ПРИБОРЫ И СИСТЕМЫ АВТОМАТИЧЕСКОГО УПРАВЛЕНИЯ

DEVICES AND SYSTEMS OF AUTOMATIC CONTROL

УДК 681.5.015
DOI: 10.17586/0021-3454-2022-65-7-492-499

ИДЕНТИФИКАЦИЯ НЕСТАЦИОНАРНЫХ ПАРАМЕТРОВ ЛИНЕЙНОЙ РЕГРЕССИОННОЙ МОДЕЛИ ПРИ АДДИТИВНОМ ВЛИЯНИИ НЕИЗМЕРЯЕМОГО СИНУСОИДАЛЬНОГО ВОЗМУЩЕНИЯ

А. А. Бобцов, А. В. Каплин, Н. А. Николаев, О. В. Оськина*

Университет ИТМО, Санкт-Петербург, Россия
**olga.oskina1996@gmail.com*

Аннотация. В рамках детерминированного подхода предложен алгоритм идентификации нестационарных параметров для классического уравнения линейной регрессии. При синтезе алгоритма оценивания нестационарных параметров допускается, что динамическая модель их изменения известна и представляет собой линейный генератор с переменными коэффициентами. Дополнительным усложнением задачи оценивания параметров для линейного регрессионного уравнения является наличие аддитивного синусоидального возмущающего воздействия с неизвестными постоянными амплитудами, частотами и фазами. Полученный алгоритм обеспечивает точное оценивание всех неизвестных нестационарных параметров.

Ключевые слова: *линейное регрессионное уравнение, оценка параметров, нестационарные параметры, синусоидальное возмущение*

Благодарности: работа выполнена при финансовой поддержке Российского научного фонда, проект № 18-19-00627 (https://rscf.ru/project/18-19-00627/).

Ссылка для цитирования: *Бобцов А. А., Каплин А. В., Николаев Н. А., Оськина О. В.* Идентификация нестационарных параметров линейной регрессионной модели при аддитивном влиянии неизмеряемого синусоидального возмущения // Изв. вузов. Приборостроение. 2022. Т. 65, № 7. С. 492—499. DOI: 10.17586/0021-3454-2022-65-7-492-499.

IDENTIFICATION OF NON-STATIONARY PARAMETERS OF A LINEAR REGRESSION MODEL UNDER ADDITIVE INFLUENCE OF THE UNMEASURABLE SINUSOIDAL DISTURBANCE

A. A. Bobtsov, A. V. Kaplin, N. A. Nikolaev, O. V. Oskina*

ITMO University, St. Petersburg, Russia
** olga.oskina1996@gmail.com*

Abstract. In the framework of the deterministic approach, an algorithm for identifying nonstationary parameters for the classical linear regression equation is proposed. When synthesizing the algorithm for estimating non-stationary parameters, it is assumed that the dynamic model of their variation is known and is a linear generator with variable coefficients. An additional complication of the problem of estimating parameters for the linear regression equation is the presence of an additive sinusoidal disturbing effect with unknown constant amplitudes, frequencies, and phases. The resulting algorithm provides an accurate estimation of all unknown non-stationary parameters.

Keywords: linear regression equation, parameters estimation, time-varying parameters, sinusoidal disturbance

Acknowledment: the work was carried out with the financial support of the Russian Science Foundation, project No. 18-19-00627 (https://rscf.ru/project/18-19-00627/).

For citation: Bobtsov A. A., Kaplin A. V., Nikolaev N. A., Oskina O. V. Identification of non-stationary parameters of a linear regression model under additive influence of the unmeasurable sinusoidal disturbance. *Journal of Instrument Engineering.* 2022. Vol. 65, N 7. P. 492—499 (in Russian). DOI: 10.17586/0021-3454-2022-65-7-492-499.

Введение. В рамках детерминированного подхода рассматривается решение задачи синтеза алгоритма идентификации неизвестных параметров для классического уравнения линейной регрессии [1]. В отличие от большинства известных подходов, в настоящей статье исследуется случай, когда вектор неизвестных параметров является нестационарным. Следует отметить, что существует ряд подходов к оценке нестационарных параметров, которые представлены как выходы линейных генераторов (см., например, [2 — 4]). Так, в [2] предложен алгоритм идентификации нестационарных параметров, производная которых имеет постоянное значение на некоторых интервалах времени. В [3] предложен метод оценивания нестационарных параметров, динамика изменения которых описывается полиномами времени. В [4] была решена задача синтеза алгоритма идентификации неизвестных параметров линейных нестационарных динамических объектов управления только по измерениям выходной переменной и сигнала управления (но не их производных или переменных состояния). В предположении, что неизвестные параметры являются линейными функциями времени или их производные представляют собой кусочно-постоянные сигналы, была решена задача их идентификации. Также в [4] было принято допущение, что производные нестационарных параметров являются неизвестными постоянными числами на некотором интервале времени, который, в свою очередь, также не определен.

В настоящей статье допущение о моделировании неизвестных параметров в виде полиномов времени расширено для случая, когда их динамика может быть представлена как выходы линейных нестационарных генераторов. Еще одним расширением задачи является введение аддитивного возмущающего воздействия, представленного в виде синусоидального сигнала с неизвестными постоянными амплитудой, частотой и фазой.

Математическая постановка задачи. Рассмотрим линейное регрессионное уравнение вида

$$y = \phi^T \theta + \delta\,, \tag{1}$$

где сигнал $y = y(t)$ и вектор $\phi = \phi(t) = \operatorname{col}\{\phi_1, \phi_2, \ldots, \phi_r\}$ содержат известные функции времени; $\theta = \theta(t)$ — вектор неизвестных переменных параметров; $\delta(t) = A\sin(\omega t + \varphi)$ — неизмеряемое синусоидальное возмущение с неизвестными амплитудой, частотой и фазой A, ω и φ.

Ставится задача синтеза алгоритма идентификации вектора неизвестных переменных параметров $\theta(t)$, обеспечивающего выполнение целевого условия

$$\lim_{t\to\infty}\left|\theta(t) - \hat{\theta}(t)\right| = 0\,, \tag{2}$$

где $\hat{\theta}(t)$ — оценка вектора $\theta(t)$.

Поставленная задача будет выполняться при следующих допущениях.

Допущение 1. Каждый элемент вектора $\theta(t)$ может быть представлен как решение линейного нестационарного дифференциального уравнения

$$\theta_i = h_i^T \xi_i\,; \tag{3}$$

$$\dot{\xi}_i = G_i \xi_i\,, \tag{4}$$

где $\xi_i \in R^{n_i}$ — неизмеряемый вектор переменных состояния, $h_i(t)$ и $G_i(t)$ — известные нестационарные вектор и матрица соответственно.

Также допускается, что вектор начальных условий $\xi_i(0)$ не известен.

Допущение 2. Вектор-функция Ω удовлетворяет условию незатухающего возбуждения (см., например, [5]):

$$\Omega = \operatorname{col}\left\{\phi_1 m_1\,,\ \phi_2 m_2, \ldots, \phi_r m_r\right\},$$

где $m_i^T = h_i^T \Phi_i$ и $\Phi_i(t)$ — фундаментальная матрица решения дифференциального уравнения

$$\dot{\Phi}_i = G_i \Phi_i ,$$

при $\Phi_i(0) = \mathbf{I}$, где $\mathbf{I}$ — единичная матрица.

Алгоритм идентификации неизвестных параметров. Рассмотрим процедуру сведения нелинейного по параметрам ω и φ уравнения (1) к стандартной линейной регрессии. Далее, на базе полученной линейной регрессионной модели, предложим новую процедуру редуцирования избыточной по параметрам регрессионной модели.

Параметризация модели (1). Запишем решение дифференциального уравнения (3), (4) следующим образом [6]:

$$\xi_i(t) = \Phi_i(t) q_i , \tag{5}$$

где $q_i = \xi_i(0)$.

Подставляя (5) в (3), получаем

$$\theta_i = h_i^T \xi_i = h_i^T \Phi_i q_i = m_i^T q_i . \tag{6}$$

Перепишем (1) следующим образом:

$$y = \phi^T \theta + \delta = \phi_1 \theta_1 + \phi_2 \theta_2 + \ldots + \phi_r \theta_r + \delta ,$$

тогда для уравнения (1) имеем

$$y(t) = \phi_1(t) m_1^T(t) q_1 + \phi_2(t) m_2^T(t) q_2 + \ldots + \phi_r m_r^T(t) q_r + \delta(t) . \tag{7}$$

Введем обозначение

$$\eta = \mathrm{col}\{q_1, q_2, \ldots, q_r\} ,$$

тогда уравнение (7) примет вид

$$y(t) = \Omega^T(t) \eta + \delta(t) , \tag{8}$$

где $\Omega = \mathrm{col}\left\{\phi_1 m_1 , \phi_2 m_2, \ldots, \phi_r m_r\right\}$ — вектор-функция, введенная в допущении 2.

Продифференцировав (8) дважды, получим

$$\ddot{y} = \ddot{\Omega}^T \eta - \omega^2 \delta , \tag{9}$$

где использовано легко проверяемое соотношение $\ddot{\delta} = -\omega^2 \delta$ (см., например, [7, 8]).

Поскольку $y(t) - \Omega^T(t)\eta = \delta(t)$, то уравнение (9) можно записать следующим образом:

$$\ddot{y} = \ddot{\Omega}^T \eta - \omega^2 \left(y - \Omega^T \eta\right) = \ddot{\Omega}^T \eta + \omega^2 \Omega^T \eta - \omega^2 y . \tag{10}$$

Применим для (10) оператор $\dfrac{\lambda^2}{(p+\lambda)^2}$, где $p = d/dt$ и параметр $\lambda > 0$. Тогда для (10) имеем

$$\frac{\lambda^2 p^2}{(p+\lambda)^2} y = \frac{\lambda^2 p^2}{(p+\lambda)^2} \Omega^T \eta + \omega^2 \frac{\lambda^2}{(p+\lambda)^2} \Omega^T \eta - \omega^2 \frac{\lambda^2}{(p+\lambda)^2} y$$

или в более компактном виде

$$z = w_1^T \eta + w_2^T \omega^2 \eta + w_3 \omega^2 , \tag{11}$$

где $w_1^T = \dfrac{\lambda^2 p^2}{(p+\lambda)^2} \Omega^T$, $w_2^T = \dfrac{\lambda^2}{(p+\lambda)^2} \Omega^T$ и $w_3 = -\dfrac{\lambda^2}{(p+\lambda)^2} y$.

Очевидно, что уравнение (11) представляет собой стандартную линейную регрессионную модель, параметры которой могут быть найдены любым известным методом. Также нетрудно видеть, что в случае определения вектора неизвестных постоянных параметров η каждый из компонентов $\theta = \theta(t)$ может быть найден с использованием формулы (6). Таким образом, оценивание неизвестного нестационарного вектора $\theta(t)$ может быть сведено к идентификации параметров уравнения (11). Для идентификации неизвестных параметров уравнения (11) могут использованы как хорошо известные методы идентификации (см., например, [1]), так и новая процедура DREM (Dynamic Regressor Extention and Mixing — расширение и смешивание регрессора), применяемая в том числе, для оценивания полиномиальных и кусочно-непрерывных параметров [2—4].

Сокращение модели (11). Поскольку векторы w_1 и w_2 могут быть линейно зависимыми, то для идентификации вектора η проведем ряд преобразований уравнения (11). Умножим (11) слева на вектор w_1, тогда получим

$$w_1 z = w_1 w_1^T \eta + w_1 w_2^T \omega^2 \eta + w_1 w_3 \omega^2 . \tag{12}$$

Применим для (12) оператор

$$\frac{\alpha}{p+\beta},$$

где число $\alpha > 0$ и параметр $\beta > 0$, тогда для (12) получаем

$$\chi = M_1 \eta + M_2 \omega^2 \eta + M_3 \omega^2 , \tag{13}$$

где

$$\chi = \frac{\alpha}{p+\beta} w_1 z , \; M_1 = \frac{\alpha}{p+\beta} w_1 w_1^T , \; M_2 = \frac{\alpha}{p+\beta} w_1 w_2^T \text{ и } M_3 = \frac{\alpha}{p+\beta} w_1 w_3 .$$

Поскольку $M_1^{-1} = \mathrm{adj}(M_1)/\det M_1$, то уравнение (13) можно записать следующим образом:

$$\mathrm{adj}(M_1)\chi = \Delta\eta + \mathrm{adj}(M_1) M_2 \omega^2 \eta + \mathrm{adj}(M_1) M_3 \omega^2 , \quad \Delta = \det M_1. \tag{14}$$

Тогда из уравнения (14) имеем

$$\Delta\eta = \sigma + M_5 \omega^2 \eta + M_6 \omega^2 , \tag{15}$$

где $\sigma = \mathrm{adj}(M_1)\chi$, $M_5 = -\mathrm{adj}(M_1) M_2$ и $M_6 = -\mathrm{adj}(M_1) M_3$.

Умножим уравнение (11) на функцию $\Delta = \det M_1$ и подставим в него (15):

$$\Delta z = \Delta w_1^T \left(\sigma + M_5 \omega^2 \eta + M_6 \omega^2 \right) + \Delta w_2^T \omega^2 \eta + \Delta w_3 \omega^2 , \tag{16}$$

откуда получаем

$$\psi = w_4^T \omega^2 \eta + w_5 \omega^2 , \tag{17}$$

где $\psi = \Delta z - \Delta w_1^T \sigma$, $w_4^T = \Delta w_1^T M_5 + \Delta w_2^T$ и $w_5 = \Delta w_1^T M_6 + \Delta w_3$.

Следует отметить, что функция $\Delta = \det M_1$ не обращается тождественно в нуль, поскольку в силу допущения 2 вектор Ω удовлетворяет условию незатухающего возбуждения, а так как $\dfrac{\lambda^2 p^2}{(p+\lambda)^2}$ является стационарным устойчивым линейным оператором, то свойства незатухающего возбуждения сохраняются и для вектора w_1.

Таким образом, для идентификации вектора η можно использовать регрессионное уравнение (17). Поскольку выполнение условия незатухающего возбуждения для регрессоров w_4^T и w_5 остается под вопросом, то для оценки параметров можно воспользоваться подходами, позволяющими избежать данного требования (см., например, [9, 10]).

Пример. Для иллюстрации работоспособности предложенного метода идентификации приведем числовой пример. Рассмотрим линейное регрессионное уравнение вида (1) с двумя неизвестными переменными параметрами, которые описываются уравнениями вида (3) и (4). При моделировании в уравнениях (1), (3) и (4) были использованы следующие параметры:

$$\phi = \begin{bmatrix} t^2 \\ \dfrac{t^2}{t+1} \end{bmatrix},\ G_1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix},\ h_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix},\ G_2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -4 & 0 \end{bmatrix},\ h_2 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix},$$

$$\delta(t) = 0{,}1\sin 10t .$$

Моделирование выполнено при $\lambda = 100$ и следующих начальных условиях: $\xi_1(0) = \begin{bmatrix} 0{,}1 \\ 0{,}2 \end{bmatrix}$, $\xi_2(0) = \begin{bmatrix} 0{,}3 \\ 0{,}4 \end{bmatrix}$. После выполнения математических преобразований исходное линейное регрессионное уравнение вида (1) может быть записано в виде (11), где истинные значения параметров следующие:

$$\eta^T = \begin{bmatrix} 0{,}1 & 0{,}2 & 0{,}3 & 0{,}4 \end{bmatrix},\ \omega^2\eta^T = \begin{bmatrix} 10 & 20 & 30 & 40 \end{bmatrix} \text{ и } \omega^2 = 100 .$$

Таким образом, получено линейное регрессионное уравнение с девятью неизвестными параметрами, для оценки которых использован алгоритм, предложенный в работе [11]. Уравнение (11) может быть переписано в виде

$$z = \Psi\Theta , \tag{18}$$

где $\Psi = \begin{bmatrix} w_1^T & w_2^T & w_3 \end{bmatrix}$ и $\Theta = \begin{bmatrix} \eta & \omega^2\eta & \omega^2 \end{bmatrix}$.

Тогда алгоритм оценивания неизвестных параметров может быть записан в следующем виде:

$$\dot{Y} = -\mu Y + \mu\Psi^T z ,$$

$$\dot{\Upsilon} = -\mu\Upsilon + \mu\Psi^T\Psi ,$$

$$\dot{\hat{\Theta}} = -\gamma\Delta\left(\Delta\hat{\Theta} - \Lambda\right),$$

$$\Lambda = \operatorname{adj}(\Upsilon),\ \ \Delta = \det\Upsilon .$$

где $\mu = 1$ и $\gamma = 1$ — параметры, использованные при моделировании.

После оценки неизвестных параметров в (18) можно найти неизвестные переменные параметры модели (1) в виде $\hat{\theta}_1 = h_1^T\Phi_1(t)\begin{bmatrix} \hat{\Theta}_{(1,1)} \\ \hat{\Theta}_{(2,1)} \end{bmatrix}$ и $\hat{\theta}_2 = h_2^T\Phi_2(t)\begin{bmatrix} \hat{\Theta}_{(3,1)} \\ \hat{\Theta}_{(4,1)} \end{bmatrix}$.

Результаты моделирования приведены на рис. 1—4: на рис. 1 представлены переходные процессы: *а* — по оценке неизвестного параметра $\hat{\Theta}_i$, *б* — по ошибке оценивания $e_i = \Theta_i - \hat{\Theta}_i$ при $i = 1 \ldots 4$; на рис. 2 — то же, при $i = 5 \ldots 8$; на рис. 3 — переходные процессы: *а* — по оценке неизвестного параметра $\hat{\Theta}_9$, *б* — по ошибке оценивания $e_9 = \Theta_9 - \hat{\Theta}_9$; на рис. 4 — графики неизвестных переменных параметров и их оценки: *а* — θ_1 и $\hat{\theta}_1$, *б* — θ_2 и $\hat{\theta}_2$.

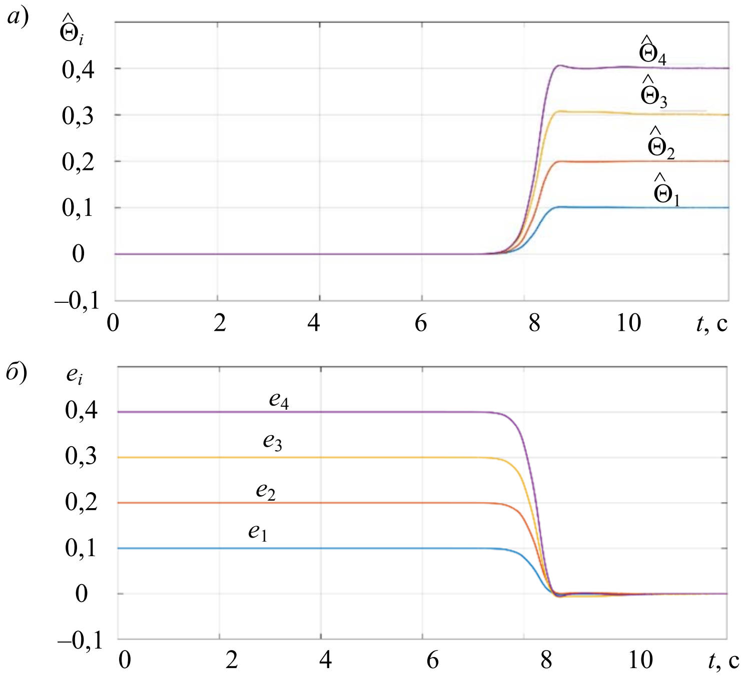

Рис. 1

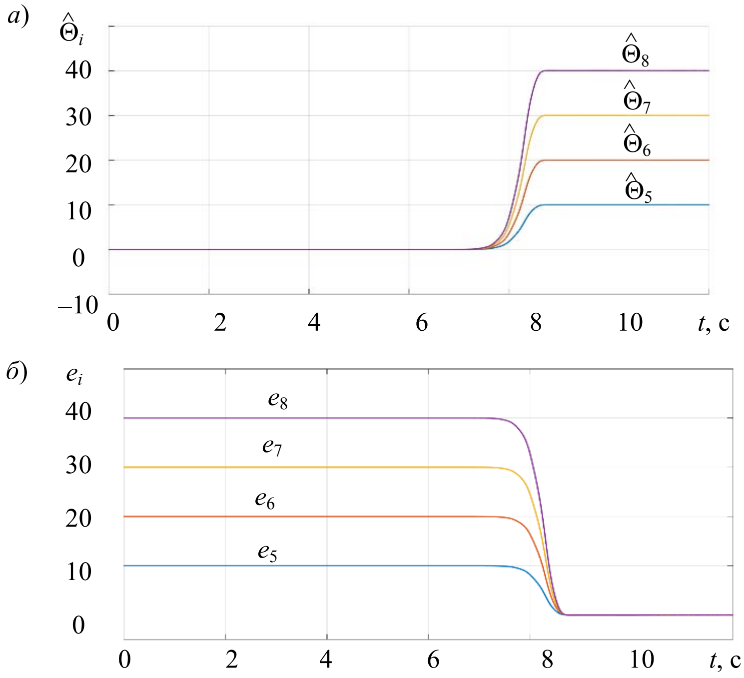

Рис. 2

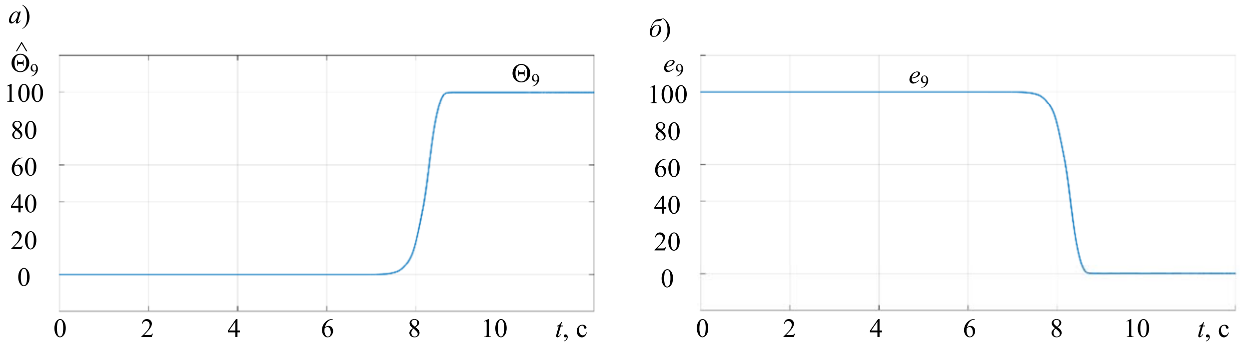

Рис. 3

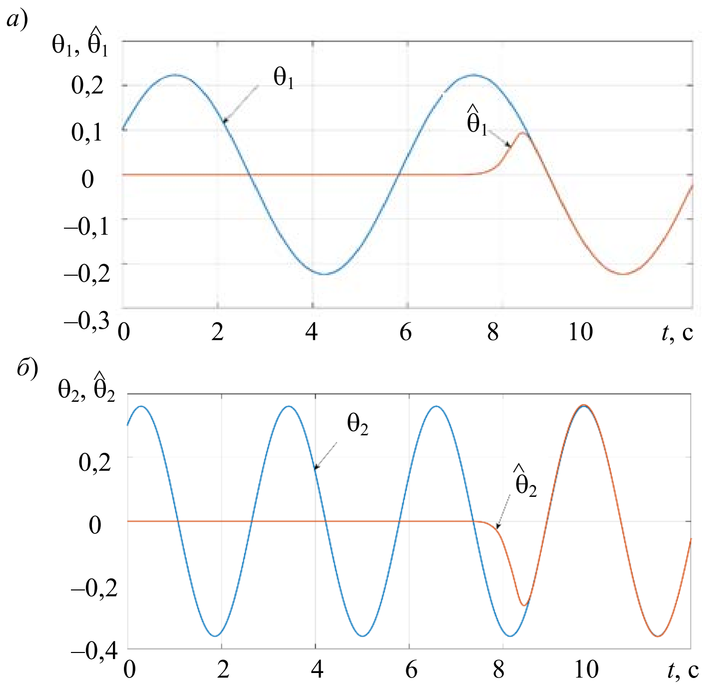

Рис. 4

Как следует из результатов компьютерного моделирования, оценки неизвестных параметров моделей (11) и (1) (см. соответственно, рис. 1—3 и 4) сходятся к истинным значениям.

Заключение. Предложено новое решение задачи синтеза алгоритма идентификации для линейной регрессионной модели вида (1). При допущении, что каждый элемент вектора переменных параметров $\theta(t)$ может быть представлен как решение линейного нестационарного дифференциального уравнения, получена регрессионая модель (11). Данная модель является линейной по отношению к неизвестным значениям A, ω и φ синусоидального возмущения $\delta(t) = A\sin(\omega t + \varphi)$ и содержит только постоянные параметры. Поскольку модель (11) является избыточной, то с использованием специальной описанной в статье процедуры было предложено ее сокращение до вида (17). Именно уравнение (17) представляет собой классическую линейную регрессию, для которой могут быть применены любые хорошо зарекомендовавшие себя методы параметрической идентификации.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Льюнг Л.* Идентификация систем. Теория для пользователя / Пер. с англ.; под ред. *Я. З. Цыпкина*. М.: Наука, 1991. 432 с.

2. *Wang J., Le Vang T., Pyrkin A. A., Kolyubin S. A., Bobtsov A. A.* Identification of piecewise linear parameters of regression models of non-stationary deterministic systems // Automation and Remote Control. 2018. Vol. 79, N 12. P. 2159—2168.

3. *Данг Х. Б., Пыркин А. А., Бобцов А. А., Ведяков А. А.* Идентификация полиномиальных параметров нестационарных линейных систем // Изв. вузов. Приборостроение. 2021. Т. 64, № 6. С. 459—468.

4. *Ле В. Т., Коротина М. М., Бобцов А. А., Арановский С. В., Во К. Д.* Идентификация линейно изменяющихся во времени параметров нестационарных систем // Мехатроника, автоматизация, управление. 2019. Т. 20, № 5. С. 259—26.

5. *Мирошник И. В., Никифоров В. О., Фрадков А. Л.* Нелинейное и адаптивное управление сложными динамическими системами. СПб: Наука, 2000.

6. *Демидович Б. П.* Лекции по математической теории устойчивости. М.: Наука, 1967.

7. *Aranovskii S. V., Bobtsov A. A., Pyrkin A. A.* Adaptive observer of an unknown sinusoidal output disturbance for linear plants // Automation and Remote Control. 2009. Vol. 70, iss. 11. P. 1862—1870.

8. *Aranovskii S. V., Bobtsov A. A., Kremlev A. S., Luk'yanova G. V.* A robust algorithm for identification of the frequency of a sinusoidal signal // J. of Computer and Systems Sciences International. 2007. Vol. 46, iss. 3. P. 371—376.

9. *Korotina M., Romero J. G., Aranovskiy S., Bobtsov A., Ortega R.* A new on-line exponential parameter estimator without persistent excitation // Systems and Control Letters. 2022. N 159. P. 105079.

10. *Bobtsov A., Yi B., Ortega R., Astolfi A.* Generation of New Exciting Regressors for Consistent On-line Estimation of Unknown Constant Parameters // IEEE Trans. on Automatic Control. 2022. DOI: 10.1109/TAC.2022.3159568.

11. *Ortega R., Bobtsov A., Nikolaev N., Schiffer J., Dochain D.* Generalized parameter estimation-based observers: Application to power systems and chemical–biological reactors // Automatica. 2021. N 129. P. 109635.

Сведения об авторах

Алексей Алексеевич Бобцов — д-р техн. наук, профессор; Университет ИТМО, факультет систем управления и робототехники; E-mail: bobtsov@mail.ru

Алексей Валерьевич Каплин — аспирант; Университет ИТМО, факультет систем управления и робототехники; E-mail: aleksey@snow42.com

Николай Анатольевич Николаев — канд. техн. наук, доцент; Университет ИТМО, факультет систем управления и робототехники; E-mail: nikona@yandex.ru

Ольга Владимировна Оськина — аспирант; Университет ИТМО, факультет систем управления и робототехники; E-mail: olga.oskina1996@gmail.com

Поступила в редакцию 22.04.22; одобрена после рецензирования 29.04.22; принята к публикации 31.05.22.

REFERENCES

1. Ljung L. *System Identification, Theory for the User*, NJ, PTR Prentice Hall, 1987.
2. Wang J., Le Vang T., Pyrkin A.A., Kolyubin S.A., Bobtsov A.A. *Automation and Remote Control*, 2018, no. 12(79), pp. 2159–2168.
3. Dung Kh.B., Pyrkin A.A., Bobtsov A.A., Vedyakov A.A. *Journal of Instrument Engineering*, 2021, no. 6(64), pp. 459–468. (in Russ.)
4. Le V.T., Korotina M.M., Bobtsov A.A., Aranovskiy S.V., Vo Q.D. *Mechatronics, Automation, Control*, 2019, no. 5(20), pp. 259–265. (in Russ.)
5. Miroshnik I.V., Nikiforov V.O., Fradkov A.L. *Nelineynoye i adaptivnoye upravleniye slozhnymi dinamicheskimi sistemami* (Nonlinear and Adaptive Control of Complex Dynamic Systems), St. Petersburg, 2000, 549 p. (in Russ.)
6. Demidovich B.P. *Lektsii po matematicheskoy teorii ustoychivosti* (Lectures on the Mathematical Theory of Stability), Moscow, 1967. (in Russ.)
7. Aranovskii S.V., Bobtsov A.A., Pyrkin A.A. *Automation & Remote Control*, 2009, no. 11(70), pp. 1862–1870.
8. Aranovskii S.V., Bobtsov A.A., Kremlev A.S., Luk'yanova G.V. *Journal of Computer and Systems Sciences International*, 2007, no. 3(46), pp. 371–376.
9. Korotina M., Romero J.G., Aranovskiy S., Bobtsov A., Ortega R. *Systems and Control Letters*, 2022, vol. 159, pp. 105079.
10. Bobtsov A., Yi B., Ortega R., Astolfi A. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2022. DOI: 10.1109/TAC.2022.3159568.
11. Ortega R., Bobtsov A., Nikolaev N., Schiffer J., Dochain D. *Automatica*, 2021, no. 129, pp. 109635.

Data on authors

Alexey A. Bobtsov — Dr. Sci., Professor; ITMO University, Faculty of Control Systems and Robotics; E-mail: bobtsov@mail.ru

Alexey V. Kaplin — Post-Graduate Student; ITMO University, Faculty of Control Systems and Robotics; E-mail: aleksey@snow42.com

Nikolay A. Nikolaev — PhD, Associate Professor; ITMO University, Faculty of Control Systems and Robotics; E-mail: nikona@yandex.ru

Olga V. Oskina — Post-Graduate Student; ITMO University, Faculty of Control Systems and Robotics; E-mail: olga.oskina1996@gmail.com

Received 22.04.22; approved after reviewing 29.04.22; accepted for publication 31.05.22.