

ƯỚC LƯỢNG THAM SỐ ĐỘNG CƠ ĐIỆN MỘT CHIỀU BẰNG PHƯƠNG PHÁP KHỞI TẠO LẠI RLS-EKF DỰA TRÊN MÔ HÌNH ARX/MIMO

PARAMETER ESTIMATION OF A DC MOTOR USING A HYBRID RLS-EKF INITIALIZATION METHOD BASED ON AN ARX/MIMO MODEL

Nguyễn Ngọc Tuấn¹, Nguyễn Minh Triều², Nguyễn Tấn Nổ^{3,*}, Nguyễn Trường Thịnh²

¹Khoa Công nghệ, Phân hiệu Đại học Kinh tế TP. Hồ Chí Minh tại tỉnh Vĩnh Long

²Viện Công nghệ Thông minh và Tương tác, Đại học Kinh tế TP. Hồ Chí Minh

³Khoa Cơ khí, Trường Đại học Sư phạm Kỹ thuật Vĩnh Long

*Email: nont@vlute.edu.vn

TÓM TẮT

Điều khiển chính xác động cơ điện là vấn đề khó khăn bởi chúng là đối tượng phi tuyến, có nhiều thông số thay đổi trong quá trình hoạt động, đặc biệt là sử dụng các lý thuyết điều khiển hiện đại vốn rất cần thông số mô hình chính xác. Bài báo trình bày phương pháp kết hợp lại giữa bình phương đệ quy (RLS) và bộ lọc Kalman mở rộng (EKF), bằng cách sử dụng kết quả từ RLS làm giá trị khởi tạo cho EKF, làm cho EKF bắt đầu từ một miền nghiệm sát giá trị thực tế hơn, qua đó giảm độ nhạy và cải thiện khả năng hội tụ. Lý thuyết nghiên cứu được ứng dụng ước lượng thông số cơ điện của động cơ điện một chiều. Kết quả mô phỏng và thực nghiệm đều cho thấy phương pháp RLS-EKF cho hiệu quả tốt hơn so với RLS. Trong thực nghiệm, sai số ước lượng của RLS-EKF đối với các tham số R , K , J và b lần lượt là 6.57%, 0.08%, 0.55% và 4.28%. Đồng thời, phương pháp này đạt RMSE, MAE và FIT lần lượt là 0.04086, 0.01267 và 92.32% đối với dòng điện phản ứng và 0.5891, 0.1811 và 99.29% đối với tốc độ góc. Nội dung nghiên cứu là cơ sở tin cậy để lựa chọn phương pháp nhận dạng phù hợp với các yêu cầu khác nhau về độ chính xác và thời gian thực trong mô hình hóa và điều khiển động cơ điện một chiều.

Từ khóa: Động cơ điện một chiều; Ước lượng tham số mô hình; ARX/MIMO; Bộ lọc Kalman mở rộng; Bình phương đệ quy.

ABSTRACT

Accurate control of electric motors remains a challenging problem because these systems are nonlinear and involve many parameters that vary during operation, especially when modern control theories are employed, since such methods require highly accurate model parameters. This paper presents a hybrid method that combines Recursive Least Squares (RLS) and the Extended Kalman Filter (EKF), in which the estimation results obtained from RLS are used as the initial values for the EKF. This allows the EKF to start from a solution region closer to the actual parameter values, thereby reducing sensitivity and improving convergence performance. The proposed method is applied to estimate the electromechanical parameters of a DC motor. Both simulation and experimental results show that the RLS-EKF method provides better performance than standalone

RLS. In the experiments, the estimation errors of RLS-EKF for the parameters R , K , J , and b were 6.57%, 0.08%, 0.55%, and 4.28%, respectively. In addition, the method achieved RMSE, MAE, and FIT values of 0.04086, 0.01267, and 92.32% for the armature current, and 0.5891, 0.1811, and 99.29% for the angular speed, respectively. The results of this study provide a reliable basis for selecting suitable identification methods under different requirements of accuracy and real-time performance in the modeling and control of DC motors.

Keywords: DC motor; Model parameter estimation; ARX/MIMO; Extended Kalman Filter; Recursive Least Squares.

1. GIỚI THIỆU

Động cơ điện một chiều được sử dụng phổ biến trong nhiều hệ thống truyền động và điều khiển với cấu trúc đơn giản, chi phí thấp và khả năng điều chỉnh tốt. Tuy nhiên, chất lượng điều khiển phụ thuộc mạnh vào độ chính xác của các tham số vật lý như điện trở phần ứng, điện cảm, hằng số sức điện động phản kháng và mô-men quán tính, cũng như hệ số ma sát nhớt. Nhận dạng tham số động cơ DC vẫn là một chủ đề được quan tâm, với các hướng tiếp cận chính gồm nhận dạng dựa trên mô hình, bình phương tối thiểu và các thuật toán metaheuristic [1]. Trong nhóm phương pháp dựa trên dữ liệu, mô hình hồi quy với đầu vào ngoại sinh (ARX) được sử dụng để nhận dạng động học động cơ servo DC từ dữ liệu vào và ra thực nghiệm [2], đồng thời cũng được khai thác trong môi trường có nhiễu để cải thiện mô hình hóa đáp ứng động cơ DC [3], tuy nhiên, các mô hình ARX thường giả định tuyến tính của các hệ thống và phụ thuộc mạnh vào chất lượng dữ liệu đo, do đó bị hạn chế khi hệ thống tồn tại phi tuyến hoặc nhiễu mạnh.

Đối với các hệ thống được xây dựng trên nền mô hình ARX/MIMO, phương pháp bình phương tối thiểu đệ quy RLS là một lựa chọn phù hợp cho nhận dạng trực tuyến nhờ chi phí tính toán thấp và khả năng cập nhật tham số theo thời gian thực [4]. Một số nghiên cứu thực nghiệm khác trên động cơ điện một chiều nam châm vĩnh cửu (PMDC) cũng cho thấy ARX

kết hợp RLS là một hướng khả thi cho mô hình hóa và điều khiển thích nghi [5]. Ngoài RLS, nhóm phương pháp lọc trạng thái như bộ lọc Kalman mở rộng thích nghi cải tiến (Improved Adaptive Extended Kalman Filter) [7], phương pháp bài toán ngược và thuật toán đơn hình Nelder-Mead [8],[9], các thuật toán tối ưu hóa bầy đàn (Particle Swarm Optimization) [10], [11] cũng được quan tâm nghiên cứu, cho thấy ưu thế trong xử lý bài toán nhận dạng nhiều tham số với không gian tìm kiếm phi tuyến, nhưng các phương pháp này thường đòi hỏi khối lượng tính toán cao, phụ thuộc vào việc lựa chọn tham số khởi tạo và có thể gặp khó khăn về hội tụ hoặc ổn định khi áp dụng trong thời gian thực.

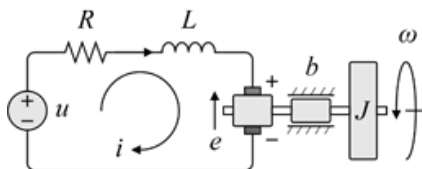
Một số nghiên cứu gần đây đã mở rộng theo hướng nhận dạng trực tiếp các tham số động học của động cơ điện một chiều dựa trên đáp ứng mô-men [12], đồng thời phát triển các cấu trúc lai kết hợp thuật toán tối ưu hóa thông minh nhằm cải thiện độ chính xác và tính ổn định hội tụ [13]. Tuy nhiên, khả năng triển khai các phương pháp này trên các vi điều khiển chi phí thấp, có tài nguyên tính toán và bộ nhớ hạn chế, vẫn chưa được phân tích đầy đủ. Bên cạnh đó, các phương pháp có độ chính xác cao như PSO thường đòi hỏi thời gian xử lý lớn hơn, trong khi RLS phù hợp hơn cho thời gian thực nhưng có thể phải đánh đổi về độ chính xác. Bài báo trình bày một phương pháp khởi tạo lai, sử dụng kết quả từ RLS làm giá trị khởi tạo cho EKF, được xem là một hướng tiếp cận phù hợp

cho bài toán ước lượng tham số động cơ điện một chiều, vừa có thể tận dụng được ưu điểm của RLS, đồng thời kết hợp được sự thích ứng với tính phi tuyến của bộ lọc Kalman mở rộng. Bài báo được cấu trúc như sau: Mục 1 trình bày tổng quan nghiên cứu; Mục 2 trình bày cơ sở lý thuyết, mô hình động cơ điện một chiều, mô hình ARX/MIMO và chiến lược khởi tạo lại RLS-EKF; Mục 3 phân tích kết quả mô phỏng và thực nghiệm; cuối cùng, Mục 4 trình bày kết luận và định hướng phát triển của nghiên cứu.

2. CƠ SỞ LÝ THUYẾT

2.1. Xây dựng mô hình ARX/MIMO

Động cơ điện một chiều có chổi than được mô hình hóa dựa trên phương trình mạch điện phản ứng theo định luật Kirchhoff và phương trình động lực học quay theo định luật Newton. Sơ đồ tương đương của hệ được minh họa trong Hình 1, trong đó phần điện và phần cơ được liên kết thông qua hằng số sức điện động phản kháng và hằng số mô-men K.



Hình 1. Mô hình động cơ một chiều có chổi than

Theo mô hình được minh họa ở Hình 1, động học của động cơ được mô tả bởi hai phương trình vi phân (1):

$$\begin{cases} \frac{di}{dt} = \frac{1}{L}(u - Ri - K\omega) \\ \frac{d\omega}{dt} = \frac{1}{J}(Ki - b\omega) \end{cases} \quad (1)$$

Trong đó: u , i là điện áp và dòng điện phản ứng; R , L là điện trở và độ tự cảm phần

ứng; ω , J , b là vận tốc góc, mô men quán tính và hệ số ma sát nhớt của rotor. Để phục vụ cho bài toán nhận dạng tham số, mô hình ARX/MIMO được xây dựng dựa trên rời rạc hóa phương trình (1) với chu kỳ lấy mẫu T_s :

$$\begin{cases} y_1(k) = \frac{(u(k) - Ri(k) - K\omega(k))}{L} \\ y_2(k) = \frac{(Ki(k) - b\omega(k))}{J} \end{cases}$$

Với

$$\begin{cases} y_1(k) = \frac{i(k) - i(k-1)}{T_s} \\ y_2(k) = \frac{\omega(k) - \omega(k-1)}{T_s} \end{cases} \quad (2)$$

Từ phương trình (2), mô hình được viết lại dưới dạng hồi quy như sau:

$$y(k) = \phi(k)\theta(k) \quad (3)$$

Với ma trận ngõ ra $y(k)$, ma trận hằng số θ và $\phi(k)$ là ma trận hồi quy:

$$y(k) = \begin{bmatrix} y_1(k) \\ y_2(k) \end{bmatrix}, \theta = \begin{bmatrix} \frac{1}{L} & \frac{-R}{L} & \frac{-K}{L} & \frac{K}{L} & \frac{-b}{L} \end{bmatrix}^T$$

$$\phi(k) = \begin{bmatrix} u(k) & i(k) & \omega(k) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & i(k) & \omega(k) \end{bmatrix}$$

Khi đó, mô hình được đưa về cấu trúc MIMO với điện áp phản ứng là tín hiệu vào, còn dòng điện phản ứng và vận tốc góc là các tín hiệu ra. Biểu diễn này tạo cơ sở cho việc áp dụng các thuật toán ước lượng như RLS, EKF nhằm xác định các tham số vật lý.

2.2. Phương pháp nhận dạng tham số và chiến lược khởi tạo lại RLS-EKF

2.2.1. Phương pháp nhận dạng tham số RLS

Trước hết, RLS được sử dụng để ước

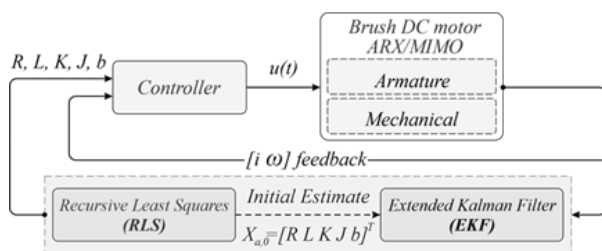
lượng véc-tơ tham số của mô hình hồi quy. Quy luật cập nhật được viết dưới dạng:

$$\begin{cases} \hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + G(k)[y(k) - \phi^T(k)\hat{\theta}(k-1)] \\ G(k) = P(k-1)\phi^T(k)[\lambda I + \phi(k)P(k-1)\phi^T(k)]^{-1} \\ P(k) = \frac{1}{\lambda}[I - G(k)\phi(k)]P(k-1) \end{cases} \quad (4)$$

Với $\hat{\theta}$ là véc-tơ tham số ước lượng, $G(k)$ là ma trận khuếch đại, $P(k)$ là ma trận hiệp phương sai, I là ma trận đơn vị, λ là hệ số quên nằm trong khoảng $\lambda \in (0, 1]$. Giá trị λ càng gần 1 thì ước lượng càng ổn định, giá trị nhỏ hơn giúp thuật toán thích nghi nhanh hơn nhưng nhạy hơn với nhiễu.

2.2.2. Khởi tạo lại RLS-EKF

Để cải thiện chất lượng ước lượng, nghiên cứu đề xuất sử dụng bộ tham số sơ bộ từ RLS làm giá trị khởi tạo cho EKF như sơ đồ Hình 2. Với cách khởi tạo này, EKF bắt đầu từ một miền nghiệm sát giá trị thực tế hơn, qua đó giảm độ nhạy với điều kiện khởi tạo và cải thiện khả năng hội tụ.



Hình 2. Sơ đồ phương pháp khởi tạo lại RLS-EKF nhận dạng tham số động cơ DC

Véc-tơ trạng thái mở rộng được xác định là:

$$\mathbf{x}_a(k) = [i(k) \quad \omega(k) \quad R \quad L \quad K \quad J \quad b]^T \quad (5)$$

Giá trị khởi tạo cho EKF được xác định là:

$$\mathbf{x}_{a,0} = [i(0) \quad \omega(0) \quad \hat{R}_{RLS} \quad \hat{L}_{RLS} \quad \hat{K}_{RLS} \quad \hat{J}_{RLS} \quad \hat{b}_{RLS}]^T \quad (6)$$

Với mô hình cập nhật trạng thái $\mathbf{x}_a$ và mô hình đo $y(x)$:

$$\mathbf{x}_a(k+1) = f(\mathbf{x}_a(k), u(k)) + \omega(k), y(k) = h(\mathbf{x}_a(k)) + v(k) \quad (7)$$

Trong đó, $\omega(k)$ và $v(k)$ lần lượt là nhiễu quá trình và nhiễu tín hiệu đo, vòng lặp EKF bao gồm hai bước: dự báo và hiệu chỉnh, với bước dự báo được trình bày như sau:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_a(k) = f(\hat{\mathbf{x}}_a(k-1), u(k-1)) \\ \mathbf{P}^-(k) = \mathbf{F}(k-1)\mathbf{P}(k-1)\mathbf{F}^T(k-1) + \mathbf{Q} \end{cases} \quad (8)$$

Trong đó, $\mathbf{F}$ là ma trận Jacobi của hàm trạng thái, $\mathbf{Q}$ là ma trận hiệp phương sai của nhiễu quá trình, bước hiệu chỉnh được trình bày:

$$\begin{cases} \mathbf{K}_f(k) = \mathbf{P}^-(k)\mathbf{H}^T(\mathbf{H}\mathbf{P}^-(k)\mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1} \\ \hat{\mathbf{x}}_a(k) = \hat{\mathbf{x}}_a(k) + \mathbf{K}_f(k)(y(k) - h(\hat{\mathbf{x}}_a(k))) \\ \mathbf{P}(k) = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_f(k)\mathbf{H})\mathbf{P}^-(k)(\mathbf{I} - \mathbf{K}_f(k)\mathbf{H})^T + \mathbf{K}_f(k)\mathbf{R}\mathbf{K}_f^T(k) \end{cases} \quad (9)$$

Với cách khởi tạo này, EKF bắt đầu từ một miền nghiệm sát giá trị thực tế hơn, qua đó giảm độ nhạy với điều kiện khởi tạo và cải thiện khả năng hội tụ.

3. KẾT QUẢ MÔ PHỎNG VÀ THỰC NGHIỆM

3.1. Kết quả mô phỏng

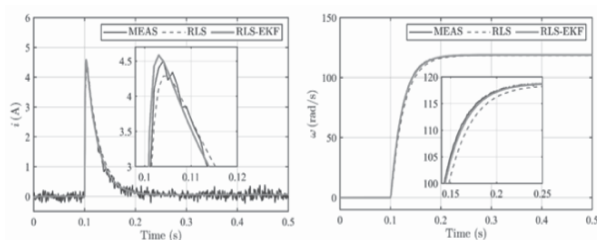
Để đánh giá các phương pháp ước lượng tham số, nghiên cứu tiến hành mô phỏng với môi trường MATLAB, trong đó dữ liệu được sinh ra từ mô hình động cơ điện một chiều được mô tả ở phương trình (1). Các tham số thực của động cơ được lựa chọn lần lượt là $R = 1.2\Omega$, $L = 1.5 \times 10^{-3}$ (H), $K = 0.05$, $J = 5 \times 10^{-5}$ (kg/m²), $b = 2 \times 10^{-5}$ (N.m.s/rad). Thời gian mô phỏng được thiết lập là 2 s, với chu kỳ lấy mẫu $L = T_s = 0.001$ s tương ứng 2001 mẫu dữ liệu. Kết quả ước lượng tham số của các phương pháp được trình bày trong Bảng 1.

Bảng 1. Kết quả ước lượng tham số và sai số tương đối của các phương pháp

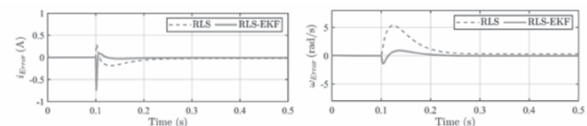
Tham số	Giá trị thực	Kết quả ước lượng		Sai số (%)	
		RLS	RLS-EKF	RLS	RLS-EKF
R	1.2	1.238	1.197	3.13	0.25
L	1.50E-03	1.74E-03	9.94E-04	16.23	33.77
K	5.00E-02	4.98E-02	4.99E-02	0.32	0.18
J	5.00E-05	5.41E-05	5.09E-05	8.28	1.70
b	2.00E-05	3.09E-05	2.33E-05	54.50	16.67

Từ bảng 1 có thể thấy rằng RLS-EKF cho kết quả tốt hơn rõ rệt so với RLS trên hầu hết các tham số chính. Cụ thể, sai số của RLS-EKF đối với R, K, và J lần lượt chỉ còn 0.25%, 0.18% và 1.7%, thấp hơn đáng kể so với RLS. Tương tự, với tham số ma sát nhớt b, RLS-EKF cho sai số 16.67%, nhỏ hơn đáng kể so với RLS. Nhìn chung, sử dụng nghiệm sơ bộ từ RLS để khởi tạo cho EKF đã giúp cải thiện đáng kể chất lượng ước lượng tham số so với hai phương pháp còn lại.

Bên cạnh độ chính xác của tham số, chất lượng nhận dạng còn được đánh giá thông qua khả năng tái hiện đầu ra của mô hình, bao gồm dòng điện phản ứng và tốc độ góc. Hình 3 và Hình 4 trình bày kết quả so sánh giữa đầu ra của mô hình thực và đầu ra của các mô hình ước lượng tương ứng với các phương pháp.



Hình 3. So sánh dòng điện, tốc độ mô hình thực và mô hình ước lượng trong mô phỏng



Hình 4. Sai số dòng điện và tốc độ góc của các mô hình ước lượng trong mô phỏng

Có thể quan sát rằng mô hình sử dụng bộ tham số từ RLS-EKF bám sát dữ liệu thực tế hơn cả ở cả hai tín hiệu dòng điện và tốc độ góc. Ngược lại, mô hình dùng tham số từ RLS vẫn tồn tại độ lệch rõ hơn tại các giai đoạn biến thiên nhanh của tín hiệu.

Để đánh giá định lượng, các chỉ tiêu RMSE, MAE và FIT được tổng hợp trong Bảng 2. Đối với dòng điện, RLS-EKF cho RMSE = 0.02917, MAE = 0.01295 và FIT = 93.50%, tốt hơn so với RLS. Đối với tốc độ góc, RLS-EKF tiếp tục cho kết quả tốt nhất với RMSE = 0.1797, MAE = 0.08513 và FIT = 99.51%. Các kết quả này cho thấy phương pháp RLS-EKF mang lại khả năng mô phỏng đầu ra chính xác hơn, đồng thời bảo đảm tính nhất quán giữa tham số ước lượng và đáp ứng động của mô hình.

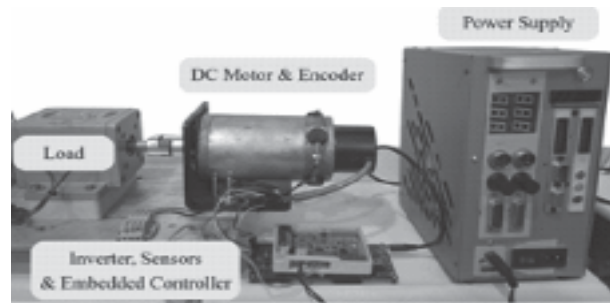


Bảng 2. Chỉ tiêu đánh giá đầu ra dòng điện và tốc độ của các phương pháp

Phương pháp	Dòng điện			Tốc độ		
	RMSE	MAE	FIT (%)	RMSE	MAE	FIT (%)
RLS	0.05177	0.04090	88.47	1.1100	0.68910	96.98
RLS-EKF	0.02917	0.01295	93.50	0.1797	0.08513	99.51

3.2. Kết quả thực nghiệm

Để xác thực phương pháp thiết kế được đề xuất, các thí nghiệm đã được thực hiện tại hệ thống thử nghiệm. Hình 5 cho thấy thiết lập thí nghiệm, trong đó động cơ DC MAE (thông số kỹ thuật như trong Bảng 3) được điều khiển bởi một board vi điều khiển TMS320F28379D được kết nối với phần cứng là các mạch điện tử công suất và các cảm biến thông qua các khối ngoại vi của vi điều khiển. Chương trình cho vi điều khiển được tạo ra từ môi trường Matlab/Simulink biên dịch sang chương trình và nạp xuống vi điều khiển. Trong môi trường thực nghiệm, điện áp cấp cho động cơ là 24VDC, thời gian lấy mẫu 1ms và tần số PWM là 20 KHz.



Hình 5. Mô hình thực nghiệm nhận dạng tham số động cơ điện một chiều

Bảng 3 cho thấy phương pháp RLS-EKF tiếp tục cải thiện độ chính xác ước lượng so với RLS đối với hầu hết các tham số. Cụ thể, sai số của RLS-EKF đối với R, K, J và b lần lượt là 6.57%, 0.08%, 0.55% và 4.28%, đều thấp hơn so với RLS. Đối với tham số L, sai số của RLS-EKF vẫn còn cao và chưa được cải thiện rõ rệt. Tuy nhiên, xét tổng thể, phương pháp đề xuất vẫn cho bộ tham số hợp lý hơn.

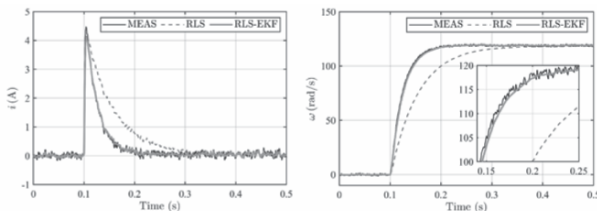
Bảng 3. Kết quả ước lượng tham số thực nghiệm và sai số tương đối

Tham số	Giá trị thực	Kết quả ước lượng		Sai số (%)	
		RLS	RLS-EKF	RLS	RLS-EKF
R	1.2	1.350	1.279	12.51	6.57
L	1.50E-3	2.04E-3	2.14E-3	35.96	42.96
K	5.00E-2	5.00E-2	5.00E-2	0.097	0.08
J	5.00E-5	1.02E-4	4.97E-5	103.7	0.55
b	2.00E-5	2.82E-5	1.91E-5	40.88	4.28

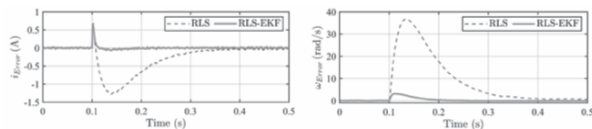
Bảng 4. Chỉ tiêu đánh giá đầu ra dòng điện và tốc độ của các phương pháp thực nghiệm

Phương pháp	Dòng điện			Tốc độ		
	RMSE	MAE	FIT (%)	RMSE	MAE	FIT (%)
RLS	0.3153	0.1034	40.76	9.16	2.924	88.96
RLS-EKF	0.0409	0.0127	92.32	0.5891	0.1811	99.29

Kết quả từ Hình 6, Hình 7 và Bảng 4 cho thấy rằng: Đối với dòng điện, RLS-EKF đạt $RMSE = 0.0409$, $MAE = 0.0127$ và $FIT = 92.32\%$, đối với tốc độ góc, phương pháp này đạt $RMSE = 0.5891$, $MAE = 0.1811$ và $FIT = 99.29\%$. Các kết quả này cho thấy việc sử dụng nghiệm sơ bộ từ RLS để khởi tạo EKF không chỉ cải thiện độ chính xác tham số mà còn nâng cao khả năng mô tả động học thực của hệ thống.



Hình 6. So sánh dòng điện, tốc độ giữa mô hình ước lượng và hệ thực trong thực nghiệm



Hình 7. Sai số dòng điện, tốc độ mô hình ước lượng và hệ thực trong thực nghiệm

Từ các kết quả trên có thể thấy phương pháp RLS-EKF cho kết quả cân bằng hơn cả, vừa cải thiện độ chính xác tham số, vừa nâng cao khả năng tái hiện đầu ra mô hình, điều này cho thấy chiến lược khởi tạo lại đề xuất là phù hợp cho bài toán nhận dạng tham số động cơ điện một chiều có chổi than. Việc sử dụng nghiệm sơ bộ từ RLS giúp EKF bắt đầu từ một miền nghiệm hợp lý về mặt vật lý, qua đó giảm độ nhạy với điều kiện khởi tạo và cải thiện khả

năng hội tụ. Với đặc tính này, RLS-EKF là một lựa chọn có tiềm năng cho các hệ thống nhận dạng và điều khiển động cơ điện một chiều trong các ứng dụng yêu cầu vừa có độ chính xác, vừa có khả năng triển khai trên nền tảng tính toán hạn chế.

4. KẾT LUẬN

Bài báo đã trình bày một phương pháp khởi tạo lại RLS-EKF cho bài toán ước lượng tham số động cơ điện một chiều dựa trên mô hình ARX/MIMO bằng việc sử dụng kết quả ước lượng sơ bộ từ RLS làm giá trị khởi tạo cho EKF, nhằm cải thiện chất lượng ước lượng tham số. Kết quả thực nghiệm cho thấy phương pháp RLS-EKF cải thiện rõ rệt độ chính xác ước lượng đối với các tham số R , K , J và b , với sai số tương đối lần lượt là 6.57%, 0.08%, 0.55% và 4.28%. Đồng thời, phương pháp này cũng cho chất lượng tái hiện đầu ra tốt hơn so với RLS, với đối với dòng điện phần ứng đạt $RMSE$ (0.04086), MAE (0.01267) và FIT (92.32%), đối với tốc độ góc đạt $RMSE$ (0.5891), MAE (0.1811) và FIT (99.29%). Mặc dù sai số ước lượng của tham số L chưa được cải thiện rõ rệt, kết quả tổng thể vẫn cho thấy chiến lược khởi tạo lại đề xuất có khả năng nâng cao hiệu quả nhận dạng và là một lựa chọn tiềm năng cho các hệ thống mô hình hóa và điều khiển động cơ điện một chiều yêu cầu độ chính xác cao và khả năng triển khai trên nền tảng tính toán hạn chế.



Lời cảm ơn:

Bài báo này là sản phẩm của đề tài nghiên cứu khoa học cấp cơ sở có mã số CS-2025-13 được tài trợ bởi Đại học Kinh tế TP. Hồ Chí Minh. ❖

Ngày nhận bài: **20/4/2026**

Ngày phản biện: **28/4/2026**

Tài liệu tham khảo:

- [1]. M. F. Fazdi and P.-W. Hsueh, “Parameters Identification of a Permanent Magnet DC Motor: A Review”. *Electronics*, vol. 12, no. 12, p. 2559, Jun. 2023, doi: 10.3390/electronics12122559.
- [2]. M. Salah-eddine, S. Sadki, and B. Bensassi, “Microcontroller Based Data Acquisition and System Identification of a DC Servo Motor Using ARX, ARMAX, OE, and BJ Models”. *Adv. sci. technol. eng. syst. j.*, vol. 5, no. 6, pp. 507-513, Nov. 2020, doi: 10.25046/aj050660.
- [3]. O. Adukwu, O. A. Dehunsu, and K. Adeyeri, “Modelling of Direct Current (DC) Motor for Performance Improvement using Model Parameter Estimation”. *JERISD*, vol. 1, no. 2, pp. 36-41, Oct. 2023, doi: 10.61448/jerisd12235.
- [4]. N. T. Le, M. T. Nguyen, C. T. Truong, V. T. Duong, and H. H. Nguyen, “Recursive Least Squares Algorithm for Online Parameter Identification of DC Motor: Theory and Practice”. *2024 International Conference on Engineering and Emerging Technologies (ICEET)*. IEEE, pp. 1-6, Dec. 27, 2024. doi: 10.1109/iceet65156.2024.10913584.
- [5]. A. Alkamachi, “Permanent magnet DC motor (PMDC) model identification and controller design”. *Journal of Electrical Engineering*, vol. 70, no. 4, pp. 303-309, Aug. 2019, doi: 10.2478/jee-2019-0060.
- [6]. D. V. Ivanov, I. L. Sandler, and A. N. Diligenskaya, “Identification of the separately excited DC motor with extended instrumental variables”. *Vestnik of Samara State Technical University. Technical Sciences Series*, vol. 30, no. 3, pp. 45-57, Dec. 2022, doi: 10.14498/tech.2022.3.4.
- [7]. X. Li, W. Wang, and X. Wang, “Permanent Magnet Synchronous Motor Parameter Identification Based on Improved Adaptive Extended Kalman Filter”. *2022 IEEE 4th International Conference on Power, Intelligent Computing and Systems (ICPICS)*. IEEE, pp. 926-931, Jul. 29, 2022. doi: 10.1109/icpics55264.2022.9873692.
- [8]. M. Hadeef and M. R. Mekideche, “Inverse Problem Methodology for Parameter Identification of a Separately Excited DC Motor”. *Journal of Electrical Engineering and Technology*, vol. 4, no. 3, pp. 365-369, Sep. 2009, doi: 10.5370/jeet.2009.4.3.365.
- [9]. M. Dub and R. Jalovecky, “DC motor experimental parameter identification using the Nelder-Mead simplex method”. *Proceedings of 14th International Power Electronics and Motion Control Conference EPE-PEMC 2010*. IEEE, Sep. 2010. doi: 10.1109/epepmc.2010.5606854.
- [10]. M. A. Mughal, M. Khan, A. A. Shah, and A. A. Almani, “Parameter Estimation of DC Motor Using Chaotic Initialized Particle Swarm Optimization”. In: *Proc. 3rd Int. Conf. Electromechanical Control Technology and Transportation (ICECTT)*, pp. 391-395, 2018.
- [11]. S. Etemadi, H. Cheng, M. S. Toulabi, U. Deshpande, and N. C. Kar, “Multiparameter Estimation Accuracy Improvement for PMSMs Using a Constriction Coefficient-Based Particle Swarm Optimization”. *2023 IEEE 32nd International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*. IEEE, pp. 1-6, Jun. 19, 2023. doi: 10.1109/isie51358.2023.10227963.
- [12]. J. A. Cardona Soto, I. U. Ponce, I. Soto, M. A. García, and G. Mejía, “Identification of Dynamic Parameters in a DC Motor Using Step and Ramp Torque Response Methods”. *Sensors*, vol. 26, no. 1, p. 78, Dec. 2025, doi: 10.3390/s26010078.
- [13]. N. H. B. Santana, I. Yahyaoui, F. D. C. Oliveira, A. E. A. Amorim, D. S. L. Simonetti, and H. R. O. Rocha, “Dynamic to Static Model Comparison and Hybrid Metaheuristic Optimization in Induction Motor Parameter Estimation”. *Electronics*, vol. 14, no. 3, p. 524, Jan. 2025, doi: 10.3390/electronics14030524.