

DOI:10.22144/ctujos.2025.196

ƯỚC LƯỢNG TRẠNG THÁI SỬ DỤNG BỘ LỌC KALMAN MỞ RỘNG CHO CÁC TUABIN GIÓ SỬ DỤNG MÁY PHÁT ĐỒNG BỘ NAM CHÂM VĨNH CỬU

Nguyễn Lam¹ và Nguyễn Minh Hòa^{2*}

¹Trường Cao đẳng Cộng đồng Đồng Tháp, Việt Nam

²Trường Đại học Trà Vinh, Việt Nam

*Tác giả liên hệ (Corresponding author): hoatvu@tvu.edu.vn

Thông tin chung (Article Information)

Nhận bài (Received): 15/04/2025

Sửa bài (Revised): 27/04/2025

Duyệt đăng (Accepted): 10/08/2025

Title: State estimation using an Extended Kalman Filter for permanent magnet synchronous generator-based wind turbines

Author: Nguyen Lam¹ and Nguyen Minh Hoa^{2*}

Affiliation(s): ¹Dong Thap Community College, Viet Nam; ²Tra Vinh University, Viet Nam

TÓM TẮT

Các tuabin gió là các hệ thống có động học phức tạp, phi tuyến và thay đổi theo thời gian. Do vậy, việc giám sát và điều khiển tuabin gió cần phải đo lường nhiều biến vật lý bằng các cảm biến khác nhau, dẫn tới tốn nhiều chi phí đầu tư hoặc bảo trì. Vì vậy nhiều phương pháp ước lượng dùng Matlab mô phỏng đã được đề xuất để hạn chế sử dụng các cảm biến trong hệ thống điều khiển tuabin gió. Trong bài báo này, kết quả nghiên cứu thiết kế bộ ước lượng các biến trạng thái cho các tuabin gió sử dụng máy phát điện đồng bộ nam châm vĩnh cửu đã được trình bày. Bộ ước lượng được xây dựng dựa trên nguyên lý của bộ lọc Kalman mở rộng dùng cho các hệ thống phi tuyến. Bộ ước lượng sau khi thiết kế được áp dụng và mô phỏng trong hai kịch bản vận hành tuabin gió, với các thông số hệ thống không đổi và thay đổi. Kết quả cho thấy giá trị ước lượng bám sát giá trị thực, và bộ ước lượng đều hội tụ trong cả hai trường hợp mô phỏng.

Từ khóa: Bộ lọc Kalman mở rộng, đa tốc độ, máy phát đồng bộ nam châm vĩnh cửu, tuabin gió, ước lượng trạng thái

ABSTRACT

Wind turbines are complicated, nonlinear, and time-varying dynamical systems. Therefore, the supervision and control of wind turbines require the measurement of a wide range of sensors, which are expensive in investment and maintenance. As a result, numerous estimation approaches have been proposed for wind turbine control systems in order to reduce the use of physical sensors. This paper presents a study of state estimation for Permanent Magnet Synchronous Generator (PMSG)-based wind turbines. The state estimator has been developed based on the Extended Kalman Filter (EKF) principles applied to nonlinear systems. The constructed state estimator has been applied and simulated in two operation scenarios of wind turbines: fixed and variable system parameters. The simulation results show that the estimator is able to converge for both scenarios.

Keywords: Extended Kalman filters, permanent magnet synchronous generator, state estimation, variable speed, wind turbines

1. GIỚI THIỆU

Nguồn năng lượng từ gió là một loại năng lượng có tốc độ phát triển nhanh. Vì đây là một trong những nguồn năng lượng tái tạo sạch và dồi dào, do đó vấn đề khai thác hiệu quả đối với nguồn năng lượng này cũng được nghiên cứu (Nguyen và Naidu, 2011). Để khai thác năng lượng này người ta dùng các tuabin gió, trong đó gồm có các hệ thống cơ-điện phức tạp. Nhưng khi xét về động học các tuabin gió, thì đây lại là những hệ thống phi tuyến và thay đổi theo thời gian (Bianchi et al., 2007). Do đó việc thiết kế các hệ thống điều khiển, giám sát của các tuabin gió cũng trở nên phức tạp và tốn kém.

Tuabin được dùng để khai thác năng lượng gió có yêu cầu điều khiển tương đối đa dạng (Munteanu et al., 2008; Nguyen & Naidu, 2014; Hussain & Mishra, 2016; Mousa et al., 2019; Berrada & Boumhidi, 2020). Nhiều thông số và trạng thái của hệ thống phải được đo lường theo yêu cầu đòi hỏi của các hệ thống giám sát, điều khiển tuabin gió. Tuy nhiên, việc đo lường các thông số yêu cầu phải sử dụng rất nhiều loại cảm biến khác nhau, gây tốn kém trong đầu tư và phức tạp trong giám sát, bảo trì hệ thống. Vì vậy các phương pháp điều khiển khác nhau để hạn chế tối đa sử dụng các cảm biến trong các tuabin gió đã được đề xuất trong nghiên cứu.

Có nhiều phương pháp cho việc điều khiển và giám sát tuabin được áp dụng để khai thác năng lượng gió, mà điển hình nhất là phương pháp điều khiển bám điểm công suất cực đại (Maximum Power Point Tracking-MPPT) trong quá trình vận hành tuabin gió (Hussain & Mishra, 2016; Mousa et al., 2019). Với ưu điểm là phương pháp không cần mô hình động học của hệ thống tuabin. Nhưng hạn chế của phương pháp này là hiệu quả chuyển đổi năng lượng không cao khi tốc độ gió thay đổi thường xuyên và có nhiều nhiễu loạn. Vì vậy các phương pháp điều khiển cho hiệu quả cao hơn đã và đang được nghiên cứu áp dụng. Hay như phương pháp điều khiển tối ưu và phương pháp điều khiển bền vững dùng lý thuyết hồi tiếp định lượng (Quantitative Feedback Theory-QFT) của Munteanu et al. (2008), phương pháp điều khiển thích nghi (Nguyen & Naidu, 2014), phương pháp điều khiển trượt (Berrada & Boumhidi, 2020). Tuy nhiên các phương pháp điều khiển này lại đòi hỏi phải có mô hình toán của hệ thống tuabin và dữ liệu đo lường của nhiều thông số và trạng thái của mô hình. Vì vậy điều này làm nảy sinh yêu cầu phải dùng các phương pháp ước lượng trạng thái để giảm thiểu tối đa việc sử dụng các cảm biến.

Một trong những phương pháp ước lượng trạng thái được sử dụng phổ biến nhất là bộ lọc Kalman (Kalman, 1960; Kalman & Bucy, 1961). Tuy nhiên, để sử dụng phương pháp này cho các hệ thống phi tuyến, người ta thường sử dụng bộ lọc Kalman mở rộng (Smith et al., 1962), do bộ lọc Kalman chỉ áp dụng cho các hệ thống tuyến tính. Nhiều công trình nghiên cứu về ứng dụng của bộ lọc Kalman trong các tuabin gió đã được công bố trong những năm gần đây.

Đầu tiên là các nghiên cứu ước lượng và dự báo tốc độ gió trong ngắn hạn (short-term wind speed) được thực hiện. Đây là vấn đề rất quan trọng trong điều khiển và giám sát các tuabin gió, do đó đã có nhiều nghiên cứu được tiến hành nhằm thực hiện khảo sát và phân tích cho những vấn đề này (Cassola và Burlando, 2012; Zuluaga et al., 2015; Aly, 2020; Hur, 2019; Hur, 2021). Nhưng một vấn đề hay gặp trong dữ liệu đo lường tốc độ gió là các điểm dị biệt (outliers) vốn làm cho bộ lọc Kalman trở nên nhạy cảm và thiếu tính bền vững. Vấn đề này đã được giải quyết trong nghiên cứu của Zuluaga et al. (2015), bằng cách bổ sung các trọng số vô hướng là các biến ngẫu nhiên có phân bố Gamma vào mỗi điểm dữ liệu đo lường. Kết quả bộ dự báo một bước tốc độ gió cho kết quả bền vững hơn với các nhiễu bất thường.

Trong nghiên cứu của Cassola and Burlando (2012), các tác giả đã sử dụng bộ lọc Kalman để ước lượng tốc độ gió và dự báo năng lượng gió cho những vùng có địa hình phức tạp, do những mô hình tính toán phân bố gió không cho độ chính xác cao. Điều này giúp cho việc khảo sát và đánh giá tiềm năng năng lượng gió ở các vùng có địa hình phức tạp có độ chính xác cao hơn. Ngoài ra, bộ lọc Kalman mở rộng còn được kết hợp với các mạng nơ ron nhân tạo (Hur, 2021), hay như việc nghiên cứu về mạng nơ ron wavelet và chuỗi thời gian (Aly, 2020) và Hur (2019) sử dụng bộ lọc Kalman mở rộng để tăng tính chính xác trong dự báo tốc độ gió hoặc kết hợp với các mạng nơ ron nhân tạo giúp tiết kiệm số lượng cảm biến đắt tiền cho một trang trại gió gồm nhiều tuabin gió.

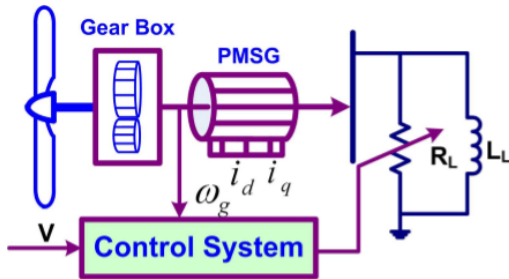
Một phiên bản hiệu chỉnh của bộ lọc Kalman mở rộng đã được đề xuất trong nghiên cứu của Song et al. (2017) để ước lượng tốc độ gió ứng dụng vào bộ điều khiển bám điểm công suất cực đại cho tuabin gió ở cả hai chế độ tối ưu và ổn định công suất đầu ra. Bên cạnh dự báo tốc độ gió, một ứng dụng quan trọng khác của bộ lọc Kalman là ước lượng các biến trạng thái của hệ thống để làm đầu vào cho các bộ điều khiển hồi tiếp trạng thái. Trong nghiên cứu kết nối nguồn của tuabin gió với lưới điện (Yu et al.,

2017), các tác giả đã thành công trong khi ứng dụng bộ lọc Kalman Unscented để ước lượng từ thông, điện áp và các biến trạng thái của tuabin gió sử dụng máy phát bất đồng bộ nguồn kép (Doubly Fed Induction Generator-DFIG). Kết quả nghiên cứu của Yu et al. (2017) cho thấy bộ lọc Kalman có thể ước lượng chính xác các trạng thái của hệ thống. Tuy nhiên, phần lớn các nghiên cứu thiết kế hệ thống điều khiển, giám sát tuabin gió được thực hiện đã sử dụng bộ lọc Kalman tập trung vào các tuabin gió DFIG mà ít quan tâm đến các tuabin gió PMSG. Vì vậy, trong bài báo này, khả năng ứng dụng phương pháp bộ lọc Kalman mở rộng (EKF) trên môi trường Matlab & Simulink để ước lượng các trạng thái của các tuabin gió PMSG đã được nghiên cứu. Kết quả nghiên cứu giúp cung cấp các ước lượng trạng thái tin cậy cho các bộ điều khiển hồi tiếp trạng thái mà không cần phải sử dụng nhiều cảm biến đắt tiền trong các tuabin gió PMSG.

2. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1. Mô hình hóa tuabin gió PMS

Các Tuabin khai thác năng lượng gió sử dụng máy phát đồng bộ nam châm vĩnh cửu được trình bày như trong mô hình ở Hình 1. Biến RL là tải tương đương trong điều khiển máy phát điện đồng bộ. Vì vậy, việc điều chỉnh tải tương đương này được thực hiện bằng cách điều khiển hệ thống điện từ công suất gắn máy phát điện đồng bộ.



Hình 1. Mô hình tuabin gió PMSG

Động học của hệ thống tuabin gió PMSG gồm ba thành phần cơ bản. Thành phần đầu tiên là khi động lực, đây là phần rotor của tuabin có chức năng chuyển đổi năng lượng từ gió thành năng lượng cơ. Thành phần thứ hai là hộp số, dùng để chuyển đổi tốc độ quay của trục tuabin gió từ tốc độ thấp sang tốc độ quay cao và nối với trục quay của máy phát. Thành phần cuối là máy phát, là bộ phận chuyển đổi năng lượng cơ thành năng lượng điện. Như vậy mô

hình toán mô tả động học của tuabin gió PMSG bao gồm hai thành phần chính là phần cơ và phần điện.

2.1.1. Mô hình hóa phần cơ

Trong môi trường tự nhiên, khi xuất hiện nguồn gió thổi qua các cánh quạt gió, làm chúng di chuyển và tạo ra mô men xoắn làm quay trục tuabin. Mô men xoắn của tuabin và công suất cơ (Bianchi et al., 2007) được biểu diễn theo các biểu thức sau:

$$T_r = \frac{1}{2} \rho \pi R^3 v^2 C_Q(\lambda). \quad (1)$$

$$P_r = \frac{1}{2} \rho \pi R^2 v^2 C_Q(\lambda) \lambda = \frac{1}{2} \rho \pi R^2 v^3 C_P(\lambda) \quad (2)$$

Trong đó: T_r là mô men xoắn của tuabin, ρ là mật độ không khí, R là bán kính của cánh quạt gió, v là tốc độ gió, $C_Q(\lambda)$ là hệ số mô men xoắn, λ là tỉ số tốc độ rìa (Tip-speed ratio), $C_P(\lambda) = \lambda C_Q(\lambda)$ là hệ số công suất. Cả $C_Q(\lambda)$ và $C_P(\lambda)$ đều là những hàm phi tuyến của tỉ số tốc độ rìa.

Tỉ số tốc độ rìa λ được định nghĩa là tỉ số giữa tốc độ tại đầu ngọn của cánh quạt tuabin và tốc độ gió được biểu diễn theo biểu thức sau:

$$\lambda = \frac{\omega_r R}{v} \quad (3)$$

Trong đó, ω_r là tốc độ quay của tuabin. Hệ số mô men $C_Q(\lambda)$ (Munteanu et al., 2008) có thể được xấp xỉ bằng một đa thức bậc 6 của λ như sau:

$$C_Q(\lambda) = a_6 \lambda^6 + a_5 \lambda^5 + a_4 \lambda^4 + a_3 \lambda^3 + a_2 \lambda^2 + a_1 \lambda + a_0 \quad (4)$$

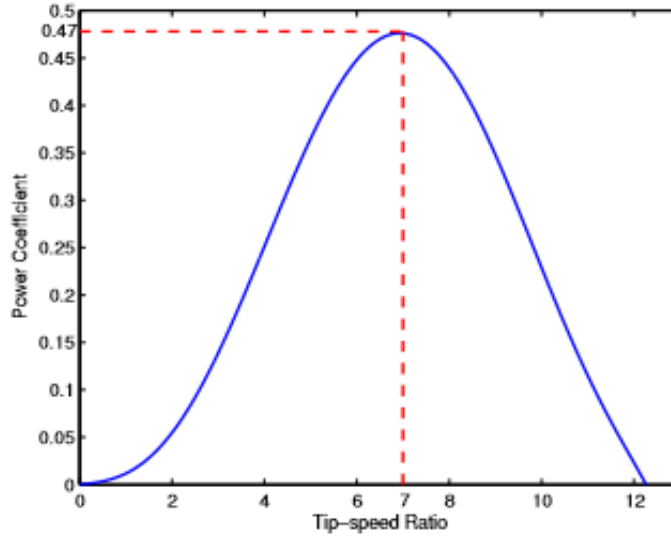
Biểu thức (2) và (4) cho thấy công suất chuyển đổi năng lượng gió đạt cực đại khi hệ số công suất $C_P(\lambda)$ đạt cực đại.

Do $C_P(\lambda)$ là một hàm đa thức theo λ nên hàm này đạt giá trị cực đại tại một giá trị λ tối ưu gọi là λ^* . Hình 2 cho thấy $C_{P,max} = 0,47$ tại $\lambda^* = 7$.

Hộp số có thể được mô hình hóa bằng phương trình động học sau (Bianchi et al., 2007):

$$\dot{\omega}_g = \frac{\eta}{i J_h} T_r - \frac{T_g}{J_h} \quad (5)$$

Trong đó: ω_g là tốc độ quay của máy phát, η là hiệu suất của hộp số, i là tỉ số của hộp số, J_h và T_g lần lượt là mô men quán tính và mô men điện từ của máy phát.



Hình 2. Hệ số công suất thay đổi theo tỉ số λ

2.1.2. Mô hình hóa phần điện

Phần điện chủ yếu liên quan đến các phương trình toán mô tả động học (Munteanu et al., 2008) của máy phát PMSG trong Hình 1 và được cho như sau:

$$\frac{di_d}{dt} = -\frac{R_S + R_L}{L_d + L_L} i_d + \frac{p(L_q - L_L)}{L_d + L_L} i_q \omega_g \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \frac{di_q}{dt} = & -\frac{R_S + R_L}{L_q + L_L} i_q - \frac{p(L_q - L_L)}{L_q + L_L} i_d \omega_g \\ & + \frac{p\phi_m}{L_q + L_L} \omega_g \end{aligned} \quad (7)$$

$$T_g = p\phi_m i_q \quad (8)$$

Trong đó: i_d là thành phần d của dòng điện stator và i_q là thành phần q của dòng điện stator, L_d là thành phần d của điện cảm stator, L_q là thành phần q của điện cảm stator, R_S là điện trở stator, R_L là điện trở tải tương đương và được xét như tín hiệu điều khiển, L_L là điện cảm tải tương đương, p là số cặp cực của máy phát và ϕ_m là từ thông.

2.1.3. Mô hình không gian trạng thái của tuabin gió sử dụng PMSG

Đặt $x_1 = i_d$, $x_2 = i_q$, $x_3 = \omega_g$ là các biến trạng thái của mô hình không gian trạng thái tuabin gió PMSG, với đầu vào $u = R_L$ và từ các biểu thức (5), (6), (7) phương trình biến trạng thái có thể được viết lại dưới dạng sau:

$$\dot{x}_1 = -\frac{R_S}{L_d + L_L} x_1 + \frac{p(L_q - L_L)}{L_d + L_L} x_2 x_3 - \frac{x_1}{L_d + L_L} u \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \dot{x}_2 = & -\frac{p(L_q - L_L)}{L_q + L_L} x_1 x_3 - \frac{R_S}{L_q + L_L} x_2 \\ & + \frac{p\phi_m}{L_q + L_L} x_3 - \frac{x_2}{L_q + L_L} u \end{aligned} \quad (10)$$

$$\dot{x}_3 = \frac{\eta}{iJ_h} T_r - \frac{p\phi_m}{J_h} x_2 \quad (11)$$

$$y = x_3 \quad (12)$$

Nếu đầu ra hệ thống là x_3 được chọn thì hệ thống phi tuyến có phương trình như sau:

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x) + g(x)u \\ y = h(x) \end{cases} \quad (13)$$

Trong đó:

$$\begin{aligned} \dot{x} &= [\dot{x}_1 \quad \dot{x}_2 \quad \dot{x}_3]^T; \quad x = [x_1 \quad x_2 \quad x_3]^T; \\ f(x) &= [f_1(x) \quad f_2(x) \quad f_3(x)]^T; \\ f_1(x) &= a_{11}x_1 + a_{12}x_2x_3; \\ f_2(x) &= a_{21}x_1x_3 + a_{22}x_2 + a_{23}x_3; \\ f_3(x) &= a_{31}x_2 + a_{32}T_r(x_3); \quad a_{11} = -R_S/(L_d + L_L); \\ a_{12} &= p(L_q - L_L)/(L_d + L_L); \\ a_{21} &= -p(L_q + L_L)/(L_d + L_L); \\ a_{22} &= -R_S/(L_q + L_L); \quad a_{23} = p\phi_m/(L_q + L_L); \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} a_{31} &= -p\phi_m / J_h; \quad a_{32} = \eta / (iJ_h); \\ T_r(x_3) &= 0,5\rho\pi R^3 v^2 C_Q(\lambda); \\ g(x) &= [g_1(x) \quad g_2(x) \quad g_3(x)]^T; \quad g_1(x) = b_1 x_1; \\ g_2(x) &= b_2 x_2; \quad g_3(x) = 0; \quad b_1 = -1/(L_d + L_L); \\ b_2 &= -1/(L_q + L_L); \quad h(x) = x_3 \end{aligned}$$

Do hộp số làm tăng tốc độ tuabin lên i lần nên ta có quan hệ giữa tốc độ tuabin và tốc độ máy phát là $\omega_g = i\omega_r$. Việc kết hợp biểu thức (1), (3) và (4), biểu thức $T_r(x_3)$ có thể được khai triển như sau:

$$\begin{aligned} T_r(x_3) &= 0,5\rho\pi R^3 v^2 C_Q(\lambda) \\ &= 0,5\rho\pi R^3 v^2 C_Q(x_3 / (iv)) \\ &= 0,5\rho\pi R^3 v^2 C_Q((iv)^{-1} x_3) \quad (14) \\ C_Q((iv)^{-1} x_3) &= a_6((iv)^{-1} x_3)^6 + a_5((iv)^{-1} x_3)^5 \\ &\quad + a_4((iv)^{-1} x_3)^4 + a_3((iv)^{-1} x_3)^3 + a_2((iv)^{-1} x_3)^2 \\ &\quad + a_1((iv)^{-1} x_3) + a_0 \\ C_Q((iv)^{-1} x_3) &= a_6(iv)^{-6}(x_3)^6 + a_5(iv)^{-5}(x_3)^5 \\ &\quad + a_4(iv)^{-4}(x_3)^4 + a_3(iv)^{-3}(x_3)^3 \\ &\quad + a_2(iv)^{-2}(x_3)^2 + a_1(iv)^{-1}(x_3) + a_0 \quad (15) \end{aligned}$$

2.2. Bộ lọc Kalman mở rộng

Bộ lọc Kalman (Kalman, 1960) đã cho thấy, bộ lọc đóng vai trò rất quan trọng trong điều khiển và ước lượng trạng thái tối ưu. Tuy nhiên nó chỉ có thể áp dụng cho các hệ tuyến tính. Trong khi đó, các hệ thống động trong thực tế đều là phi tuyến nên bộ lọc Kalman truyền thống khó có thể áp dụng vào các hệ phi tuyến này. Vì vậy, bộ lọc Kalman mở rộng (EKF) đã được đề xuất để có thể áp dụng cho các hệ thống phi tuyến. Bộ lọc EKF sử dụng cho hệ thống phi tuyến khi xét hệ thống phi tuyến được mô tả tóm tắt như sau (Simon, 2006):

$$\dot{x}(t) = f(x(t), u(t), w(t), t) \quad (16)$$

và hàm đầu ra (đo lường) sau:

$$y(t) = h(x(t), v(t), t) \quad (17)$$

Hàm mục tiêu của bộ lọc EKF là tối thiểu hóa bình phương sai số các trạng thái ước lượng:

$$J(t) = \text{trace}[P_e(t)] \quad (18)$$

Trong đó: $x(t), u(t), y(t)$ lần lượt là các vector biến trạng thái, điều khiển và đầu ra; $w(t) \sim [0, Q]$, $v(t) \sim [0, R]$ lần lượt là các nhiễu ngẫu nhiên tác động lên các biến trạng thái và đo lường; Q, R lần lượt là các ma trận hiệp phương sai của nhiễu hệ thống và nhiễu đo lường; f, h lần lượt là các hàm phi tuyến của các biến $x(t), u(t), y(t)$; $P_e(t)$ là ma trận hiệp phương sai của sai số ước lượng.

Với các điều kiện đầu: $w_0 = 0$, $w(t) \sim [0, Q_w]$, $v_0 = 0$, $v(t) \sim [0, R_v]$, $\hat{x}(t_0) = \hat{x}_0 = \varepsilon\{x(0)\}$, $P_e(t=0) = P_{e0} = \varepsilon\{[\delta x(0) - \delta \hat{x}(0)][\delta x(0) - \delta \hat{x}(0)]^T\}$. Trong đó: w_0, v_0 là các giá trị ban đầu của nhiễu hệ thống và nhiễu đo lường, $\hat{x}_0$ là ước lượng trạng thái ban đầu, P_{e0} là giá trị ban đầu của ma trận hiệp phương sai của sai số ước lượng, ε toán tử kỳ vọng, $\delta x(0)$ là độ lệch trạng thái ban đầu và $\delta \hat{x}(0)$ là độ lệch ước lượng trạng thái ban đầu. Vector ước lượng trạng thái tối ưu $\hat{x}(t)$ được tính toán theo các bước sau:

– Các ma trận tại trạng thái hiện tại được tìm như sau:

$$A = \left. \frac{\partial f}{\partial x} \right|_{\hat{x}}; B = \left. \frac{\partial f}{\partial u} \right|_{\hat{x}}; B_w = \left. \frac{\partial f}{\partial w} \right|_{\hat{x}}; C = \left. \frac{\partial h}{\partial x} \right|_{\hat{x}}; D_v = \left. \frac{\partial h}{\partial v} \right|_{\hat{x}}$$

$$\tilde{Q}_w = B_w Q_w B_w^T, \quad \tilde{R}_v = D_v R_v D_v^T$$

– Ma trận $P_e(t)$ được tìm bằng cách giải phương trình Riccati vi phân sau:

$$\dot{P}_e(t) = AP_e(t) + P_e(t)A^T - P_e(t)C^T \tilde{R}_v^{-1} CP_e(t) + \tilde{Q}_w \quad (19)$$

– Vector độ lợi Kalman $K_e(t)$ được tìm theo biểu thức sau:

$$K_e(t) = P_e(t)C^T \tilde{R}_v^{-1} \quad (20)$$

– Vector ước lượng trạng thái tối ưu $\hat{x}(t)$ được tìm bằng cách giải phương trình vi phân sau:

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}}(t) &= f_{\hat{x}}(\hat{x}(t), u(t), w_0(t), t) \\ &\quad + K_e(t)[y(t) - h_{\hat{x}}(\hat{x}(t), v_0(t), t)] \quad (21) \end{aligned}$$

2.3. Ước lượng trạng thái tuabin gió PMS sử dụng bộ lọc Kalman mở rộng

Trong phần này, quá trình thiết kế bộ lọc EKF từ biểu thức (19)-(21) được áp dụng cho tuabin gió PMSG được mô tả bởi các phương trình (9)-(15). Biến đo lường được xác định là vận tốc quay của máy phát (ω_g), bộ lọc EKF ước lượng các trạng thái là các thành phần d và q của dòng điện stator của máy phát. Nhiễu hệ thống $w(t)$ tác động lên dòng điện được xác định là các nhiễu trắng có trị trung bình bằng không và có độ lệch chuẩn là 0,01 A.

Nhiều đo lường $v(t)$ được xác định là nhiễu trắng có trị trung bình bằng không và có độ lệch chuẩn là $0,15 \text{ rad/s}^2$. Các ma trận Jacobian được xác định như sau:

$$A = \frac{\partial f}{\partial x} \Big|_{\hat{x}} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12}x_3 & a_{12}x_2 \\ a_{21}x_3 & a_{22} & a_{21}x_1 + a_{23} \\ 0 & a_{31} & a_{32} \frac{\partial T_r(x_3)}{\partial x_3} \end{bmatrix} \Big|_{\hat{x}} \quad (22)$$

$$\frac{\partial T_r(x_3)}{\partial x_3} = 0,5\rho\pi R^3 v^2 \frac{\partial C_Q((iv)^{-1}x_3)}{\partial x_3} \quad (23)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial C_Q((iv)^{-1}x_3)}{\partial x_3} = & 6a_6(iv)^{-6}(x_3)^5 + 5a_5(iv)^{-5}(x_3)^4 \\ & + 4a_4(iv)^{-4}(x_3)^3 + 3a_3(iv)^{-3}(x_3)^2 \\ & + 2a_2(iv)^{-2}(x_3)^1 + a_1(iv)^{-1} \end{aligned} \quad (24)$$

$$B = \frac{\partial f}{\partial u} \Big|_{\hat{x}} = \begin{bmatrix} b_1x_1 \\ b_2x_2 \\ 0 \end{bmatrix} \Big|_{\hat{x}} \quad (25)$$

$$B_w = \frac{\partial f}{\partial w} \Big|_{\hat{x}} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \Big|_{\hat{x}} \quad (26)$$

$$C = \frac{\partial h}{\partial x} \Big|_{\hat{x}} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (27)$$

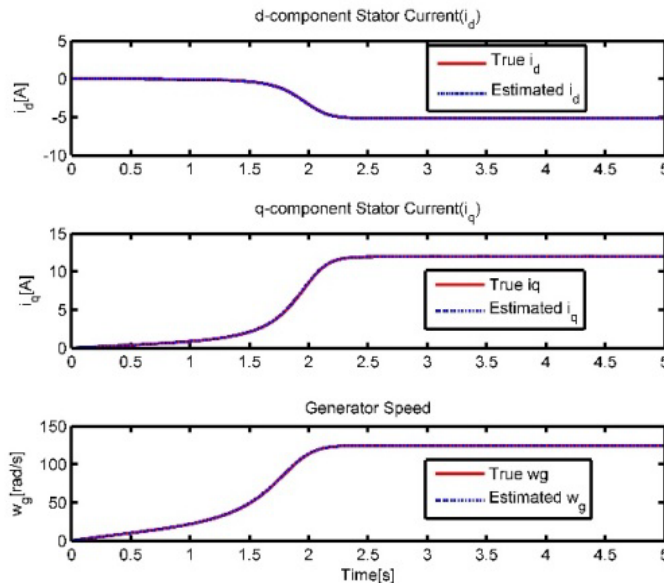
$$D_v = \frac{\partial h}{\partial v} \Big|_{\hat{x}} = \begin{bmatrix} 1 \end{bmatrix} \quad (28)$$

Việc áp dụng và mô phỏng bộ lọc EKF cho tuabin gió PMSG được thực hiện trên môi trường Matlab&Simulink (Nguyen & Naidu, 2011; Nguyen & Naidu, 2014; Hur, S., 2019; Hur, S., 2021). Máy phát PMSG có công suất tối đa 3 KW. Các thông số của tuabin gió PMSG được cho như sau: $\rho = 1,25 \text{ kg/m}^3$, $R = 2,5 \text{ m}$, $i = 7$, $\eta = 1$, $J_h = 0,0552 \text{ kgm}^2$, $L_d = L_q = 0,04156 \text{ H}$, $p = 3$, $R_s = 3,3 \Omega$, $\phi_m = 0,4382 \text{ Wb}$, $a_0 = 0,0061$, $a_1 = 0,0013$, $a_2 = 0,0081$, $a_3 = -9,7477 \times 10^{-4}$, $a_4 = -6,5416 \times 10^{-5}$, $a_5 = 1,3027 \times 10^{-5}$, $a_6 = -4,54 \times 10^{-7}$, $\lambda^* = 7$. Việc mô phỏng được thực hiện với giả thuyết là tuabin gió đang vận hành với tốc độ gió trung bình là 7 m/s. Thời gian mô phỏng là 5s.

Việc mô phỏng bộ lọc EKF được thực hiện trong hai trường hợp. Trường hợp thứ nhất là các tham số của hệ thống không đổi trong suốt quá trình mô phỏng và mô phỏng trường hợp 2 là một số tham số của hệ thống thay đổi (tối đa 10%) trong quá trình mô hình.

2.3.1. Trường hợp các tham số hệ thống không đổi

Kết quả so sánh các giá trị ước lượng với các giá trị thực của các trạng thái được trình bày trong các Hình 3.



Hình 3. Trạng thái ước lượng và thực của i_d , i_q , ω_g khi các tham số hệ thống không đổi

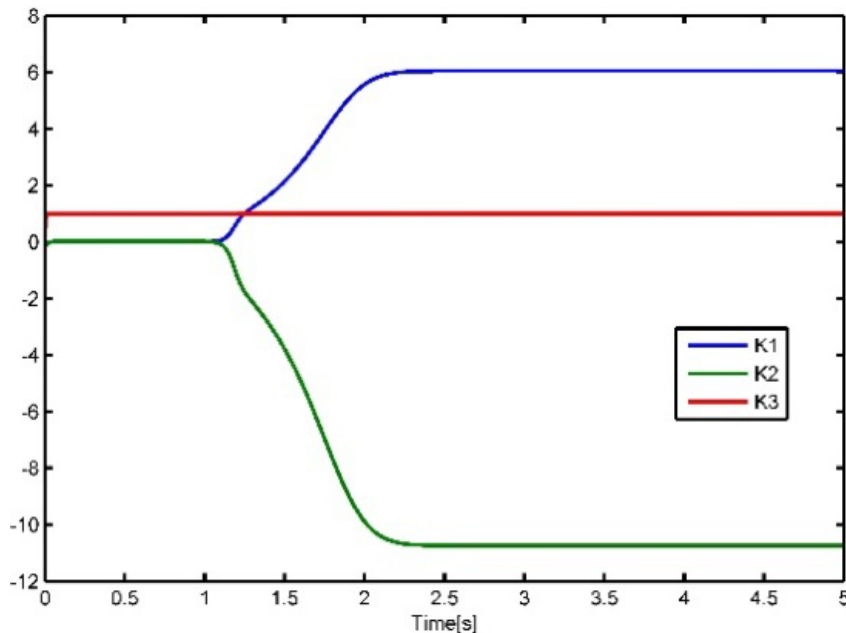
Hình 3 cho thấy các giá trị ước lượng (đường đứt nét màu xanh) bám khá sát các giá trị thực (đường liền nét màu đỏ) của các biến trạng thái: thành phần d của dòng điện stator - i_d (Hình 3 trên cùng), thành phần q của dòng điện stator - i_q (Hình 3 ở giữa), tốc độ quay của máy phát - ω_g (Hình 3 dưới cùng). Do sai số ước lượng khá nhỏ (Bảng 1) nên các đường giá trị ước lượng và đường giá trị thực gần như nằm chồng lên nhau.

Hình 4 cho thấy giá trị của ma trận độ lợi (gain) của bộ lọc EKF. Các giá trị này cũng thay đổi trong

quá trình quá độ và đạt giá trị xác lập khi các biến ước lượng trạng thái tiếp cận các biến trạng thái thực.

Bảng 1. Trung bình và độ lệch chuẩn của sai số ước lượng

Sai số ước lượng trạng thái	Trung bình	Độ lệch chuẩn
e_{i_d}	0,0052	0,0122
e_{i_q}	-0,012	0,0244
e_{ω_g}	-0,1255	0,2031

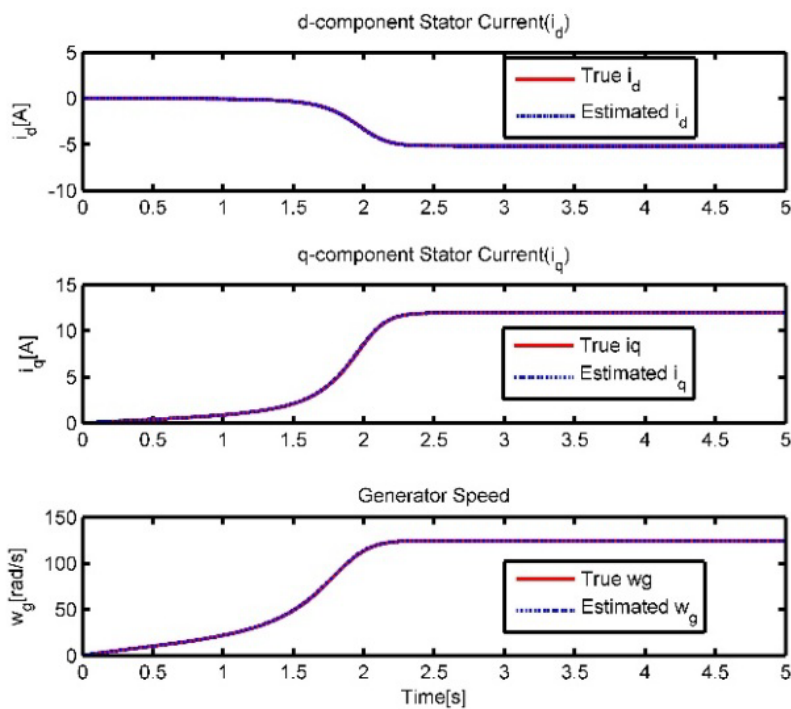


Hình 4. Vector độ lợi Kalman

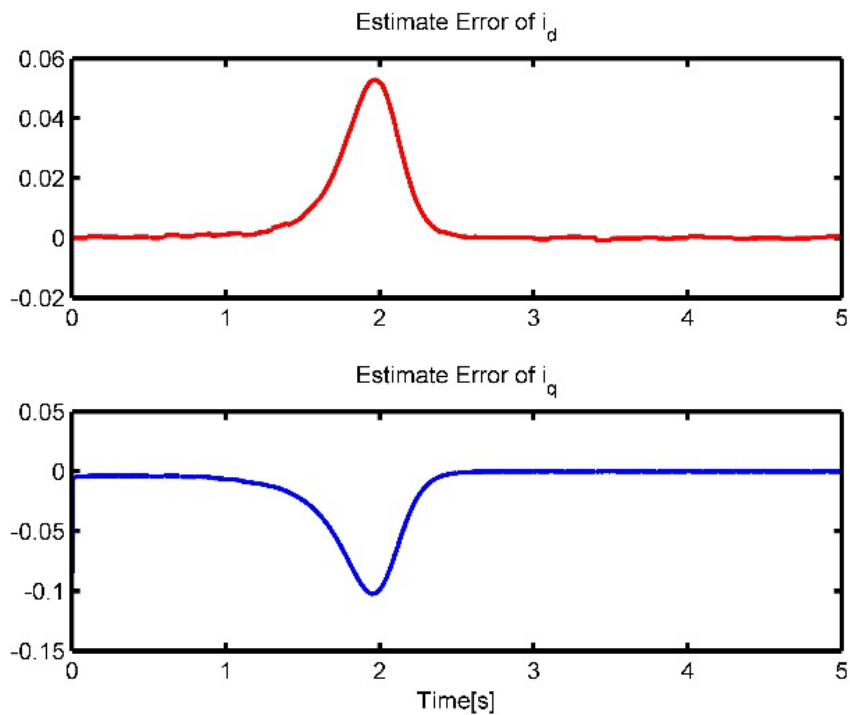
2.3.1. Trường hợp các tham số hệ thống thay đổi

Để kiểm tra khả năng thích ứng với sự thay đổi của các thông số hệ thống của bộ lọc Kalman mở rộng, một số tham số được thay đổi trong quá trình mô phỏng. Cụ thể là điện cảm stator L_d, L_q giảm 10% giá trị, điện trở stator R_s tăng 10% giá trị. Kết quả mô phỏng ở Hình 5 cho thấy các đường trạng thái ước lượng cũng bám sát các đường trạng thái thực.

Để có thể thấy rõ hơn sự tác động của thay đổi thông số hệ thống lên khả năng hoạt động của bộ lọc Kalman mở rộng, đường sai số ước lượng (Hình 6) được sử dụng để minh họa sự tác động này. Kết quả ở Hình 6 cho thấy tại thời điểm các thông số của máy phát thay đổi, các trạng thái của dòng điện stator thay đổi dẫn đến sai số ước lượng tăng vọt nhưng sau đó giảm dần về giá trị không. Điều này cho thấy bộ lọc Kalman có khả năng thích ứng khá tốt với sự thay đổi của thông số hệ thống.



Hình 5. Trạng thái ước lượng và thực của i_d , i_q , ω_g khi các tham số hệ thống thay đổi



Hình 6. Sai số ước lượng của i_d , i_q khi các tham số hệ thống thay đổi

3. KẾT LUẬN

Việc sử dụng bộ lọc Kalman mở rộng để thiết kế và mô phỏng đối với tuabin gió sử dụng máy phát đồng bộ nam châm vĩnh cửu (PMSG), một dạng hệ thống phi tuyến cao, thay đổi theo thời gian đã được trình bày trong nghiên cứu. Kết quả mô phỏng trong hai trường hợp cho thấy bộ lọc Kalman mở rộng có

thể ước lượng giá trị của các biến trạng thái với độ chính xác cao. Đồng thời, bộ lọc Kalman mở rộng vẫn hoạt động khá tốt khi các thông số của hệ thống thay đổi theo thời gian. Ngoài ra kết quả nghiên cứu này cũng cho thấy tiềm năng ứng dụng của bộ lọc Kalman mở rộng trong thiết kế các bộ điều khiển hồi tiếp trạng thái cho các tuabin gió sử dụng máy phát đồng bộ nam châm vĩnh cửu.

TÀI LIỆU THAM KHẢO (REFERENCES)

- Aly, H. H. H. (2020). An intelligent hybrid model of neuro Wavelet, time series and Recurrent Kalman Filter for wind speed forecasting. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 41, 100802. <https://doi.org/10.1016/j.seta.2020.100802>
- Berrada, Y., & Boumhidi, I. (2020). New structure of sliding mode control for variable speed wind turbine. *IFAC Journal of Systems and Control*, 14, 100113. <https://doi.org/10.1016/j.seta.2020.100802>
- Bianchi, F. D., Battista, H. D., & Mantz, R. J. (2007). *Wind Turbine Control Systems: Principles, Modelling and Gain Scheduling Design*. Springer. <https://doi.org/10.1007/1-84628-493-7>
- Cassola, F., & Burlando, M. (2012). Wind speed and wind energy forecast through Kalman filtering of Numerical Weather Prediction model output. *Applied Energy*, 99, 154-166. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2012.03.054>
- Hussain, J., & Mishra, M. K. (2016). Adaptive Maximum Power Point Tracking Control Algorithm for Wind Energy Conversion Systems. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 31(2), 697-705. <https://doi.org/10.1109/TEC.2016.2520460>
- Hur, S. (2019). Estimation of Useful Variables in Wind Turbines and Farms Using Neural Networks and Extended Kalman Filter. *IEEE Access*, 7, 24017-24028. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2900079>
- Hur, S. (2021). Short-term wind speed prediction using Extended Kalman filter and machine learning. *Energy Reports*, 7, 1046-1054. <https://doi.org/10.1016/j.egy.2020.12.020>
- Kalman, R. E. (1960). A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of Basic Engineering*, 82, 35-45. <https://doi.org/10.1115/1.3662552>
- Kalman, R.E., & Bucy, R.S. (1961). New results in linear filtering and prediction theory. *Journal of Basic Engineering*, 83(1), 95-108. <https://doi.org/10.1115/1.3658902>
- Mousa, H. H. H., Youssef, A. R., & Mohamed, E. E. M. (2019). Variable step size P&O MPPT algorithm for optimal power extraction of multi-phase PMSG based wind generation system. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 108, 218-231. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2018.12.044>
- Munteanu, I., Bratcu, A. I., Cutululis, N. A., & Ceangă, E. (2008). *Optimal Control of Wind Energy Systems: Towards a Global Approach*. Springer.
- Nguyen, H. M., & Naidu, D. S. (2011). Advanced control strategies for wind energy control systems: an overview. *2011 IEEE PES Power Systems Conference & Exposition (PSCE)*, 1-8. <https://doi.org/10.1109/PSCE.2011.5772514>
- Nguyen, H. M., & Naidu, D. S. (2014). Fuzzy adaptive output feedback control strategy for standalone wind energy conversion systems. *11th IEEE International Conference on Control & Automation (ICCA)*, 1007-1012. <https://doi.org/10.1109/ICCA.2014.6871058>
- Simon, D. (2006). *Optimal State Estimation: Kalman, H_∞, and Nonlinear Approaches* (1st ed). John Wiley & Sons, U.S. <https://doi.org/10.1002/0470045345>
- Smith, G. L., Schmidt, S. F., & McGee, L. A. (1962). *Application of statistical filter theory to the optimal estimation of position and velocity on board a circumlunar vehicle*. National Aeronautics and Space Administration.
- Song, D., Yang, J., Cai, Z., Dong, M., Su, M., & Wang, Y. (2017). Wind estimation with a non-standard extended Kalman filter and its application on maximum power extraction for variable speed wind turbines. *Applied Energy*, 190, 670-685. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.12.132>
- Yu, S., Fernando, T., Emami, K., & Iu, H. H. C. (2016). Dynamic State Estimation Based Control Strategy for DFIG Wind Turbine Connected to Complex Power Systems. *IEEE Transactions on Power Systems*, 32(2), 1272-1281. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2016.2590951>
- Zuluaga, C. D., Alvarez, M. A., & Giraldo, E. (2015). Short-term wind speed prediction based on robust Kalman filtering: An experimental comparison. *Applied Energy*, 156, 321-330. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2015.07.043>