

HỌC VIỆN CÔNG NGHỆ BƯU CHÍNH VIỄN THÔNG



Đinh Duy Mạnh

**NGHIÊN CỨU ỨNG DỤNG THUẬT TOÁN TƯƠNG QUAN
JPDA VÀ LỌC PHẦN TỬ TRONG BÀI TOÁN THEO DÕI
ĐA MỤC TIÊU RA ĐA**

Chuyên ngành: Kỹ thuật điện tử

Mã số: 8.52.02.03

TÓM TẮT ĐỀ ÁN TỐT NGHIỆP THẠC SĨ KỸ THUẬT

HÀ NỘI - 2025

Đề án tốt nghiệp được hoàn thành tại:

HỌC VIỆN CÔNG NGHỆ BƯU CHÍNH VIỄN THÔNG

Người hướng dẫn khoa học: TS. Trần Thị Thục Linh

Phản biện 1: PGS.TS. Bạch Nhật Hồng

Phản biện 2: TS. Phạm Duy Phong

Đề án tốt nghiệp sẽ được bảo vệ trước Hội đồng chấm đề án tốt nghiệp thạc sĩ tại
Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông
Vào lúc: 10 giờ 15 phút ngày 19 tháng 7 năm 2025

Có thể tìm hiểu đề án tốt nghiệp tại:

- Thư viện của Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông.

MỞ ĐẦU

Hệ thống bám quỹ đạo đã được nghiên cứu và phát triển từ lâu trên thế giới, không chỉ phục vụ mục đích quân sự mà còn được ứng dụng rộng rãi trong lĩnh vực dân sự. Các ứng dụng tiêu biểu bao gồm giám sát chuyển động người qua camera, điều khiển robot, định vị phương tiện tự hành và theo dõi đối tượng trong không gian ba chiều. Tại Việt Nam, nghiên cứu về hệ thống bám quỹ đạo vẫn còn khá hạn chế, chủ yếu tập trung vào các bài toán bám đơn mục tiêu, chẳng hạn như theo dõi vật thể thông qua camera. Trong trường hợp này, chỉ cần một thuật toán lọc là đủ để xử lý dữ liệu và dự đoán quỹ đạo.

Tuy nhiên, đối với các hệ thống bám đa mục tiêu, việc chỉ sử dụng thuật toán lọc là chưa đủ. Bài toán trở nên phức tạp hơn do sự xuất hiện của nhiều mục tiêu di chuyển đồng thời, có thể giao cắt hoặc che khuất lẫn nhau. Để giải quyết vấn đề này, cần kết hợp giữa thuật toán lọc và thuật toán tương quan nhằm xác định chính xác quỹ đạo của từng đối tượng, tránh nhầm lẫn trong quá trình theo dõi. Mục tiêu của đề án là đi sâu tìm hiểu thuật toán lọc và thuật toán tương quan, đánh giá ưu nhược điểm của từng thuật toán và thực nghiệm xây dựng một thuật toán lọc phần tử (Particle), kết hợp với thuật toán tương quan JPDA trong bài toán theo dõi đa mục tiêu Ra đa. Do đó em chọn đề án “Nghiên cứu ứng dụng thuật toán tương quan JPDA và lọc phần tử trong bài toán theo dõi đa mục tiêu Ra đa”.

Đề án tập trung nghiên cứu, so sánh các thuật toán tương quan JPDA (Joint Probabilistic Data Association), GNN (Global Nearest Neighbor), so sánh các bộ lọc phi tuyến như bộ lọc Kalman mở rộng (EKF), bộ lọc phi tuyến UKF và bộ lọc phần tử (Particle Filter). Ứng dụng thuật toán tương quan JPDA và lọc phần tử trong bài toán theo dõi đa mục tiêu Ra đa.

Em xin chân thành cảm ơn cô TS Trần Thị Thục Linh, Khoa Kỹ thuật Điện tử 1, Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông đã tận tình hướng dẫn giúp em hoàn thành đề án này.

Chương 1: CƠ SỞ LÝ LUẬN

1.1 Tổng quan hệ thống ra đa

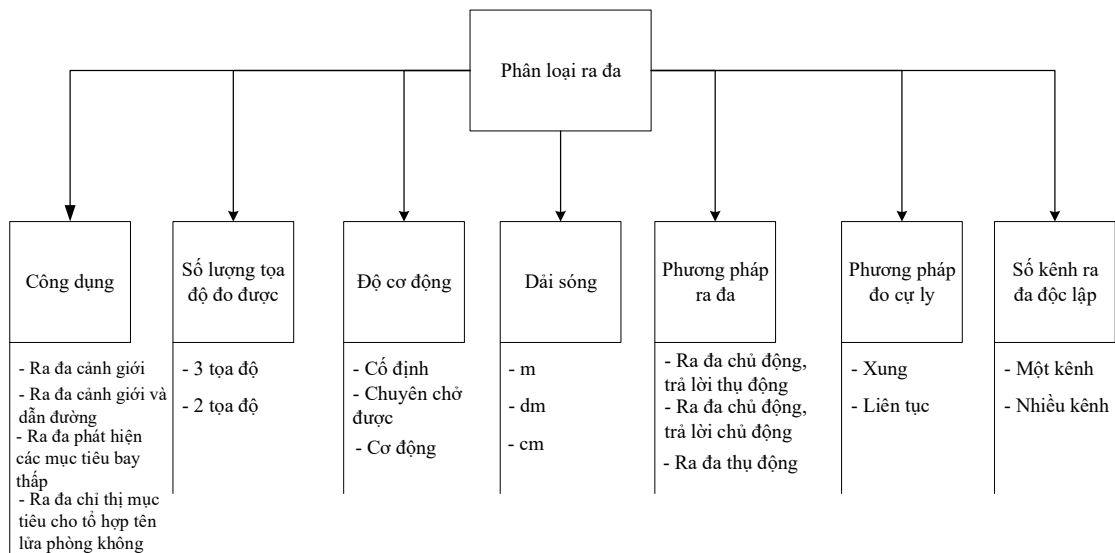
1.1.1. Lịch sử hình thành

Ra đa là hệ thống dò tìm và định vị bằng sóng vô tuyến, với tên gọi bắt nguồn từ cụm tiếng Anh Radio Detection and Ranging. Thuật ngữ này được Hải quân Mỹ chính thức sử dụng trong Chiến tranh Thế giới thứ hai và ngày nay đã trở nên phổ biến trên toàn cầu.

Năm 1937, nhà khoa học Robert Watson-Watt đã chế tạo thành công hệ thống ra đa có khả năng phát hiện máy bay ném bom từ khoảng cách hơn 150 km, đánh dấu bước ngoặt trong lịch sử phát triển ra đa hiện đại. Ông được công nhận là cha đẻ của hệ thống ra đa hoàn chỉnh.

Ngày nay, ra đa không chỉ ứng dụng trong quân sự mà còn được sử dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực dân sự như hàng không (kiểm soát không lưu), giao thông (giám sát tốc độ), khí tượng (dự báo thời tiết) và địa chất (khảo sát địa hình).

1.1.2. Phân loại Ra đa

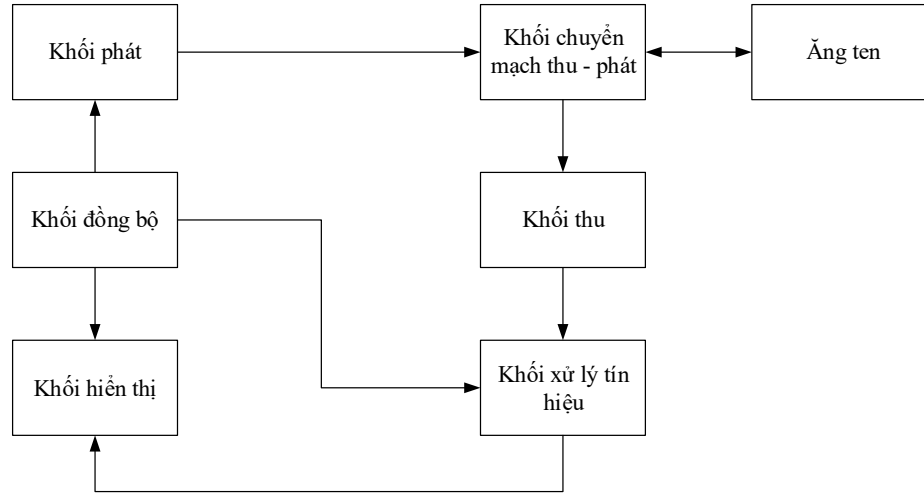


Hình 1: Phân loại các ra đa

Hình 1 là sơ đồ phân loại ra đa, bao gồm phân loại theo công dụng, phân loại theo số lượng tọa độ đo được, phân loại theo độ cơ động, phân loại theo dài sóng, phân loại theo phương pháp ra đa, phân loại theo phương pháp đo cự ly, phân loại

theo số kênh ra đa độc lập.

1.1.3. Sơ đồ chức năng đài ra đa đơn giản



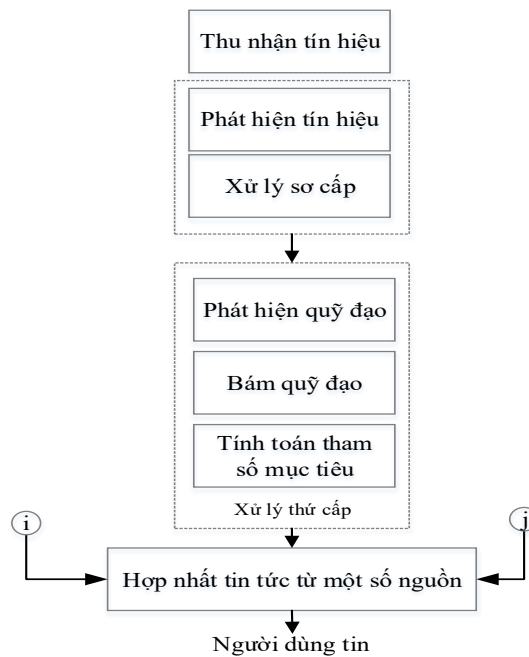
Hình 2: Sơ đồ chức năng đài ra đa đơn giản

Hình 2 mô tả sơ đồ chức năng đài ra đa đơn giản. Thành phần đài ra đa bao gồm:

- Hệ thống Ăng ten: Để bức xạ định hướng tín hiệu phát và thu tín hiệu phản xạ.
- Khối phát: Tạo tín hiệu có cấu trúc và khuếch đại tín hiệu.
- Khối đồng bộ: Đảm bảo hoạt động đồng bộ tuyến thu và tuyến phát.
- Khối chuyển mạch anten: Chuyển đổi giữa chế độ thu/phát, bảo vệ khối thu khỏi công suất cao.
- Khối thu: Khuếch đại chất lượng phát hiện mục tiêu khi có tác động của các loại nhiễu khác nhau, bao gồm: khuếch đại, lọc phối hợp, tích lũy tín hiệu, chống nhiễu tiêu cực, chống nhiễu tích cực.
- Khối xử lý tín hiệu: Tách mục tiêu trên nền nhiễu, tính toán cự ly.
- Khối hiển thị: Hiển thị thông tin về mục tiêu như cự ly, phương vị, vận tốc, hướng chuyển động.

1.2 Các thành phần của hệ thống bám quỹ đạo đa mục tiêu trong Ra đa

Hình 3 mô tả quá trình xử lý thông tin ra đa bao gồm từ việc thu nhận tín hiệu phản xạ từ mục tiêu, phát hiện tín hiệu mục tiêu trên nền nhiễu, xác định tham số mục tiêu như tọa độ (cự ly, phương vị), vận tốc mục tiêu, phát hiện quỹ đạo, bám sát quỹ đạo.



Hình 3: Quá trình xử lý thông tin ra đa

1.2.1. Xử lý sơ cấp thông tin ra đa

- Thu nhận tín hiệu: Ra đa phát sóng điện từ và thu nhận tín hiệu phản xạ từ mục tiêu. Thực hiện khuếch đại tín hiệu và lọc tần số không mong muốn.

- Phát hiện tín hiệu: Chuyển tín hiệu tương tự sang tín hiệu số (ADC), sử dụng các bộ lọc để tăng tỉ lệ tín hiệu trên nhiễu SNR (Signal Noise Ratio) và CFAR (Constant False Alarm Rate) tự động điều chỉnh ngưỡng phát hiện để giảm báo động giả.

- Xử lý sơ cấp: Xác định tham số mục tiêu như tọa độ (cự ly, phương vị), vận tốc mục tiêu.

1.2.2. Xử lý thứ cấp thông tin ra đa

Phát hiện quỹ đạo: Bao gồm 04 nhiệm vụ chính: định cửa điểm dấu, ước lượng giá trị ban đầu tham số quỹ đạo, ngoại suy tọa độ và kiểm tra tiêu chuẩn phát hiện.

- Định cửa điểm dấu: Xác định một vùng không gian xung quanh vị trí dự đoán của mục tiêu, làm giảm không gian tính toán và loại bỏ nhiễu. Các dạng cửa sổ thường được sử dụng cửa sổ hình chữ nhật và cửa sổ elip.

- Ước lượng giá trị ban đầu tham số quỹ đạo: Sử dụng các điểm dấu thu được trong N chu kỳ (có thể 2 chu kỳ) quan sát để ước lượng vị trí, vận tốc, gia tốc ban đầu của mục tiêu.

- Ngoại suy tọa độ: Dự đoán vị trí mục tiêu ở chu kỳ tiếp theo dựa trên mô hình động học (ví dụ: chuyển động đều, có gia tốc).

- Kiểm tra tiêu chuẩn phát hiện: Sử dụng tiêu chuẩn M/N . Trong đó: N là số chu kỳ quan sát, M là số điểm dấu có liên hệ với nhau (ví dụ: tiêu chuẩn 3/5).

Bám quỹ đạo: là quá trình thực hiện ghép điểm dấu mới nhận được với một trong những quỹ đạo. Quá trình thực hiện bao gồm: ước lượng tham số mục tiêu, ngoại suy tọa độ cho chu kỳ quan sát tiếp theo, định cửa sóng, lựa chọn điểm dấu trong cửa sóng.

Kết luận chương 1:

Chương 1 đã trình bày tổng quan về hệ thống ra đa bao gồm: lịch sử hình thành và phát triển của hệ thống ra đa, phân loại ra đa, sơ đồ chức năng và công dụng từng thành phần của đài ra đa đơn giản. Ngoài ra, chương 1 cũng đã trình bày các thành phần của hệ thống bám quỹ đạo đa mục tiêu trong ra đa bao gồm xử lý sơ cấp thông tin ra đa và xử lý thứ cấp thông tin ra đa, đặc biệt xử lý thứ cấp thông tin ra đa bao gồm hai nhiệm vụ chính: phát hiện quỹ đạo và bám quỹ đạo.

Chương 2: TỔNG QUAN VỀ CÁC BỘ LỌC PHI TUYẾN VÀ THUẬT TOÁN TƯƠNG QUAN

2.1 Bộ lọc phi tuyến

2.1.1. Bộ lọc Kalman mở rộng (EKF)

Bộ lọc Kalman mở rộng (Extended Kalman Filter - EKF) ước lượng trạng thái của hệ thống phi tuyến bằng cách tuyến tính hóa mô hình động học và mô hình quan sát thông qua khai triển Taylor bậc nhất.

-. Các giai đoạn của bộ lọc EKF cụ thể như sau:

➤ Giai đoạn dự đoán:

Dự đoán trạng thái:

Sử dụng hàm chuyển trạng thái phi tuyến $f(\hat{x}_{k-1|k-1}, u_{k-1})$.

$$\hat{x}_{k|k-1} = f(\hat{x}_{k-1|k-1}, u_{k-1}) \quad (2.1)$$

Trong đó:

$\hat{x}_{k|k-1}$: Ước lượng trạng thái dự đoán tại thời điểm k .

$\hat{x}_{k-1|k-1}$: Ước lượng trạng thái đã được cập nhật tại thời điểm $k-1$.

u_k : vector điều khiển (nếu có).

Tuyến tính hóa bằng ma trận Jacobian:

Tính ma trận Jacobian F_k của hàm f tại điểm $\hat{x}_{k-1|k-1}$:

$$F_k = \frac{\partial f}{\partial x} \Big|_{\hat{x}_{k-1|k-1}} \quad (2.2)$$

Dự đoán hiệp phương sai:

$$P_{k|k-1} = F_k P_{k-1|k-1} F_k^T + Q_k \quad (2.3)$$

Trong đó:

$P_{k|k-1}$: Hiệp phương sai dự đoán tại thời điểm k .

Q_k : Ma trận hiệp phương sai nhiễu quá trình (process noise).

➤ Giai đoạn cập nhật: Sau khi có dữ liệu đo lường mới, EKF tiến hành hiệu chỉnh ước lượng trạng thái bằng cách kết hợp thông tin từ cả mô hình động học và giá trị đo nhận được.

Dự đoán đo lường:

Sử dụng hàm đo lường phi tuyến $h(\hat{x}_{k|k-1})$.

$$\hat{z}_k = h(\hat{x}_{k|k-1}) \quad (2.4)$$

Trong đó $\hat{z}_k$: Giá trị đo lường dự đoán.

Tuyến tính hóa bằng ma trận Jacobian:

Tính ma trận Jacobian H_k của hàm h tại điểm $\hat{x}_{k|k-1}$:

$$H_k = \frac{\partial h}{\partial x} \Big|_{\hat{x}_{k|k-1}} \quad (2.5)$$

Tính độ lệch và hiệp phương sai của độ lệch:

Độ lệch giữa đo lường z_k và dự đoán $\hat{z}_k$

$$y_k = z_k - \hat{z}_k \quad (2.6)$$

Hiệp phương sai của độ lệch:

$$S_k = (H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k) \quad (2.7)$$

R_k : Ma trận hiệp phương sai nhiễu đo lường.

Tính độ lợi Kalman (Kalman Gain):

$$K_k = P_{k|k-1} H_k^T S_k^{-1} \quad (2.8)$$

Cập nhật trạng thái và hiệp phương sai:

$$\text{Cập nhật trạng thái: } \hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k y_k \quad (2.9)$$

$$\text{Cập nhật hiệp phương sai: } P_{k|k} = (I - K_k H_k) P_{k|k-1} \quad (2.10)$$

- Ưu điểm và nhược điểm của bộ lọc EKF:

➤ **Ưu điểm:**

- Xử lý được hệ thống phi tuyến thông qua việc tuyến tính hóa.
- Kế thừa từ bộ lọc Kalman bằng cách thêm tính toán Jacobian.

➤ **Nhược điểm:**

- Nếu hệ thống phi tuyến mạnh, việc xấp xỉ bằng Jacobian bậc nhất có thể gây sai số lớn, dẫn đến ước lượng kém chính xác.
 - Với các hệ thống phức tạp, việc tính Jacobian tốn nhiều chi phí tính toán.
 - Nhạy cảm với sai số mô hình và nhiễu đo.
 - EKF chỉ chính xác khi hệ thống gần tuyến tính quanh điểm ước lượng.
- Nếu phi tuyến mạnh, có thể dùng bộ lọc UKF (Unscented Kalman Filter) thay thế.

2.1.2. Bộ lọc UKF

Bộ lọc UKF là bộ lọc được phát triển để khắc phục những hạn chế của bộ lọc Kalman và bộ lọc Kalman mở rộng (EKF) trong các hệ thống phi tuyến. Thay vì tuyến tính hóa mô hình như EKF, UKF sử dụng phép biến đổi Unscented (UT) để xấp xỉ phân bố xác suất của các biến ngẫu nhiên, từ đó cải thiện độ chính xác và tính ổn định của bộ lọc.

- Các giai đoạn của thuật toán UKF như sau: Với trạng thái khởi đầu: $\hat{x}_0$ và hiệp phương sai ban đầu: P_0 .

➤ **Giai đoạn dự đoán:**

- Chọn điểm sigma:

$$\chi_{k-1} = [\hat{x}_{k-1}, \hat{x}_{k-1} \pm \sqrt{(n + \lambda)P_{k-1}}] \quad (2.11)$$

- Lan truyền qua mô hình động học:

$$\chi_k^* = f(\chi_{k-1}, u_k) \quad (2.12)$$

u_k : là vector điều khiển tại thời điểm k .

- Tính trạng thái dự đoán:

$$\hat{x}_k^- = \sum W_i \chi_k^* \quad (2.13)$$

- Tính hiệp phương sai dự đoán:

$$P_k^- = \sum W_i (\chi_k^* - \hat{x}_k^-)(\chi_k^* - \hat{x}_k^-)^T + Q_k \quad (2.14)$$

Q_k : Hiệp phương sai nhiễu quá trình.

➤ *Giai đoạn cập nhật:*

- Lan truyền sigma điểm qua mô hình đo lường:

$$Y_k = h(\chi_k^*) \quad (2.15)$$

- Dự đoán đo lường:

$$\hat{y}_k^- = \sum W_i Y_k \quad (2.16)$$

- Tính hiệp phương sai chéo:

$$P_{xy} = \sum W_i (\chi_k^* - \hat{x}_k^-)(Y_k - \hat{y}_k^-)^T \quad (2.17)$$

- Tính hiệp phương sai đo lường:

$$P_{yy} = \sum W_i (Y_k - \hat{y}_k^-)(Y_k - \hat{y}_k^-)^T + R_k \quad (2.18)$$

R_k : Hiệp phương sai nhiễu đo lường.

- Độ lợi Kalman (Kalman Gain):

$$K_k = P_{xy} P_{yy}^{-1} \quad (2.19)$$

- Cập nhật trạng thái và hiệp phương sai:

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - \hat{y}_k^-) \quad (2.20)$$

$$P_k = P_k^- - K_k P_{yy} K_k^T \quad (2.21)$$

z_k : Giá trị đo thực tế tại thời điểm k .

- Ưu điểm và nhược điểm của bộ lọc UKF:

➤ **Ưu điểm:**

- Không cần tính Jacobian nên tránh sai số do tuyến tính hóa.
- Chính xác hơn với hệ phi tuyến mạnh

➤ **Nhược điểm:**

- Tính toán phức tạp hơn EKF do số lượng điểm sigma tăng theo chiều trạng thái $(2n+1)$.
- Nếu hệ thống có tính phi tuyến rất phức tạp (ví dụ: chuyển động hỗn loạn). Khi đó phải dùng đến bộ lọc phân tử (Particle Filter) để xử lý.

2.1.3. Bộ lọc phân tử (Particle Filter)

Bộ lọc phân tử là một phương pháp lọc tổng quát, áp dụng hiệu quả cho các hệ thống phi tuyến và nhiễu không tuân theo phân phối Gaussian.

Thuật toán lấy mẫu quan trọng tuần tự (SIS):

Thuật toán lấy mẫu quan trọng tuần tự là một phương pháp Monte Carlo. Ý tưởng chính của thuật toán là biểu diễn hàm mật độ hậu nghiệm bằng một tập các mẫu ngẫu nhiên kết hợp với trọng số để tính toán ước lượng dựa trên các mẫu và trọng số này. Khi số lượng mẫu đủ lớn nó sẽ biểu diễn gần đúng hàm mật độ xác suất hậu nghiệm.

Hàm mật độ hậu nghiệm tại k có thể được xấp xỉ là:

$$p(x_{0:k} | z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^{N_s} w_k^i \delta(x_{0:k} - x_{0:k}^i) \quad (2.22)$$

Trọng số w^i xấp xỉ như sau:

$$w^i \propto w_{k-1}^i \frac{p(z_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k)} \quad (2.23)$$

Trong đó:

w_{k-1}^i : trọng số tại thời điểm $k-1$.

$p(z_k | x_k^i)$: hàm quan sát.

$p(x_k^i | x_{k-1}^i)$: hàm chuyển trạng thái.

$q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k)$: hàm mật độ quan trọng dùng để sinh mẫu tại thời điểm k

Vấn đề suy thoái trọng số:

Một vấn đề phổ biến trong bộ lọc phần tử là hiện tượng suy thoái trọng số, sau một vài vòng lặp, hầu hết các hạt có trọng số rất nhỏ, chỉ một số ít có trọng số đáng kể, dẫn đến hiện tượng suy thoái.

Một chỉ số quan trọng để đánh giá mức độ suy thoái là kích thước mẫu hiệu quả N_{eff} , có thể ước lượng $\hat{N}_{eff}$ của N_{eff} như sau:

$$\hat{N}_{eff} = \frac{1}{\sum_i (w_i^k)^2} \quad (2.24)$$

Phương pháp giảm thiểu suy thoái: Vấn đề suy thoái là một hệ quả không mong muốn trong bộ lọc phần tử. Sử dụng hai phương pháp để giảm thiểu suy thoái: lựa chọn đúng hàm mật độ quan trọng và lấy mẫu lại.

➤ Lựa chọn đúng hàm mật độ quan trọng

Hàm mật độ quan trọng tối ưu:

$$q(x_k | x_{k-1}^i, z_k)_{opt} = p(x_k | x_{k-1}^i, z_k) = \frac{p(z_k | x_k | x_{k-1}^i) p(x_k | x_{k-1}^i)}{p(z_k | x_{k-1}^i)} \quad (2.25)$$

Trọng số của các hạt được xấp xỉ như sau:

$$w^i \propto w_{k-1}^i p(z_k | x_k^i) = w_{k-1}^i \int p(z_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i) dx_k^i \quad (2.26)$$

Tuy nhiên, hàm mật độ quan trọng tối ưu có hai nhược điểm đáng kể:

- Yêu cầu khả năng lấy mẫu từ $p(x_k | x_{k-1}^i, z_k)$.
- Cần tính toán tích phân trên toàn không gian trạng thái mới.

Trong trường hợp tổng quát, cả hai yêu cầu trên đều khó có thể thực hiện được. Tuy nhiên, tồn tại một số trường hợp cụ thể trong đó hàm mật độ quan trọng tối ưu có thể được áp dụng:

- Trạng thái x_k là một phần tử của một tập hợp hữu hạn. Khi đó, (2.26) trở thành tổng hữu hạn, việc lấy mẫu từ $p(x_k | x_{k-1}^i, z_k)$ là khả thi.

▪ Phân phối hậu nghiệm là Gaussian: Điều này xảy ra khi động học của hệ thống là phi tuyến nhưng mô hình đo lường là tuyến tính.

Từ đó, ta có thể biểu diễn phân phối hậu nghiệm của x_k như sau:

$$p(x_k | x_{k-1}, z_k) = N(x_k; m_k, \Sigma_k) \quad (2.27)$$

Trong đó:

$$\Sigma_k^{-1} = Q_{k-1}^{-1} + H_k^T R_k^{-1} H_k \quad (2.28)$$

$$m_k = \Sigma_k (Q_{k-1}^{-1} f_k(x_{k-1}) + H_k^T R_k^{-1} z_k) \quad (2.29)$$

Và

$$p(z_k | x_{k-1}) = N(z_k; H_k f_k(x_{k-1}), Q_{k-1} + H_k R_k H_k^T) \quad (2.30)$$

Vì thế, việc lựa chọn hàm mật độ quan trọng là phân phối tiên nghiệm thường được sử dụng phổ biến vì trực quan và dễ triển khai:

$$q(x_k | x_{k-1}^i, z_k) = p(x_k | x_{k-1}^i) \quad (2.31)$$

Thay thế (2.23), ta được:

$$w_k^i \propto w_{k-1}^i p(z_k | x_k^i) \quad (2.32)$$

➤ Lấy mẫu lại

Thực hiện tái lấy mẫu mỗi khi phát hiện suy thoái đáng kể, tức là khi N_{eff} giảm xuống dưới một ngưỡng N_T .

Các phương pháp lấy mẫu lại:

Tái lấy mẫu hệ thống: Đơn giản, dễ cài đặt, phù hợp cho hệ thống thời gian thực.

Tái lấy mẫu phân tầng và tái lấy mẫu dư: hiệu quả trong việc giảm phương sai.

Hạn chế của quá trình tái lấy mẫu: Hạn chế khả năng xử lý song song và nghèo hóa mẫu.

Thuật toán bộ lọc phân tử cơ bản: Với điều kiện hàm mật độ quan trọng $q(\cdot)$ được chọn là phân phối tiên nghiệm $q(\cdot) = p(x_k | x_{k-1}^i)$

- Khởi tạo N_s các hạt $[\{x_k^i, w_k^i\}_{i=1}^{N_s}]$

- FOR $i = 1 : N_s$

Tạo x_k^i từ phân phối tiên nghiệm $p(x_k | x_{k-1}, z_k) = N(x_k; m_k, \Sigma_k)$

$$x_k^i \sim p(x_k | x_{k-1}^i), i = 1, \dots, N_s \quad (2.33)$$

Tính trọng số w_k^i khi nhận được giá trị đo lường z_k .

$$w_k^i = w_{k-1}^i p(z_k | x_k^i) \quad (2.34)$$

- END FOR

- Tính tổng các trọng số $t = SUM[\{w_k^i\}_{i=1}^{N_s}]$ (2.35)

- FOR $i = 1 : N_s$

Chuẩn hóa trọng số $w_k^i = t^{-1} w_k^i, i = 1, \dots, N_s$ (2.36)

- END FOR

- Đánh giá mức độ suy giảm trọng số $\hat{N}_{eff}$.

$$\hat{N}_{eff} = \frac{1}{\sum_i^{N_s} (w_i^k)^2} \quad (2.37)$$

- IF $\hat{N}_{eff} < N_T$

Thực hiện lấy mẫu lại: $[\{x_k^i, w_k^i, -\}_{i=1}^{N_s}] = RESAMPLE[\{x_k^i, w_k^i\}_{i=1}^{N_s}]$

- END IF

- Trạng thái ước lượng $x_k = \sum_{i=1}^{N_s} w_k^i x_k^i$ (2.38)

Thuật toán lấy mẫu lại hệ thống:

- Khởi tạo CDF: $c_1 = 0$

- FOR $i = 2 : N_s$

$$\text{Xây dựng CDF } c_i = c_{i-1} + w_i^k \quad (2.39)$$

- END FOR

- Tạo $u_1 \sim U[0, N_s^{-1}]$ và bắt đầu $i = 1$

- FOR $j = 1 : N_s$

$$u_j = u_1 + N_s^{-1}(j-1) \quad (2.40)$$

○ WHILE $u_j > c_i$

$$i = i + 1 \quad (2.41)$$

○ END WHILE

$$\text{gán } x_k^{j*} = x_k^i \quad (2.42)$$

$$\text{gán } w_k^j = N_s^{-1}; i^j = i \quad (2.43)$$

▪ END FOR

- Ưu điểm và nhược điểm của bộ lọc phần tử:

➤ **Ưu điểm:**

▪ Hiệu quả với các hệ thống có mô hình động học hoặc quan sát phi tuyến không yêu cầu giả định phân phối Gauss.

▪ Kết quả chính xác khi số hạt đủ lớn.

➤ **Nhược điểm:**

▪ Yêu cầu tính toán lớn khi số hạt tăng lên.

▪ Cần lấy mẫu lại dẫn đến mất tính đa dạng trong quỹ đạo.

2.2 Thuật toán tương quan

2.2.1. Thuật toán tương quan GNN

Thuật toán GNN (Global Nearest Neighbor) là phương pháp để giải quyết bài toán tương quan dữ liệu trong theo dõi đa mục tiêu. Ý tưởng chính là gán các đo lường với các quỹ đạo sao cho tổng chi phí gán là nhỏ nhất.

Giả sử, tại thời điểm k có n quỹ đạo với trạng thái dự đoán $\hat{x}_i(k), i = 1, \dots, n$ (sử dụng trạng thái của bộ lọc) và có m điểm đo lường $z_j(k), j = 1, \dots, m$. Khoảng cách thống kê Mahalanobis giữa điểm đo và quỹ đạo được xác định như sau:

$$c_{ij} = d_{ij}^2 = (z_k^j - \hat{x}_k^i)^T S^{-1} (z_k^j - \hat{x}_k^i) \leq G \quad (2.44)$$

Ngưỡng G : là giá trị hằng số được lấy theo bảng phân phối xác suất Chi-Square (χ^2) có bậc theo số chiều của vector đo lường.

Sử dụng phương pháp Hungaria, để tìm phép gán tối ưu sao cho chi phí gán là nhỏ nhất.

$$\min \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n c_{ij} a_{ij} \text{ thỏa mãn } \begin{cases} \sum_j a_{ij} \leq 1 & i = 1, \dots, n \\ \sum_i a_{ij} \leq 1 & j = 1, \dots, m \end{cases} \quad (2.45)$$

$a_{ij} = 1$ nếu điểm đo lường j được gán với quỹ đạo i , và $a_{ij} = 0$ nếu điểm đo lường j không được gán với quỹ đạo i .

Ưu điểm và nhược điểm của thuật toán tương quan GNN:

➤ **Ưu điểm:**

- Thời gian thực hiện nhanh.
- Độ chính xác cao trong môi trường ít nhiễu.

➤ **Nhược điểm:**

- Dễ bị sai lệch trong môi trường có nhiễu nhiều.
- Không xét đến nhiễu giả thuyết.

2.2.2. Thuật toán tương quan JPDA

Thuật toán Joint Probabilistic Data Association (JPDA) được phát triển nhằm giải quyết bài toán liên kết các đo lường với nhiều mục tiêu trong môi trường có nhiễu. JPDA hoạt động dựa trên nguyên lý xác suất, phù hợp khi hiện tượng giao thoa giữa các mục tiêu thường xuyên xảy ra.

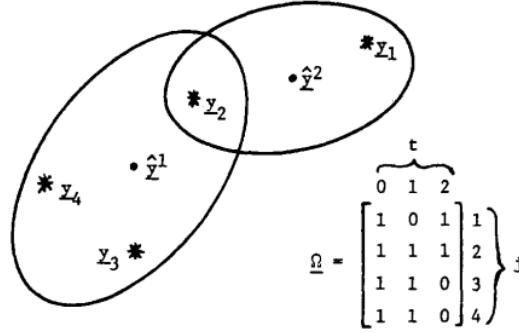
Đầu vào:

- Tập hợp gồm m phép đo $Z(k) = \{y_j\}_{j=1}^m$.
- Tập hợp T mục tiêu $t = 1, \dots, T$.

Ma trận kiểm định:

$$\underline{\Omega} = [w_{jt}], j = 1, \dots, m; t = 1, \dots, T \quad (2.46)$$

Trong đó: Các phần tử nhị phân w_{jt} xác định liệu phép đo j có nằm trong cửa sổ của mục tiêu. Chỉ số $t = 0$ đại diện cho trường hợp “không có mục tiêu” và cột tương ứng của $\underline{\Omega}$ chứa toàn giá trị 1 nghĩa là mọi phép đo đều có thể xuất phát từ nhiễu hoặc báo động giả. Hình 4 mô tả một tập hợp các cửa sổ mục tiêu và ma trận kiểm định tương ứng.



Hình 4: Cửa sóng và ma trận kiểm định

Các sự kiện khả thi χ :

Một sự kiện χ được coi là khả thi nếu một phép đo được gán tối đa với một mục tiêu. Được định nghĩa bằng $\tau_j(\chi)$ xác định liệu phép đo j có được liên kết với bất kỳ mục tiêu nào trong sự kiện χ hay không.

$$\tau_j(\chi) \triangleq \begin{cases} 1 & t_j = t \\ 0 & t_j \neq t \end{cases} \quad (2.47)$$

Mỗi sự kiện liên kết χ có thể được biểu diễn bằng một ma trận:

$$\underline{\hat{\Omega}}(\chi) = [\hat{w}_{jt}(\chi)] \quad (2.48)$$

Ma trận này bao gồm các phần tử đơn vị từ $\underline{\Omega}$ tương ứng với các liên kết được giả định trong sự kiện χ . Các phần tử của ma trận được xác định:

$$\hat{w}_{jt}(\chi) = \begin{cases} 1 & \text{if } \chi_{jt} \text{ occurs} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.49)$$

Xác suất hậu nghiệm của sự kiện χ :

$$P\{\chi | Z^k\} = \frac{1}{c} \prod_{j:\tau_j=1} \frac{\exp[-\frac{1}{2}(\tilde{y}_j^{t_j})' S_{t_j}^{-1}(\tilde{y}_j^{t_j})]}{(2\pi)^{l/2} |S_{t_j}|^{1/2}} \times \prod_{t:\delta_t=1} P_D^t \prod_{t:\delta_t=0} (1 - P_D^t) \quad (2.50)$$

Trong đó:

- $\tilde{y}_j^t \triangleq y_j - \hat{y}^t$: sai lệch giữa phép đo y_j với dự đoán mục tiêu t $\hat{y}^t$.
- S_{t_j} : ma trận hiệp phương sai của độ lệch (sai số dự đoán) của mục tiêu t_j .
- l : là số chiều vector đo.
- $\delta_t = 1$: Chỉ số mục tiêu, cho biết mục tiêu t có nhận được phép đo j .

- $\delta_t = 0$: Cho biết mục tiêu t không nhận được phép đo j .
- $\tau_j = 1$: Chỉ số liên kết phép đo, cho biết phép đo j thuộc về mục tiêu t .

Cập nhật trạng thái ước lượng của mục tiêu t :

Ước lượng trạng thái của mục tiêu t được cập nhật trong bộ lọc bằng cách sử dụng sai lệch tổng của trọng số:

$$\tilde{y}^t = \sum_{j=1}^m \beta_j^t \tilde{y}_j^t \quad (2.51)$$

Trong đó:

- Xác suất phép đo j thuộc mục tiêu t :

$$\beta_j^t = \sum_{\chi} P\{\chi | Z^k\} \hat{w}_{jt}(\chi), j = 1, \dots, m; t = 1, \dots, T \quad (2.52)$$

- Xác suất không có phép đo nào thuộc mục tiêu t :

$$\beta_0^t = 1 - \sum_{j=1}^m \beta_j^t; t = 1, \dots, T \quad (2.53)$$

Ưu điểm và nhược điểm của thuật toán tương quan JPDA:

➤ **Ưu điểm:**

- Có khả năng loại bỏ nhiễu nhờ cơ chế xác suất, tránh gán nhầm các điểm đo nhiễu vào mục tiêu.

- Phù hợp bài toán các mục tiêu di chuyển gần nhau.

➤ **Nhược điểm:**

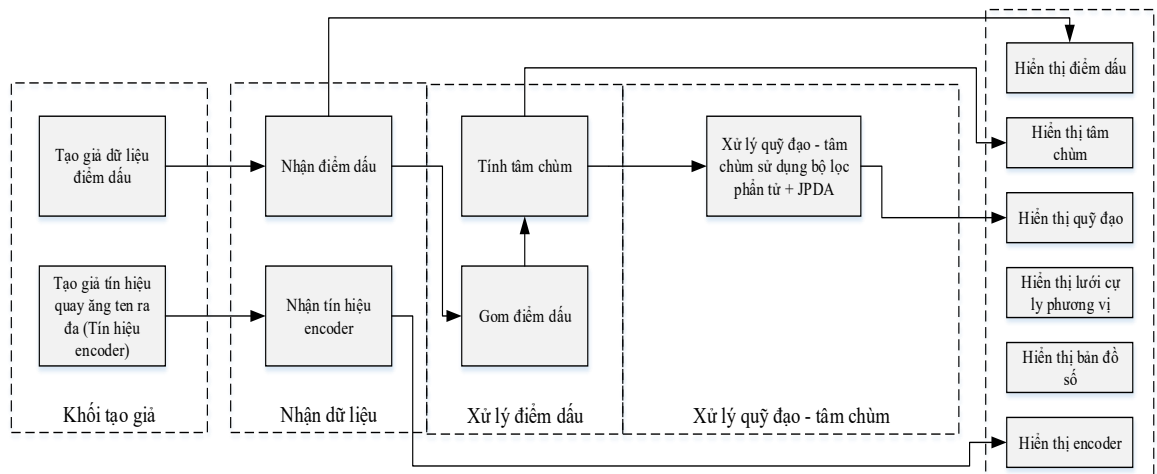
- Độ phức tạp trong tính toán cao, điều này làm giảm hiệu năng thời gian thực.

Kết luận chương 2:

Chương 2 đã trình bày cơ sở lý thuyết các bộ lọc phi tuyến, bao gồm: Bộ lọc Kalman mở rộng (EKF), bộ lọc UKF và bộ lọc phần tử (Particle Filter), đồng thời đưa ra những ưu điểm và nhược điểm của từng bộ lọc. Bên cạnh đó, chương này cũng giới thiệu thuật toán tương quan GNN và JPDA, đánh giá so sánh hiệu quả của các thuật toán tương quan. Dựa trên kết quả đánh giá, bộ lọc phần tử (Particle Filter) và thuật toán tương quan JPDA được lựa chọn để xây dựng hệ thống theo dõi đa mục tiêu trong ra đa sẽ được trình bày trong chương 3.

Chương 3: THỰC NGHIỆM XÂY DỰNG HỆ THỐNG THEO DÕI ĐA MỤC TIÊU TRONG RA ĐA ỨNG DỤNG THUẬT TOÁN JPDA VÀ LỌC PHẦN TỬ

3.1 Xây dựng hệ thống



Hình 5: Sơ đồ hệ thống theo dõi mục tiêu ra đa sử dụng JPDA và lọc phần tử

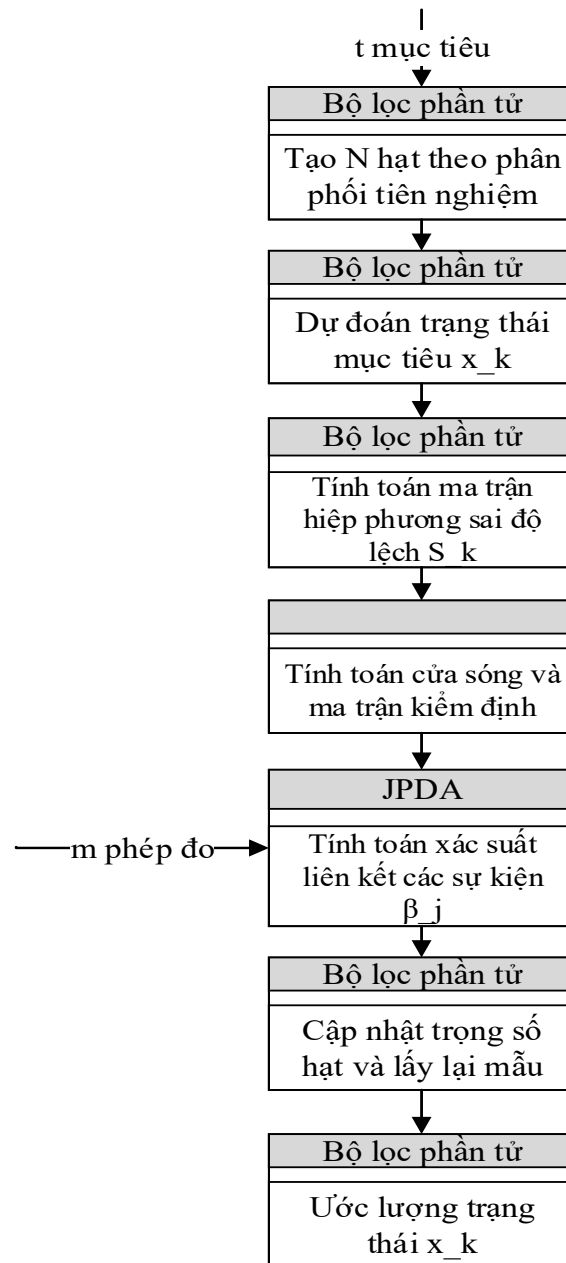
Hình 5 thể hiện sơ đồ hệ thống theo dõi mục tiêu trong ra đa sử dụng JPDA và bộ lọc phần tử. Các thành phần bao gồm:

- Khối tạo giả: thực hiện tạo dữ liệu điểm dấu và tín hiệu quay ăng-ten.
- Khối nhận dữ liệu: Thực hiện nhận dữ liệu từ khối tạo giả.
- Khối xử lý điểm dấu: Thực hiện gom điểm dấu và tính tâm chùm.
- Khối xử lý quỹ đạo – tâm chùm: Sử dụng bộ lọc phần tử và kết hợp thuật toán JPDA để khởi tạo quỹ đạo và bám quỹ đạo mục tiêu. Thuật toán xử lý quỹ đạo – tâm chùm được mô tả trong Hình 6.
- Khối hiển thị: Hiển thị lưới cự ly – phương vị, hiển thị bản đồ số, hiển thị encoder (tia quét ăng-ten theo thời gian thực), hiển thị điểm dấu, hiển thị tâm chùm, hiển thị quỹ đạo mục tiêu.

Môi trường thực hiện:

- Phần cứng máy tính: Máy tính sử dụng bộ vi xử lý Intel(R) Core(TM) i3-4010U CPU @ 1.70GHz, kèm theo bộ nhớ RAM 4GB.

- Phần mềm cài đặt: Hệ điều hành Ubuntu 22.04; Môi trường phát triển: Qt Creator 6.0.2; Ngôn ngữ lập trình: C++.



Hình 6: Sơ đồ thuật toán xử lý quỹ đạo – tâm chùm

3.2 Mô phỏng và thử nghiệm

3.2.1. Tạo dữ liệu giả lập

- Mô hình chuyển động đều:

- Tham số đầu vào: giá trị ban đầu (x_0, y_0) , vận tốc chuyển động v , thời gian chuyển động Δt .
- Tham số đầu ra: vị trí tại thời điểm t (x_t, y_t) .
- Mô hình chuyển động:

$$x_t = x_0 + v_x * \Delta t \quad (3.1)$$

$$y_t = y_0 + v_y * \Delta t \quad (3.2)$$

- *Mô hình chuyển động có gia tốc:*

- Tham số đầu vào: giá trị ban đầu (x_0, y_0) , vận tốc chuyển động v , gia tốc chuyển động a_t thời gian chuyển động Δt .
- Tham số đầu ra: vị trí tại thời điểm t (x_t, y_t) .
- Mô hình chuyển động:

$$x_t = x_0 + v_x * \Delta T + \frac{1}{2} a_t \Delta t^2 \quad (3.3)$$

$$y_t = y_0 + v_y * \Delta T + \frac{1}{2} a_t \Delta t^2 \quad (3.4)$$

- *Mô hình chuyển động lượn vòng:*

- Tham số đầu vào: giá trị ban đầu (x_0, y_0) , vận tốc chuyển động v_0 , gia tốc hướng tâm a_c thời gian chuyển động Δt .
- Tham số đầu ra: vị trí tại thời điểm t (x_t, y_t) .
- Mô hình chuyển động:

$$\omega = \frac{a_c}{\|\vec{v}_0\|} \text{ (Tốc độ quay góc)}$$

$$\theta = \omega \cdot \Delta t \text{ (Góc quay)}$$

$$s = \sin(\theta), \quad c = \cos(\theta)$$

$$sw = \frac{\sin(\theta)}{\theta}, \quad cw = \frac{1 - \cos(\theta)}{\theta}$$

$$\Delta = \Delta t \cdot \begin{bmatrix} sw & -cw \\ cw & sw \end{bmatrix} \cdot \vec{v}_0$$

$$x_t = x_0 + \Delta x$$

$$y_t = y_0 + \Delta y$$

$$\vec{v}_t = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \cdot \vec{v}_0$$

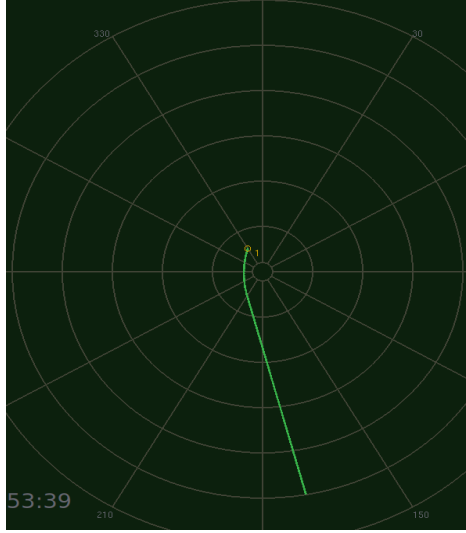
$$v'_x = v_{0x} \cdot \cos(\theta) - v_{0y} \cdot \sin(\theta)$$

$$v'_y = v_{0x} \cdot \sin(\theta) + v_{0y} \cdot \cos(\theta)$$

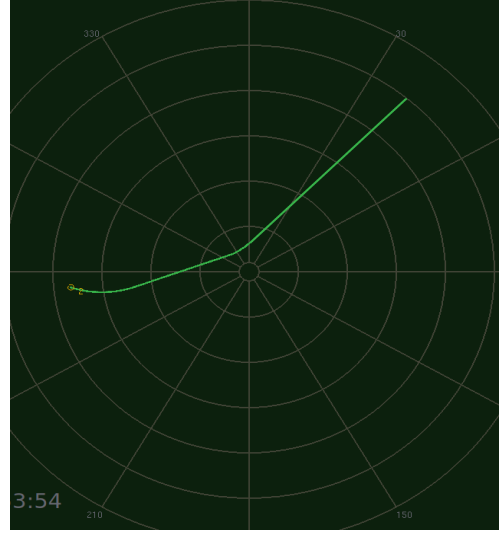
3.2.2. Kết quả theo dõi đa mục tiêu trong Ra đa

➤ Theo dõi mục tiêu có quỹ đạo chuyển động phức tạp và giao cắt

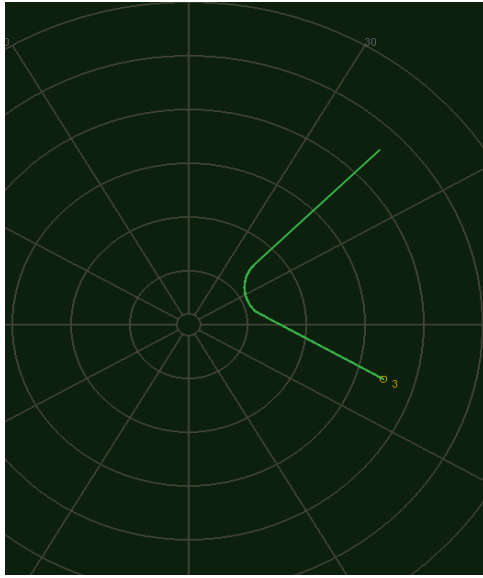
Xây dựng ứng dụng theo dõi đa mục tiêu trong ra đa sử dụng thuật toán tương quan JPDA và bộ lọc phần tử. Thực hiện tạo dữ liệu mô phỏng 07 mục tiêu chuyển động (từ hình 7 đến hình 13) và thực hiện phát ở khối tạo giả, đồng thời khởi chạy ứng dụng theo dõi mục tiêu.



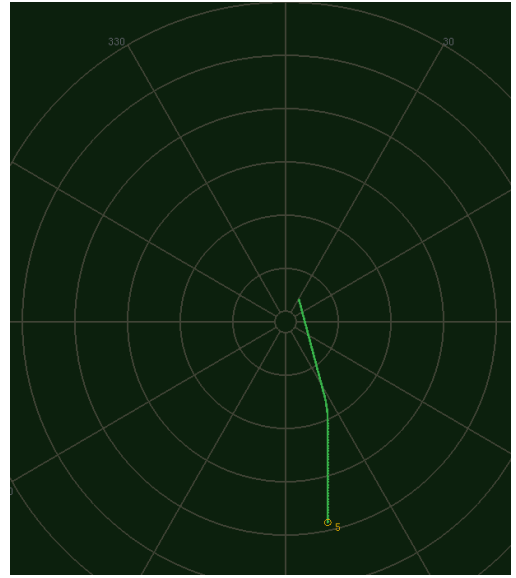
Hình 7: Mục tiêu số 1



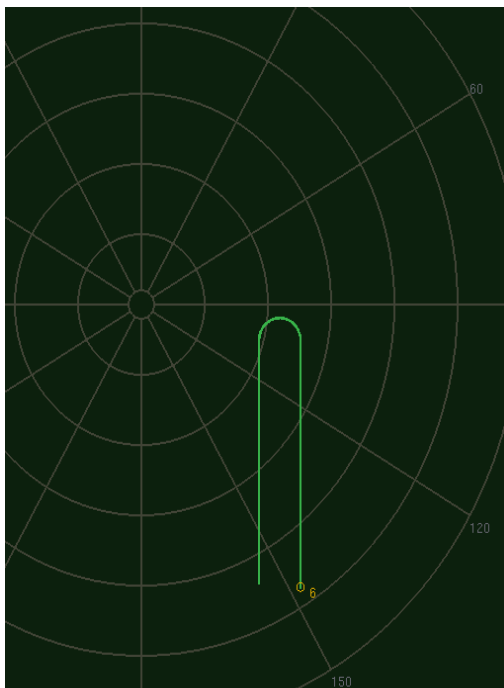
Hình 8: Mục tiêu số 2



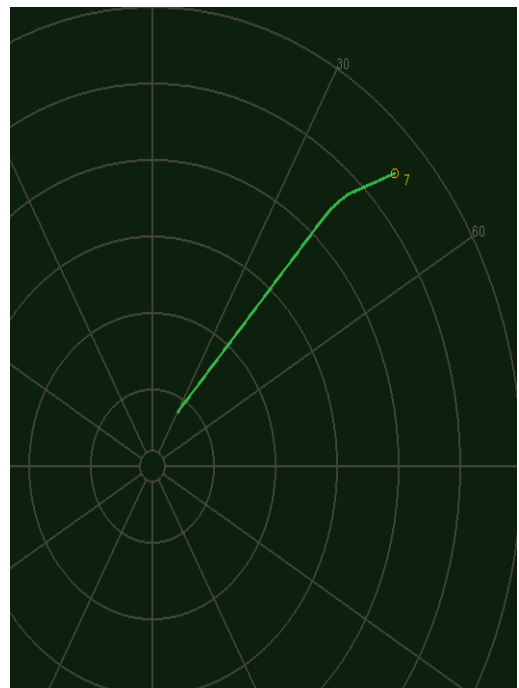
Hình 9: Mục tiêu số 3



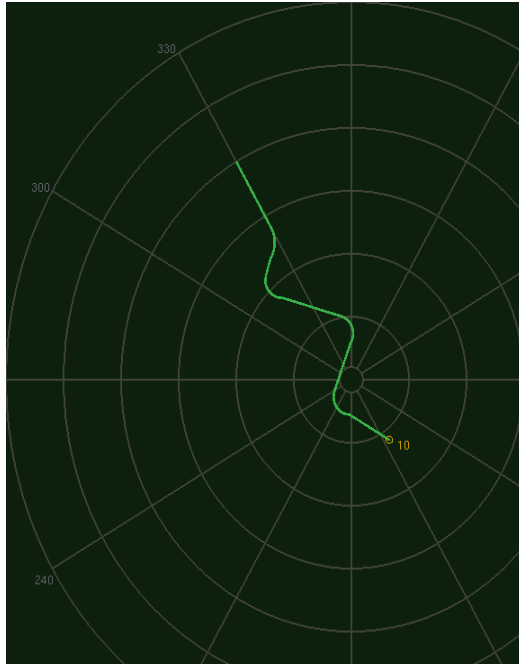
Hình 10: Mục tiêu số 4



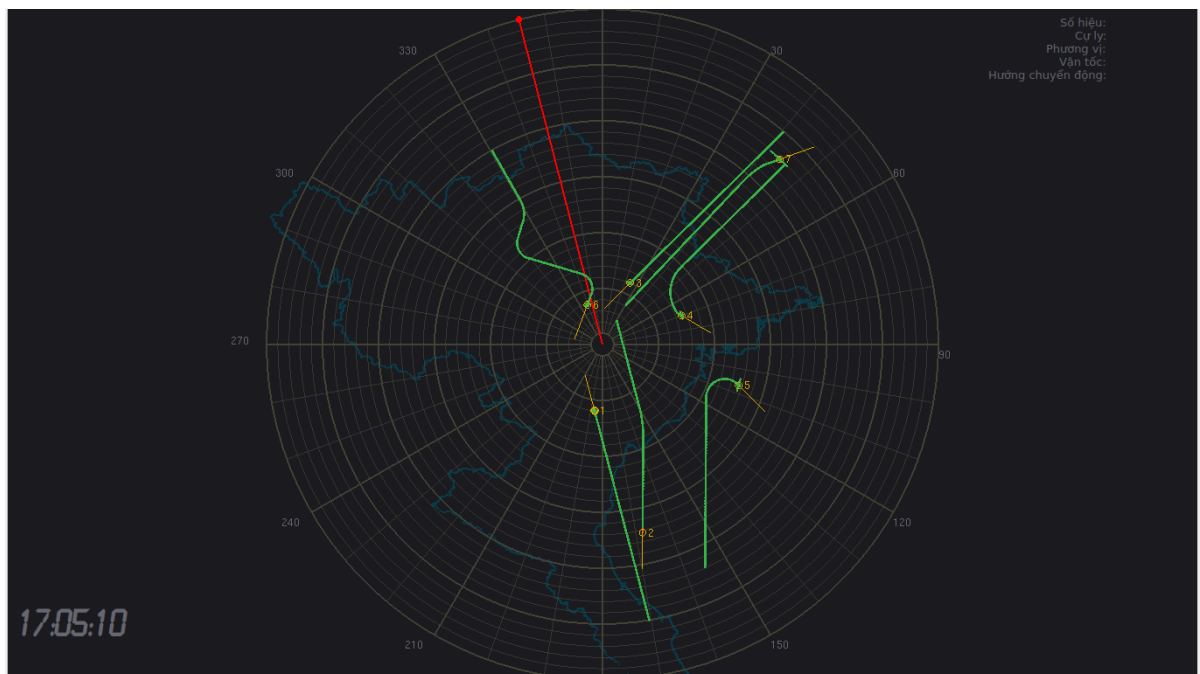
Hình 11: Mục tiêu số 5



Hình 12: Mục tiêu số 6



Hình 13 : Mục tiêu số 7

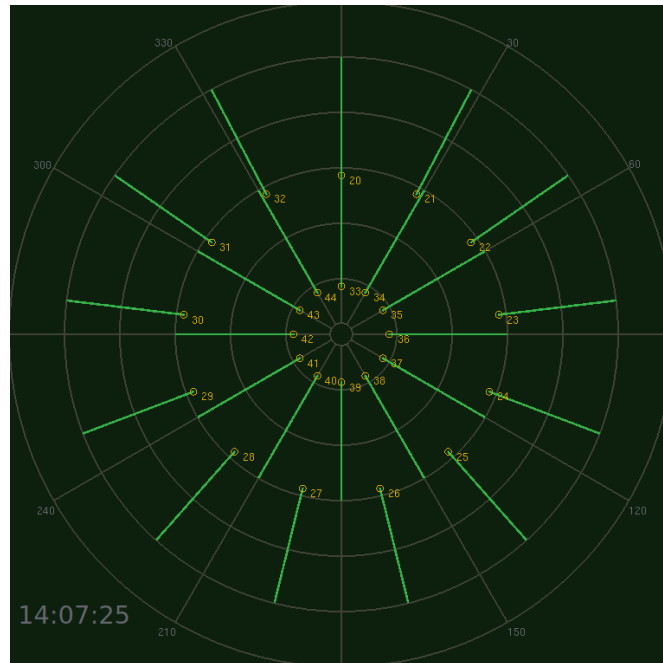


Hình 14: Kết quả ứng dụng theo dõi đa mục tiêu trong ra đa

Hình 14 thể hiện kết quả theo dõi 07 mục tiêu của ứng dụng theo dõi đa mục tiêu trong ra đa sử dụng thuật toán tương quan JPDA và bộ lọc phần tử. Kết quả cho thấy ứng dụng hoạt động hiệu quả, duy trì khả năng bám sát quỹ đạo khi mục tiêu chuyển động gần nhau và có sự giao cắt quỹ đạo.

➤ **Theo dõi nhiều mục tiêu trong môi trường có nhiễu**

Hình 15 thể hiện dữ liệu mô phỏng 25 mục tiêu chuyển động thẳng đều và thực hiện phát ở khối tạo giả, đồng thời tại mỗi thời điểm chuyển động, dữ liệu mục tiêu được thêm nhiễu theo phân bố Poisson bán kính 15km² có 5 mục tiêu nhiễu. Các tham số chuyển động của mục tiêu được thể hiện tại Bảng 4.

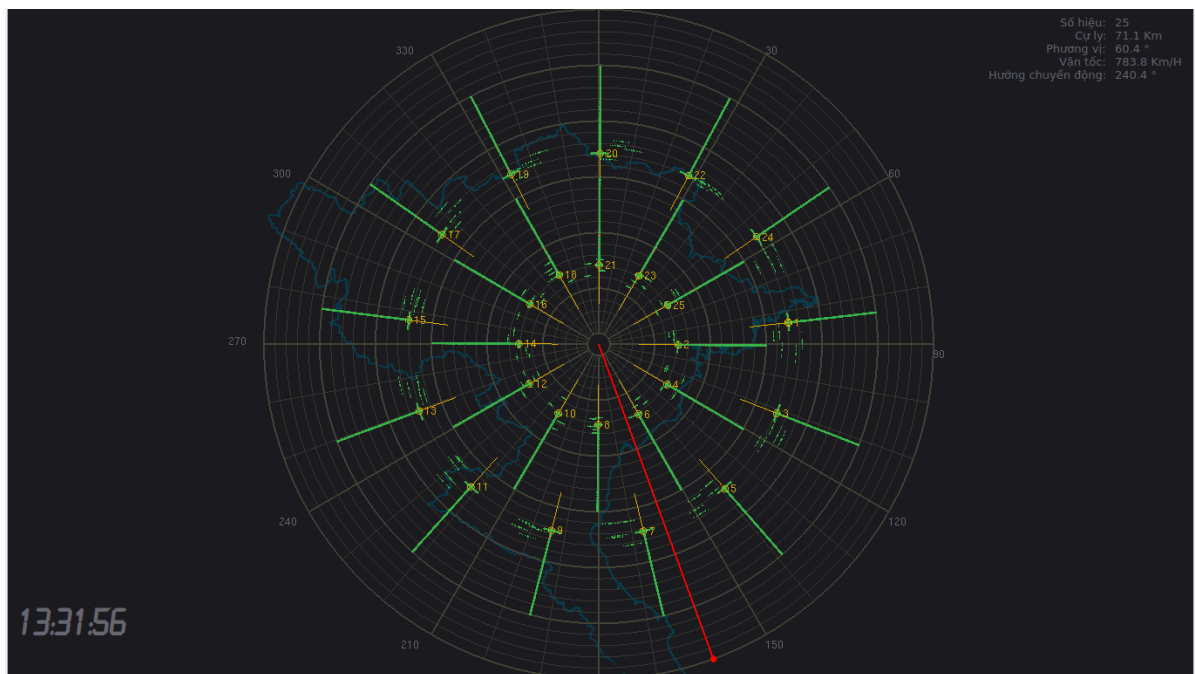


Hình 15: Mô phỏng 25 mục tiêu chuyển động trong môi trường nhiễu

Bảng 1: Tham số chuyển động của 25 mục tiêu

Mục tiêu	Cự ly ban đầu (km)	Phương vị ban đầu (°)	Vận tốc chuyển động (km/h)	Hướng chuyển động	Thời gian chuyển động (phút)
1	250	0	800	180	8
2	250	27.7	800	207.7	8
3	250	55.4	800	235.4	8
4	250	83.1	800	263.1	8
5	250	110.8	800	290.8	8
6	250	138.5	800	318.5	8
7	250	166.2	800	346.2	8
8	250	193.9	800	13.9	8
9	250	221.6	800	41.6	8
10	250	249.3	800	69.3	8
11	250	277	800	97	8
12	250	304.7	800	124.7	8

Mục tiêu	Cự ly ban đầu (km)	Phương vị ban đầu (°)	Vận tốc chuyển động (km/h)	Hướng chuyển động	Thời gian chuyển động (phút)
13	250	332.4	800	152.4	8
14	150	0	800	180	8
15	150	30	800	210	8
16	150	60	800	240	8
17	150	90	800	270	8
18	150	120	800	300	8
19	150	150	800	330	8
20	150	180	800	0	8
21	150	210	800	30	8
22	150	240	800	60	8
23	150	270	800	90	8
24	150	300	800	120	8
25	150	330	800	150	8



Hình 16: Kết quả theo dõi 25 mục tiêu chuyển động trong môi trường nhiễu

Hình 16 thể hiện kết quả theo dõi 25 mục tiêu trong môi trường có nhiễu của ứng dụng theo dõi đa mục tiêu trong ra đa sử dụng thuật toán tương quan JPDA và bộ lọc phân tử. Kết quả cho thấy ứng dụng hoạt động hiệu quả, duy trì khả năng theo dõi quỹ đạo.

Tuy nhiên, trong thực tế, khi môi trường bị nhiễu và số lượng mục tiêu tăng, độ phức tạp tính toán của thuật toán tương quan JPDA sẽ tăng nhanh theo hàm mũ, khi số lượng mục tiêu tăng cần sinh các tập hợp sự kiện khả thi χ . Đồng thời, để đảm bảo độ chính xác, số lượng hạt trong bộ lọc phần tử cũng tăng, làm tăng đáng kể yêu cầu về tài nguyên tính toán. Để giảm độ phức tạp trong xử lý, cần áp dụng các kỹ thuật phân vùng (nhóm các quỹ đạo và điểm đo có liên quan), đồng thời sử dụng định cửa sóng nhằm thu hẹp không gian quan sát. Việc này giúp giảm số lượng quỹ đạo và điểm đo cần xử lý, từ đó tối ưu hiệu suất hệ thống. Trong trường hợp có tài nguyên tính toán mạnh, có thể khai thác khả năng xử lý song song của hệ thống, như sử dụng GPU để tăng tốc độ và hiệu quả tính toán.

3.2.3. *Đánh giá chất lượng các thuật toán tương quan JPDA và lọc phần tử*

- **Đánh giá chất lượng bộ lọc phần tử:**

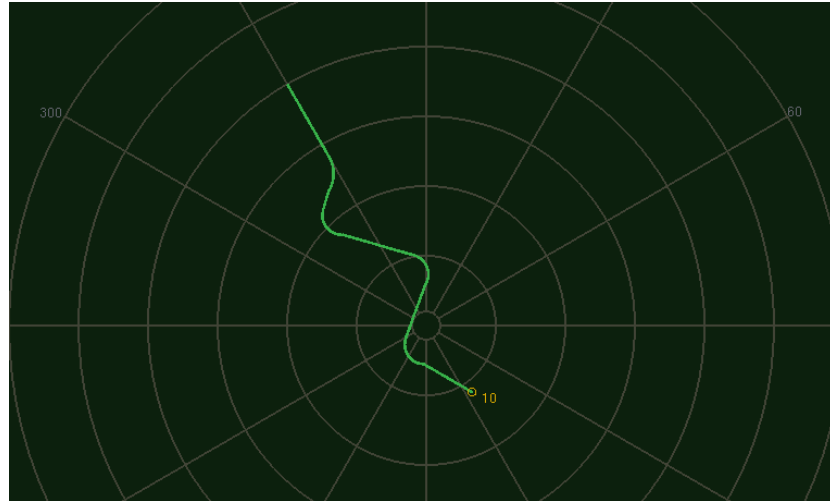
Chất lượng của bộ lọc được đánh giá thông qua chỉ số RMSE (Root Mean Square Error), là một đại lượng phổ biến dùng để đo sai số giữa giá trị ước lượng và giá trị thực. RMSE được tính theo công thức:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \hat{x}_i)^2} \quad (3.5)$$

Trong đó:

- x_i là giá trị thực tại thời điểm i .
- $\hat{x}_i$ là giá trị ước lượng tại thời điểm i .
- N là tổng số mẫu.

Chỉ số RMSE càng nhỏ chứng tỏ sai số giữa giá trị ước lượng và giá trị thực càng thấp, từ đó cho thấy bộ lọc hoạt động hiệu quả. Ngược lại, RMSE lớn cho thấy bộ lọc không theo sát được trạng thái thực tế, cần điều chỉnh lại mô hình, tham số.



Hình 17: Quỹ đạo chuyển động phức tạp của mục tiêu

Hình 17 thể hiện quỹ đạo chuyển động phức tạp của mục tiêu trong không gian hai chiều. Các giá trị đo (x, y) tại từng thời điểm được làm nhiễu theo phân phối chuẩn $N(0, \delta^2)$ với phương sai $\delta^2 = 100m$. Những giá trị đo này được sử dụng làm đầu vào cho ba bộ lọc: bộ lọc Kalman mở rộng (EKF), bộ lọc UKF, và bộ lọc phần tử. Sau khi xây dựng và chạy chương trình cho cả ba bộ lọc, kết quả thu được được thể hiện như sau:

Bảng 2: Kết quả so sánh ba bộ lọc sử dụng chỉ số RMSE

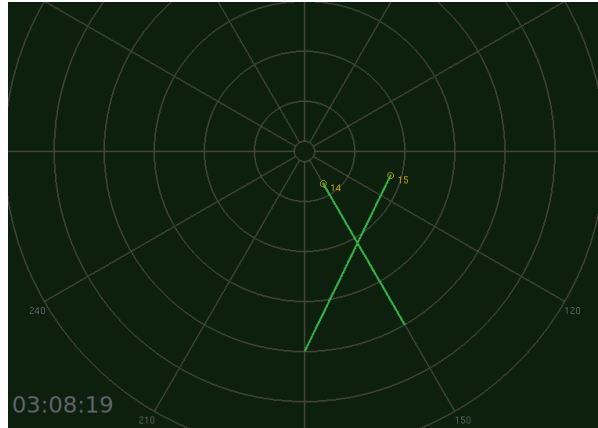
	Bộ lọc EKF	Bộ lọc UKF	Bộ lọc phần tử
RMSE	186.366 mét	186.366 mét	135.357 mét

Từ kết quả so sánh ba bộ lọc ở bảng 1 thì bộ lọc phần tử cho RMSE thấp hơn hai bộ lọc UKF và EKF.

- Đánh giá chất lượng thuật toán tương quan:

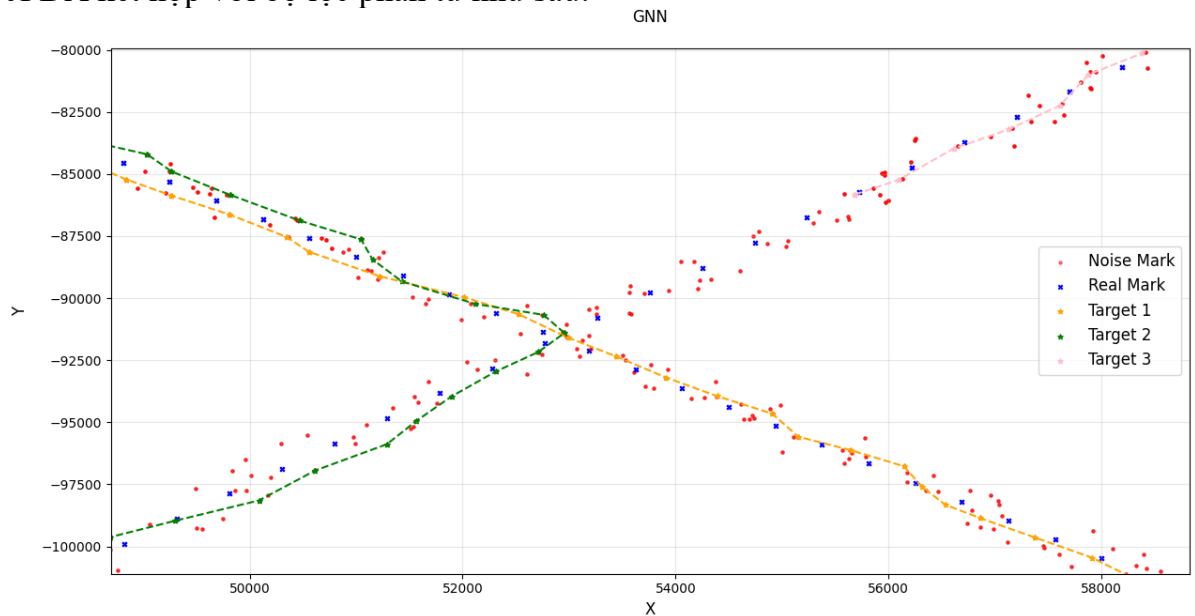
Hình 18 mô phỏng hai mục tiêu chuyển động thẳng đều với thông số như sau: Mục tiêu 1 (Cự ly bắt đầu: 200km, Phương vị: 150° , vận tốc: 630 km/h, hướng chuyển động: 330°); Mục tiêu 2 (Cự ly bắt đầu: 200km, Phương vị: 180° , vận tốc: 810 km/h, hướng chuyển động: 26°). Hai mục tiêu cắt nhau sau thời gian di chuyển $t = 9$ phút, tương ứng với cự ly: 105 km, phương vị 150° . Tại mỗi thời điểm chuyển động, dữ liệu mục tiêu bao gồm: vị trí thực được làm nhiễu theo phân bố chuẩn $N(0, \delta^2)$ với

phương sai $\delta^2 = 50m$ và nhiễu theo phân bố Poisson tương ứng với $\lambda = 6.7 / km^2$ (1 km^2 có 6.7 điểm nhiễu).

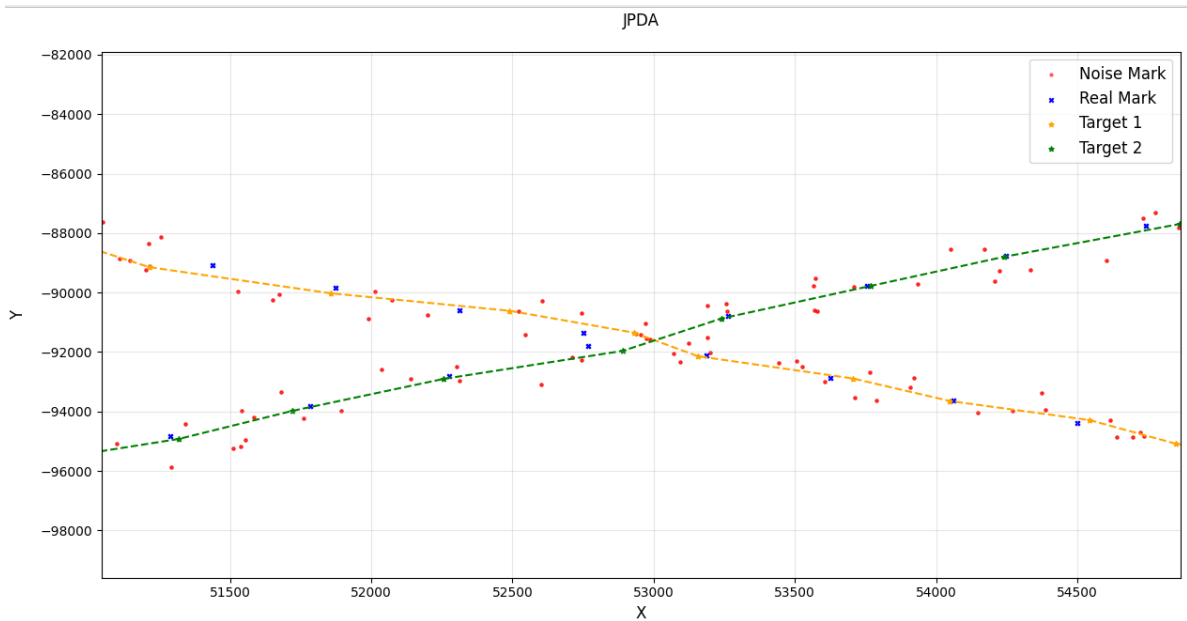


Hình 18: Mô phỏng hai mục tiêu chuyển động cắt nhau

Kết quả theo dõi mục tiêu tương ứng với hai thuật toán tương quan GNN và JPDA kết hợp với bộ lọc phần tử như sau:



Hình 19: Kết quả theo dõi mục tiêu sử dụng thuật toán tương quan GNN tại thời điểm giao nhau



Hình 20: Kết quả theo dõi mục tiêu sử dụng thuật toán tương quan JPDA tại thời điểm giao nhau

Hình 19 thể hiện kết quả theo dõi mục tiêu sử dụng thuật toán tương quan GNN với các giá trị nhiễu (noise mark), điểm đo thực (real mark), 03 quỹ đạo mục tiêu (target 1, target 2, target 3). Tại thời điểm hai mục tiêu thực cắt nhau, thuật toán tương quan GNN bám nhầm quỹ đạo dẫn đến hình thành thêm mục tiêu theo dõi (target 3).

Hình 20 thể hiện kết quả theo dõi mục tiêu sử dụng thuật toán tương quan JPDA với các giá trị nhiễu (noise mark), điểm đo thực (real mark), 02 quỹ đạo mục tiêu (target 1, target 2). Tại thời điểm hai mục tiêu thực cắt nhau, thuật toán tương quan JPDA vẫn duy trì khả năng bám chính xác quỹ đạo thực.

Từ kết quả mô phỏng theo dõi hai mục tiêu trong môi trường có nhiễu và các quỹ đạo cắt nhau, thuật toán tương quan JPDA thể hiện ưu điểm vượt trội so với thuật toán GNN nhờ khả năng xử lý đa giả thuyết và giảm thiểu sai số trong quá trình liên kết dữ liệu.

Kết luận chương 3:

Chương 3 đã trình bày chi tiết các thành phần của hệ thống thực nghiệm theo dõi đa mục tiêu trong ra đa sử dụng thuật toán tương quan JPDA và lọc phần tử. Trên cơ

sở dữ liệu giả lập các mục tiêu, kết quả ứng dụng hoạt động hiệu quả, duy trì khả năng bám sát quỹ đạo khi mục tiêu chuyển động gần nhau và có sự giao cắt quỹ đạo. Đồng thời, đã tiến hành mô phỏng và đánh giá chất lượng của ba bộ lọc EKF, UKF và bộ lọc phân tử thông qua chỉ số RMSE. Kết quả cho thấy bộ lọc phân tử đạt độ chính xác cao nhất, thể hiện qua giá trị RMSE thấp nhất, hoàn toàn phù hợp với cơ sở lý thuyết đã trình bày trong chương 2.

Ngoài ra, chương này cũng đã mô phỏng đánh giá chất lượng của thuật toán tương quan GNN và JPDA qua bài toán theo dõi hai mục tiêu cắt nhau trong môi trường nhiễu tác động, từ kết quả mô phỏng, thuật toán tương quan JPDA thể hiện ưu điểm vượt trội so với thuật toán GNN nhờ khả năng xử lý đa giả thuyết và giảm thiểu sai số trong quá trình liên kết dữ liệu, phù hợp với cơ sở lý thuyết đã nghiên cứu ở chương 2.

KẾT LUẬN

Đề án “Nghiên cứu ứng dụng thuật toán tương quan JPDA và lọc phân tử trong bài toán theo dõi đa mục tiêu ra đa” đã hoàn thành các nội dung trong đề cương đã đăng ký. Các kết quả chính được thực hiện trong đề án gồm:

1. Trình bày tổng quan các thành phần của hệ thống bám quỹ đạo trong hệ thống ra đa bao gồm hai bước: xử lý sơ cấp thông tin ra đa và xử lý thứ cấp thông tin ra đa.
2. Trình bày cơ sở lý thuyết các bộ lọc phi tuyến và các thuật toán tương quan, đưa ra đánh giá ưu nhược điểm của các bộ lọc và các thuật toán tương quan.
3. Thực hiện xây dựng hệ thống theo dõi đa mục tiêu trong Ra đa ứng dụng thuật toán tương quan JPDA và lọc phân tử.

Hướng nghiên cứu tiếp theo: Nghiên cứu ứng dụng mạng nơ ron trong lọc mục tiêu di động trong Ra đa. Đề án nghiên cứu trong thời gian hạn chế nên không tránh khỏi thiếu sót, kính mong nhận được ý kiến đóng góp của quý thầy cô và bạn đọc.