



ONLINE ESTIMATION OF THE TRUCK INERTIA PARAMETERS USING EXTENDED KALMAN FILTER

Phung Manh Hung¹, Nguyen Tuan Anh^{2*}, Vu Tuan Dat²

¹University of Fire Prevention and Fighting, No.243 Khuat Duy Tien, Hanoi, Vietnam

²University of Transport and Communications, No.3 Cau Giay, Hanoi, Vietnam

ARTICLE INFO

TYPE: Research Article

Received: 27/05/2026

Revised: 17/06/2026

Accepted: 11/07/2026

Published online: 15/08/2026

<https://doi.org/10.47869/tcsj.77.6.8>

* *Corresponding author*

Email: nguyentuananh@utc.edu.vn;

Abstract. During operation, the mass and moments of inertia of a vehicle can change continuously due to fuel consumption or suddenly change due to load increases and decreases. Accurately determining the variation of these quantities is crucial to the quality and effectiveness of active safety systems in automobiles. This paper introduces a method for estimating the mass and moments of inertia of a two-axle truck in real time using an Extended Kalman Filter (EKF) based on a nonlinear spatial model of the vehicle body with the relative displacement and velocity of suspension system at four wheels as inputs and the body vertical, roll, and pitch acceleration as measurable signals. Simulation and comparison results using Matlab Simulink software show that the extended Kalman filter allows for accurate estimation of the values of inertial parameters in both cases when these parameters change stepwise and decrease gradually over time, while the Kalman Bucy filter (KBF), designed based on a linear vibration model, only works effectively when the inertial parameters change stepwise.

Keywords: sprung mass, moments of inertia, online estimation, Kalman Bucy Filter, Extended Kalman Filter.



ƯỚC LƯỢNG CÁC THÔNG SỐ QUÁN TÍNH CỦA Ô TÔ TẢI THEO THỜI GIAN THỰC BẰNG BỘ LỌC KALMAN MỞ RỘNG

Phùng Mạnh Hùng¹, Nguyễn Tuấn Anh^{2*}, Vũ Tuấn Đạt²

¹Trường Đại học Phòng cháy Chữa cháy, Số 243 Khuất Duy Tiến, Hà Nội, Việt Nam

²Trường Đại học Giao thông vận tải, Số 3 Cầu Giấy, Hà Nội, Việt Nam

THÔNG TIN BÀI BÁO

CHUYÊN MỤC: Công trình khoa học

Ngày nhận bài: 27/05/2026

Ngày nhận bài sửa: 17/06/2026

Ngày chấp nhận đăng: 11/07/2026

Ngày xuất bản Online: 15/08/2026

<https://doi.org/10.47869/tcsj.77.6.8>

* Tác giả liên hệ

Email: nguyentuananh@utc.edu.vn

Tóm tắt. Trong quá trình khai thác, khối lượng và các mômen quán tính khối lượng của ô tô có thể thay đổi liên tục do nhiên liệu bị tiêu hao hoặc thay đổi đột ngột do sự tăng, giảm tải trọng. Xác định chính xác sự biến đổi của các đại lượng này đóng vai trò quyết định đối với chất lượng và hiệu quả làm việc của các hệ thống an toàn chủ động trên ô tô. Bài báo này giới thiệu phương pháp ước lượng khối lượng và các mômen quán tính khối lượng của ô tô tải hai trục theo thời gian thực bằng bộ lọc Kalman mở rộng (Extended Kalman Filter – EKF) dựa trên mô hình dao động phi tuyến của thân xe trong không gian với tín hiệu đầu vào là biên độ và vận tốc tương đối của hệ thống treo ở bốn bánh xe và tín hiệu đo là các gia tốc dao động của thân xe. Kết quả mô phỏng và so sánh bằng phần mềm Matlab Simulink cho thấy bộ lọc Kalman mở rộng cho phép ước lượng chính xác giá trị của các thông số quán tính kể cả khi các thông số này giảm đều theo thời gian, trong khi bộ lọc Kalman Bucy (Kalman Bucy Filter – KBF) thiết kế dựa trên mô hình dao động tuyến tính chỉ hoạt động hiệu quả trong trường hợp các thông số quán tính thay đổi dạng bậc.

Từ khóa: khối lượng thân xe, mô men quán tính khối lượng, ước lượng theo thời gian thực, bộ lọc Kalman Bucy, bộ lọc Kalman mở rộng.

@ 2026 Trường Đại học Giao thông vận tải

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Các loại ô tô hiện đại ngày nay đều được trang bị hệ thống hỗ trợ lái xe tiên tiến ADAS (Advanced Driver Assistace System) hay còn gọi là hệ thống an toàn chủ động. Hầu hết các hệ thống này đều được thiết kế và hoạt động dựa trên các mô hình động lực học tham chiếu, trong đó bao gồm các thông số quán tính quan trọng của ô tô như khối lượng và mômen quán tính khối lượng. Do sự thay đổi đáng kể của các thông số này trong quá trình vận hành, ước lượng chính xác giá trị của chúng theo thời gian thực đóng vai trò quyết định đối với chất lượng và hiệu quả làm việc của các hệ thống an toàn chủ động trên ô tô [1].

Phương pháp phổ biến để xác định các thông số không có khả năng đo lường trực tiếp là coi chúng như các thông số trạng thái của một mô hình động lực học nào đó và sử dụng các thuật toán tối ưu để ước lượng dựa trên các tín hiệu có thể đo lường bằng cảm biến. Thuật toán ước lượng được sử dụng nhiều nhất hiện nay là thuật toán lọc Kalman (Kalman Filter - KF) [2-5] đối với hệ tuyến tính rời rạc, lọc Kalman-Bucy (Kalman-Bucy Filter - KBF) [6-9] đối với hệ tuyến tính biến đổi liên tục và lọc Kalman mở rộng (Extended Kalman Filter - EKF) [10-13] hay lọc Kalman biến thể (Unscented Kalman Filter – UKF) [14, 15] áp dụng cho các hệ phi tuyến. Mô hình ô tô chuyển động thẳng thường được sử dụng để ước lượng khối lượng toàn bộ của ô tô và độ dốc mặt đường sử dụng tín hiệu đầu vào là mô men động cơ và tốc độ chuyển động của ô tô [1, 16]. Mô men quán tính khối lượng của ô tô theo phương thẳng đứng và độ cứng bên của bánh xe thường được ước lượng dựa trên mô hình ô tô chuyển động theo quỹ đạo dựa trên tín hiệu góc quay của bánh xe dẫn hướng, tốc độ chuyển động, gia tốc dọc và gia tốc ngang [4]. Mô hình này có thể được kết hợp với mô hình dao động ngang của ô tô để ước lượng mô men quán tính lắc ngang của thân xe [15]. Đối với các trường hợp không có sẵn các cảm biến trên xe, mô hình dao động theo phương thẳng đứng là lựa chọn phù hợp nhất để ước lượng các thông số quán tính của ô tô khi cần phải lắp đặt thêm cảm biến [5-8].

Mô hình dao động $\frac{1}{4}$ ô tô được sử dụng để xác định khối lượng thân xe sử dụng thuật toán KF dựa trên tín hiệu gia tốc dao động thẳng đứng của thân xe và bánh xe [5]. Khối lượng và mô men quán tính lắc dọc của thân xe có thể được xác định dựa trên mô hình dao động $\frac{1}{2}$ ô tô bằng thuật toán KBF với tín hiệu đầu vào là biên độ và vận tốc dịch chuyển của cầu trước và cầu sau và tín hiệu đo là gia tốc dao động của các cầu [6]. Thuật toán KBF cũng được áp dụng cho mô hình dao động không gian của ô tô để xác định khối lượng và các mô men quán tính khối lượng của thân xe [7]. Bộ ước lượng KBF đã được thiết kế dựa trên mô hình dao động rút gọn của thân xe với tín hiệu đầu vào là biên độ và vận tốc dịch chuyển tương đối của của hệ thống treo ở các bánh xe và tín hiệu đo là các vận tốc dịch chuyển của thân xe, nhờ đó loại bỏ được ảnh hưởng của các kích thích từ mặt đường [8]. Tuy nhiên, do bộ ước lượng KBF được thiết kế cho hệ tuyến tính với giả thiết các thông số quán tính không thay đổi theo thời gian nên trong trường hợp các thông số này biến thiên liên tục bộ ước lượng KBF có thể không đảm bảo độ tin cậy.

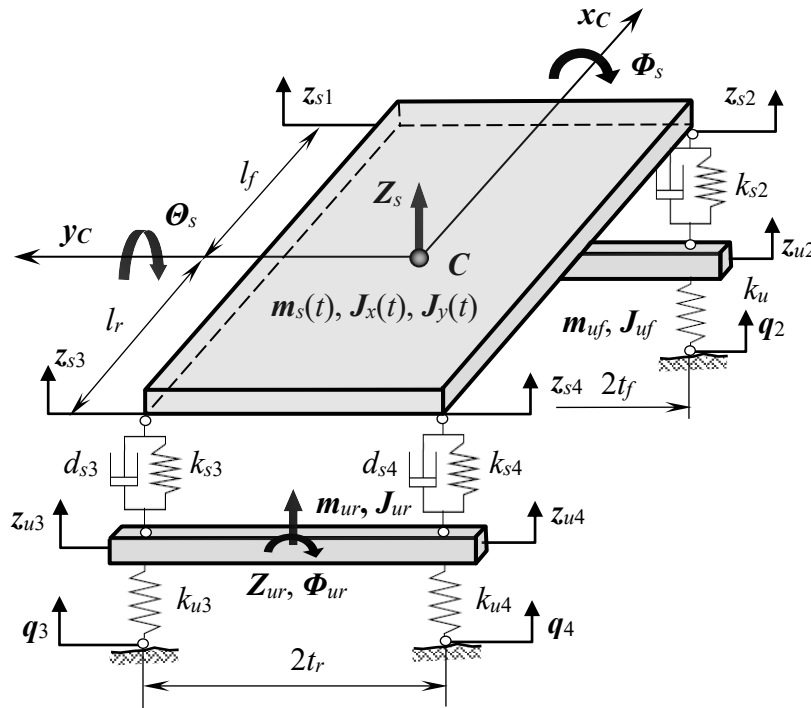
Bài báo này giới thiệu phương pháp ước lượng khối lượng và các mô men quán tính khối lượng của thân xe theo thời gian thực sử dụng thuật toán EKF được thiết kế dựa trên mô hình dao động không gian phi tuyến rút gọn của ô tô tải hai trục với tín hiệu đầu vào là biên độ và vận tốc dịch chuyển tương đối của của hệ thống treo ở các bánh xe và tín hiệu đo là các gia tốc dịch chuyển của thân xe. Chất lượng làm việc và độ tin cậy của bộ ước lượng EKF được so sánh và đánh giá với bộ ước lượng KBF thiết kế cho mô hình tuyến tính. Kết quả mô phỏng bằng phần mềm Matlab Simulink cho thấy bộ ước lượng KBF chỉ hoạt động hiệu quả trong trường hợp các thông số quán tính thay đổi dạng bậc trong khi các giá trị ước lượng sử dụng

thuật toán EKF luôn bám theo giá trị thực của các thông số quán tính ngay cả khi các thông số này biến đổi liên tục theo thời gian.

2. MÔ HÌNH DAO ĐỘNG CỦA Ô TÔ TẢI

2.1. Mô hình dao động toàn xe

Hình 1 giới thiệu mô hình dao động đầy đủ của ô tô tải hai trục với hệ thống treo phụ thuộc, bao gồm thân xe (có khối lượng m_s , mômen quán tính lắc ngang J_x và mômen quán tính lắc dọc J_y) kết nối với cầu trước và cầu sau (đặc trưng bởi các khối lượng m_{uf} , m_{ur} và mômen quán tính J_{uf} , J_{ur}) thông qua hệ thống treo (đặc trưng bằng độ cứng k_{si} và hệ số cản d_{si}). Các bánh xe có độ cứng k_{ui} và biên độ mấp mô mặt đường tương ứng q_i ($i = 1 \div 4$). Để xây dựng hệ phương trình dao động, bài báo sử dụng các giả thiết: 1) bánh xe và mặt đường luôn tiếp xúc với nhau trong quá trình chuyển động, 2) hệ thống treo và lốp có đặc tính tuyến tính, 3) các dao động góc của thân xe và các cầu xe nhỏ, 4) tọa độ trọng tâm của thân xe và các cầu xe trong mặt phẳng ngang trùng với trục lắc và không thay đổi khi thay đổi tải trọng, và 5) các thông số của khối lượng không được treo (các cầu xe) là hằng số.



Hình 1. Mô hình dao động không gian 7 bậc tự do của ô tô tải hai trục [7].

Ba bậc tự do của thân xe gồm dịch chuyển thẳng đứng Z_s , góc lắc ngang Φ_s và góc lắc dọc Θ_s được mô tả bằng hệ phương trình:

$$\begin{cases} m_s \ddot{Z}_s = -(F_{s1} + F_{s2} + F_{s3} + F_{s4}) \\ J_x \ddot{\Phi}_s = -(t_f F_{s1} - t_f F_{s2} + t_r F_{s3} - t_r F_{s4}) \\ J_y \ddot{\Theta}_s = -(-l_f F_{s1} - l_f F_{s2} + l_r F_{s3} + l_r F_{s4}) \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} m_s \ddot{Z}_s = -(F_{s1} + F_{s2} + F_{s3} + F_{s4}) \\ J_x \ddot{\Phi}_s = -(t_f F_{s1} - t_f F_{s2} + t_r F_{s3} - t_r F_{s4}) \\ J_y \ddot{\Theta}_s = -(-l_f F_{s1} - l_f F_{s2} + l_r F_{s3} + l_r F_{s4}) \end{cases} \quad (2)$$

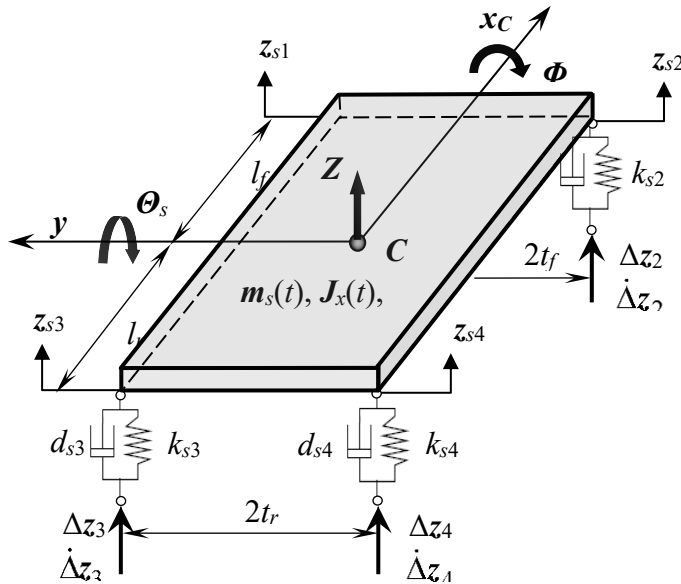
Chuyển động của cầu trước và cầu sau bao gồm dịch chuyển thẳng đứng Z_{uf} , Z_{ur} và góc lắc ngang Φ_{uf} , Φ_{ur} được xác định thông qua hệ phương trình:

$$\begin{cases} m_{uf} \ddot{Z}_{uf} = (F_{s1} + F_{s2}) - (F_{u1} + F_{u2}) \\ m_{ur} \ddot{Z}_{ur} = (F_{s3} + F_{s4}) - (F_{u3} + F_{u4}) \\ J_{uf} \ddot{\Phi}_{uf} = (F_{s1} + F_{s2})t_f - (F_{u1} + F_{u2})t_f \\ J_{ur} \ddot{\Phi}_{ur} = (F_{s3} + F_{s4})t_r - (F_{u3} + F_{u4})t_r \end{cases} \quad (3)$$

Trong đó F_{si} và F_{ui} là các lực của hệ thống treo và của bánh xe, được xác định như sau:

$$\begin{aligned} F_{si} &= d_{si}(\dot{z}_{si} - \dot{z}_{ui}) + k_{si}(z_{si} - z_{ui}) =: d_{si}\dot{\Delta z}_i + k_{si}\Delta z_i \\ F_{ui} &= k_{ui}(z_{ui} - q_i), i = 1 \div 4 \end{aligned} \quad (4)$$

Trong mô hình, các thông số đặc trưng của thân xe bao gồm khối lượng $m_s(t)$, mômen quán tính lắc ngang $J_x(t)$ và mômen quán tính lắc dọc $J_y(t)$ là các thông số biến đổi theo thời gian. Kích thích đầu vào là véc tơ biên độ mấp mô mặt đường ở bốn bánh xe $\mathbf{q}_U = [q_1, q_2, q_3, q_4]^T$. Mô hình dao động không gian toàn xe 7 bậc tự do của ô tô tải hai trục được sử dụng như một mô hình thực cung cấp các tín hiệu đầu vào cho mô hình dao động rút gọn dùng để thiết kế bộ ước lượng.



Hình 2. Mô hình dao động rút gọn 3 bậc tự do [7].

2.2. Mô hình dao động rút gọn

Mô hình dao động rút gọn giới thiệu trên Hình 2 thực chất là mô hình dao động không gian của thân xe có 3 bậc tự do với tín hiệu đầu vào là dịch chuyển tương đối Δz_i và vận tốc tương đối $\dot{\Delta z}_i$ tại vị trí các bánh xe. Việc sử dụng mô hình dao động rút gọn với các tín hiệu đầu vào như trên cho phép loại bỏ sự cần thiết phải xác định các biên độ nhấp mô mặt đường như khi sử dụng mô hình dao động toàn xe.

Thay giá trị của các lực tác dụng từ hệ thống treo F_{si} trong phương trình (3) vào hệ phương trình (1), ta có:

$$\begin{cases} \ddot{Z}_s = -m_s^{-1} \left[(d_{s1}\dot{\Delta z}_1 + k_{s1}\Delta z_1) + (d_{s2}\dot{\Delta z}_2 + k_{s2}\Delta z_2) + (d_{s3}\dot{\Delta z}_3 + k_{s1}\Delta z_3) + (d_{s4}\dot{\Delta z}_4 + k_{s4}\Delta z_4) \right] \\ \ddot{\Phi}_s = -J_x^{-1} \left[t_f (d_{s1}\dot{\Delta z}_1 + k_{s1}\Delta z_1) - t_f (d_{s2}\dot{\Delta z}_2 + k_{s2}\Delta z_2) + t_r (d_{s3}\dot{\Delta z}_3 + k_{s1}\Delta z_3) - t_r (d_{s4}\dot{\Delta z}_4 + k_{s4}\Delta z_4) \right] \\ \ddot{\Theta}_s = -J_y^{-1} \left[-l_f (d_{s1}\dot{\Delta z}_1 + k_{s1}\Delta z_1) - l_f (d_{s2}\dot{\Delta z}_2 + k_{s2}\Delta z_2) + l_r (d_{s3}\dot{\Delta z}_3 + k_{s1}\Delta z_3) + l_r (d_{s4}\dot{\Delta z}_4 + k_{s4}\Delta z_4) \right] \end{cases} \quad (5)$$

Đặt véc tơ trạng thái của hệ bao gồm các thông số quán tính cần ước lượng:

$$\mathbf{x} = [\dot{Z}_s, \dot{\Phi}_s, \dot{\Theta}_s, m_s, J_x, J_y]^T = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6]^T \quad (6)$$

Véc tơ các thông số đo:

$$\mathbf{y} = [\ddot{Z}_s, \ddot{\Phi}_s, \ddot{\Theta}_s]^T \quad (7)$$

Véc tơ kích thích đầu vào:

$$\mathbf{u} = [\Delta z_1, \Delta z_2, \Delta z_3, \Delta z_4, \dot{\Delta z}_1, \dot{\Delta z}_2, \dot{\Delta z}_3, \dot{\Delta z}_4]^T = [u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, u_6, u_7, u_8]^T \quad (8)$$

Khi đó hệ phương trình phi tuyến của mô hình dao động rút gọn có thể được biểu diễn ở dạng không gian trạng thái:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) + \mathbf{w} \\ \mathbf{y} = \mathbf{h}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) + \mathbf{v} \end{cases} \quad (9)$$

Trong đó $\mathbf{w} \sim N(0, \mathbf{Q})$ là véc tơ nhiễu trạng thái, $\mathbf{v} \sim N(0, \mathbf{R})$ là véc tơ nhiễu đo lường được giả thiết tuân theo quy luật phân phối chuẩn Gauss với $\mathbf{Q}$ và $\mathbf{R}$ là các ma trận hiệp phương sai.

Các hàm phi tuyến $\mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ và $\mathbf{h}(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ được xác định như sau:

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = \begin{bmatrix} -x_4^{-1} [(d_{s1}u_5 + k_{s1}u_1) + (d_{s2}u_6 + k_{s2}u_2) + (d_{s3}u_7 + k_{s1}u_3) + (d_{s4}u_8 + k_{s4}u_4)] \\ -x_5^{-1} [t_f (d_{s1}u_5 + k_{s1}u_1) - t_f (d_{s2}u_6 + k_{s2}u_2) + t_r (d_{s3}u_7 + k_{s1}u_3) - t_r (d_{s4}u_8 + k_{s4}u_4)] \\ -x_6^{-1} [-l_f (d_{s1}u_5 + k_{s1}u_1) - l_f (d_{s2}u_6 + k_{s2}u_2) + l_r (d_{s3}u_7 + k_{s1}u_3) + l_r (d_{s4}u_8 + k_{s4}u_4)] \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$\mathbf{h}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = \begin{bmatrix} -x_4^{-1} \left[(d_{s1}u_5 + k_{s1}u_1) + (d_{s2}u_6 + k_{s2}u_2) + (d_{s3}u_7 + k_{s1}u_3) + (d_{s4}u_8 + k_{s4}u_4) \right] \\ -x_5^{-1} \left[t_f(d_{s1}u_5 + k_{s1}u_1) - t_f(d_{s2}u_6 + k_{s2}u_2) + t_r(d_{s3}u_7 + k_{s1}u_3) - t_r(d_{s4}u_8 + k_{s4}u_4) \right] \\ -x_6^{-1} \left[-l_f(d_{s1}u_5 + k_{s1}u_1) - l_f(d_{s2}u_6 + k_{s2}u_2) + l_r(d_{s3}u_7 + k_{s1}u_3) + l_r(d_{s4}u_8 + k_{s4}u_4) \right] \end{bmatrix} \quad (11)$$

3. BỘ ƯỚC LƯỢNG SỬ DỤNG THUẬT TOÁN KALMAN MỞ RỘNG EKF

Bộ lọc Kalman truyền thống (KF) [2-5] và bộ lọc Kaman-Bucy (KBF) đã chứng minh được hiệu quả trong nhiều ứng dụng thực tế [6-9]. Tuy nhiên, một trong những hạn chế chính của các bộ lọc này là chỉ áp dụng được với các hệ tuyến tính đối với các thông số trạng thái, nghĩa là các ma trận trạng thái của hệ không thay đổi theo thời gian. Trong thực tế, yêu cầu này không phải lúc nào cũng có thể được đáp ứng. Bộ lọc Kalman mở rộng (EKF) là phiên bản sửa đổi của bộ lọc Kalman tiêu chuẩn được áp dụng cho các hệ phi tuyến để ước lượng các thông số trạng thái không có khả năng đo lường trực tiếp.

3.1. Thuật toán lọc Kalman mở rộng EKF (Extended Kalman Filter)

Hệ phương trình không gian trạng thái phi tuyến (8) có thể biểu diễn ở dạng biến đổi rời rạc theo thời gian dựa trên phương pháp gần đúng Euler thuận [2]:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = \mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1}) + \mathbf{w}_{k-1} \\ \mathbf{y}_k = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (12)$$

Sự khác biệt chính giữa EKF và bộ lọc Kalman KF tiêu chuẩn là đòi hỏi phải tuyến tính hóa hệ phương trình phi tuyến quanh giá trị trạng thái được ước lượng tại mỗi bước thời gian k . Do ở mỗi bước thời gian, các giá trị của nhiều trạng thái $\mathbf{w}$ và nhiều đo lường $\mathbf{v}$ không xác định nên có thể tuyến tính hóa xấp xỉ quanh giá trị $\mathbf{w} = \mathbf{0}$, $\mathbf{v} = \mathbf{0}$.

Quy trình ước lượng của bộ lọc EKF cho một bước thời gian được tiến hành theo trình tự như sau:

1. Dự đoán trạng thái:

$$\hat{\mathbf{x}}_{pk} = \mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1}, \mathbf{0}) \quad (13)$$

2. Tuyến tính hóa, xác định các ma trận Jacobian:

$$A_{i,j} = \frac{\partial f_i(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1}, \mathbf{0})}{\partial x_j}, \quad (i, j = 1-6) \quad (14)$$

$$W_{i,j} = \frac{\partial f_i(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1}, \mathbf{0})}{\partial w_j} \quad (15)$$

$$C_{i,j} = \frac{\partial h_i(\hat{\mathbf{x}}_{pk}, \mathbf{u}_k, \mathbf{0})}{\partial x_j} \quad (16)$$

$$V_{i,j} = \frac{\partial h_i(\hat{\mathbf{x}}_{pk}, \mathbf{u}_k, \boldsymbol{\theta})}{\partial v_j} \quad (17)$$

3. Dự đoán sai số hiệp phương sai:

$$\mathbf{P}_{pk} = \mathbf{A}_k \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{A}_k^T + \mathbf{W}_k \mathbf{Q}_{k-1} \mathbf{W}_k^T \quad (18)$$

4. Tính toán ma trận quan sát Kalman:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{pk} \mathbf{C}_k^T (\mathbf{C}_k \mathbf{P}_{pk} \mathbf{C}_k^T + \mathbf{V}_k \mathbf{R}_k \mathbf{V}_k^T)^{-1} \quad (19)$$

5. Ước lượng trạng thái bằng cách điều chỉnh dự đoán bằng các thông số đo:

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_{pk} + \mathbf{K}_k (\mathbf{y}_k - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_{pk}, \mathbf{u}_k, \boldsymbol{\theta})) \quad (20)$$

6. Cập nhật sai số hiệp phương sai:

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{C}_k) \mathbf{P}_{pk} \quad (21)$$

Do các ma trận Jacobian (13) – (16) đòi hỏi phải được xác định bằng các giá trị ước lượng hiện thời nên thuật toán EKF đòi hỏi tính toán phức tạp hơn nhiều so với thuật toán KF hay KBF.

3.2. Ứng dụng thuật toán EKF ước lượng các thông số quán tính của ô tô

Các thông số đặc trưng cho tính quán tính của ô tô tại hai trục được xác định thông qua ước lượng các thông số trạng thái $m_s(t)$, $J_x(t)$ và $J_y(t)$ của mô hình dao động rút gọn bằng khối chức năng “*Extended Kalman Filter*” trong hộp công cụ “*System Identification Toolbox/Estimators*” hoặc “*Control System Toolbox/State Estimation*” của phần mềm Matlab Simulink (Hình 3).

Để sử dụng khối chức năng “*Extended Kalman Filter*”, trước tiên cần khai báo các hàm chuyển đổi của các thông số trạng thái $\mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ trong công thức (9) và các hàm xác định các thông số đo $\mathbf{h}(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ trong công thức (10) tương ứng vào các file “*ekfStateTransitionFcn.m*” và “*ekfMeasurementFcn.m*”. Phần mềm có thể tự động tính toán các ma trận Jacobian (11-14) mà không cần phải khai báo. Tiếp theo, cần xác định ma trận hiệp phương sai của các thông số trạng thái $\mathbf{Q}$ và ma trận hiệp phương sai của các thông số đo $\mathbf{R}$. Chất lượng và hiệu quả của bộ ước lượng phụ thuộc vào giá trị của các ma trận hiệp phương sai này, vì vậy có thể coi chúng là các thông số thiết kế của bộ ước lượng EKF.

Với véc tơ nhiễu đầu vào và véc tơ nhiễu đo có giá trị ngẫu nhiên:

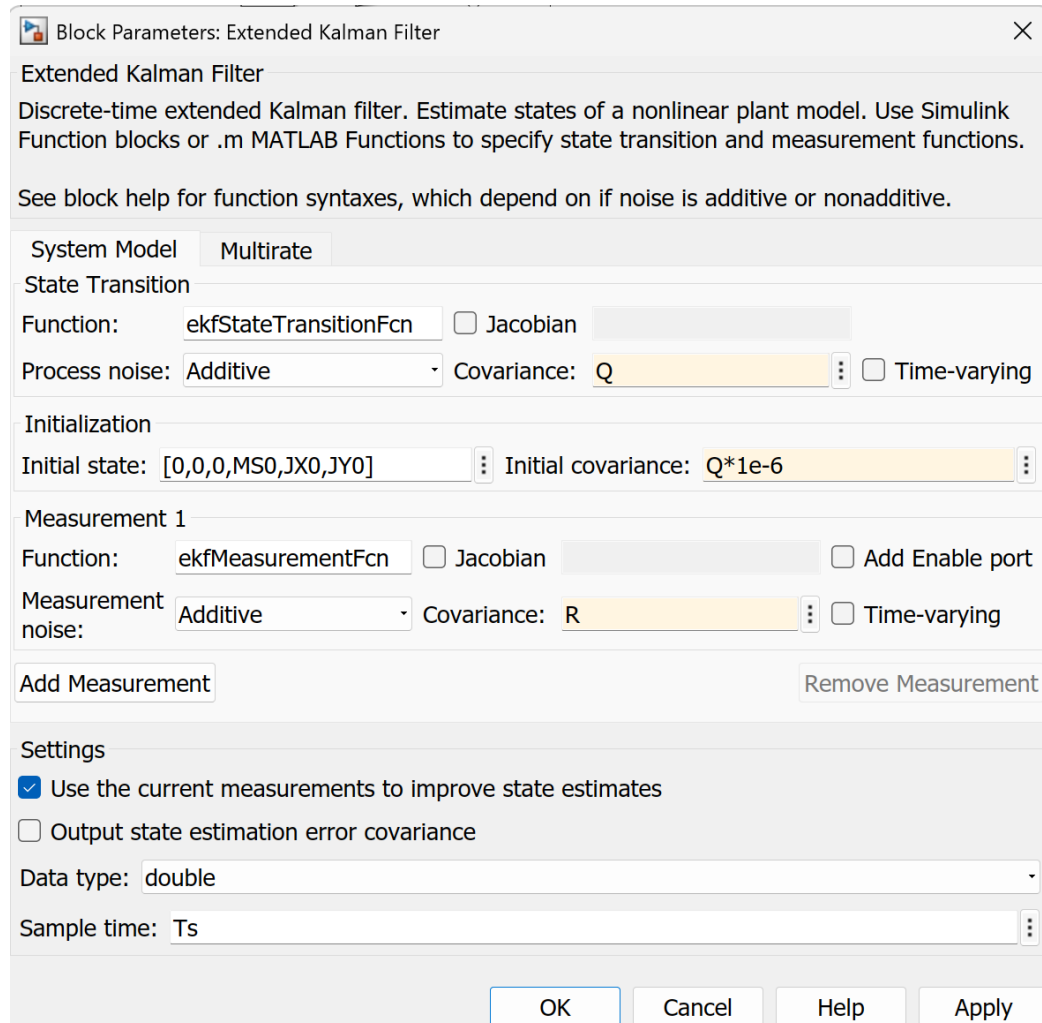
$$\mathbf{w}(t) = [1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1]^T 10^{-2} \quad (22)$$

$$\mathbf{v}(t) = [1, 1, 1]^T 10^{-3} \quad (23)$$

Các ma trận hiệp phương sai của bộ ước lượng EKF có thể lựa chọn như sau:

$$\mathbf{Q} = \text{diag}\left(\begin{bmatrix} 1, & 1, & 1, & 10^2, & 10^5, & 10^5 \end{bmatrix}\right) \quad (24)$$

$$\mathbf{R} = \text{diag}\left(\begin{bmatrix} 10^{-2}, & 10^{-2}, & 10^{-2} \end{bmatrix}\right) \quad (25)$$



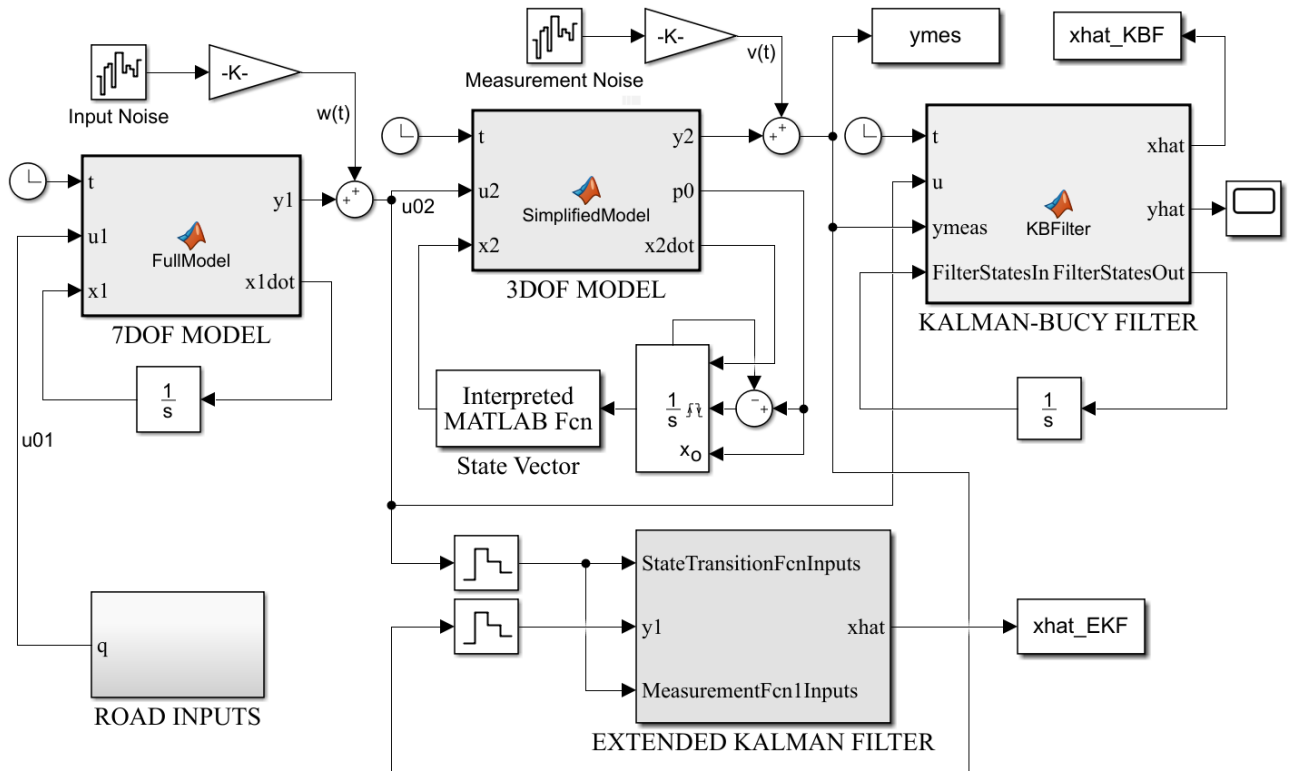
Hình 3. Khối chức năng “*Extended Kalman Filter*” trong Matlab Simulink.

Mô hình Matlab Simulink sử dụng thuật toán EKF và KBF ước lượng các thông số quán tính của ô tô được mô tả trên Hình 4. Trong đó, bộ ước lượng KBF [7] thiết kế cho mô hình dao động tuyến tính được sử dụng để so sánh với bộ ước lượng EKF thiết kế cho mô hình dao động phi tuyến (8).

4. MÔ PHỎNG VÀ ĐÁNH GIÁ

Để đánh giá và so sánh chất lượng và hiệu quả của bộ ước lượng EKF và KBF, ô tô tải có thông số kỹ thuật cho trong Bảng 1 được mô phỏng chuyển động đều với vận tốc 36km/h trên đường có biên độ mấp mô ngẫu nhiên loại C theo tiêu chuẩn ISO 8608 [8] khác nhau giữa hai bên bánh xe. Giá trị thực tế của khối lượng và các mô men quán tính thân xe được thay đổi như

mô tả bằng đường liền, nét đậm, màu nhạt trên Hình 6: trong 2 giây đầu giá trị thực tế bằng giá trị định mức cho trong Bảng 1, ở 2 giây tiếp theo giá trị thực tế tăng gấp 2 lần, sau đó giảm xuống còn 1,5 lần giá trị định mức, từ giây thứ 6 đến giây thứ 8 giá trị thực tế giảm dần đều xuống bằng 0,5 giá trị định mức và không thay đổi đến khi kết thúc mô phỏng. Giá trị ban đầu của các thông số quán tính lấy bằng 1,5 lần giá trị định mức, bước thời gian mô phỏng $T_s = 0,01$ giây.



Hình 4. Mô hình Matlab Simulink sử dụng thuật toán EKF và KBF ước lượng các thông số quán tính của ô tô.

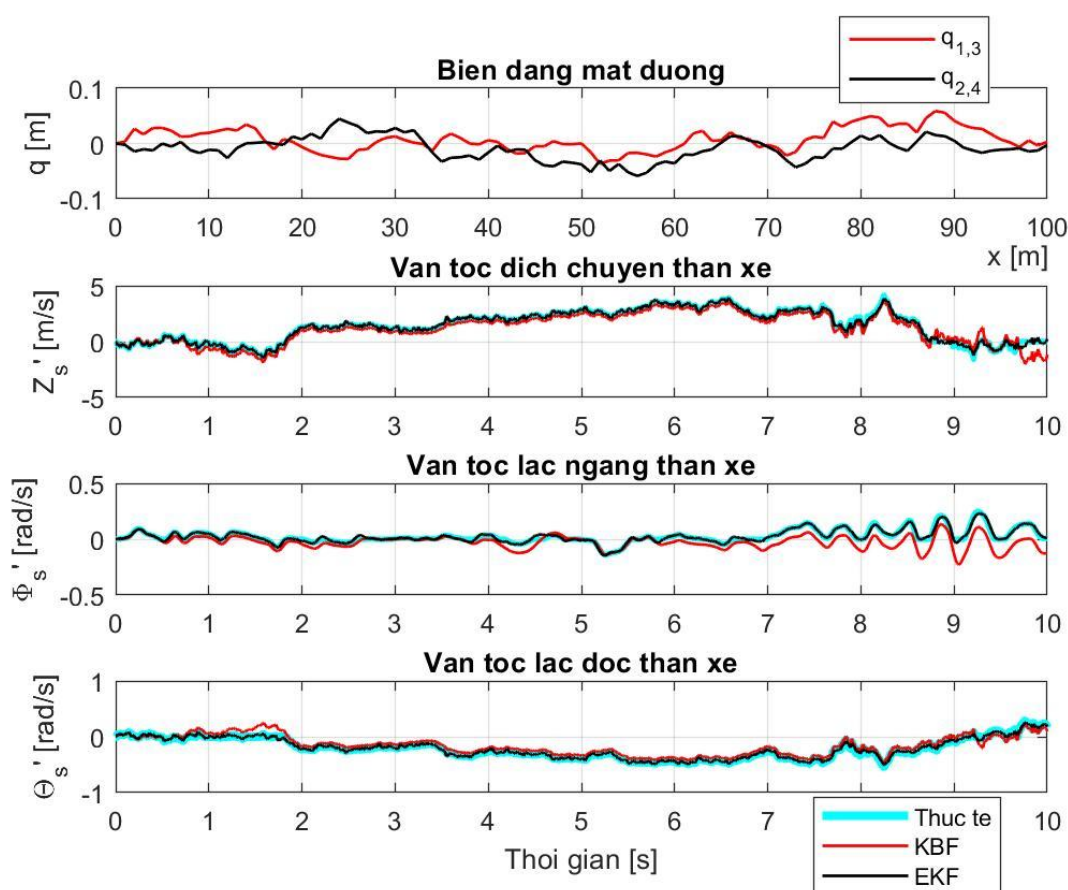
Bảng 1. Thông số kỹ thuật của ô tô khảo sát [6].

Tên gọi	Ký hiệu	Giá trị	Đơn vị
Khối lượng được treo (thân xe)	m_s	5.394	kg
Mômen quán tính thân xe theo trục x	J_x	4.600	kgm^2
Mômen quán tính thân xe theo trục y	J_y	19.632	kgm^2
Khối lượng cầu trước	m_{uf}	266	kg
Khối lượng cầu sau	m_{ur}	427	kg
Hệ số cản của giảm chấn trước	d_{s1}, d_{s2}	7.733	Ns/m
Hệ số cản của giảm chấn sau	d_{s3}, d_{s4}	9.804	Ns/m
Độ cứng của nhíp trước	k_{s1}, k_{s2}	17.7000	N/m
Độ cứng của nhíp sau	k_{s3}, k_{s4}	193.844	N/m
Độ cứng của lớp trước	k_{u1}, k_{u2}	493.211	N/m
Độ cứng của lớp sau	k_{u3}, k_{u4}	986.422	N/m

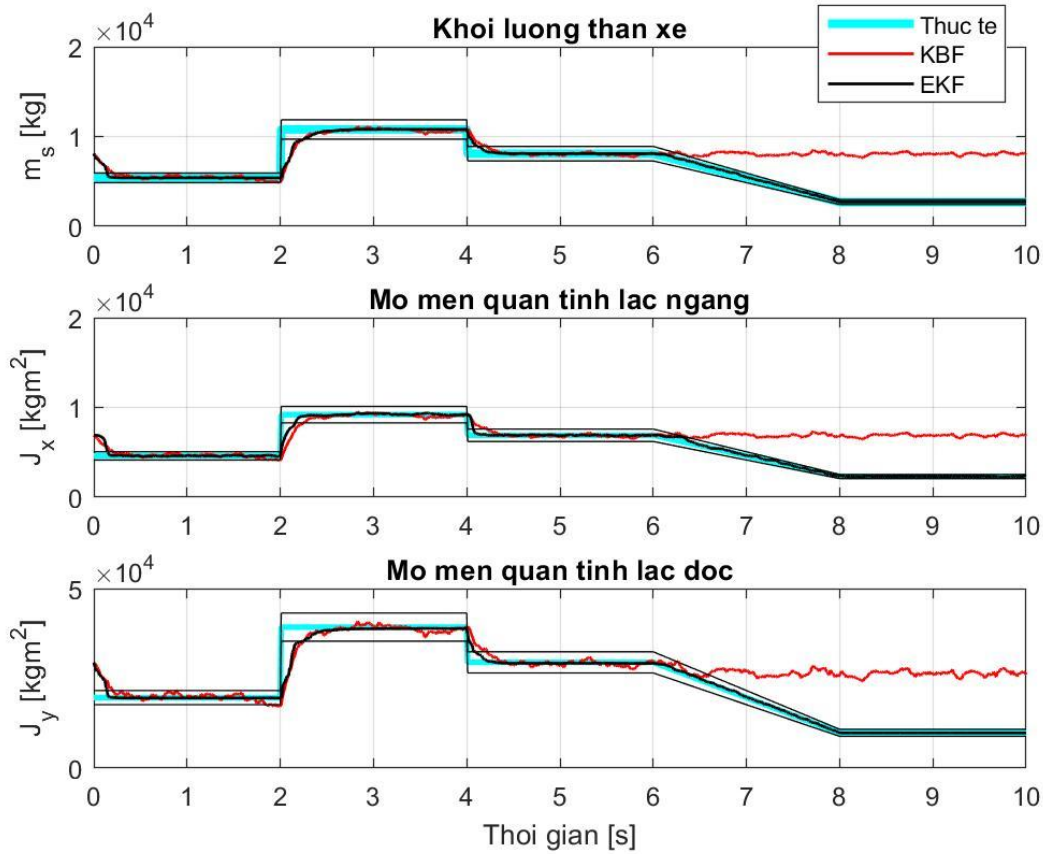
Khoảng cách từ trọng tâm đến trục trước	l_f	2,400	m
Khoảng cách từ trọng tâm đến trục sau	l_r	1,685	m
Khoảng cách hai bánh xe trước	$2t_f$	1,705	m
Khoảng cách hai bánh xe sau	$2t_r$	1,495	m

4.1. So sánh bộ ước lượng EKF và KBF

Kết quả mô phỏng sự thay đổi theo thời gian giá trị ước lượng của các biến trạng thái khi sử dụng bộ ước lượng KBF [7] (nét liền nhạt) và bộ ước lượng EKF (nét liền đậm) so với giá trị thực tế (nét đậm nhạt) được mô tả trên Hình 5 và Hình 6. Với bộ ước lượng KBF, sai lệch của các thông số động học thể hiện rõ nhất ở vận tốc lắc ngang thân xe ở những giây cuối của quá trình mô phỏng (Hình 5). Đối với các thông số quán tính, không có sự khác biệt rõ rệt về chất lượng làm việc giữa bộ ước lượng KBF và EKF trong 6 giây đầu tiên khi các giá trị thực tế thay đổi dạng bậc rồi giữ nguyên giá trị. Tuy nhiên, từ giây thứ 6 trở đi, khi các giá trị thực tế giảm dần đều theo thời gian thể hiện tính phi tuyến của mô hình, các thông số quán tính từ bộ ước lượng KBF không có khả năng bám theo các giá trị thực tế như bộ ước lượng EKF (Hình 6). Điều đó cho thấy độ tin cậy của bộ ước lượng EKF khi áp dụng với các mô hình phi tuyến.



Hình 5. Biên độ mấp mô mặt đường ở hai bên bánh xe và các vận tốc dao động của thân xe.



Hình 6. Sự thay đổi của các thông số quán tính của thân xe với bộ ước lượng KBF và EKF.

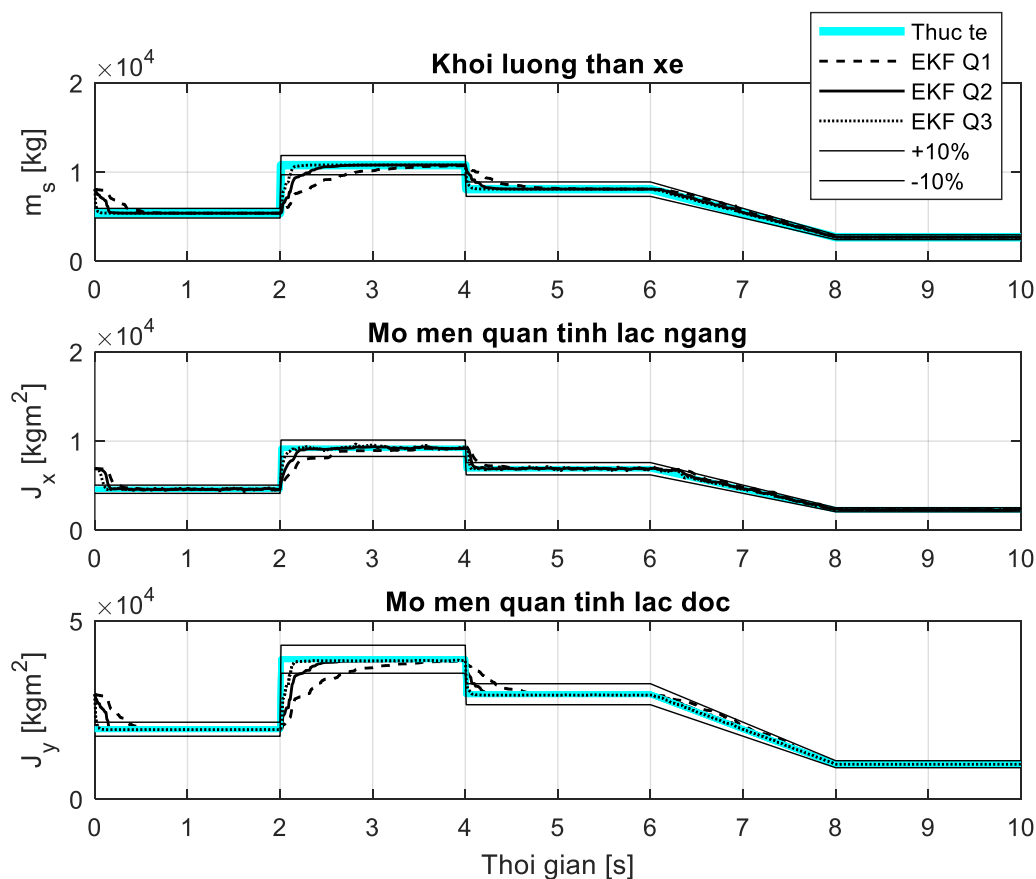
4.2. Ảnh hưởng của thông số thiết kế đến chất lượng làm việc của bộ ước lượng EKF

Để đánh giá ảnh hưởng của các thông số thiết kế đến chất lượng làm việc của bộ ước lượng EKF, bài báo tiến hành mô phỏng với ba giá trị của ma trận $\mathbf{Q}$ trong khi giữ nguyên giá trị của ma trận $\mathbf{R}$ và các thông số mô phỏng khác (Bảng 2). Để đánh giá độ chính xác của bộ ước lượng EKF, có thể sử dụng giá trị sai số tuyệt đối trung bình MAPE (*mean absolute percentage error*) theo công thức:

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| 100\% \quad (26)$$

trong đó $y_i(t)$ và $\hat{y}_i(t)$ tương ứng là giá trị thực tế và giá trị ước lượng của thông số cần đánh giá sai số, N là tổng số giá trị được ước lượng.

Kết quả mô phỏng trên Hình 7 cho thấy giá trị của ma trận $\mathbf{Q}$ ảnh hưởng lớn đến hiệu quả ước lượng của bộ lọc EKF: giá trị của $\mathbf{Q}_1$ càng lớn (nét đứt) thời gian tiệm cận đến giá trị thực tế càng kéo dài, thời gian hội tụ cũng như biên độ dao động của giá trị ước lượng nhỏ nhất trong trường hợp mô phỏng với giá trị $\mathbf{Q}_3$ (nét chấm). Trên Hình 6 và Hình 7, các đường liền mảnh thể hiện giới hạn sai lệch $\pm 10\%$ so với giá trị thực tế. Nhìn chung, cả ba bộ ước lượng đều đáp ứng giá trị ước lượng không vượt quá sai lệch 10% so với giá trị thực tế trong giai đoạn ổn định. Tuy nhiên, giá trị của ma trận $\mathbf{Q}$ càng giảm thì thời gian ổn định giá trị ước lượng càng nhanh. Kết quả đánh giá sai số tuyệt đối trung bình MAPE cho trong Bảng 2 minh chứng rõ điều này.



Hình 7. Hiệu quả ước lượng với các giá trị khác nhau của bộ ước lượng EKF.

Bảng 2. Sai số ước lượng MAPE với các giá trị khác nhau của ma trận Q.

Thông số bộ ước lượng EKF		Sai số ước lượng MAPE		
Q	R	m_s (kg)	J_x (kgm ²)	J_y (kgm ²)
$Q_1 = \text{diag}\left(\left[1, 1, 1, 10^2, 10^5, 10^5\right]\right) \cdot 10$	$R = \text{diag}\left(\left[10^{-2}, 10^{-2}, 10^{-2}\right]\right)$	5,67 (%)	4,23 (%)	5,38 (%)
$Q_2 = \text{diag}\left(\left[1, 1, 1, 10^2, 10^5, 10^5\right]\right)$	$R = \text{diag}\left(\left[10^{-2}, 10^{-2}, 10^{-2}\right]\right)$	2,00 (%)	2,23 (%)	2,15 (%)
$Q_3 = \text{diag}\left(\left[1, 1, 1, 10^2, 10^5, 10^5\right]\right) \cdot 0,1$	$R = \text{diag}\left(\left[10^{-2}, 10^{-2}, 10^{-2}\right]\right)$	0,65 (%)	1,95 (%)	0,99 (%)

5. KẾT LUẬN

Bộ ước lượng các thông số quán tính của ô tô tải hai trục được thiết kế dựa trên thuật toán EKF áp dụng cho mô hình dao động không gian phi tuyến 3 bậc tự do của thân xe, trong đó khối lượng và các mô men quán tính khối lượng được xem như thông số biến đổi liên tục theo thời gian. Các tín hiệu đầu vào của mô hình là dịch chuyển và vận tốc tương đối giữa thân xe và các bánh xe, tín hiệu đo của mô hình là các gia tốc của thân xe. Các thông số này đều có khả năng xác định bằng các cảm biến thông dụng.

Kết quả mô phỏng bằng phần mềm Matlab Simulink cho thấy bộ ước lượng EKF có thể hoạt động tin cậy trong các chế độ thay đổi tải trọng khác nhau, trong khi bộ ước lượng KBF chỉ có thể ước lượng chính xác trong điều kiện tải trọng thay đổi dạng bậc. Hiệu quả và chất lượng làm việc của bộ ước lượng EKF phụ thuộc vào giá trị của các ma trận $\mathbf{Q}$ và $\mathbf{R}$, giá trị tương đối của $\mathbf{Q}$ so với $\mathbf{R}$ càng nhỏ, thời gian ước lượng càng nhanh và giá trị ước lượng càng chính xác.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. K. B. Singh, S. Taheri, Integrated State and Parameter Estimation for Vehicle Dynamics Control, International Journal of Vehicle Performance, 5 (2019) 329-376. <https://doi.org/10.1504/IJVP.2019.104082>
- [2]. M. Doumiati, A. Charara et al., Vehicle Dynamics Estimation using Kalman Filtering - Experimental Validation, John Wiley & Sons, Inc., 2013. <https://doi.org/10.1002/9781118578988>.
- [3]. B. Zhang, M. Zhang, Y. Zhou, Kalman Filter-based Vibration State Estimation and Optimal Control of a Special Vehicle, The 8th International Conference on Advances in Construction Machinery and Vehicle Engineering, Lecture Notes in Mechanical Engineering, Springer, (2023) 647-654. https://doi.org/10.1007/978-981-97-1876-4_51.
- [4]. X. Jin, J. Yang et al., Combined Estimation of Vehicle Dynamic State and Inertial Parameter for Electric Vehicles Based on Dual Central Difference Kalman Filter Method, Chinese Journal of Mechanical Engineering, (2023) 36-91. <https://doi.org/10.1186/s10033-023-00914-5>.
- [5]. W. Li, Y. Wang et al., Kalman Filter Method Based Vehicle Mass Estimation for Automobile Suspension System, International Journal of Circuits, Systems and Signal Processing, 13 (2019) 344-351. <https://www.naun.org/main/NAUN/circuitssystemssignal/2019/a902005-aib.pdf>.
- [6]. N. Tuan-Anh, N. C. Tuan, Real-time Vehicle Inertial Parameters Estimation Based on a Simplified Half-Car Vertical Vibration Model, International Conference on Engineering Research and Applications ICERA 2018, LNNS, Springer, 63 (2019) 521-531. https://doi.org/10.1007/978-3-030-04792-4_67.
- [7]. N. Tuan-Anh, Real-time estimation of vehicle inertia parameters based on Kalman-Bucy filter, Transport and Communications Science Journal, 75 (2024) 1593-1603. <https://doi.org/10.47869/tcsj.75.4.10>.
- [8]. P. M. Hùng, N. Tuấn Anh, Nghiên cứu ảnh hưởng của biên dạng mặt đường đến chất lượng làm việc của bộ ước lượng thông số quán tính của ô tô theo thời gian thực, Tạp chí cơ khí việt nam, 328 (2025) 15-23.
- [9]. T. M. Hung, V. V. Tan, Designing a Kalman–Bucy State Estimator for a Full Vertical Car Model, Mathematical Problems in Engineering, 2023 (2023) 1-19. <https://doi.org/10.1155/2023/6941084>.
- [10]. Y. Zha, X. Liu et al., Vehicle State Estimation Based on Extended Kalman Filter and Radial Basis Function Neural Networks, International Journal of Distributed Sensor Networks, 18 (2022). <https://doi.org/10.1177/15501329221102730>.
- [11]. H. Yang, B.G. Kim et al., Simultaneous Estimation of Vehicle Mass and Unknown Road Roughness Based on Adaptive Extended Kalman Filtering of Suspension Systems. Licensee MDPI, Basel, Switzerland, Journal of Electronics, 11 (2022) 1-18. <https://doi.org/10.3390/electronics11162544>.
- [12]. P. C. Eze, C. F. Ubaonu et al., Design of Control System for Vehicle Dynamics and Mass Estimation, International Journal of Industrial and Manufacturing Systems Engineering, 2 (2017) 42-47. <https://doi.org/10.11648/j.ijimse.20170204.12>.
- [13]. Y. Zha, X. Liu et al., Vehicle State Estimation Based on Extended Kalman Filter and Radial Basis Function Neural Networks. International Journal of Distributed Sensor Networks, 18 (2022). <https://doi.org/10.1177/15501329221102730>.

- [14]. S. Antonov, A. Fehn, A. Kugi, Unscented Kalman Filter for Vehicle State Estimation. *Vehicle System Dynamics*, 49 (2011) 1497–1520. <https://doi.org/10.1080/00423114.2010.527994>.
- [15]. W. Li, H. Li et al., Estimation of Vehicle Dynamic Parameters Based on the Two-Stage Estimation Method, *Sensors*, 21 (2021) 3711. <https://doi.org/10.3390/s21113711>.
- [16]. Z. Yu, X. Hou et al., Mass estimation method for intelligent Vehicles based on fusion of machine learning and vehicle dynamic models, *Autonomous Intelligent Systems*, 2 (2022). <https://doi.org/10.1007/s43684-022-00020-8>.