

ỨNG DỤNG THUẬT TOÁN KALMAN NÂNG CAO
CHẤT LƯỢNG TÍN HIỆU CHO KÊNH GÓC TẮN
CỦA MÁY BAY KHÔNG NGƯỜI LÁI

Nguyễn Thành Lam¹

Email: nguyenthannam.nam89@gmail.com, ORCID: 0009-0008-0803-0964

Ngày tòa soạn nhận được bài báo: 10/11/2025. Ngày phản biện đánh giá: 05/05/2026.

Ngày bài báo được duyệt đăng: 22/05/2026

DOI: 10.59266/houjs.2026.1293

Tóm tắt: Bài báo này trình bày ứng dụng thuật toán Kalman để nâng cao chất lượng tín hiệu cho kênh góc tấn của máy bay không người lái (UAV). Kênh góc tấn cung cấp thông tin quan trọng cho hệ thống điều khiển hướng bay, nhưng tín hiệu thu được từ cảm biến thường bị nhiễu bởi nhiều yếu tố. Thuật toán Kalman được sử dụng để ước tính góc tấn thực tế của UAV từ tín hiệu bị nhiễu, qua đó cải thiện độ chính xác của thông tin góc tấn. Nghiên cứu tập trung vào đối tượng UAV cánh bằng cỡ nhỏ trong chế độ bay bằng, nơi tín hiệu khí động học đòi hỏi độ trễ thấp và độ chính xác cao. Bài báo mô tả chi tiết mô hình hệ thống, cách thức lựa chọn ma trận hiệp phương sai nhiễu (Q, R), thiết kế bộ lọc Kalman, mô phỏng và đánh giá hiệu quả thông qua các chỉ tiêu định lượng (RMSE, MAE). Kết quả mô phỏng cho thấy bộ lọc Kalman so với bộ lọc thông thấp truyền thống (LPF) đã cải thiện đáng kể độ chính xác của tín hiệu góc tấn (so với tín hiệu gốc), góp phần nâng cao hiệu suất và độ an toàn cho UAV trong quá trình hoạt động.

Từ khóa: Bộ lọc Kalman, góc tấn, lọc nhiễu cảm biến, máy bay không người lái (UAV), ước lượng trạng thái

I. Đặt vấn đề

Bộ lọc Kalman là một phương pháp ước lượng trạng thái của hệ thống dựa trên mô hình không gian trạng thái và thông tin đo đạc. Được phát triển bởi Rudolf E. Kalman vào những năm 1960 (Kalman, 1960), bộ lọc Kalman đã trở thành một công cụ quan trọng trong lĩnh vực xử lý tín hiệu, bám sát mục tiêu ảnh (Benzin & cộng sự, 2004), hệ thống điều khiển và ước lượng tham số (Kalman & Bucy, 1961). Bộ lọc Kalman kết hợp các phép

đo hiện tại với dự đoán trạng thái của hệ thống để tạo ra ước lượng tối ưu theo tiêu chuẩn bình phương sai số nhỏ nhất.

Trong lĩnh vực hàng không, đặc biệt là đối với máy bay không người lái (UAV), việc xác định chính xác các tham số trạng thái như góc tấn có ý nghĩa rất quan trọng. Góc tấn là một trong những tham số khí động học then chốt, ảnh hưởng trực tiếp đến lực nâng, lực cản và tính ổn định của máy bay. Tuy nhiên, trong thực tế khai thác, tín hiệu thu được từ cảm biến đo góc tấn

¹ Trường Sĩ quan Không quân, Khánh Hòa, Việt Nam

(ví dụ: ống pitot nhiều lỗ hoặc cánh gió) thường chịu ảnh hưởng của nhiễu đo lường, rung động cơ khí của khung vỏ, sai số lắp đặt (Friedland, 1969) và sự nhiễu loạn của dòng khí. Điều này làm suy giảm độ tin cậy của kênh tín hiệu, dẫn đến sai số trong khâu phản hồi của hệ thống điều khiển tự động, làm giảm sự ổn định và an toàn bay.

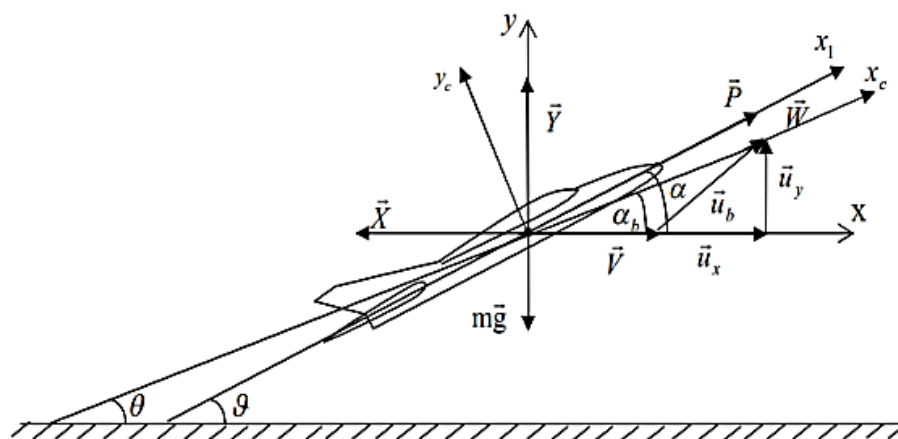
Nhiều nghiên cứu gần đây đã quan tâm đến việc cải thiện chất lượng tín hiệu cảm biến cho UAV. Điển hình như Wang và cộng sự (2016) đã đề xuất phương pháp dung hợp cảm biến dựa trên bộ lọc Kalman cho điều hướng tự hành; hay Sharma và cộng sự (2019) đã áp dụng các bộ lọc phi tuyến vào hệ thống robot bay. Tuy nhiên, phần lớn các nghiên cứu thường tập trung vào bài toán định vị hoặc dung hợp định vị quán tính mà ít đi sâu vào việc tối ưu hóa

trực tiếp tín hiệu khí động học đơn lẻ (kênh góc tấn) bằng thuật toán lọc tối ưu với các kiểm chứng định lượng cụ thể.

Bài báo tập trung ứng dụng bộ lọc Kalman tuyến tính kinh điển vào việc nâng cao chất lượng tín hiệu góc tấn cho đối tượng UAV cánh bằng cỡ nhỏ trong chế độ bay bằng. Đóng góp chính của bài báo bao gồm: (1) Trình bày chi tiết cách thức xây dựng mô hình không gian trạng thái, lựa chọn chu kỳ lấy mẫu và thiết lập các ma trận hiệp phương sai nhiễu quá trình (Q) và nhiễu đo lường (R) phù hợp với đặc tính của UAV; (2) Thực hiện mô phỏng và so sánh đánh giá hiệu quả của bộ lọc Kalman với tín hiệu chưa lọc và phương pháp lọc thông thấp (LPF) truyền thống thông qua các chỉ tiêu định lượng như Sai số bình phương trung bình (RMSE) và Sai số tuyệt đối trung bình (MAE).

II. Cơ sở lý thuyết

2.1. Mô hình toán học kênh góc tấn của UAV



Hình 1. Chuyển động của UAV trong mặt phẳng đứng

Để áp dụng thành công bộ lọc Kalman trong việc ước lượng trạng thái, bước tiền đề mang tính quyết định là phải thiết lập được một mô hình toán học mô tả chặt chẽ các đặc tính động lực học bay của UAV (Nguyễn, 2002). Mô hình này

đóng vai trò cốt lõi trong việc cung cấp các phương trình vi phân chi phối chuyển động, từ đó làm cơ sở để xây dựng ma trận chuyển trạng thái và ma trận quan sát cho thuật toán lọc. Xét đặc thù của thông số góc tấn (α) vốn là đại lượng phản ánh sự

tương tác khí động học chủ yếu theo trục dọc của máy bay, bài toán có thể được đơn giản hóa bằng cách tách riêng hệ phương trình chuyển động dọc khỏi chuyển động ngang - hướng mà vẫn đảm bảo độ tin cậy cao. Dựa trên nguyên lý động lực học vật rắn, hình 1 dưới đây minh họa chi tiết các

hệ tọa độ tham chiếu, vector vận tốc, các thành phần lực tác dụng và mối quan hệ hình học cấu thành nên chuyển động của UAV trong mặt phẳng đứng.

Dựa trên các định luật cơ học vật rắn, hệ phương trình chuyển động dọc tổng quát của UAV có dạng phi tuyến:

$$\begin{aligned} m \frac{dW}{dt} &= P \cos \cos (\alpha - \alpha_b) - X \cos \cos \alpha_b + Y \sin \sin \alpha_b - G \\ \sin \sin \theta \ mW \frac{d\theta}{dt} &= P \sin \sin (\alpha - \alpha_b) + X \sin \sin \alpha_b + Y \cos \cos \alpha_b - G \quad (1) \\ \cos \cos \theta \ J_z \frac{d\omega_z}{dt} &= \sum M_z \omega_z = \dot{\vartheta} \frac{dH}{dt} = W \sin \sin \theta \ \vartheta \\ &= \theta + (\alpha - \alpha_b) \end{aligned}$$

Trong đó:

W là vận tốc.

θ là góc nghiêng quỹ đạo.

ϑ là góc chúc ngóc.

α là góc tấn.

P, X, Y, G lần lượt là lực đẩy, lực cản, lực nâng và trọng lực.

Các phương trình vi phân ở trên là phi tuyến tính, rất khó để giải hoặc tổng hợp bộ lọc trực tiếp. Để khắc phục, giải pháp đưa ra là tiến hành tuyến tính hóa mô hình động lực học dọc quanh điểm làm việc ổn định (chế độ bay bằng). Gọi lần lượt là tốc độ góc chúc ngóc theo trục Z và góc lệch cánh lái độ cao. Hệ phương trình tuyến tính chuyển động dọc rút gọn như sau:

$$\{\dot{\theta} + a_y^\alpha \alpha = 0 \ \ddot{\vartheta} + a_{m_z}^{\omega_z} \dot{\vartheta} + a_{m_z}^\alpha \alpha = a_{m_z}^{\delta_b} (-\delta_b) \ \vartheta - \theta - \alpha = 0 \ \dot{H} = W_0 \theta \ \omega_z = \dot{\vartheta} \quad (2)$$

Dựa trên mô hình tuyến tính hóa kết hợp với lựa chọn và tính toán thông số từ thực nghiệm, hàm truyền động học được xác định dưới dạng khâu dao động bậc hai:

$$W_\alpha^{\delta_b}(p) = \frac{\Delta \alpha(p)}{-\Delta \delta_b(p)} = \frac{K_\alpha^{\delta_b} \omega_\alpha^2}{p^2 + 2\xi_\alpha \omega_\alpha p + \omega_\alpha^2} = \frac{18}{p^2 + 1.699p + 1.207} \quad (3)$$

Từ hàm truyền trên, hệ thống được chuyển đổi sang dạng không gian trạng thái liên tục để phục vụ thiết kế bộ lọc:

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + \omega(t) \quad (4)$$

$$y(t) = Cx(t) + \vartheta(t) \quad (5)$$

Trong đó:

Vector trạng thái $x(t) = [\alpha, \omega_z]^T$.

Vector tín hiệu vào $u(t) = [\delta_b]$

Tín hiệu đầu ra đo lường $y(t) = \alpha_{meas}$.

A, B, C là các ma trận đặc trưng tĩnh và động của hệ thống UAV được nội suy từ hàm truyền $W(s)$.

$\omega(t)$ là nhiễu quá trình.

$\vartheta(t)$ là nhiễu đo lường của cảm biến.

2.2. Thuật toán Kalman

Bộ lọc Kalman bao gồm quá trình dự đoán và quá trình điều chỉnh (Maybeck, 1974). Để triển khai thuật toán trên vi điều khiển số, mô hình không gian trạng thái liên tục ở mục 2.1 được lượng tử hóa. Mô hình rời rạc có dạng:

$$x_{k+1} = F_k x_k + G_k u_k + w_k \quad (6)$$

$$z_{k+1} = H_{k+1} x_{k+1} + v_{k+1} \quad (7)$$

Dựa trên mô hình này, thuật toán lọc Kalman thực hiện lặp lại 2 quá trình cơ bản sau:

Quá trình dự đoán (Prediction):

Trạng thái dự đoán:

$$\hat{x}_{k+1|k} = F_k \hat{x}_{k|k} + G_k u_k$$

Hiệp phương sai dự đoán:

$$P_{k+1|k} = F_k P_{k|k} F_k^T + Q_k$$

Quá trình điều chỉnh:

Hiệp phương sai độ lệch:

$$S_{k+1} = H_{k+1} P_{k+1|k} H_{k+1}^T + R_{k+1}$$

Độ lợi Kalman (Kalman Gain):

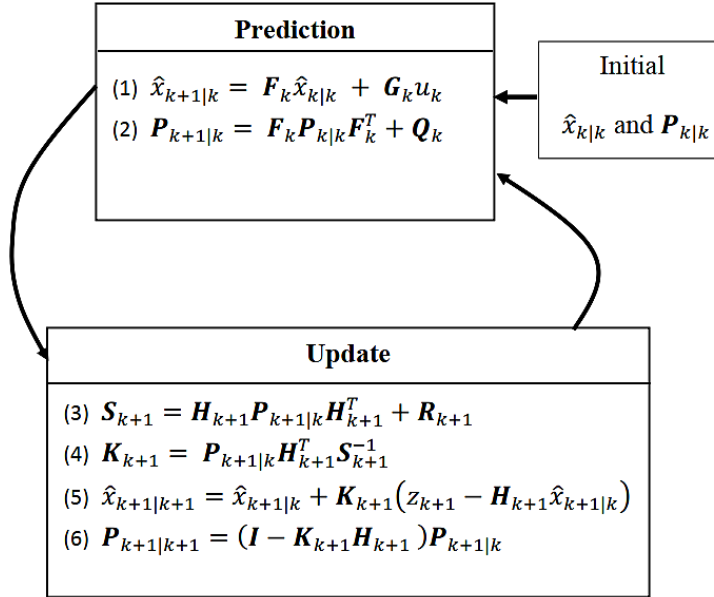
$$K_{k+1} = P_{k+1|k} H_{k+1}^T S_{k+1}^{-1}$$

Trạng thái ước lượng điều chỉnh:

$$\hat{x}_{k+1|k+1} = \hat{x}_{k+1|k} + K_{k+1} (z_{k+1} - H_{k+1} \hat{x}_{k+1|k})$$

Hiệp phương sai ước lượng điều chỉnh:

$$P_{k+1|k+1} = (I - K_{k+1} H_{k+1}) P_{k+1|k}$$

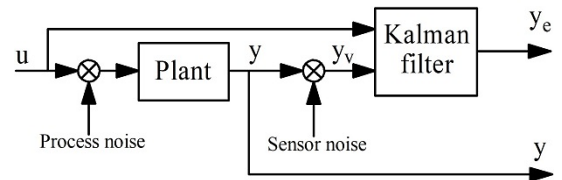


Hình 2. Sơ đồ khối thuật toán Kalman

III. Phương pháp nghiên cứu

Để hiện thực hóa thuật toán, kiến trúc hệ thống được minh họa trên hình 3, trong đó bộ lọc Kalman đóng vai trò như một bộ quan sát trạng thái song song với hệ thống thực. Bằng cách dung hợp tín hiệu điều khiển đầu vào (u) và tín hiệu đo đặc có nhiễu từ cảm biến (y_v), thuật toán sẽ triệt tiêu nhiễu ngẫu nhiên và bù trừ sai số. Qua đó,

hệ thống khôi phục được giá trị góc tấn α trơn nhẵn (y_e) và tín hiệu để đưa vào vòng lặp điều khiển bay.



Hình 3. Sơ đồ cấu trúc ứng dụng bộ lọc Kalman

Để bộ lọc Kalman hoạt động tối ưu, việc xác định ma trận hiệp phương sai nhiễu quá trình (Q) và hiệp phương sai nhiễu đo lường (R) là yếu tố quyết định. Dựa trên thông số thực nghiệm, các ma trận được thiết lập như sau:

Ma trận R (Hiệp phương sai nhiễu đo lường): Phụ thuộc vào chất lượng của cảm biến. Trong điều kiện danh định, phương sai nhiễu đo lường được thiết lập là $R = I$ (Brown & Hwang, 2012).

Ma trận Q (Hiệp phương sai nhiễu quá trình): Phản ánh sự không chắc chắn của mô hình toán học và tác động của môi trường. Mức giá trị này được xác định bước đầu dựa trên việc ước lượng phương sai của các thành phần động lực học chưa được mô hình hóa và phổ năng lượng của nhiễu động dòng khí thường tác động lên UAV cánh bằng cỡ nhỏ trong điều kiện bay thực tế. Dựa trên biên độ ước lượng này, thông qua quá trình tinh chỉnh thực nghiệm, giá trị danh định đem lại đáp ứng tối ưu nhất được lựa chọn là $Q = 2.3$. Nếu chọn Q quá lớn, bộ lọc sẽ tin tưởng vào phép đo có nhiễu; nếu chọn Q quá nhỏ, phản hồi của hệ thống sẽ bị trễ.

Bên cạnh đó, để đánh giá một cách khách quan tính ưu việt của phương pháp đề xuất, nghiên cứu đã thiết lập một Bộ lọc thông thấp (LPF) làm phương pháp đối chứng. LPF là bộ lọc kinh điển được sử dụng rộng rãi trên vi điều khiển nhằm loại bỏ nhiễu cao tần, hoạt động theo phương trình sai phân bậc nhất:

$$y_{LPF}(k) = \beta y_{LPF}(k-1) + (1-\beta)y_v(k)$$

Trong đó, hệ số β được tính toán dựa trên chu kỳ lấy mẫu và tần số cắt (f_c).

Trong nghiên cứu này, LPF được thiết kế với tần số cắt $f_c = 5Hz$. Các chỉ tiêu đánh giá định lượng được sử dụng để so sánh giữa các phương pháp bao gồm:

Sai số bình phương trung bình (RMSE): Đánh giá mức độ phân tán của sai số.

Sai số tuyệt đối trung bình (MAE): Đánh giá độ lệch trung bình thực tế.

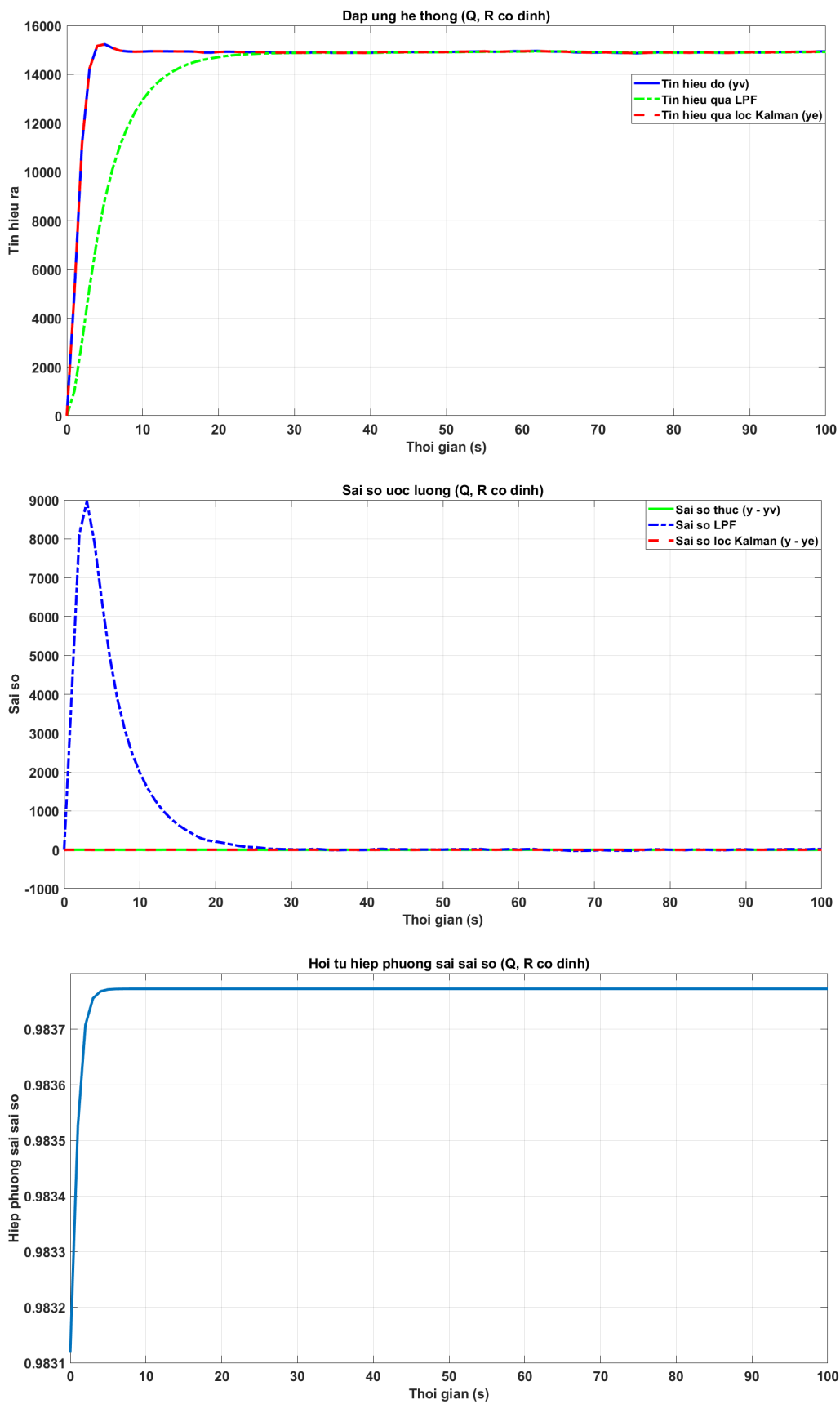
Thời gian hội tụ (s): Thời gian để sai số giảm xuống và duy trì ở vùng ổn định.

IV. Kết quả nghiên cứu và thảo luận

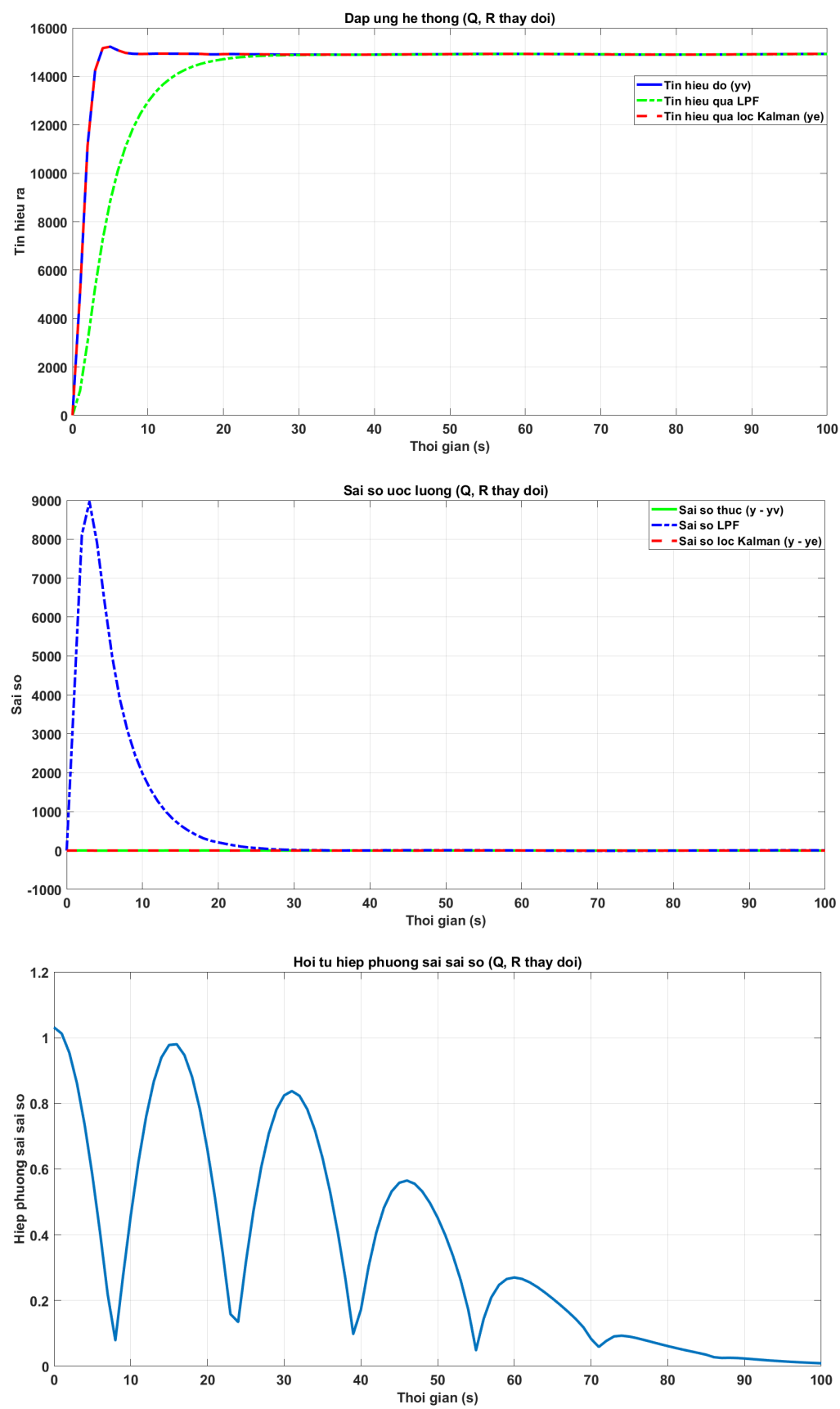
Để kiểm chứng hiệu năng của thuật toán, hệ thống được mô phỏng trên môi trường Matlab/Simulink. Trong cấu hình mô phỏng, thời gian khảo sát là 100s, tín hiệu điều khiển đầu vào có dạng dao động $u(t) = 1000 + \sin(t/7)$. Với mô hình khí động học đã thiết lập, tín hiệu đầu ra của hệ thống sẽ có sự quá độ mạnh và biên độ xác lập đạt mức xấp xỉ 15000. Tín hiệu góc tấn đầu ra được cộng thêm nhiễu trắng Gauss nhằm giả lập sát nhất với tín hiệu cảm biến trong thực tế. Quá trình đánh giá được tiến hành thông qua hai trường hợp:

Trường hợp thứ nhất: Hệ thống được khảo sát dưới tác động của nhiễu có đặc tính thống kê cố định (các tham số được gán hằng số $Q = 2.3$ và $R = I$).

Trường hợp thứ hai: Mô phỏng được thiết lập với mức độ phức tạp cao hơn khi biên độ nhiễu thay đổi liên tục theo thời gian theo các hàm $Q(t) = 2.3$ và $R(t) = \cos(0.2t)$.



Hình 4. Kết quả khảo sát với $Q, R = \text{const}$



Hình 5. Kết quả khảo sát với Q, R thay đổi

Dựa trên dữ liệu mô phỏng từ phần mềm MATLAB, bài báo đã trích xuất và tính toán phương sai sai số nhằm đối chiếu chất lượng tín hiệu góc tấn trước khi lọc, sau khi qua bộ lọc thông thấp (LPF) và sau khi qua bộ lọc Kalman (Do đặc tính ngẫu

nhiên của hàm sinh nhiễu trắng Gauss trong mô phỏng, các giá trị sai số định lượng sẽ có sự dao động nhỏ quanh giá trị trung bình sau mỗi lần chạy mô phỏng. Tuy nhiên, tính ưu việt của thuật toán Kalman luôn được bảo toàn tuyệt đối).

Bảng 1. So sánh các chỉ tiêu định lượng (Trường hợp Q, R cố định)

Phương pháp	Sai số RMSE (độ)	Sai số MAE (độ)	Thời gian bám sát tín hiệu (s)	Trạng thái hiệp phương sai
Tín hiệu đo lường gốc (Có nhiễu)	1.0885	0.8566	0.00	-
Qua bộ lọc thông thấp (LPF)	1813.5763	596.2333	21.00	-
Qua bộ lọc Kalman	1.0915	0.8666	1.00	Hội tụ tĩnh (~1s)

Trường hợp 1: Từ Bảng 1 và Hình 4, ta thấy đặc tính đáp ứng quá độ biên độ lớn (~15000) làm bộc lộ rõ nhược điểm chí mạng của phương pháp lọc LPF truyền thống. Do tính ì cao, LPF bị trễ pha trầm trọng, mất tới 21s mới có thể bám sát quỹ đạo thực. Sự trễ pha khổng lồ này khiến chỉ số RMSE tổng thể của LPF vọt lên mức 1813.57, hoàn toàn không thể sử dụng cho khâu phản hồi thời gian thực của UAV. Ngược lại, thuật toán Kalman bám chặt quỹ đạo lý

tưởng ngay từ giây đầu tiên (thời gian bám sát chỉ 1s). Đồng thời, do đặc tính nhiễu là cố định, ma trận hiệp phương sai của bộ lọc Kalman cũng hội tụ tĩnh cực kỳ nhanh chóng (đạt trạng thái bão hòa chỉ sau 1s (Hình 4). Chỉ số RMSE của Kalman (1.0915) gần như tương đương với biên độ nhiễu của tín hiệu gốc (1.0885), chứng minh rằng Kalman lọc tín hiệu mà không hề gây ra độ trễ pha hay làm méo dạng quỹ đạo trong suốt giai đoạn quá độ.

Bảng 2. So sánh các chỉ tiêu định lượng (Trường hợp Q, R thay đổi)

Phương pháp	Sai số RMSE (độ)	Sai số MAE (độ)	Thời gian bám sát tín hiệu (s)	Trạng thái hiệp phương sai
Tín hiệu đo lường gốc (Có nhiễu)	0.9413	0.7105	0.00	-
Qua bộ lọc thông thấp (LPF)	1813.3616	592.8869	21.00	-
Qua bộ lọc Kalman	0.7749	0.5590	1.00	Biến thiên liên tục (tự thích nghi)

Trường hợp 2: Dữ liệu từ Bảng 2 và Hình 5 khẳng định tính bền vững của bộ lọc Kalman. Trong khi LPF vẫn thất bại do độ trễ pha (RMSE = 1813.36), bộ lọc Kalman đã tích cực triệt tiêu các thành phần nhiễu biến động. Cụ thể, sai số RMSE của Kalman được ép xuống mức 0.7749 (nhỏ hơn rõ rệt so với mức 0.9413 của tín hiệu nhiễu gốc).

Mặc dù nhiễu thay đổi liên tục, bộ lọc Kalman không hề bị trễ mà vẫn lập tức bám sát quỹ đạo thực chỉ sau 1s (tương đương trường hợp 1). Khác biệt duy nhất nằm ở việc ma trận hiệp phương sai sai số (Hình 5) bắt buộc không được phép hội tụ tĩnh. Tham số này biến thiên liên tục, dao động nhấp nhô trong suốt toàn bộ thời gian 100s của chu kỳ mô phỏng. Đây không phải là sự chậm trễ, mà chính

là minh chứng toán học rõ ràng nhất cho cơ chế tự thích nghi của thuật toán: Bộ lọc liên tục đánh giá lại độ tin cậy của cảm biến để điều chỉnh ma trận độ lợi ngay trong thời gian chạy.

V. Kết luận và kiến nghị

Bài báo đã trình bày thành công việc xây dựng và ứng dụng bộ lọc Kalman nhằm nâng cao chất lượng tín hiệu cho kênh góc tấn của UAV cánh bằng. Thông qua việc mô hình hóa toán học đối tượng và mô phỏng số học 2 trường hợp, nghiên cứu đã chứng minh bằng các chỉ tiêu định lượng sự ưu việt của bộ lọc Kalman so với phương pháp lọc thông thường.

Cụ thể, đối với hệ thống có đáp ứng biên độ lớn, bộ lọc Kalman đã khắc phục triệt để hiện tượng trễ pha lên tới 21 giây của bộ lọc thông thấp (LPF), triệt tiêu đỉnh sai số quá độ, giữ cho sai số RMSE ở mức thấp (~ 1.09) ngay từ lúc khởi động. Trong điều kiện môi trường nhiễu biến động, bộ lọc Kalman có khả năng tự thích nghi liên tục, hạ thấp sai số RMSE xuống chỉ còn ~ 0.77 so với mức 0.94 của tín hiệu gốc. Những kết quả đạt được khẳng định tính khả thi của việc nhúng thuật toán Kalman vào vi điều khiển của UAV để giải quyết mâu thuẫn giữa việc lọc sạch nhiễu và việc tránh trễ pha tín hiệu.

Tuy nhiên, nghiên cứu hiện tại mới dừng ở mức áp dụng bộ lọc Kalman tuyến tính trong chế độ bay bằng tĩnh. Trong các nghiên cứu tiếp theo, nhóm tác giả kiến nghị mở rộng việc nghiên cứu áp dụng các bộ lọc phi tuyến như Extended Kalman

Filter (EKF) hoặc Unscented Kalman Filter (UKF) nhằm ước lượng trạng thái trong các chế độ bay phức tạp, cơ động cao, góc tấn lớn nơi mô hình tuyến tính hóa không còn chính xác.

Tài liệu tham khảo

- Benzin, A., Galasso, S., & Reiß, M. (2004). Real-time Kalman filter for image tracking. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 26(5), 650-656.
- Brown, R. G., & Hwang, P. Y. C. (2012). *Introduction to random signals and applied Kalman filtering with MATLAB exercises and solutions* (4th ed.). John Wiley & Sons.
- Friedland, B. (1969). Treatment of bias in recursive filtering. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 14(4), 359-367.
- Kalman, R. E. (1960). A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of Basic Engineering*, 82(1), 35-45.
- Kalman, R. E., & Bucy, R. S. (1961). New results in linear filtering and prediction theory. *Journal of Basic Engineering*, 83(1), 95-108.
- Maybeck, P. S. (1974). *Kalman filtering: A unified approach to estimation and control*. Prentice Hall.
- Nguyễn Đức Cường (2002). *Mô hình hóa và mô phỏng chuyển động của khí cụ bay tự động*. Hà Nội, Việt Nam: Nhà xuất bản Quân đội nhân dân.
- Sharma, S. K., Das, B. K., & Devarajan, M. L. (2019). *Kalman filtering with applications in robotics*. CRC Press.
- Wang, D., Li, S., & Liu, H. (2016). Kalman filter based sensor fusion for autonomous vehicle navigation. *Sensors*, 16(10), 1630.

APPLICATION OF KALMAN FILTERING FOR SIGNAL QUALITY ENHANCEMENT IN THE ANGLE-OF-ATTACK CHANNEL OF AN UNMANNED AERIAL VEHICLE

Nguyen Thanh Lam¹

Abstract: *This paper presents the application of the Kalman filter to improve the signal quality of the angle-of-attack (AoA) channel of an unmanned aerial vehicle (UAV). The AoA channel provides critical information to the flight control system; however, sensor signals are frequently corrupted by various sources of noise. The Kalman filter is employed to estimate the true AoA from noisy measurements. This study focuses on small fixed-wing UAVs during cruise flight, where aerodynamic signals require low latency and high accuracy. The paper describes the system model, the selection of noise covariance matrices (Q , R), and the filter design, and evaluates the filter's performance using quantitative metrics (RMSE, MAE). Simulation results demonstrate that, compared to a conventional Low-Pass Filter (LPF), the Kalman filter significantly improves the accuracy of the AoA signal relative to the raw measurements. Consequently, this enhancement contributes to improved overall operational performance and safety of the UAV.*

Keywords: *Angle of Attack (AoA), Kalman filter, sensor noise filtering, state estimation, Unmanned Aerial Vehicle (UAV)*

¹ Air Force Officer's College, Khanh Hoa, Vietnam