УДК 681.5
DOI: 10.17586/0021-3454-2024-67-8-670-677

МЕТОД ОЦЕНИВАНИЯ ПАРАМЕТРОВ ЛИНЕЙНЫХ РЕГРЕССИОННЫХ МОДЕЛЕЙ С ЛИНЕЙНО ЗАВИСИМЫМИ ЭЛЕМЕНТАМИ

А. О. Овчаров*, А. А. Ведяков

Университет ИТМО, Санкт-Петербург, Россия,
** ovcharov.alex.o@gmail.com*

Аннотация. Рассмотрена задача онлайн-оценивания параметров моделей линейной регрессии при наличии линейно зависимых элементов в регрессоре. Однако из-за линейной зависимости оценить все параметры не представляется возможным. Предложен метод, позволяющий оценить параметры, соответствующие линейно независимым элементам регрессора. Метод включает два этапа. На первом этапе выполняется преобразование исходной модели регрессии с неизвестным вектором параметров к модели с новым неизвестным вектором переменных. Таким образом, задача оценивания параметров приводится к задаче синтеза наблюдателя. На втором этапе синтезируется адаптивный наблюдатель нового вектора переменных, позволяющий одновременно оценить искомый вектор параметров.

Ключевые слова: *оценивание параметров, линейная регрессия, линейная зависимость, сходимость, процедура динамического расширения регрессора, ортогонализация Грама–Шмидта*

Ссылка для цитирования: *Овчаров А. О., Ведяков А. А.* Метод оценивания параметров линейных регрессионных моделей с линейно зависимыми элементами // Изв. вузов. Приборостроение. 2024. Т. 67, № 8. С. 670–677. DOI: 10.17586/0021-3454-2024-67-8-670-677.

METHOD OF ESTIMATION OF PARAMETERS OF LINEAR REGRESSION MODEL WITH LINEARLY DEPENDENT ELEMENTS

A. O. Ovcharov*, A. A. Vedyakov

ITMO University, St. Petersburg, Russia
** ovcharov.alex.o@gmail.com*

Abstract. The problem of online estimation of parameters of linear regression models in the presence of linearly dependent elements in the regressor is considered. To solve the problem, a method is proposed that allows estimating the parameters corresponding to independent elements of the regressor. The method includes two stages. At the first stage, the original regression model with unknown vector parameters is transformed into a model with a new unknown vector method. Thus, the problem of measuring parameters leads to the problem of synthesizing an observer. At the second stage, an adaptive observer of the new vector of variables is synthesized, which allows simultaneously estimating the desired vector of parameters.

Keywords: parameter estimation, linear regression, linear dependence, convergence, dynamic regressor extention, Gram-Schmidt orthogonalization

For citation: Ovcharov A. O., Vedyakov A. A. Method of estimation of parameters of linear regression model with linearly dependent elements. *Journal of Instrument Engineering*. 2024. Vol. 67, N 8. P. 670–677 (in Russian). DOI: 10.17586/0021-3454-2024-67-8-670-677.

Введение. Большинство современных алгоритмов управления основано на математической модели, использующей параметры и сигналы объектов. Некоторые из этих величин не могут быть измерены напрямую, или их измерение может быть затруднено (пример: моменты инерции звеньев манипулятора или магнитный поток в электродвигателе).

Линейная регрессионная модель (ЛРМ) [1] играет важную роль в задачах идентификации и используется во многих методах онлайн- и офлайн-оценивания. В настоящей работе рассматриваются преимущественно методы онлайн-оценивания. Сходимость оценок неизвестных параметров к действительным значениям гарантируется при соблюдении специальных условий, накладываемых на регрессор. Для экспоненциальной сходимости градиентного метода оценивания параметров требуется выполнение условия неисчезающего возбуждения (НВ) [2], которое не всегда возможно обеспечить на практике [3, 4]. Чтобы преодолеть эту проблему, некоторые исследователи находят необходимые и достаточные условия для различных типов сходимости. Лоран Прали описывает достаточные условия для асимптотической сходимости [5]; необходимое и достаточное условие для глобальной асимптотической сходимости найдено Барабановым и др. [6]. Расширенный анализ данных работ при наличии помех в измерениях представлен в исследованиях Ефимова, Барабанова и др. [7, 8].

Использование других подходов позволяет преобразовать исходную регрессионную модель и получить новое условие сходимости с другими свойствами. Например, метод динамического расширения регрессоров и оценки смешивания (ДРСР) [3] преобразует исходную ЛРМ в набор скалярных регрессий. Метод обеспечивает асимптотическую сходимость, если новый скалярный регрессор не является квадратично интегрируемым, более того, нет прямой связи между этим условием и НВ [3].

В некоторых работах условия возбуждения ослабляются до условий интервального, или начального, возбуждения (ИВ) за счет внутреннего хранения результатов предыдущих измерений. Например, в статье [9] предложены дополнительные преобразования для скалярных моделей ДРСР, при этом интегратор и блок задержки используются для хранения прошлых измерений в регрессоре. Это позволяет ослабить условие квадратичной неинтегрируемости до ИВ.

Метод одновременного обучения, предложенный в работе Чаудхари и Джонсона [10] и доработанный в статьях Чаудхари и др. [11, 12] и Камалапуркар и др. [13], позволяет хранить данные в матрице наблюдений. Алгоритм выбора сохраняет такие значения измерений, которые максимизируют минимальное сингулярное число матрицы наблюдений. Затем параметры модели оцениваются градиентным методом с использованием полученного набора данных и текущих измерений. Метод гарантирует экспоненциальную сходимость ошибки оценки к нулю для матрицы наблюдений полного ранга, которая может быть построена по данным за конечный интервал времени.

Группа методов композитного обучения, предложенных в работе Пана и др. [14–16], сохраняет данные измерения не в матрице наблюдений, а с помощью интеграторов. Одним из параметров интегратора является размер окна интегрирования, который в некоторых случаях сложно выбрать. Для экспоненциальной сходимости ошибки оценивания к нулю условие НВ ослаблено до ИВ.

Подход Басу Роя и др. [17, 18] также обеспечивает экспоненциальную сходимость при выполнении условия ИВ, он не требует предварительного измерения выбора окна интегрирования, поскольку методы проверяют определитель матрицы. Подробное сравнение параллельного и комбинированного обучения представлено в статье [18].

Другой способ ослабить условие возбуждения — использовать модифицированный алгоритм оценивания. В работах Герасимова и др. [19], Ортеги и др. [20] представлены каскадные методы оценивания параметров за конечное время. Эти методы также основаны на ДРСР и обеспечивают сходимость за конечное время при выполнении условия ИВ. Принцип их работы основан на известном решении дифференциального уравнения динамики ошибки оценивания, благодаря чему удается предсказать значение, к которому сойдется оценка градиентного метода вместе с ДРСР. Робастные оценки на основе ДРСР со сходимостью за конечное время и ослабленным условием возбуждения представлены Ефимовым и др. в статье [21].

Настоящая работа является логическим продолжением статьи [22], в ней представлен метод оценивания параметров ЛРМ при наличии линейно зависимых элементов в регрессоре, т. е. когда не выполняется условие интервального возбуждения. Предложенный метод обеспечивает приведение задачи оценивания параметров к задаче синтеза наблюдателя для нового вектора неизвестных и на этой основе из оценки наблюдателя восстановление неизвестных параметров.

Метод оценивания параметров. Рассмотрим линейную регрессионную модель с регрессором $\omega(t) \in \mathbb{R}^n$, соответствующим вектором параметров $\theta \in \mathbb{R}^n$ и скалярным выходом $y(t) \in \mathbb{R}$, с линейно зависимыми элементами $\omega_i(t)$ в регрессоре:

$$y(t) = \omega(t)^T\theta, \tag{1}$$

здесь сигналы $y(t)$ и $\omega(t)$ — измеряемые величины, θ — вектор неизвестных параметров.

Для представленной модели необходимо синтезировать метод оценивания, обеспечивающий сходимость к нулю ошибки оценивания параметров, соответствующих линейно независимым элементам регрессора:

$$\lim_{t\to\infty} \tilde{\theta}_j = 0, \tag{2}$$

где ошибка оценивания определяется как разница между истинным значением параметра и его оценкой $\tilde{\theta}_j = \theta_j - \tilde{\theta}_j(t)$. На скользящем временном интервале регрессор $\omega(t)$ должен удовлетворять условию полунеисчезающего возбуждения (semi-PE) [23]:

$$\int_t^{t+T} \omega(s)\omega(s)^T \mathrm{d}s \geq \beta \begin{bmatrix} \mathrm{E}_m & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \tag{3}$$

где $\beta > 0$, $T > 0$ — настраиваемые постоянные, E_m — единичная матрица размером m, причем $m < n$. Важно учесть и классические допущения, накладываемые на модель:

1) сигналы $y(t)$ и $\omega(t)$ ограничены;

2) вектор $\omega(t)$ тождественно не равен нулю.

Представим основные положения метода. Согласно условию полунеисчезающего возбуждения, в регрессоре могут присутствовать линейно зависимые элементы. Для определения порядковых индексов этих элементов выполняется динамическое расширение исходной модели (1), после чего к расширенному регрессору применяется ортогонализация Грама–Шмидта. Этот же процесс используется для получения новой модели с диагональной матрицей-регрессором. Здесь задача оценивания параметров θ формируется через задачу синтеза наблюдателя для нового неизвестного вектора $\rho(t)$. Для ее оценивания предложен адаптивный наблюдатель, позволяющий вместей с оценкой $\hat{\rho}$ получить оценку параметров $\hat{\theta}$. Для улучшения восприятия и простоты изложения переменная времени t далее опускается.

На первом шаге выполняется расширение исходной модели (1) с помощью линейного стационарного фильтра $\mathcal{H}\{\cdot\}$, который выражается системой:

$$\dot{x} = \mathrm{diag}\{\alpha\}x + \alpha(\cdot), \tag{4}$$

здесь настраиваемые параметры $\alpha \in \mathbb{R}^n_{>0}$. К левой и правой части модели (1) применяется фильтр $\mathcal{H}\{\cdot\}$, в результате получается расширенная система:

$$z = \Phi\theta \tag{5}$$

с расширенным регрессором $\Phi = \mathcal{H}\{\omega^\mathrm{T}\} \in \mathbb{R}^{n\times n}$ и вектором $z = \mathcal{H}\{y\} \in \mathbb{R}^n$.

На втором шаге выполняется преобразование расширенной модели (5) и задачи оценивания параметров к синтезу наблюдателя. С помощью ортогонализации Грама–Шмидта расширенный регрессор можно представить в виде $\Phi = \mathrm{QK}$, отсюда и всю модель (5) привести к виду:

$$\xi = \Lambda\mathrm{K}\theta, \tag{6}$$

где новые элементы определяются как $\xi = \mathrm{Q^T z}$ и диагональная матрица $\Lambda = \mathrm{Q^T Q}$.

Доказательство. Расширенная модель (5) рассматривается как линейная комбинация столбцов регрессора и параметров:

$$z = \Phi\theta = \varphi_1\theta_1 + \varphi_2\theta_2 + \ldots + \varphi_n\theta_n. \tag{7}$$

Отсюда с помощью ортогонализации Грама–Шмидта вычисляются значения столбцов ортогональной матрицы Q и коэффициенты k_{ij}:

$$\begin{gathered} q_1 = \varphi_1, \\ q_2 = \varphi_2 - k_{12}q_1, \\ q_3 = \varphi_3 - k_{13}q_1 - k_{23}q_2, \\ q_j = \varphi_j - \sum_{i=1}^{j-1} k_{ij}q_i, \end{gathered} \tag{8}$$

здесь $k_{ij} = q_i^{\mathrm{T}}\varphi_j/\left(q_i^{\mathrm{T}}q_i\right)$. Выразив векторы φ_j из предыдущих уравнений через q_i и k_{ij}, линейную комбинацию (7) можно переписать относительно векторов q_i:

$$\begin{aligned} \varphi_1\theta_1 + \varphi_2\theta_2 + \sum_{j=3}^{n}\varphi_j\theta_j &= q_1\theta_1 + (q_2 + k_{12}q_1)\theta_2 + \sum_{j=3}^{n}\left(q_j + \sum_{i=1}^{j-1}k_{ij}q_i\right)\theta_j = \\ &= q_1\left(\theta_1 + k_{12}\theta_2 + \sum_{j=3}^{n}k_{1j}\theta_j\right) + q_2\left(\theta_2 + \sum_{j=3}^{n}k_{2j}\theta_j\right) + \sum_{j=3}^{n}q_i\left(\theta_i + \sum_{j=i+1}^{n}k_{ij}\theta_j\right), \end{aligned} \tag{9}$$

или в компактном виде:

$$\sum_{j=1}^{n}\varphi_j\theta_j = \sum_{j=1}^{n}\left(q_j + \sum_{i=1}^{j-1}k_{ij}q_i\right)\theta_j = \sum_{i=1}^{n}q_i\left(\theta_i + \sum_{j=i+1}^{n}k_{ij}\theta_j\right), \tag{10}$$

отсюда, в ходе матричных преобразований, можно получить новую форму:

$$\Phi = \mathrm{QK} = [q_1 \quad q_2 \quad \ldots \quad q_n]\begin{bmatrix} 1 & k_{12} & \ldots & k_{1n} \\ 0 & 1 & \ldots & k_{2n} \\ & & & \ldots \\ 0 & 0 & \ldots & 1 \end{bmatrix}. \tag{11}$$

Учитывая свойство ортогональности матрицы Q и домножив всю расширенную модель на матрицу Q^{T}, можно записать искомую форму новой модели:

$$\mathrm{Q}^{\mathrm{T}}z = \mathrm{Q}^{\mathrm{T}}\mathrm{QK}\theta, \tag{12}$$

где матрицы системы (6) определяются двумя уравнениями $\xi = \mathrm{Q}^{\mathrm{T}}z$ и $\Lambda = \mathrm{Q}^{\mathrm{T}}\mathrm{Q}$.

Далее записывается модель (6) в удобной форме для синтеза наблюдателя и вводится новый неизвестный вектор $\rho(t)$:

$$\begin{gathered} \xi = \Lambda\rho, \\ \rho = \mathrm{K}\theta. \end{gathered} \tag{13}$$

Затем формируется адаптивный наблюдатель в следующей форме::

$$\begin{gathered} \dot{\hat{\rho}} = \dot{\mathrm{K}}\hat{\theta} + \gamma_\rho\Lambda(\xi - \Lambda\hat{\rho}), \\ \hat{\theta} = \mathrm{K}^{-1}\hat{\rho}, \end{gathered} \tag{14}$$

где $\gamma_\rho > 0$ — настраиваемый коэффициент адаптации градиентного метода. Стоит отметить, что Λ — положительно полуопределенная симметричная матрица, поэтому транспонирование отсутствует, также K — всегда обратимая матрица.

Отдельно стоит рассмотреть вычисление производной матрицы $\dot{K}$. Из уравнения для динамического фильтра (4) следует измеримость производной расширенного регрессора $\dot{\Phi}$. Путем подстановки векторов производных из матрицы Φ в уравнения (8) получается искомая матрица $\dot{K}$.

Математическое моделирование. Выполнено моделирование предложенного метода на примере системы с тремя элементами в регрессоре, где третий линейно зависит от второго:

$$y = [\sin(wt) \quad \cos(wt) \quad 2\cos(wt)] \begin{bmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \\ \theta_3 \end{bmatrix}. \tag{15}$$

При моделировании использовались параметры модели $w = 5$, $\theta = [5 \quad 3 \quad 13]^{\mathrm{T}}$; коэффициент адаптации $\gamma_\rho = 10\,000$. Решение дифференциальных уравнений выполняется с помощью ode23t метода из Matlab. Для оценивания параметров установлены следующие значения фильтра расширенной модели $\alpha = [1 \quad 10 \quad 100]^{\mathrm{T}}$.

На рис. 1–3 представлены результаты исследований: рис. 1 — процесс оценивания переменных ρ (*а* — оценка ρ, *б* — ошибка оценивания $\tilde{\rho}$); рис. 2 — процесс оценивания θ (*а* — оценка θ, *б* — ошибка оценивания $\tilde{\theta}$); рис. 3 — переходный процесс компонентов диагонали регрессора).

Как видно из рисунков, предложенный метод обеспечивает оценивание параметра, соответствующего линейно независимому элементу регрессора.

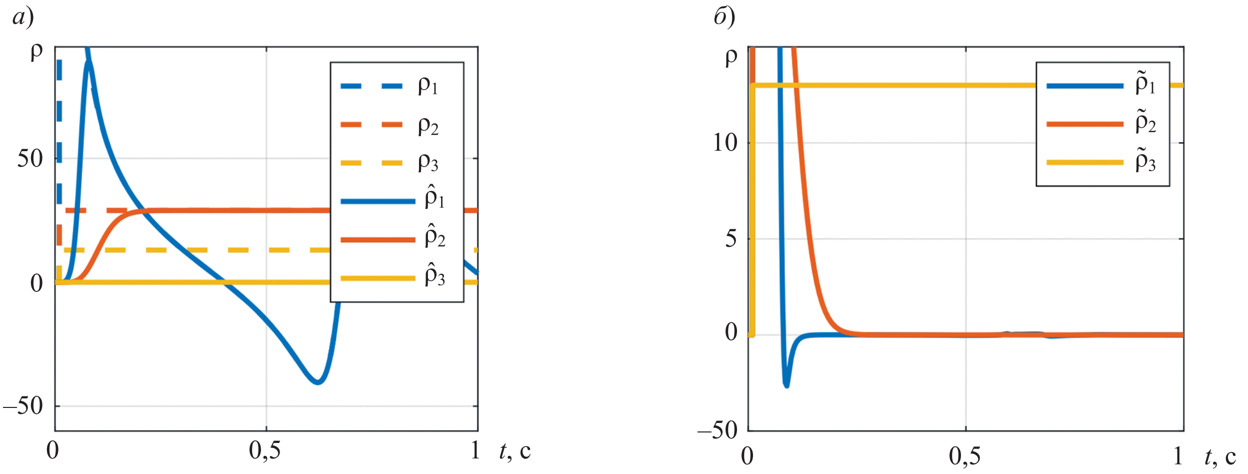

Рис. 1

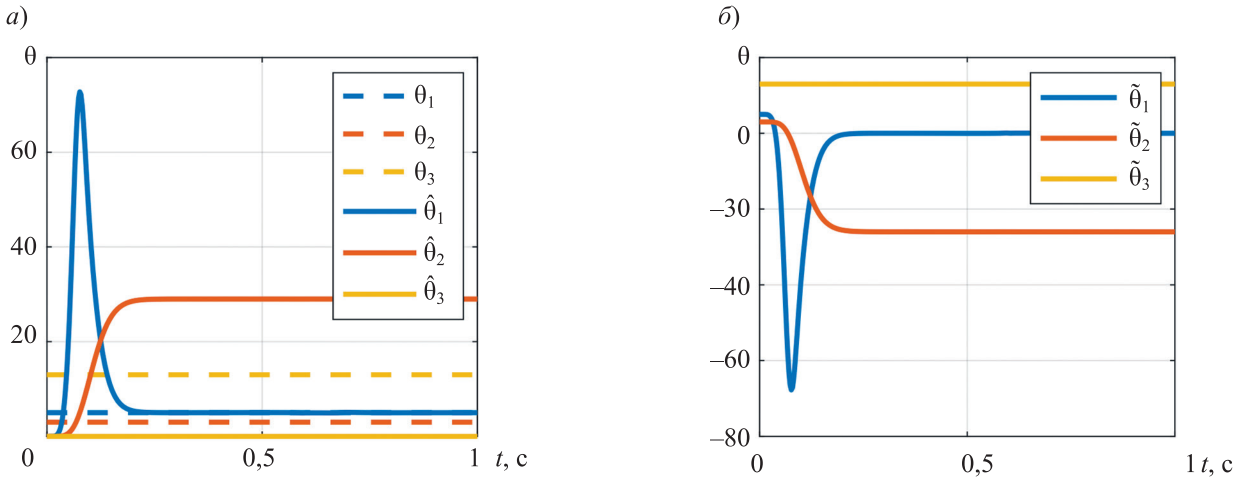

Рис. 2

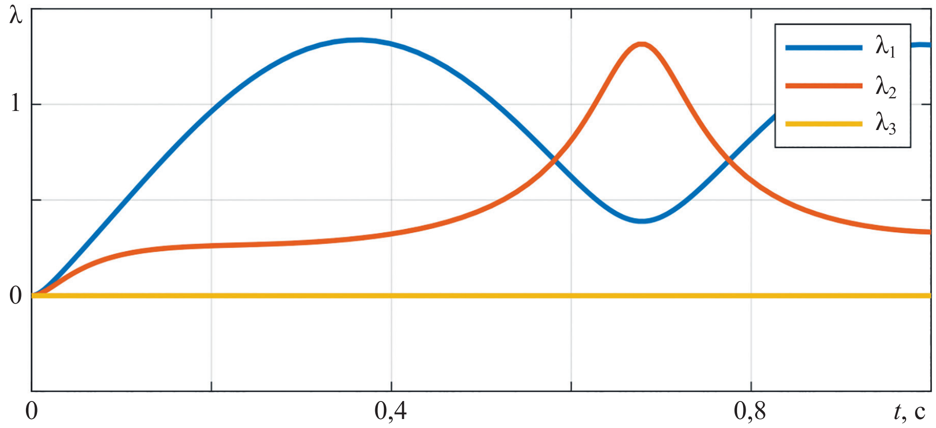

Рис. 3

Заключение. В статье предложен метод онлайн-оценивания параметров модели с линейно зависимыми компонентами в регрессоре. На первом этапе уравнение регрессии со скалярным выходом должно быть расширено, как это делается в методе DREM, чтобы получить матричный регрессор. Ортогонализация Грама–Шмидта используется для того, чтобы найти линейно зависимые столбцы в регрессоре и для декомпозиции расширенного регрессора на матрицу и ортогональную матрицу. В завершение получается новая модель, для которой задача оценивания параметров формируется как задача синтеза наблюдателя.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Simpkins C.* System identification: Theory for the user, 2nd edition (ljung, l.; 1999) [on the shelf] // Robotics & Automation Magazine. IEEE. 2012. Vol. 19. P. 95–96. DOI: 10.1109/MRA.2012.2192817.
2. *Ioannou P. and Sun J*. Robust adaptive control. Courier Corporation, 2012. 821 p.
3. *Aranovskiy S., Bobtsov A., Ortega R., and Pyrkin A.* Performance enhancement of parameter estimators via dynamic regressor extension and mixing // IEEE Transactions on Automatic Control. 2017. Vol. 62, N 7. P. 3546–3550.
4. *Aeyels D. and Sepulchre R.* On the convergence of a time-variant linear differential equation arising in identification // Kybernetika. 1994. Vol. 30, N 6.P. 715–723.
5. *Praly L*. Convergence of the gradient algorithm for linear regression models in the continuous and discrete time cases. PSL Research University, Mines ParisTech, Research Report, Feb. 2017 [Электронный ресурс]: <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01423048>.
6. *Barabanov N. and Ortega R*. On global asymptotic stability of $\dot{x}=-\varphi(t)\varphi-(t)x$ with ϕ not persistently exciting // Systems and Control Letters. 2017. Vol. 109. P. 24–29. DOI: 10.1016/j.sysconle.2017.09.005.
7. *Efimov D., Barabanov N., and Ortega R*. Robust stability under relaxed persistent excitation conditions // 2018 IEEE Conf. on Decision and Control (CDC). IEEE. 2018. P. 7243–7248.
8. *Efimov D., Barabanov N., and Ortega R*. Robustness of linear time-varying systems with relaxed excitation // Intern. J. of Adaptive Control and Signal Processing. 2019. Vol. 33, N 12. P. 1885–1900. DOI: https://doi.org/10.1002/acs.2997.
9. *Vedyakov A. A., Vediakova A. O., Bobtsov A. A., and Pyrkin A. A*. Relaxation for online frequency estimator of bias-affected damped sinusoidal signals based on Dynamic Regressor Extension and Mixing // Intern. J. of Adaptive Control and Signal Processing. 2019. Vol. 33, N 12. P. 1857–1867. DOI: 10.1002/acs.3034.
10. *Chowdhary G. and Johnson E. N*. Concurrent learning for improved convergence in adaptive flight control // AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference. 2010. N 4. P. 3674–3679. DOI: 10.2514/6.2010-7540.
11. *Chowdhary G., Yucelen T., Mühlegg M., and Johnson E. N*. Concurrent learning adaptive control of linear systems with exponentially convergent bounds // Intern. J. of Adaptive Control and Signal Processing. 2013. Vol. 27, N 4. P. 280–301. DOI: 10.1002/acs.2297.
12. *Chowdhary G., Mühlegg M., and Johnson E*. Exponential parameter and tracking error convergence guarantees for adaptive controllers without persistency of excitation // Intern. J. of Control. 2014. Vol. 87, N 8. P. 1583–1603. DOI: 10.1080/00207179.2014.880128.
13. *Kamalapurkar R., Reish B., Chowdhary G., and Dixon W. E*. Concurrent Learning for Parameter Estimation Using Dynamic State-Derivative Estimators // IEEE Transactions on Automatic Control. 2017. Vol. 62, N 7. P. 3594–3601. DOI: 10.1109/TAC.2017.2671343.

14. *Pan Y., Pan L., and Yu H.* Composite learning control with application to inverted pendulums // Proc. 2015 Chinese Automation Congress, CAC 2015. 2016. P. 232–236. DOI: 10.1109/CAC.2015.7382502.
15. *Pan Y. and Yu H.* Composite Learning from Adaptive Dynamic Surface Control // IEEE Transactions on Automatic Control. 2016. Vol. 61, N 9. P. 2603–2609. DOI: 10.1109/TAC.2015.2495232.
16. *Pan Y., Sun T., Liu Y., and Yu H.* Composite learning from adaptive backstepping neural network control // Neural Networks. 2017. Vol. 95. P. 134–142. DOI: 10.1016/j.neunet.2017.08.005.
17. *Basu Roy S., Bhasin S., and Kar I. N*. Combined MRAC for unknown MIMO LTI systems with parameter convergence // IEEE Transactions on Automatic Control. 2018. Vol. 63, N 1. P. 283–290. DOI: 10.1109/TAC.2017.2725955.
18. *Basu Roy S., Bhasin S., and Kar I. N*. Composite Adaptive Control of Uncertain Euler-Lagrange Systems with Parameter Convergence without PE Condition // Asian J. of Control. 2020. Vol. 22, N 1. P. 1–10. DOI: 10.1002/asjc.1877.
19. *Gerasimov D., Ortega R., and Nikiforov V.* Adaptive Control of Multivariable Systems with Reduced Knowledge of High Frequency Gain: Application of Dynamic Regressor Extension and Mixing Estimators // IFAC-PapersOnLine. 2018. Vol. 51, N 15. P. 886–890. DOI: 10.1016/j.ifacol.2018.09.108.
20. *Ortega R., Aranovskiy S., Pyrkin A. A., Astolfi A., and Bobtsov A. A.* New Results on Parameter Estimation via Dynamic Regressor Extension and Mixing: Continuous and Discrete-time Cases. Aug. 2019 [Электронный ресурс]: <http://arxiv.org/abs/1908.05125>.
21. *Wang J., Efimov D., and Bobtsov A. A.* On robust parameter estimation in finite-time without persistence of excitation // IEEE Transactions on Automatic Control. 2020. Vol. 65, N 4. P. 1731–1738. DOI: 10.1109/TAC.2019.2932960.
22. *Ovcharov A., Vedyakov A., Kazak S., and Pyrkin A.* Overparameterized model parameter recovering with finite-time convergence // Intern. J. of Adaptive Control and Signal Processing. 2022. Vol. 36, N 6. P. 1305–1325. DOI: https://doi.org/10.1002/acs.3382.
23. *Basu Roy S. and Bhasin S.* Novel model reference adaptive control architecture using semi-initial excitation-based switched parameter estimator // Intern. J. of Adaptive Control and Signal Processing. 2019. Vol. 33, N 12. P. 1759–1774. DOI: https://doi.org/10.1002/acs.3046.

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ

Алексей Олегович Овчаров — аспирант; Университет ИТМО, факультет систем управления и робототехники; заведующий лабораторией; E-mail: ovcharov.alex.o@gmail.com

Алексей Алексеевич Ведяков — канд. техн. наук, доцент; Университет ИТМО, факультет систем управления и робототехники; доцент; E-mail: vedyakov@gmail.com

Поступила в редакцию 11.04.2024; одобрена после рецензирования 18.04.2024; принята к публикации 19.06.2024.

REFERENCES

1. Simpkins C. *Robotics & Automation Magazine*, IEEE, 2012, vol. 19, pp. 95–96, DOI: 10.1109/MRA.2012.2192817.
2. Ioannou P. and Sun J. *Robust adaptive control*, Courier Corporation, 2012, 821 p.
3. Aranovskiy S., Bobtsov A., Ortega R., and Pyrkin A. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2017, no. 7(62), pp. 3546–3550.
4. Aeyels D. and Sepulchre R. *Kybernetika*, 1994, no. 6(30), pp. 715–723.
5. Praly L. *Convergence of the gradient algorithm for linear regression models in the continuous and discrete time cases*, PSL Research University, Mines ParisTech, Research Report, Feb. 2017, https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01423048.
6. Barabanov N. and Ortega R. *Systems and Control Letters*, 2017, vol. 109, pp. 24–29, DOI: 10.1016/j.sysconle.2017.09.005.
7. Efimov D., Barabanov N., and Ortega R. *2018 IEEE Conference on Decision and Control (CDC)*, IEEE, 2018, pp. 7243–7248.
8. Efimov D., Barabanov N., and Ortega R. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 2019, no. 12(33), pp. 1885–1900, DOI: https://doi.org/10.1002/acs.2997.
9. Vedyakov A.A., Vediakova A.O., Bobtsov A.A., and Pyrkin A.A. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 2019, no. 12(33), pp. 1857–1867, DOI: 10.1002/acs.3034.
10. Chowdhary G. and Johnson E.N. *AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference*, 2010, no. 4, pp. 3674–3679, DOI: 10.2514/6.2010-7540.
11. Chowdhary G., Yucelen T., Mühlegg M., and Johnson E.N. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 2013, no. 4(27), pp. 280–301, DOI: 10.1002/acs.2297.
12. Chowdhary G., Mühlegg M., and Johnson E. *International Journal of Control*, 2014, no. 8(87), pp. 1583–1603, DOI: 10.1080/00207179.2014.880128.

13. Kamalapurkar R., Reish B., Chowdhary G., and Dixon W.E. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2017, no. 7(62), pp. 3594–3601, DOI: 10.1109/TAC.2017.2671343.
14. Pan Y., Pan L., and Yu H. *Proc. 2015 Chinese Automation Congress*, CAC 2015, 2016, pp. 232–236, DOI: 10.1109/CAC.2015.7382502.
15. Pan Y. and Yu H. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2016, no. 9(61) pp. 2603–2609, DOI: 10.1109/TAC.2015.2495232.
16. Pan Y., Sun T., Liu Y., and Yu H. *Neural Networks*, 2017, vol. 95, pp. 134–142, DOI: 10.1016/j.neunet.2017.08.005.
17. Basu Roy S., Bhasin S., Kar and I.N. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2018, no. 1(63), pp. 283–290, DOI: 10.1109/TAC.2017.2725955.
18. Basu Roy S., Bhasin S., and Kar I.N. *Asian Journal of Control*, 2020, no. 1(22), pp. 1–10, DOI: 10.1002/asjc.1877.
19. Gerasimov D., Ortega R., and Nikiforov V. *IFAC-PapersOnLine*, 2018, no. 15(51), pp. 886–890, DOI: 10.1016/j.ifacol.2018.09.108.
20. Ortega R., Aranovskiy S., Pyrkin A.A., Astolfi A., and Bobtsov A.A. *http://arxiv.org/abs/1908.05125*, Aug. 2019.
21. Wang J., Efimov D., and Bobtsov A.A. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2020, no. 4(65), pp. 1731–1738, DOI: 10.1109/TAC.2019.2932960.
22. Ovcharov A., Vedyakov A., Kazak S., and Pyrkin A. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 2022, no. 6(36), pp. 1305–1325, DOI: https://doi.org/10.1002/acs.3382.
23. Basu Roy S. and Bhasin S. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 2019, no. 12(33), pp. 1759–1774, DOI: https://doi.org/10.1002/acs.3046.

DATA ON AUTHORS

Alexey O. Ovcharov — Post-Graduate Student; ITMO University, Faculty of Control Systems and Robotics; Head of a Laboratory; E-mail: ovcharov.alex.o@gmail.com

Alexey A. Vedyakov — PhD, Associate Professor; ITMO University, Faculty of Control Systems and Robotics; Associate Professor; E-mail: vedyakov@gmail.com

Received 11.04.2024; approved after reviewing 18.04.2024; accepted for publication 19.06.2024.