

*А.А. БОБУХ*, канд. техн. наук, доц., НТУ «ХПИ»,  
*Д.А. КОВАЛЁВ*, канд. техн. наук, доц., ХНУГХ им. А.Н. Бекетова,  
*М.А. ПОДУСТОВ*, д-р техн. наук, проф., НТУ «ХПИ»,  
*А.Н. ПЕРЕВЕРЗЕВА*, магистрант НТУ «ХПИ»

## **ОЦЕНКА НЕКОТОРЫХ ПАРАМЕТРОВ ОБЪЕКТОВ ПРОИЗВОДСТВА СОДЫ РЕКУРСИВНЫМИ МЕТОДАМИ**

Проанализированы различные методы фильтрации измеряемых значений параметров технологических процессов, используемые при разработке компьютерно-интегрированных систем управления для ряда объектов производства кальцинированной соды по аммиачному способу. При сравнении рассмотренных методов получено, что метод рекурсивной регрессии позволяет получить более высокую точность идентификации, чем метод стохастической аппроксимации. Для выбранного метода – рекурсивной регрессии выполнено прогнозирование изменений параметров этих процессов с целью оперативного управления ими.

**Ключевые слова:** компьютерно-интегрированная система управления, методы фильтрации, производство кальцинированной соды, отделение фильтрования, отделение карбонизации, микропроцессорный контроллер.

**Введение.** Особенностью ряда объектов производства кальцинированной соды по аммиачному способу (ПКС) является то, что их характеристики могут изменяться во времени из-за непредсказуемых нарушений технологического режима за счет наличия агрессивных, кристаллизирующихся и абразивных сред. При разработке компьютерно-интегрированных систем управления (КИСУ) подобными объектами требуется периодическая корректировка их математических моделей.

**Цель статьи.** Одной из важнейших задач, возникающих при разработке КИСУ объектами ПКС с применением микропроцессорных контроллеров (МПК), является идентификация математических моделей объектов управления и периодическая их корректировка по известным входным и выходным параметрам объектов.

**Материалы и результаты исследований.** Для решения задач идентификации по известным входным и выходным параметрам объектов в статье исследуется возможность применения методов стохастической аппроксимации и рекурсивной регрессии [1 – 4] при сравнении их с методом наименьших квадратов.

Основой этих методов являются зависимости:

1) для стохастической аппроксимации

$$\vec{\alpha}_{K+1} = \vec{\alpha}_K + \frac{k \cdot \vec{X}_{K+1}^T \cdot (Y_{K+1} - \vec{\alpha}_K \cdot \vec{X}_{K+1})}{\|\vec{X}_{K+1}\|^2}, \quad (1)$$

2) для рекурсивной регрессии

$$\vec{\alpha}_{K+1} = \vec{\alpha}_K + \frac{(Y_{K+1} - \vec{\alpha}_K \cdot \vec{X}_{K+1}) \cdot \vec{X}_{K+1}^T \cdot P_K}{1 + \vec{X}_{K+1}^T \cdot P_K \cdot \vec{X}_{K+1}}, \quad (2)$$

$$P_K = P_{K-1} - \frac{P_{K-1} \cdot \vec{X}_K \cdot \vec{X}_K^T \cdot P_{K-1}}{1 + \vec{X}_K \cdot P_{K-1} \cdot \vec{X}_K}, \quad (3)$$

где  $\vec{\alpha}_{K+1}, \vec{\alpha}_K$  – векторы оценок параметров модели объекта на (K+1) и K шагах;  $Y_{K+1}$  – значение выхода системы объекта на (K+1) шаге;  $\vec{X}_{K+1}, \vec{X}_{K+1}^T$  – вектор входов и транспонированный вектор входов системы объекта на (K+1) шаге;  $P_K$  – матрица начальных условий (диагональная матрица с элементами значительной величины);  $k$  – коэффициент ( $0 < k < 2$ ).

Применяя (1) – (3), производим последовательную (шаг за шагом) обработку информации о входных и выходных параметрах объектов с использованием априорной информации и постепенным приближением параметров модели к реальным параметрам объектов, что дает возможность существенно сокращать объем памяти МПК по сравнению с решением задачи методом наименьших квадратов.

Для проверки работоспособности методов и получения оценки, позволяющей выполнить сравнительный анализ методов как по точности идентификации, так и по объему машинной памяти, необходимом исследовании на МПК. При этом меру точности идентификации  $\xi$  можно оценить по отношению соответствующих среднеквадратических отклонений:

$$\xi = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{h+1} (\alpha_i - \alpha_i)^2}{\sum_{i=1}^{h+1} \alpha_i^2}} \cdot 100\%, \quad (4)$$

где  $\alpha_i$  – параметры модели объекта, полученные методом наименьших квадратов;  $\alpha_i$  – параметры модели объекта, полученные исследуемыми методами;  $h$  – число параметров модели объекта.

Методика исследования: на основании данных экспериментальных исследований объектов ПКС (отделений фильтрации и карбонизации) методом наименьших квадратов были рассчитаны коэффициенты математических моделей в общем виде:

$$\theta = \alpha_1 \cdot W + \alpha_2 \cdot L + C_1, \quad (5)$$

$$U_{Na} = b_1 \cdot NH_3^{ex} - b_2 \cdot G_{CO_2r}^{Ie} - b_3 \cdot G_{CO_2r}^{IIe} - b_4 \cdot F_c + C_2, \quad (6)$$

где  $\theta$  – производительность вакуум-фильтра, т/ч 100 %  $Na_2CO_3$ ;  $W$  – скорость вращения барабана вакуум-фильтра, об/мин;  $L$  – уровень суспензии в корыте вакуум-фильтра, мм;  $U_{Na}$  – коэффициент утилизации натрия в карбонизационной колонне, абс. %;  $NH_3^{ex}$  – концентрация общего аммиака во входящей в колонну жидкости, н.д.;  $G_{CO_2r}^{Ie}$ ,  $G_{CO_2r}^{IIe}$  – количество диоксида углерода, подаваемого в карбонизационную колонну с газами I и II вводов, кг/ч;  $F_c$ ,  $t_c$  – расход выходящей из карбонизационной колонны гидрокарбонатной суспензии и ее температура, м<sup>3</sup>/ч и °C;  $C_1$ ,  $C_2$  – свободные члены.

По этим же экспериментальным данным коэффициенты зависимостей (5) и (6) определялись методами стохастической аппроксимации и рекурсивной регрессии. Для устранения влияния абсолютной величины входных и выходных параметров идентифицируемых объектов на сходимость оценок, экспериментальные данные предварительно нормировались по формуле:

$$X_{ij} = \frac{\bar{X}_{ij} - \bar{X}_i}{\sigma_{X_i}}, \quad (7)$$

где  $\sigma_{X_i}$  – среднеквадратическое отклонение  $i$ -го параметра;  $i = \overline{1, h}$  – количество нормируемых параметров;  $j = \overline{1, N}$  – число опытов в экспериментальной выборке.

ошибки идентификации  $\xi$  от величин диагональных элементов матрицы  $P_K$  и значений коэффициента  $k$  при обработке массивов экспериментальных данных по отделениям фильтрования и карбонизации.

Таблица 1 – Зависимость ошибки идентификации  $\xi$  от величин диагональных элементов матрицы  $P_K$  и значений коэффициента  $k$  при обработке массивов экспериментальных данных по отделениям фильтрования и карбонизации

Метод рекурсивной регрессии									
Отделение фильтрования	$P_K$	$10^1$	$10^2$	$10^3$	$10^4$	$10^5$	$10^6$	$10^7$	
	$\xi$	0,303	0,029	0	0,013	0,059	2,386	19,36	
Отделение карбонизации	$P_K$	$10^1$	$10^2$	$10^3$	$10^4$	$10^5$	$10^6$	$10^7$	
	$\xi$	0,259	0,017	0,007	0,01	0,006	0,136	0,574	
Метод стохастической аппроксимации									
Отделение фильтрования	$k$	0,1	0,11	0,115	0,12	0,124	0,13	0,14	0,15
	$\xi$	8,09	3,85	2,28	1,05	0,506	1,11	2,57	2,96
Отделение карбонизации	$k$	0,01	0,1	0,15	0,2	0,21	0,3	0,4	0,5
	$\xi$	14,35	7,15	3,39	2,289	0,584	5,03	8,62	11,27

В таблице 2 и таблице 3 приведены коэффициенты и значения относительных ошибок зависимостей (5) и (6), полученных методами наименьших квадратов, рекурсивной регрессии и стохастической аппроксимации при оптимальных значениях:  $P_0 = 10^3$  для отделений фильтрования карбонизации;  $k = 0,124$  для отделения фильтрования и  $k = 0,2$  для отделения карбонизации.

Таблица 2 – Коэффициенты и значения относительных ошибок зависимости (5)

Методы идентификации	Начальные условия	$\alpha_1$	$\alpha_2$	$C_1$	$\xi, \%$
Наименьших квадратов	–	3,008543	0,021117	1,004252	–
Рекурсивной регрессии	$P_0 = 10^3, \vec{\alpha}_0 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$	3,008548	0,021116	1,004179	0
Стохастической аппроксимации	$k = 0,124, \vec{\alpha}_0 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$	3,024435	0,018828	1,004434	0,506

Анализ значений относительных ошибок (таблицы 2 и 3) показывает, что метод рекурсивной регрессии позволяет получить более высокую точ-

ность идентификации, чем метод стохастической аппроксимации.

Таблица 3 – Коэффициенты и значения относительных ошибок зависимости (6)

Методы идентификации	Начальные условия	$b_1$	$b_2$	$b_3$	$b_4$	$b_5$	$C_1$	$\xi, \%$
Наименьших квадратов	–	0,5089	0,0112	–0,0068	–0,0171	–0,5009	81,875	–
Рекурсивной регрессии	$P_0 = 10^3$ $\begin{matrix}   \\ 0 \\   \\ 0 \\   \\ \bar{\alpha}_0 = 0 \\   \\ 0 \\   \\ 0 \\   \\ 0 \\   \end{matrix}$	–0,5090	0,0112	–0,0068	–0,0172	–0,5010	81,881	0,007
Стохастической аппроксимации	$k = 0,2$ $\begin{matrix}   \\ 0 \\   \\ 0 \\   \\ \bar{\alpha}_0 = 0 \\   \\ 0 \\   \\ 0 \\   \\ 0 \\   \end{matrix}$	–0,1056	0,0062	–0,0016	–0,0087	–0,2732	81,805	0,298

В связи с полученными результатами вопрос о том, какому методу следует отдать предпочтение при идентификации того или иного объекта, должен решаться в каждом конкретном случае отдельно, исходя из типа МПК; задач, которые на него возложены, а также с учетом требований предъявляемых к точности идентификации при разработке КИСУ объектами ПКС.

### Вывод.

В результате проведенных исследований для разработки КИСУ объектами ПКС с применением МПК выполнена идентификация математических моделей объектов управления и периодическая их корректировка по известным входным и выходным параметрам объектов.

При сравнении рассмотренных методов получено, что метод рекурсивной регрессии позволяет получить более высокую точность идентификации, чем метод стохастической аппроксимации.

**Список литературы:** 1. Kushner *H.J.* Stochastic Approximation and Recursive Algorithms and Applications / *H.J. Kushner, G.G. Yin.* – New-York: Springer-Verlag-New-York-Inc., 2003. – 498 p. 2. Мальцев *А.И.* Алгоритмы и рекурсивные функции / *А.И. Мальцев.* – М.: Наука, 1986. – 367 с. 3. Граничин *О.Н.* Введение в методы стохастической оптимизации и оценивания / *О.Н. Граничин.* – С.-Пб.: Изд-во Санкт-Петербургского ун-та, 2003. – 131 с. 4. Бобух *А.А.* Компьютерно-интегрированная система автоматизации технологических объектов управления централизованным теплоснабжением: монография / *А.А. Бобух, Д.А. Ковалёв;* под ред. *А.А. Бобуха.* – Х.: ХНУГХ им. А.Н. Бекетова, 2013. – 226 с.

**Bibliography (transliterated):** 1. Kushner *H.J.* Stochastic Approximation and Recursive Algorithms and Applications / *H.J. Kushner, G.G. Yin.* – New-York: Springer-Verlag-New-York-Inc., 2003. – 498 p. 2. *Mal'cev A.I.* Algoritmy i rekursivnye funktsii (Algorithms and recursive functions)/ *A.I. Mal'cev.* – Moscow: Nauka, 1986. – 367 p. (in Russian). 3. *Granichin O.N.* Vvedenie v metody stohasticheskoy optimizatsii i ocenivaniya (Introduction to the methods of stochastic optimization and evaluation) / *O.N. Granichin.* – St.-Peterburg: Izd-vo St.-Peterburgskogo universiteta, 2003. – 131 p. (in Russian). 4. *Bobuh A.A.* Komp'yuterno-integrirovannaja sistema avtomatizatsii tehnologicheskikh ob'ektov upravlenija centralizovannym teplosnabzheniem: monografija (Computer-integrated system of automation of technological objects of management centralized heat-supply)/ *A.A. Bobuh, D.A. Koval'jov;* pod red. *A.A. Bobuha.* – Kharkov: HNUGH im. A.N. Beketova, 2013. – 226 p. (in Russian).

*Поступила (received) 7.10.14*

УДК 621.35

**М.В. ВЕДЬ**, д-р техн. наук, проф., НТУ "ХПІ",  
**І.Ю. ЄРМОЛЕНКО**, канд. техн. наук, ст. наук. співроб., НТУ "ХПІ",  
**Г.В. КАРАКУРКЧІ**, ст. наук. співроб., НТУ "ХПІ",  
**Т.О. ІЛЛЯШЕНКО**, канд. техн. наук, ст. наук. співроб., НТУ "ХПІ"

## **ЕЛЕКТРОХІМІЧНЕ ВІДНОВЛЕННЯ ЗАЛІЗА З ЕЛЕКТРОЛІТІВ НА ОСНОВІ Fe (III)**

Досліджено обмінні реакції і рівноваги у розчинах варійованого рН та визначено співвідношення іонних форм Fe (III). Методом лінійної вольтамперометрії вивчені особливості катодного відновлення заліза з означених електролітів. Показано, що в ході катодної реакції відбувається одночасний розряд іонів  $Fe^{3+}$ ,  $FeOH^{2+}$  і  $FeO^+$ , причому співвідношення їх концентрацій визначається ступенем гідролізу заліза і рН розчину. Встановлено кінетичні закономірності катодної реакції, визначені характеристичні параметри окремих стадій і запропоновано механізм процесу відновлення  $Fe^{3+}$ .

**Ключові слова:** адсорбція, гідроліз, залізо, кінетика, катодне відновлення, механізм процесу, електроліт.

© М.В. Вєдь, І.Ю. Єрмоленко, Г.В. Каракуркчі, Т.О. Ілляшенко, 2014