

УДК 519.254

ИДЕНТИФИКАЦИЯ ПАРАМЕТРОВ АСИНХРОННОГО ДВИГАТЕЛЯ С АВТОКОРРЕЛИРОВАННОЙ ОШИБКОЙ ПО СКОРОСТИ

© 2024 Д. В. Иванов^{1,2}, И. Л. Сандлер^{1,3}, С. И. Макаров⁴

¹ Самарский государственный университет путей сообщения, г. Самара, Россия

² Самарский национальный исследовательский университет им. академика С.П. Королева,
г. Самара, Россия

³ Самарский государственный технический университет, г. Самара, Россия

⁴ Самарский государственный экономический университет, г. Самара, Россия

Статья поступила в редакцию 23.03.2024

В статье предложен метод параметрической идентификации асинхронных двигателей с автокоррелированной ошибкой по скорости. Скорость вращения асинхронного вала электродвигателя в реальных системах идентификации всегда измеряется с ошибками. Ошибки могут быть связаны как с погрешностями датчиков определения скорости, так и с погрешностями, возникающими при определении скорости без датчиков. Дискретизация, а также оценивание значений производных, также вносит дополнительные погрешности. Обычно значения автокорреляционной функции ошибки неизвестны. В статье предложен метод параметрической идентификации асинхронных двигателей с короткозамкнутым ротором на основе расширенных инструментальных переменных. Результаты моделирования показали, что предложенный метод идентификации на основе расширенных инструментальных переменных (РИП), позволяет получать более точные оценки параметров, чем используемый в таких случаях метод наименьших квадратов (МНК). Результаты данной статьи могут быть применены при разработке систем предиктивной диагностики.

Ключевые слова: асинхронный двигатель, ошибки в переменных, метод наименьших квадратов, К-параметры, состоятельная оценка, автокоррелированная помеха, ошибка по скорости.

DOI: 10.37313/1990-5378-2024-26-3-130-139

EDN: EOYADZ

ВВЕДЕНИЕ

При эксплуатации параметры асинхронного двигателя подвержены изменениям. Это ухудшает качество управления двигателем. Для уточнения параметров асинхронного двигателя используют различные методы идентификации. Существует множество методов идентификации параметров асинхронных двигателей [1], [2]. Обзор различных методов параметрической иден-

тификации асинхронных двигателей представлен в статьях [3]-[7]. В [5] отмечено, что наиболее перспективными являются алгебраические методы на основе регрессионных моделей.

Метод наименьших квадратов, применяемый для идентификации К-параметров асинхронного двигателя, при наличии ошибки по скорости дает смещенные оценки параметров.

В статье [8] представлен метод идентификации К-параметров, на основе обобщенных полных наименьших квадратов (ОПМНК), предполагается, что ошибка по скорости является белым шумом. Если ошибка по скорости автокоррелированная, то идентификация К-параметров с помощью ОПМНК предполагает, значения автокорреляционной функции ошибки по скорости известны. В большинстве случаев, информация о свойствах автокорреляционной функции ошибки по скорости отсутствует. Кроме того, возможен вариант, когда автокорреляционная функция ошибки по скорости нестационарная, что еще более затрудняет применение ОПМНК.

Для идентификации параметров при наличии автокоррелированных помех широко применяются методы инструментальных переменных [9] и их различные обобщения [10, 11].

Иванов Дмитрий Владимирович, кандидат физико-математических наук, доцент кафедры «Безопасность информационных систем» Самарского национального исследовательского университета имени академика С.П. Королева, доцент кафедры «Цифровые технологии» Самарского государственного университета путей сообщения. E-mail: dvi85@list.ru

Сандлер Илья Львович, старший преподаватель кафедры «Цифровые технологии» Самарского государственного университета путей сообщения, старший преподаватель кафедры «Автоматика и управление в технических системах» Самарского государственного технического университета. E-mail: sandleri@bk.ru

Макаров Сергей Иванович, доктор педагогических наук, профессор кафедры статистики и эконометрики Самарского государственного экономического университета. E-mail: matmaks@yandex.ru

Статья посвящена идентификации электромагнитных и К-параметров асинхронного электродвигателя автокоррелированной ошибкой по скорости методом инструментальных переменных. Рассмотрены вопросы численной устойчивости алгоритмов.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Асинхронный двигатель в неподвижной системе координат $(\alpha, \beta, 0)$ может быть описан системой дифференциальных уравнений (1) – (6).

$$\frac{di^{(\alpha)}}{dt} = \frac{u^{(\alpha)}}{\sigma L_s} - \gamma i^{(\alpha)} + \frac{\beta}{T_r} \Psi^{(r\alpha)} + p\beta\omega \Psi^{(r\beta)}, \quad (1)$$

$$\frac{di^{(\beta)}}{dt} = \frac{u^{(\beta)}}{\sigma L_s} - \gamma i^{(\beta)} + \frac{\beta}{T_r} \Psi^{(r\beta)} + p\beta\omega \Psi^{(r\alpha)}, \quad (2)$$

$$\frac{d\Psi^{(\alpha)}}{dt} = \frac{L_m}{T_r} i^{(\alpha)} - \frac{\Psi^{(r\alpha)}}{T_r} - p\omega \Psi^{(r\beta)}, \quad (3)$$

$$\frac{d\Psi^{(\beta)}}{dt} = \frac{L_m}{T_r} i^{(\beta)} - \frac{\Psi^{(r\alpha)}}{T_r} - p\omega \Psi^{(r\alpha)}, \quad (4)$$

$$M = \frac{3}{2} p \frac{L_m}{\sigma L_r} (\Psi^{(r\alpha)} i^{(\beta)} - \Psi^{(r\beta)} i^{(\alpha)}), \quad (5)$$

$$\frac{d\omega}{dt} = \frac{p}{J} (M - M_c), \quad (6)$$

где $i^{(\alpha)}, i^{(\beta)}, u^{(\alpha)}, u^{(\beta)}$ – проекции тока и напряжения статора на оси α и β ;

$\Psi^{(r\alpha)}, \Psi^{(r\beta)}$ – проекции потокосцеплений ротора на оси α и β ;

$\sigma = 1 - L_m^2 / (L_s L_r)$ – полный коэффициент рассеивания;

L_m, L_s, L_r – взаимная индуктивность, индуктивность статора, индуктивность ротора, соответственно;

R_s, R_r – активные сопротивления статора и ротора;

T_r – постоянная времени ротора;

p – число пар полюсов;

ω – частота вращения ротора;

J – приведенный момент инерции двигателя;

M – момент двигателя;

M_c – момент сопротивления движению;

γ, β – некоторые коэффициенты, зависящие от индуктивностей и активных сопротивлений двигателя.

Коэффициенты в уравнениях (1) – (5) взаимозависимы и идентификация параметров асинхронного двигателя может быть реализована по четырем независимым коэффициентам R_s, L_s, σ и T_r [2].

Используя замену переменных:

$$K_1 = \gamma + \frac{1}{T_r}, \quad K_2 = \frac{\gamma}{T_r} - \frac{\beta M}{T_r^2},$$

$$K_3 = \frac{1}{T_r} + \frac{\beta M}{T_r}, \quad K_4 = \frac{1}{\sigma T_r}, \quad K_5 = \frac{1}{\sigma L_s T_r},$$

преобразуем уравнения (1) – (6) в предположении, что

$$\frac{d\omega}{dt} \approx 0, \quad (7)$$

получим уравнения множественной линейной регрессии [2]:

$$y' = x^T K, \quad (8)$$

где $y' = \begin{pmatrix} \frac{d^2 i^{(\alpha)}}{dt^2} + p\omega \frac{di^{(\beta)}}{dt} \\ \frac{d^2 i^{(\beta)}}{dt^2} - p\omega \frac{di^{(\alpha)}}{dt} \end{pmatrix}, x = \begin{pmatrix} x^{(1)} \\ x^{(2)} \end{pmatrix},$

$$x = \begin{pmatrix} -\frac{di^{(\alpha)}}{dt} & -\frac{di^{(\beta)}}{dt} \\ -i^{(\alpha)} & -i^{(\beta)} \\ -p\omega i^{(\beta)} & p\omega i^{(\alpha)} \\ \frac{du^{(\alpha)}}{dt} + p\omega u^{(\beta)} & \frac{du^{(\beta)}}{dt} + p\omega u^{(\alpha)} \\ u^{(\alpha)} & u^{(\beta)} \end{pmatrix},$$

$$K = (K_1 \quad K_2 \quad K_3 \quad K_4 \quad K_5)^T.$$

Условие (7) может быть ослаблено [12], если

$$\frac{\beta M}{T_r} \omega \geq \frac{1}{T_r} \omega,$$

то левая часть регрессии может быть описана вектором:

$$y = \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ y^{(2)} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{d^2 i^{(\alpha)}}{dt^2} + p\omega \frac{di^{(\beta)}}{dt} + pi^{(\beta)} \frac{d\omega}{dt} \\ \frac{d^2 i^{(\beta)}}{dt^2} - p\omega \frac{di^{(\alpha)}}{dt} - pi^{(\alpha)} \frac{d\omega}{dt} \end{pmatrix}. \quad (9)$$

Стоит помнить, что при постоянной скорости $\omega = const$, ранг матрицы $X^T X$ равен двум:

$$\text{rank}(X^T X) = 2.$$

Запишем уравнения (8), (9) в дискретной форме:

$$y_k = x_k^T K, \quad (10)$$

где $y_k = \begin{pmatrix} D^2 i_k^{(\alpha)} + p\omega_k D i_k^{(\beta)} + pi_k^{(\beta)} D\omega_k \\ D^2 i_k^{(\beta)} - p\omega_k D i_k^{(\alpha)} - pi_k^{(\alpha)} D\omega_k \end{pmatrix},$

$$x_k = \begin{pmatrix} -Di_k^{(\alpha)} & -Di_k^{(\beta)} \\ -i_k^{(\alpha)} & -i_k^{(\beta)} \\ -p\omega_k i_k^{(\beta)} & p\omega_k i_k^{(\alpha)} \\ Du_k^{(\alpha)} + p\omega_k u_k^{(\beta)} & Du_k^{(\beta)} + p\omega_k u_k^{(\alpha)} \\ u_k^{(\alpha)} & u_k^{(\beta)} \end{pmatrix}^T,$$

где $Di_k^{(\alpha)}, Di_k^{(\beta)}, Du_k^{(\alpha)}, Du_k^{(\beta)}, D\omega_k$ – значения первых производных, соответствующих величин, в k -ый момент времени;

$D^2 i_k^{(\alpha)}, D^2 i_k^{(\beta)}$ – значения вторых производных, соответствующих величин, в k -ый момент времени.

Будем предполагать, что значение скорости ω_k и $D\omega_k$ наблюдается с ошибками

$$\tilde{\omega}_k = \omega_k + \xi_k^{(\omega)}, D\tilde{\omega}_k = D\omega_k + \xi_k^{(D\omega)}. \quad (11)$$

Ошибки могут быть связаны как с погрешностями датчиков определения скорости, так и с погрешностями, возникающими при определении скорости без датчиков. Оценивание значения производных, также вносит дополнительные погрешности.

Для измерений с ошибками уравнения модель (10) примет вид

$$\tilde{y}_k = \tilde{x}_k^T K + \varepsilon_k, \quad (12)$$

где $\tilde{y}_k = y_k + \varphi_k^{(\tilde{y})}$, $\tilde{x}_k = x_k + \varphi_k^{(\tilde{x})}$,

$$\varphi_k^{(\tilde{y})} = \begin{pmatrix} p\xi_k^{(\omega)} Di_k^{(\beta)} + pi_k^{(\beta)} D\xi_k^{(\omega)} \\ -p\xi_k^{(\omega)} Di_k^{(\alpha)} - pi_k^{(\alpha)} D\xi_k^{(\omega)} \end{pmatrix},$$

$$\tilde{y}_k = \begin{pmatrix} \tilde{y}_k^{(1)} \\ \tilde{y}_k^{(2)} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} D^2 i_k^{(\alpha)} + p\tilde{\omega}_k Di_k^{(\beta)} + pi_k^{(\beta)} D\tilde{\omega}_k \\ D^2 i_k^{(\beta)} - p\tilde{\omega}_k Di_k^{(\alpha)} - pi_k^{(\alpha)} D\tilde{\omega}_k \end{pmatrix},$$

$$\varphi_k^{(\tilde{x})} = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ -p\xi_k^{(\omega)} i_k^{(\beta)} & p\xi_k^{(\omega)} i_k^{(\alpha)} \\ p\xi_k^{(\omega)} u_k^{(\beta)} & p\xi_k^{(\omega)} u_k^{(\alpha)} \\ 0 & 0 \end{pmatrix},$$

$$\tilde{x}_k = \begin{pmatrix} -Di_k^{(\alpha)} & -Di_k^{(s\beta)} \\ -i_k^{(\alpha)} & -i_k^{(s\beta)} \\ -p\tilde{\omega}_k i_k^{(\beta)} & p\tilde{\omega}_k i_k^{(s\alpha)} \\ Du_k^{(s\alpha)} + p\tilde{\omega}_k u_k^{(s\beta)} & Du_k^{(s\beta)} + p\tilde{\omega}_k u_k^{(s\alpha)} \\ u_k^{(s\alpha)} & u_k^{(s\beta)} \end{pmatrix},$$

$$\varepsilon_k = \begin{pmatrix} \varepsilon_k^{(1)} \\ \varepsilon_k^{(2)} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} p\tilde{\omega}_k (Di_k^{(\beta)} + K_3 i_k^{(\beta)} - K_4 u_k^{(\beta)}) + pi_k^{(\beta)} D\tilde{\omega}_k \\ p\tilde{\omega}_k (-Di_k^{(\alpha)} - K_3 i_k^{(\alpha)} - K_4 u_k^{(\alpha)}) - pi_k^{(\alpha)} D\tilde{\omega}_k \end{pmatrix}.$$

Требуется найти оценку вектора \hat{K} из уравнения (12) по возмущенным наблюдениям $\{\tilde{y}_k\}, \{\tilde{x}_k\}$.

Оценки К-параметров позволяют определить оценки физических параметров:

$$\hat{T}_r = \frac{\hat{K}_4}{\hat{K}_5}, \quad \hat{R}_s = \frac{\hat{K}_3}{\hat{K}_4}, \quad \hat{L}_s = \frac{\hat{K}_1 - \hat{K}_3}{\hat{K}_5},$$

$$\hat{\sigma} = \frac{\hat{K}_5}{\hat{K}_4 (\hat{K}_1 - \hat{K}_3)}.$$

РАСШИРЕННЫЕ ИНСТРУМЕНТАЛЬНЫЕ ПЕРЕМЕННЫЕ (РИП)

Идея метода инструментальных переменных на предположении, что существует вектор z_k , так что:

1. $\mathbf{E} \left(z_k^{(j)} \varepsilon_k^{(j)} \right) = 0$, где \mathbf{E} есть оператор математического ожидания;

2. Матрицы $\mathbf{R}_{zx}^{(j)} = \mathbf{E} \left(z_k^{(j)} \left(\tilde{x}_k^{(j)} \right)^T \right)$, невырожденные.

Выбор вектора инструментальных переменных, одновременно удовлетворяющих предположениям 1, 2 является непростой задачей.

3. Будем полагать, что автокорреляционная функция ошибки имеет M ненулевых значений.

$$\mathbf{E} \left(\xi_k^{(\omega)} \xi_{k-m}^{(\omega)} \right) = r_m^{(\omega)}, \quad \mathbf{E} \left(\xi_k^{(D\omega)} \xi_{k-m}^{(D\omega)} \right) = r_m^{(D\omega)},$$

$$m = 1, M.$$

Вектор инструментальных переменных может быть составлен из регрессионных векторов $\tilde{x}_k^{(j)}$ с запаздыванием M :

$$z_k = \begin{pmatrix} -Di_k^{(\alpha)} & -Di_k^{(\beta)} \\ -i_k^{(\alpha)} & -i_k^{(\beta)} \\ -p\tilde{\omega}_{k-M} i_{k-M}^{(\beta)} & p\tilde{\omega}_{k-M} i_{k-M}^{(\alpha)} \\ Du_{k-M}^{(\alpha)} + p\tilde{\omega}_{k-M} u_{k-M}^{(\beta)} & Du_{k-M}^{(\beta)} + p\tilde{\omega}_{k-M} u_{k-M}^{(\alpha)} \\ \vdots & \vdots \\ -p\tilde{\omega}_{k-M-d} i_{k-M-d}^{(\beta)} & p\tilde{\omega}_{k-M-d} i_{k-M-d}^{(\alpha)} \\ Du_{k-M-d}^{(\alpha)} + p\tilde{\omega}_{k-M-d} u_{k-M-d}^{(\beta)} & Du_{k-M-d}^{(\beta)} + p\tilde{\omega}_{k-M-d} u_{k-M-d}^{(\alpha)} \\ u_k^{(\alpha)} & u_k^{(\beta)} \end{pmatrix}, \quad d \geq 0. \quad (13)$$

Чтобы повысить точность идентификации используются размерности векторов инструментальных переменных $\dim z_k^{(j)}$ большие чем размерности регрессионных векторов $\dim \tilde{x}_k^{(j)}$, то есть $\dim z_k^{(j)} > 5$.

Такой выбор вектора инструментальных переменных называется методом расширенных инструментальных переменных (РИП). При применении метода расширенных инструментальных переменных необходимо решать переопределенную системы линейных алгебраических уравнений (СЛАУ):

$$\hat{\mathbf{R}}_{zx} K = \hat{\mathbf{r}}_{zy}, \quad (14)$$

где $\hat{\mathbf{R}}_{zx} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left(z_k^{(1)} \left(\tilde{x}_k^{(1)} \right)^T + z_k^{(2)} \left(\tilde{x}_k^{(2)} \right)^T \right)$,
 $\hat{\mathbf{r}}_{zy} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(z_k^{(1)} \tilde{y}_k^{(1)} + z_k^{(2)} \tilde{y}_k^{(2)} \right)$.

Решение переопределенной линейной системы уравнений методом наименьших квадратов (РИП_МНК)

Оценки инструментальных переменных на основе МНК решения системы уравнений $\hat{K}_{МНК}$, могут быть вычислены как решение нормальной системы уравнений:

$$\hat{K}_{МНК} = \left(\hat{\mathbf{R}}_{zx}^T \hat{\mathbf{R}}_{zx} \right)^{-1} \hat{\mathbf{R}}_{zx}^T \hat{\mathbf{r}}_{zy}. \quad (15)$$

Для повышения численной устойчивости решения метода инструментальных переменных (15), в [13] используется эквивалентная нормальной расширенная система линейных алгебраических уравнений [14]:

$$\left(\begin{array}{c|c} \mu \mathbf{I}_5 & \hat{\mathbf{R}}_{zx} \\ \hline \hat{\mathbf{R}}_{zx}^T & 0 \end{array} \right) \left(\begin{array}{c} \mu^{-1} \mathbf{e} \\ \hat{K}_{МНК} \end{array} \right) = \left(\begin{array}{c} \hat{\mathbf{r}}_{zy} \\ 0 \end{array} \right), \quad (16)$$

где $\mu = \frac{\sqrt{2}}{\lambda_{\min}}$, λ_{\min} – минимальное собственное

число матрицы $\hat{\mathbf{R}}_{zx}^T \hat{\mathbf{R}}_{zx}$, \mathbf{I}_5 единичная матрица.

Для решения расширенной системы линейных алгебраических уравнений могут быть использованы стандартные методы решения систем линейных уравнений.

Решение переопределенной линейной системы уравнений методом полных наименьших квадратов (ИП-ПМНК)

При конечном числе наблюдений нам будут доступны не истинные значения автоковариаций \mathbf{R}_{zx} и \mathbf{r}_{zy} , а их оценки $\hat{\mathbf{R}}_{zx}$ и $\hat{\mathbf{r}}_{zy}$. Поэтому уравнение (14) содержит ошибки в правой и левой части. Для системы уравнений с ошибками в правой и левой части (14) может быть применен метод полных наименьших квадратов. Нахождение решения методом полных наименьших квадратов эквивалентно минимизации целевой функции:

$$\min_K \frac{\left\| \hat{\mathbf{r}}_{zy} - \hat{\mathbf{R}}_{zx} K \right\|_2^2}{1 + K^T K}. \quad (17)$$

Если выполнено условие

Таблица 1. Номинальные параметры асинхронного двигателя

Наименование	Значение
Мощность, P , кВт	37
Линейное напряжение, U , В	400
Частота вращения, n , об/мин	1480
Число пар полюсов, p	2

$$\sigma_{\min} = \sigma_6 \left(\hat{\mathbf{R}}_{zx} \right) < \sigma_5 \left(\hat{\mathbf{R}}_{zx} \right), \quad (18)$$

где $\sigma_5 \left(\hat{\mathbf{R}}_{\psi\varphi} \right)$ – наименьшее сингулярное число

матрицы $\hat{\mathbf{R}}_{\psi\varphi}$,

$\sigma_6 \left(\hat{\mathbf{R}}_{zx} \right)$ – наименьшее сингулярное число

матрицы $\hat{\mathbf{R}}_{zx} = \left(\hat{\mathbf{R}}_{zx}, \hat{\mathbf{r}}_{zy} \right)$,

задача (17) может решена с помощью смещенной нормальной системы:

$$\hat{K}_{ПМНК} = \left(\hat{\mathbf{R}}_{zx}^T \hat{\mathbf{R}}_{zx} - \sigma_{\min}^2 \mathbf{I} \right)^{-1} \hat{\mathbf{R}}_{zx}^T \hat{\mathbf{r}}_{zy}, \quad (19)$$

В [15] предложена расширенная система уравнений, эквивалентная смещенной нормальной системе

$$\left(\begin{array}{c|c} \sigma_{\min} \mathbf{I}_5 & \hat{\mathbf{R}}_{zx} \\ \hline \hat{\mathbf{R}}_{zx}^T & \sigma_{\min} \mathbf{I}_5 \end{array} \right) \left(\begin{array}{c} \sigma_{\min}^{-1} \mathbf{e} \\ \hat{K}_{ПМНК} \end{array} \right) = \left(\begin{array}{c} \hat{\mathbf{r}}_{zy} \\ 0 \end{array} \right). \quad (20)$$

Использование расширенной системы уравнений (20) позволяет повысить численную устойчивость алгоритма по сравнению со смещенной нормальной системой (19) или классическим алгоритмом на основе сингулярного разложения [16].

ЧИСЛЕННЫЙ ЭКСПЕРИМЕНТ

Оценки параметров уравнения (12) на основе уравнений (16) и (20) была реализованы в Matlab и сравнены с оценками, полученными с помощью метода наименьших квадратов.

Для моделирования выбран асинхронный двигатель с параметрами, представленными в таблице 1.

Электромагнитные параметры асинхронного двигателя представлены в таблице 2:

K -параметры асинхронного двигателя представлены в таблице 3:

Время дискретизации $T_d = 0.003c$. Для сравнения точности методов использовалось относительное среднеквадратическое отклонение оценок коэффициентов от истинных значений:

$$\delta K_m = \sqrt{\frac{\left\| \hat{K}_m - K_m \right\|^2}{\left\| K_m \right\|^2}} \cdot 100\%.$$

Исходные значения токов и напряжений без учета помехи по скорости, получены с помощью модели асинхронного электродвигателя в Matlab Simulink, изображенной на рисунке 1.

Таблица 2. Электромагнитные параметры асинхронного двигателя

Наименование	Значение
Сопротивление статора, R_s , Ом	0.08233
Индуктивность статора, L_s , Гн	0.0278
Коэффициент рассеяния, σ	0.0513
Постоянная времени ротора, T_r , с	0.5534

Таблица 3. K - параметры асинхронного двигателя

Параметр	Значение
K_1	92.8023
K_2	104.1040
K_3	57.6070
K_4	699.7079
K_5	1264.5

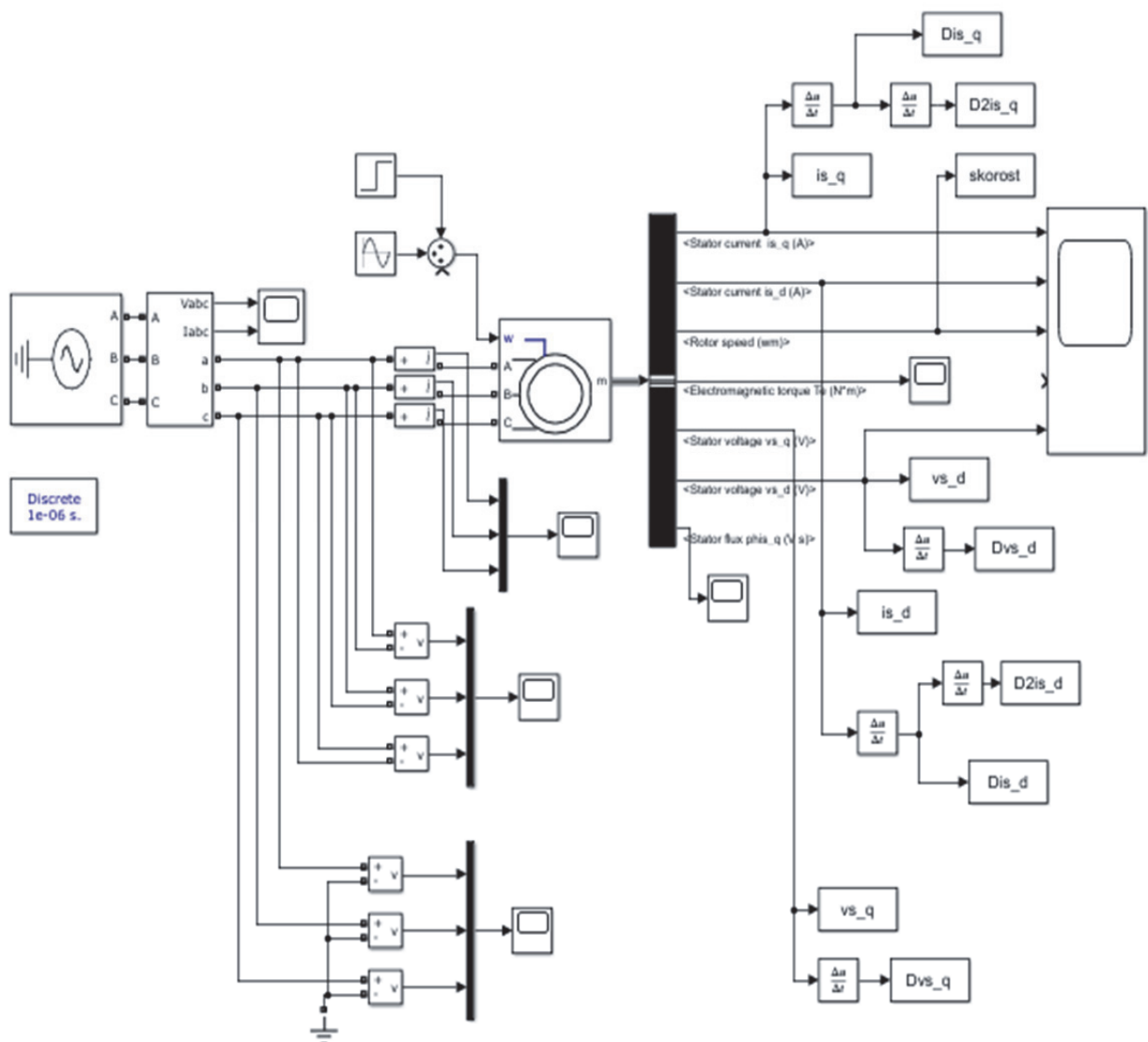


Рис. 1. Имитационная модель асинхронного двигателя

В качестве инструментальных переменных использовались $z_k^{(1)}$ $z_k^{(2)}$

$$z_k = \begin{pmatrix} -Di_k^{(\alpha)} & -Di_k^{(\beta)} \\ -i_k^{(\alpha)} & -i_k^{(\beta)} \\ -p\tilde{\omega}_{k-M}i_{k-M}^{(\beta)} & p\tilde{\omega}_{k-M}i_{k-M}^{(\alpha)} \\ Du_{k-2}^{(\alpha)} + p\tilde{\omega}_{k-2}u_{k-2}^{(\beta)} & Du_{k-2}^{(\beta)} + p\tilde{\omega}_{k-2}u_{k-2}^{(\alpha)} \\ \vdots & \vdots \\ -p\tilde{\omega}_{k-5}i_{k-5}^{(\beta)} & p\tilde{\omega}_{k-5}i_{k-5}^{(\alpha)} \\ Du_{k-5}^{(\alpha)} + p\tilde{\omega}_{k-5}u_{k-5}^{(\beta)} & Du_{k-5}^{(\beta)} + p\tilde{\omega}_{k-5}u_{k-5}^{(\alpha)} \\ \underbrace{u_k^{(\alpha)}}_{z_k^{(1)}} & \underbrace{u_k^{(\beta)}}_{z_k^{(2)}} \end{pmatrix}. \quad (14)$$

Пример 1. Идентификация без учета помехи по скорости

Выражение для скорости имеет вид:

$$\omega(t) = 150 + 2 \sin(10t). \quad (22)$$

Число наблюдений $N = 200$. Помехи наблюдения отсутствуют.

Относительные среднеквадратические отклонения К-параметров и физических параметров представлены в таблицах 4 и 5. Выделены

наименьшие погрешности параметров.

Число наблюдений $N = 2000$. Помехи наблюдения отсутствуют.

Относительные среднеквадратические отклонения К-параметров и физических параметров представлены в таблицах 6 и 7.

Пример 2. Идентификация с учетом помехи по скорости

Число наблюдений $N = 200$. Модель шума

$$\xi_k^{(\omega)} = 0.5e_k^{(\omega)} + e_{k-1}^{(\omega)}, \quad (23)$$

где $\{e_k^{(\omega)}\}$ – гауссовский шум.

Отношение среднеквадратических отклонений “шум-сигнал” $\sigma_\xi / \sigma_\omega = 0.001$.

Относительные среднеквадратические отклонения К-параметров и физических параметров представлены в таблицах 8 и 9.

Число наблюдений $N = 2000$. Модель шума

$$\xi_k^{(\omega)} = 0.5e_k^{(\omega)} + e_{k-1}^{(\omega)}, \quad (24)$$

где $\{e_k^{(\omega)}\}$ – гауссовский шум.

Отношение среднеквадратических отклонений “шум-сигнал” $\sigma_\xi / \sigma_\omega = 0.001$.

Относительные среднеквадратические отклонения К-параметров и физических параметров представлены в таблицах 10 и 11.

Таблица 4. Относительное СКО К-параметров

Параметр	$\delta K_{МНК}, \%$	$\delta K_{РИП-МНК}, \%$	$\delta K_{РИП-ПМНК}, \%$
K_1	0.0763	0.1350	0.1386
K_2	37.0394	7.4608	7.2455
K_3	0.1719	0.1412	0.1399
K_4	0.6781	0.5184	0.5237
K_5	4.2481	1.9306	1.8879
Средняя погрешность без учета K_2	1.2936	0.6813	0.6725

Таблица 5. Относительное СКО физических параметров

Параметр	МНК, %	РИП – МНК, %	РИП – ПМНК, %
T_r	4.9406	2.5672	2.5302
R_s	0.8443	0.6561	0.6601
L_s	5.1448	2.4972	2.4580
σ	5.3498	3.0058	2.9759
Средняя погрешность	4.0699	2.1816	2.1561

Таблица 6. Относительное СКО К-параметров

Параметр	$\delta K_{МНК}, \%$	$\delta K_{РИП-МНК}, \%$	$\delta K_{РИП-ПМНК}, \%$
K_1	0.2210	0.6308	0.6309
K_2	39.5595	30.7990	30.8630
K_3	0.1893	0.0580	0.0580
K_4	1.0093	1.2667	1.2667
K_5	3.1882	3.2794	3.2833
Средняя погрешность без учета K_2	1.1520	1.3087	1.3097

Таблица 7. Относительное СКО физических параметров

Параметр	МНК, %	$РИП - МНК, \%$	$РИП - ПМНК, \%$
T_r	4.2152	1.6566	1.6603
R_s	1.1867	1.1939	1.1936
L_s	4.3358	1.9486	1.9525
σ	5.0036	0.4123	0.4163
Средняя погрешность	3.6853	1.3029	1.3057

Таблица 8. Относительное СКО К-параметров

Параметр	$\delta K_{МНК}, \%$	$\delta K_{РИП-МНК}, \%$	$\delta K_{РИП-ПМНК}, \%$
K_1	0.0749	0.0473	0.0458
K_2	12.4614	13.2619	13.3866
K_3	0.4154	0.4368	0.4363
K_4	0.2430	0.1615	0.1635
K_5	3.7748	2.0103	1.9909
Средняя погрешность без учета K_2	1.1270	0.6640	0.6591

Таблица 9. Относительное СКО физических параметров

Параметр	МНК, %	$РИП - МНК, \%$	$РИП - ПМНК, \%$
T_r	4.4243	2.6540	2.6368
R_s	0.6568	0.5974	0.5988
L_s	4.1754	2.2164	2.1981
σ	4.4690	2.7425	2.7281
Средняя погрешность	3.4314	2.0526	2.0404

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В статье представлен новый метод идентификации асинхронного двигателя с автокорректированной ошибкой по скорости на основе метода инструментальных переменных.

В статье рассмотрены два метода решения

переопределенных систем уравнений (16, 20), возникающих при применении метода расширенных инструментальных переменных.

Проведенные численные эксперименты показывают, что оба решения переопределенных систем уравнений (16, 20) для метода расширенных инструментальных переменных имеют более высокую точность оценок по сравнению

Таблица 10. Относительное СКО К-параметров

Параметр	$\delta K_{МНК}, \%$	$\delta K_{РИП-МНК}, \%$	$\delta K_{ИП-ПМНК}, \%$
K_1	0.1408	0.5576	0.5581
K_2	1.5135	83.0475	84.0183
K_3	0.3951	0.0987	0.0993
K_4	0.3159	0.8143	0.8107
K_5	3.2296	5.2443	5.3022
Средняя погрешность без учета K_2	1.0204	1.6787	1.6926

Таблица 11. Относительное СКО физических параметров

Параметр	МНК, %	РИП – МНК, %	РИП – ПМНК, %
T_r	3.6222	3.7394	3.7921
R_s	0.7088	0.7099	0.7056
L_s	3.6638	4.2092	4.2654
σ	3.7994	3.0455	3.1057
Средняя погрешность	2.9486	2.9260	2.9672

с методом наименьших квадратов на коротких выборках.

Решение переопределенной системы уравнений на основе полных наименьших квадратов (20), при сравнительно небольшом числе наблюдений, демонстрирует преимущество, по сравнению с решением на основе обычного метода наименьших квадратов (16). При увеличении числа наблюдений точность получаемых оценок при помощи (20) становится близкой к точности получаемых оценок с помощью (16).

ПОДДЕРЖКА ИССЛЕДОВАНИЯ

Работа в секциях “Постановка задачи” и “Расширенные инструментальные переменные” выполнена в рамках реализации программы развития Научно-образовательного математического центра Приволжского федерального округа, соглашение № 075-02-2024-1456.

Работа в секции “Численный эксперимент” выполнена при поддержке Федерального агентства железнодорожного транспорта (Проект № 124040100033-0).

БЛАГОДАРНОСТИ

Авторы благодарят рецензентов за конструктивные и полезные замечания, позволившие существенно улучшить оформление полученных результатов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Каширских, В.Г.* Динамическая идентификация асинхронных электродвигателей / В.Г. Каширских – Кемерово: ГУ КузГТУ, 2005. – 140 с.
2. *Cirrincone, M.* Power Converters and AC Electrical Drives with Linear Neural Networks / M. Cirrincone, M. Pucci, G. Vitale – Boca Raton: CRC Press, Taylor & Francis Group, 2012. – 661с.
3. Toliyat, H.A. A review of RFO induction motor parameter estimation techniques / H.A. Toliyat, E. Levi, M. Raina // IEEE Trans. Energy Convers – 2003. –N18. – С. 271–283.
4. A review of parameter estimators and controllers for induction motors based on artificial neural networks / Gutierrez-Villalobos, G.M. и [др.] // Neurocomputing – 2013. –Vol. 118. – С.87-100. <https://doi.org/10.1016/j.necom.2013.02.018>.
5. *Боловин, Е.В.* Критический экспертный анализ методов идентификации параметров асинхронных двигателей / Е.В. Боловин // Научный вестник Новосибирского государственного технического университета. – 2015. – № 1(58). – С. 7-27.
6. A Review on Parameters Identification Methods for Asynchronous Motor / X. Zhan [и др.] // International Journal of Advanced Computer Science and Applications – 2015. –Vol.6, N1. – P. 104-109. <http://dx.doi.org/10.14569/IJACSA.2015.060115>.
7. Parameter Identification of Inverter-Fed Induction Motors: A Review/ J. Tang [и др.]// – 2018.– Т. 11, 2194. <https://doi.org/10.3390/en11092194>.
8. *Ivanov D.V.* Identification of parameters of induction motor with error of speed sensor / D. V. Ivanov [и др.] // Journal of Physics: Conference Series. – 2022. – Vol. 2176, N 1. – P. 012027. – DOI 10.1088/1742-

- 6596/2176/1/012027.
9. Söderström T., Stoica, P. Instrumental Variable Methods for System Identification. Berlin: Springer, 1983. 245 p.
 10. Söderström, T. A generalized instrumental variable method for errors-in-variables/ T. Söderström // Automatica. – 2011. – Vol. 47, N8. – P. 1656–1666. – DOI: 10.1016/j.automatica.2011.05.010.
 11. Ivanov, D.V. Identification of Fractional Linear Dynamical Systems with Autocorrelated Errors in Variables by Generalized Instrumental Variables / D.V. Ivanov, I.L. Sandler, E.V. Kozlov // IFAC-PapersOnLine. – 2018. – Vol. 51, N32, P. 580-584. – DOI 10.1016/j.ifacol.2018.11.485.
 12. Stephan, J. Real-time estimation of the parameters and fluxes of induction motors/ J. Stephan, M. Bodson, J. Chiasson // IEEE Transactions on Industry Applications. – 1994. – Vol. 30, N 3, P. 746-759, doi: 10.1109/28.293725.
 13. Ivanov, D.V. Numerically stable algorithm for identification of linear dynamical systems by extended instrumental variables / D.V. Ivanov and A.I. Zhdanov // Journal of Physics: Conference Series. – 2021. – Vol. 1745, N 1. – P. 012077. –DOI: 10.1088/1742-6596/1745/1/012077.
 14. Björck, Å. Iterative refinement of linear least squares solutions / Å. Björck, // BIT Numerical Mathematics. – 1994. – N7. P. 257–278. <https://doi.org/doi:10.1007/BF01939321>.
 15. Ivanov, D.V. Symmetrical Augmented System of Equations for the Parameter Identification of Discrete Fractional Systems by Generalized Total Least Squares / D.V. Ivanov and A.I. Zhdanov// Mathematics. – 2021. – Vol. 9, N 24: 3250. <https://doi.org/10.3390/math9243250>
 16. Van Huffel, S. Analysis and properties of the generalized total least squares problem $AX \approx B$, when some or all columns in A are subject to error / S. van Huffel, J. Vandewalle // SIAM J. matrix anal. appl. – 1989. – Vol. 10 N3, P. 294-315.

IDENTIFICATION OF PARAMETERS OF AN INDUCTION MOTOR WITH AUTO-CORRELATED SPEED ERROR

© 2024 D. V. Ivanov^{1,2}, I. L. Sandler^{1,3}, S. I. Makarov⁴

¹ Samara State Transport University, Samara, Russia

² Samara National Research University named after. Academician S.P. Korolyov, Samara, Russia

³ Samara State Technical University, Samara, Russia

⁴ Samara State Economic University, Samara, Russia

The article was received by the editor on March 23, 2024

The article proposes a method for parametric identification of asynchronous motors with autocorrelated speed error. The rotation speed of an asynchronous motor shaft in real identification systems is always measured with errors. Errors can be associated both with errors in speed determination sensors and with errors that arise when determining speed without sensors. Errors can be associated both with errors in speed determination sensors and with errors that arise when determining speed without sensors. Discretization, as well as estimation of derivative values, also introduces additional errors. Typically, the values of the autocorrelation error function are unknown. The article proposes a method for parametric identification of squirrel-cage induction motors based on extended instrumental variables. The simulation results showed that the proposed identification method based on extended instrumental variables (EIV) allows us to obtain more accurate parameter estimates than the least squares method (OLS) used in such cases. The results of this article can be applied in the development of predictive diagnostic systems.

Key words: asynchronous motor, errors in variables, least squares method, K-parameters, consistent estimate, autocorrelated noise, speed error.

DOI: 10.37313/1990-5378-2024-26-3-130-139

EDN: EOYADZ

REFERENCES

1. Kashirskih, V.G. Dinamicheskaya identifikaciya asinhronnyh elektrodvigatелеj / V.G. Kashirskih – Kemerovo: GU KuzGTU, 2005. – 140 s.
2. Cirrincione, M. Power Converters and AC Electrical Drives with Linear Neural Networks / M. Cirrincione, M. Pucci, G. Vitale – Boca Raton: CRC Press, Taylor & Francis Group, 2012. – 661c.
3. Toliyat, H.A. A review of RFO induction motor parameter estimation techniques / H.A. Toliyat, E. Levi, M. Raina // IEEE Trans. Energy Convers – 2003. –N18. – S. 271–283.
4. A review of parameter estimators and controllers for induction motors based on artificial neural networks/ Gutierrez-Villalobos, G.M. i [dr.] // Neurocomputing – 2013. –Vol. 118. – C.87-100. <https://doi.org/10.1016/j.necom.2013.02.018>.
5. Bolovin, E.V. Kriticheskij ekspertnyj analiz metodov identifikacii parametrov asinhronnyh dvigatelej / E. V. Bolovin // Nauchnyj vestnik Novosibirskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. – 2015. – № 1(58). – S. 7-27.
6. A Review on Parameters Identification Methods for

- Asynchronous Motor / X. Zhan [i dr.] // International Journal of Advanced Computer Science and Applications – 2015. – Vol.6, N1. – P. 104-109. <http://dx.doi.org/10.14569/IJACSA.2015.060115>.
7. Parameter Identification of Inverter-Fed Induction Motors: A Review/ J. Tang [i dr.]// – 2018. – T. 11, 2194. <https://doi.org/10.3390/en11092194>.
 8. *Ivanov D.V.* Identification of parameters of induction motor with error of speed sensor / D. V. Ivanov [i dr.] // Journal of Physics: Conference Series. – 2022. – Vol. 2176, N 1. – P. 012027. – DOI 10.1088/1742-6596/2176/1/012027.
 9. Soderstrom T., Stoica, P. Instrumental Variable Methods for System Identification. Berlin: Springer, 1983. 245p.
 10. Soderstrom T. A generalized instrumental variable method for errors-in-variables/ T. Soderstrom // Automatica. – 2011. – Vol. 47, N8. – P. 1656–1666. – DOI: 10.1016/j.automatica.2011.05.010.
 11. *Ivanov, D.V.* Identification of Fractional Linear Dynamical Systems with Autocorrelated Errors in Variables by Generalized Instrumental Variables / D.V. Ivanov, I.L. Sandler, E.V. Kozlov // IFAC-PapersOnLine. – 2018. – Vol. 51, N32, P. 580-584. – DOI 10.1016/j.ifacol.2018.11.485.
 12. *Stephan, J.* Real-time estimation of the parameters and fluxes of induction motors/ J. Stephan, M. Bodson, J. Chiasson // IEEE Transactions on Industry Applications. – 1994. – Vol. 30, N 3, P. 746-759, doi: 10.1109/28.293725.
 13. *Ivanov, D.V.* Numerically stable algorithm for identification of linear dynamical systems by extended instrumental variables / D.V. Ivanov and A.I. Zhdanov // Journal of Physics: Conference Series. – 2021. – Vol. 1745, N 1. – P. 012077. – DOI: 10.1088/1742-6596/1745/1/012077.
 14. *Bjorck, A.* Iterative refinement of linear least squares solutions / A. Bjorck, // BIT Numerical Mathematics.– 1994. – N7. P. 257–278. <https://doi.org/doi:10.1007/BF01939321>.
 15. *Ivanov, D.V.* Symmetrical Augmented System of Equations for the Parameter Identification of Discrete Fractional Systems by Generalized Total Least Squares / D.V. Ivanov and A.I. Zhdanov// Mathematics. – 2021. – Vol. 9, N 24: 3250. <https://doi.org/10.3390/math9243250>
 16. *Van Huffel, S.* Analysis and properties of the generalized total least squares problem AX?B, when some or all columns in A are subject to error / S. van Huffel, J. Vandewalle // SIAM J. matrix anal. appl. – 1989. – Vol. 10 N3, P. 294-315.

Dmitry Ivanov, Candidate of Physical and Mathematical Sciences, Associate Professor of the Department of Information Systems Security, Samara National Research University named after Academician S.P. Korolyov, Associate Professor of the Department of Digital Technologies, Samara State University of Transport. E-mail: dvi85@list.ru
Ilya Sandler, senior lecturer at the Department of Digital Technologies, Samara State University of Transport, senior lecturer at the Department of Automation and Control in Technical Systems, Samara State Technical University. E-mail: sandleri@bk.ru

Sergey Makarov, Doctor of Pedagogical Sciences, Professor of the Department of Statistics and Econometrics, Samara State Economic University. E-mail: matmaks@yandex.ru