками.

Тогда информационная матрица Фишера равна

$$(12) \quad \mathbf{F} = \mathbf{M} \left[\left(\frac{\partial \ln L(\mathbf{Y}(\mathbf{U}); \beta)}{\partial \beta} \right) \left(\frac{\partial \ln L(\mathbf{Y}(\mathbf{U}); \beta)}{\partial \beta} \right)^T \right],$$

где $\ln L(\mathbf{Y}(\mathbf{U}); \beta) = \ln \prod_{i=1}^n P(\mathbf{y}_i(\mathbf{U}; \beta))$ – логарифмическая функция правдоподобия.

Как видно из (11-12), показатель чувствительности тесно связан с информационной матрицей Фишера (в скалярном случае они равны).

Отметим, что данная постановка достаточно трудоемка, поскольку задавшись априорной функцией распределения параметра β и зная функции $\mathbf{y}_i(\mathbf{U}; \beta)$, необходимо определять функцию распределения $\mathbf{Y}(\mathbf{U})$, а затем логарифмировать функцию правдоподобия и определять частную производную $\mathbf{Y}(\mathbf{U})$ по β .

Менее затратная постановка предполагает, что параметр β – постоянная, но неизвестная величина, а аддитивный шум имеет известное, например, гауссово распределение с известными характеристиками. Тогда матрица Фишера принимает вид:

$$(13) \quad \mathbf{F} = \mathbf{M}_{\mathbf{V}(\mathbf{U}), \beta} \left(\frac{\partial \ln P(\mathbf{Z}(\mathbf{U}); \beta)}{\partial \beta} \right) \left(\frac{\partial \ln P(\mathbf{Z}(\mathbf{U}); \beta)}{\partial \beta} \right)^T,$$

где столбцы матрицы \mathbf{V} равны $\mathbf{v}_i = \mathbf{z}_i - \mathbf{y}_i$.

И в данном случае показатель чувствительности связан с информационной матрицей Фишера и может использоваться в качестве меры способности управляющих воздействий влиять на темп поступления информации об объекте.

Потребуем, чтобы управляющие воздействия помимо своей основной функции, обеспечивали выполнение неравенства $J \geq r$. Требуемый темп накопления информации задается параметром r и должен выбираться как компромисс между точностью оценивания параметра β и технологическими ограничениями, лимитирующими степень отклонения процесса от заданного режима.

Такое управление создает дуальный эффект [6] и обеспечивает условия для проведения активного эксперимента. Однако проведение активной идентификации на реальном объекте, как уже отмечалось, сопряжено с риском экономических потерь (добиться разрешения на такой эксперимент крайне непростая задача). Понятно в этой связи стремление предварительно настроить новые алгоритмы идентификации с помощью имитационной модели процесса. Безусловно, что получение конечных оценок параметров входо-выходной модели без выхода на реальный объект невозможно (как и в основной задаче, рассматриваемой в работе). Вместе с тем предварительные «пристрельные» активные эксперименты на точной имитационной модели позволяют «прошутать» объект на предмет существующих состоятельных входо-выходных зависимостей без риска нанести ущерб производству.

Отметим, что схожие подходы используются для построения моделей объекта в системах усовершенствованного управления на базе прогнозирующих моделей. Это

дает возможность построить модели еще до пуска реального технологического объекта [9] или минимизировать вмешательства в ход процесса при повторной идентификации моделей вследствие их деградации [10]. В обоих случаях достигается существенный экономический эффект от использования имитационных моделей за счет ускорения пуска системы оптимизации или снижения времени активного эксперимента.

Список литературы

1. Dozortsev V.M., Kreidlin E.Yu. State-of-the-art automated process simulation systems // Automation and Remote Control. 2010. Vol. 71, No 9. P. 1955-1963.
2. Дозорцев В.М. Компьютерные тренажеры для обучения операторов технологических процессов. М.: СИНТЕГ, 2009.
3. http://www.mathworks.com/products/matlab/index.html?s_cid=wiki_matlab_2.
4. Джон Г. Мэтьюз, Куртис Д. Финк. Численные методы. Использование MATLAB. 3-е издание. М.: СПб.: Вильямс, 2001.
5. Фельдбаум А.А. Теория дуального управления // Автоматика и телемеханика. 1960. Т. 21, № 9. С. 1240-1249.
6. Бар-Шалом Я., Ци Е. Концепции и методы стохастического управления / В кн.: Фильтрация и стохастическое управление в динамических системах. Под ред. К. Т. Леондеса. М.: Мир, 1980.
7. Mehra R. Optimal Input Signals for Parameter Estimation in Dynamic Systems-Survey and New Results // IEEE Transactions on Automatic Control. 1974. Vol. AC-19, No. 6. P. 753-768.
8. Рао С.Р. Линейные статистические методы и их применения. М.: Наука, 1968.
9. Ковард Э. Объединение технологий динамического моделирования и усовершенствованного управления ТП // Автоматизация в промышленности. 2008. № 7. С. 52-53.
10. Dozortsev et al. Model Predictive Control Using Object's Rigorous Dynamic Simulation // Proceedings of the International Conference "System Identification and Control Problems" SICPRO '2000. Moscow, September 26-28, 2000. Moscow: V.A. Trapeznikov Institute of Control Sciences, 2000. P. 44-50. [Труды Международной Конференции «Идентификация систем и задачи управления» SICPRO '2000. Москва, 26-28 сентября 2000 г. М.: Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, 2000. С. 44-50.]