

# Xây dựng phương pháp bám đa mục tiêu trên cơ sở kết hợp bộ lọc PHD sử dụng bộ lọc phần tử và phương pháp kết hợp dữ liệu GRAPH trong hệ tọa độ hỗn hợp 3 chiều

## *Building the method for multi-target tracking on the basis of combining PHD filter using particle filter and the data association GRAPH in 3D mixed coordinate system*

Nguyễn Kiều Hưng

Viện Điện Tử - Viện KHCN Quân Sự

*e-Mail: [nguyenkieuhung79@gmail.com](mailto:nguyenkieuhung79@gmail.com)*

Phạm Thuờng Cát

Viện CNTT-Viện Hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam

*e-Mail: [phamthuongetc@yahoo.com](mailto:phamthuongetc@yahoo.com)*

### Tóm tắt

Số mục tiêu thay đổi, mô hình đo lường phi tuyến và nhiễu phi Gaussian là những thử thách đối với bài toán bám đa mục tiêu; các yếu tố này ảnh hưởng đến độ chính xác, thời gian thực hiện và quyết định sự thành công của phương pháp. Trong bài báo này, tác giả trình bày một phương pháp để giải quyết các vấn đề trên. Trong phương pháp này chuyển động của mục tiêu được biểu diễn trong hệ tọa độ hỗn hợp 3 chiều trên cơ sở kết hợp bộ lọc PHD (Probability Hypothesis Density) và phương pháp kết hợp dữ liệu GRAPH. Phương pháp đề xuất có khả năng bám đa mục tiêu trong trường hợp tổng quát nhất, đó là: số mục tiêu thay đổi, mô hình hệ thống và mô hình đo lường là phi tuyến và nhiễu là phi Gaussian. Kết quả nghiên cứu của bài báo có thể áp dụng với những hệ thống đáp ứng theo thời gian thực, trong khi các mục tiêu chuyển động ở khoảng cách gần nhau và có tính cơ động cao.

**Từ khóa:** Bám đa mục tiêu, hệ tọa độ hỗn hợp, PHD kết hợp GRAPH, lọc phần tử, nhiễu phi Gaussian, mô hình động học vận tốc không đổi.

**Abstract:** Change the target number, non-linear measurement models and non-Gaussian noise is the challenge of multi-target tracking problems; the factors affecting the accuracy, execution time and deciding the success of the method. In this paper, the authors present a method to solve these problems. In this method, the motion of targets is represented in mixed coordinate system 3D on the basis of combining PHD and GRAPH. This method is able to track multi-target in the most general case, that is: change the target number, system model and measurement model is non-linear and noise is non-Gaussian. The result of the paper can be applied to the system response in real time while the targets moving in close distance and high maneuvering.

**Keywords:** Multi-target tracking, Mixed Coordinates, PHD combined GRAPH, Particle Filter, non-Gaussian, Constant Velocity Model

### Ký hiệu

Ký hiệu

PHD

Ý nghĩa

Probability Hypothesis Density

JPDA

MHT

GNN

MTT

FISST

RFS

Joint Probability Data Association

Multiple Hypothesis Tracking

Global Nearest Neighbor

Multiple Target Tracking

Finite Set Statistics

Random Finite Sets

### 1. Phần mở đầu

Trong bài toán bám đa mục tiêu, hai vấn đề chính cần giải quyết là: lựa chọn phương pháp kết hợp dữ liệu phù hợp để gán tín hiệu đo lường cho mỗi mục tiêu và lựa chọn bộ lọc thích hợp để ước lượng trạng thái căn cứ vào mô hình đo lường, mô hình hệ thống và mô hình nhiễu của mục tiêu.

Thử thách lớn nhất đối với các phương pháp kết hợp dữ liệu đó là khi số mục tiêu thay đổi. Hiện nay, trên thế giới có 3 phương pháp kết hợp dữ liệu truyền thống thường được sử dụng đó là [23]: GNN, JPDA và MHT. Tuy nhiên, như một số bài báo đã chỉ ra phương pháp GNN có độ phức tạp tính toán thấp nhưng chỉ hoạt động tốt khi độ nhiễu loạn giữa các mục tiêu thấp [24]. Phương pháp JPDA có độ tin cậy cao do kết hợp tất cả tín hiệu đo nên khả năng lẫn mục tiêu thấp, tuy nhiên phương pháp này chỉ cho kết quả bám tốt khi số mục tiêu đã biết trước hơn nữa thuật toán phức tạp dẫn đến tốc độ tính toán chậm và việc cài đặt thuật toán gặp nhiều khó khăn [25]. Phương pháp MHT cho độ chính xác cao nhưng do thuật toán cài đặt rất phức tạp, độ phức tạp tính toán cả về thời gian và không gian lớn, kết quả tính toán bị giữ chậm một khoảng thời gian, ngoài ra độ chính xác phụ thuộc vào thông tin tiên nghiệm [26] nên không phù hợp với các hệ thống yêu cầu tốc độ tính toán nhanh, đáp ứng thời gian thực. Ngoài những nhược điểm đã nêu ở trên, 3 phương pháp này đều có điểm hạn chế chung đó là độ phức tạp tăng rất nhanh khi số mục tiêu tăng.

Để khắc phục những vấn đề trên, gần đây phương pháp PHD được đề xuất dựa trên lý thuyết tập hữu hạn ngẫu nhiên. Ưu điểm chính của phương pháp PHD là độ phức tạp tính toán không tăng nhanh theo số mục tiêu, khả năng xác định được số mục tiêu và vị trí tương ứng thay đổi

theo thời gian. Tuy nhiên, phương pháp PHD có hạn chế là chỉ xác định được số lượng và vị trí mục tiêu ở bước thời gian hiện tại mà không có khả năng kết hợp tín hiệu đo của mục tiêu ở các bước thời gian liên tiếp [27,28,29]. Để kết hợp dữ liệu (tín hiệu đo hoặc trạng thái mục tiêu) hình thành quỹ đạo tương ứng, gần đây phương pháp GRAPH [32] phát triển và đạt được nhiều thành tựu, GRAPH là sự kết hợp khả thi của tất cả dữ liệu nhận được, việc lựa chọn quỹ đạo tối ưu dựa trên xác suất hậu nghiệm lớn nhất. Đây là một cách biểu diễn rõ ràng và hiệu quả bởi vì nó được hình thành từ các đường khả thi trong graph, thuật toán cài đặt tường minh và đơn giản nên tốc độ tính toán nhanh và đáp ứng thời gian thực.

Sau bước kết hợp dữ liệu việc lựa chọn bộ lọc quyết định đến độ chính xác và độ phức tạp của phương pháp bám. Một số thử thách của bài toán bám mục tiêu là mô hình đo lường phi tuyến và nhiễu phi Gaussian. Trong bài toán bám mục tiêu, chuyển động của mục tiêu được biểu diễn tốt nhất trong hệ tọa độ đề các, trong khi các đại lượng đo lường thường được biểu diễn trong hệ tọa độ cầu. Khi bám mục tiêu trong hệ tọa độ hỗn hợp (chuyển động của mục tiêu biểu diễn trong hệ tọa độ đề các, các đại lượng đo lường biểu diễn trong hệ tọa độ cầu) chúng ta gặp phải vấn đề là mô hình đo lường phi tuyến do việc chuyển đổi từ hệ tọa độ đề các sang tọa cầu [2]. Khi bám mục tiêu trong hệ tọa độ đề các, mô hình hệ thống và đo lường là tuyến tính, nhưng chúng ta gặp phải một vấn đề khác đó là nhiễu đo lường không còn phân bố Gaussian do quá trình chuyển đổi từ hệ tọa độ cầu sang hệ tọa độ đề các [2]. Bộ lọc điểm hình được sử dụng để giải bài toán lọc phi tuyến trên đó là bộ lọc phân tử (Particle Filter) [30].

Trên thế giới có một số bài báo khảo sát về sự kết hợp PHD với một số phương pháp kết hợp dữ liệu để bám mục tiêu, ví dụ PHD kết hợp với MHT [23] hoặc PHD kết hợp với thuật toán GNN (global nearest neighbor), tuy nhiên các bài báo này đều giả thiết các nhiễu là Gaussian và thực hiện trong hệ tọa độ đề các hai chiều. Ngoài ra, phương pháp trong [23] đưa ra không khả thi với ứng dụng thời gian thực do phải giữ chậm một khoảng thời gian và khả năng phân biệt mục tiêu của thuật toán GNN thấp khi các mục tiêu hoạt động gần nhau.

Căn cứ vào khả năng bám số mục tiêu thay đổi theo thời gian của phương pháp PHD, độ chính xác, tốc độ tính toán nhanh của phương pháp GRAPH và khả năng vượt trội của bộ lọc phân tử trong giải quyết bài toán lọc phi tuyến, nhiễu phi Gaussian, trong bài báo này tác giả kết hợp phương pháp PHD, GRAPH và bộ lọc phân tử để bám đa mục tiêu thay đổi theo thời gian trong hệ tọa độ hỗn hợp 3 chiều.

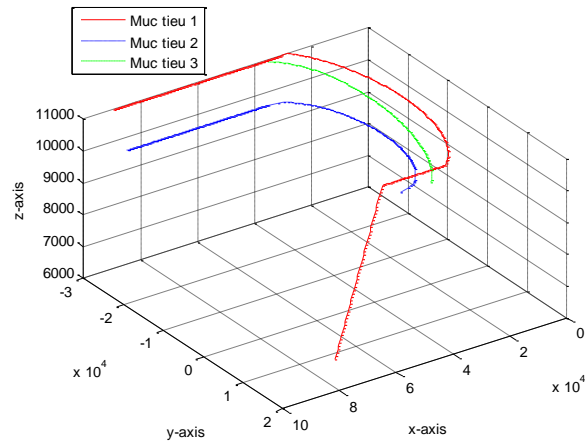
## 2. Bài toán bám đa mục tiêu radar trong hệ tọa độ hỗn hợp.

### 2.1 Mô hình hệ thống và mô hình đo lường.

#### 2.1.1 Hệ thống vật lý.

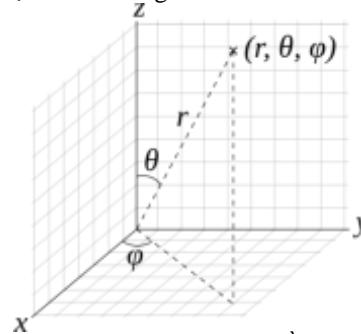
Hệ thống giám sát các mục tiêu trên không, mục tiêu là máy bay chiến đấu. Mô hình chuyển động của các mục tiêu này không ổn định và có tính cơ động cao, các mục tiêu chuyển động ở khoảng cách gần nhau, hoạt động chuyển hướng thường xuyên với vận tốc ít thay đổi. Chuyển động của mục tiêu trong không gian 3 chiều là sự kết hợp của 4 chế độ bay: tăng độ cao, giảm độ cao, bay

bằng và lượn vòng. Trong bài này, quỹ đạo chuyển động của các mục tiêu được mô tả như trong hình 1.



Hình 1: Quỹ đạo chuyển động của các mục tiêu

Hệ thống đo lường sử dụng một radar hoạt động trong hệ tọa độ cầu. Radar được đặt ở gốc tọa độ. Thông tin nhận được từ radar bao gồm cự ly  $r$ , góc nâng  $\theta$  và góc phương vị  $\varphi$  như được mô tả trong hình 2.



Hình 2: Hệ tọa độ cầu

#### 2.1.2 Mô hình toán học.

Do đặc điểm của các mục tiêu trên, chuyển động của mục tiêu trong không gian 3 chiều là có liên kết giữa các trục tọa độ, do vậy để nghiên cứu đặc điểm của phương pháp trên chúng ta phải xét chuyển động của mục tiêu trong không gian XYZ. Mô hình động lực học của các mục tiêu bay rất phức tạp, nhưng để đơn giản quá trình tính toán, các mục tiêu xét trong bài báo này được coi như một chất điểm chuyển động trong không gian [1]. Mô hình hệ thống được chọn là mô hình vận tốc không đổi CV (Constant Velocity Model) [7], đây là mô hình chuyển động có điều khiển, liên kết giữa các trục tọa độ và vận tốc được coi là không đổi trong mỗi chu kỳ lấy mẫu.

##### 2.1.2.1 Mô hình hệ thống trong hệ tọa độ đề các [2]

Vector trạng thái của mục tiêu được định nghĩa như sau

$$\mathbf{x} = [p_x, v_x, p_y, v_y, p_z, v_z]^T \quad (1)$$

trong đó

$p_x, p_y, p_z$  là thành phần vị trí và

$v_x, v_y, v_z$  là thành phần vận tốc.

**Mô hình liên tục theo thời gian được biểu diễn như sau:**

$$\mathbf{x}(t) = \begin{bmatrix} p_x \\ v_x \\ p_y \\ v_y \\ p_z \\ v_z \end{bmatrix}; \dot{\mathbf{x}}(t) = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}(t) + \begin{bmatrix} 0 \\ w_x(t) \\ 0 \\ w_y(t) \\ 0 \\ w_z(t) \end{bmatrix} \quad (2)$$

Trong đó  $w_x(t), w_y(t), w_z(t)$  là thành phần gia tốc nhiễu, phân bố Gaussian, có giá trị trung bình bằng không và phân bố độc lập.

**Mô hình rời rạc theo thời gian được biểu diễn như sau:**

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{F}\mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k \quad (3)$$

Trong đó

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

và  $T = t_{k+1} - t_k$ .

Ma trận hiệp phương sai nhiễu  $\mathbf{Q}_n$  được định nghĩa như sau:

$$\mathbf{Q}_n = \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_1 & \mathbf{O}_2 & \mathbf{O}_2 \\ \mathbf{O}_2 & \mathbf{Q}_1 & \mathbf{O}_2 \\ \mathbf{O}_2 & \mathbf{O}_2 & \mathbf{Q}_1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

trong đó  $\mathbf{Q}_1 = \begin{bmatrix} T^3 & T^2 \\ 3 & 2 \\ T^2 & T \\ 2 & \end{bmatrix}$  và  $\mathbf{O}_2 = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$ .

**2.1.2.2 Mô hình đo lường trong hệ tọa độ cầu**

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k) + \mathbf{n}_k \quad (6)$$

$$\mathbf{z}_k = \begin{bmatrix} r_k \\ \theta_k \\ \varphi_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{x_k^2 + y_k^2 + z_k^2} \\ \arccos\left(\frac{z_k}{r_k}\right) \\ \arctan\left(\frac{y_k}{x_k}\right) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} n_{rk} \\ n_{\theta k} \\ n_{\varphi k} \end{bmatrix} \quad (7)$$

trong đó nhiễu quan sát  $\mathbf{n}_k$  được coi là phân bố Gaussian, có giá trị trung bình bằng không, có phân bố độc lập và được định nghĩa như sau:  $\mathbf{n}_k \sim N(0, \mathbf{R})$ ,  $\mathbf{n}_k$  được coi là độc lập theo thời gian, trong đó

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \sigma_r^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_\theta^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_\varphi^2 \end{bmatrix} \quad (8)$$

$n_{rk}, n_{\theta k}, n_{\varphi k}$  các thành phần nhiễu đo lường phân bố Gaussian tác động lên cự ly  $r$ , góc nâng  $\theta$  và góc phương vị  $\varphi$ .

Theo phương trình (3), (7), chúng ta thấy rằng khi mô hình CV biểu diễn trong hệ tọa độ hỗn hợp, mô hình hệ thống là tuyến tính nhưng mô hình đo lường là phi tuyến.

**2.2 Kết hợp PHD và GRAPH trong bài toán bám đa mục tiêu**

**2.2.1 Mô hình đa mục tiêu**

Trong bài toán bám đa mục tiêu, các mục tiêu xuất hiện và biến mất một cách ngẫu nhiên. Các mục tiêu xuất hiện có thể do được sinh ra mới hoặc được tách ra từ mục tiêu đã tồn tại trước đó. Số mục tiêu được sinh ra tại mỗi thời điểm tuân theo phân bố Poisson với giá trị trung bình  $\lambda_b$ .

Mỗi mục tiêu tại thời điểm  $k$  có thể không tồn tại đến thời điểm tiếp theo và mất đi. Các mục tiêu mất đi này được mô hình hóa với xác suất  $1 - e^{-\lambda_{k|k-1}(x_{k-1})}$  trong đó  $1 - e^{-\lambda_{k|k-1}(x_{k-1})}$  biểu diễn xác suất một mục tiêu ở thời điểm  $k-1$  sẽ tồn tại đến thời điểm  $k$ . Xác suất mục tiêu được phát hiện trong thời điểm tồn tại là  $p_D x_k$ .

Tại thời điểm  $k$ , gọi số mục tiêu xuất hiện là  $N_k$  với trạng thái  $x_{k,1}, \dots, x_{k,N_k}$  và số tín hiệu đo lường nhận được là  $M_k$ .

Gọi

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{x}_{k,1}, \dots, \mathbf{x}_{k,N_k} \subset E_s$$

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{z}_{k,1}, \dots, \mathbf{z}_{k,M_k} \subset E_0$$

Là tập các mục tiêu và giá trị đo lường nhận được tại thời điểm  $k$ .  $E_s, E_0$  biểu diễn không gian trạng thái và không gian đo lường, trong đó có tồn tại các mục tiêu và tín hiệu đo. Một số tín hiệu quan sát có thể được sinh ra do sự nhiễu loạn mà không phải mục tiêu sinh ra. Số lượng các tín hiệu nhiễu loạn được giả thiết là phân bố theo luật Poisson với giá trị trung bình  $\lambda_c$ .

**2.2.2 Lọc đa mục tiêu với bộ lọc PHD**

Trong bài toán đa mục tiêu, tập mục tiêu và giá trị đo lường được mô hình hóa bằng tập hữu hạn ngẫu nhiên (RFS)  $\Xi$ , trong bài toán bám đa mục tiêu (MTT),  $|\Xi|$  cho chúng ta biết số mục tiêu và trạng thái của các mục tiêu tương ứng.

Thống kê tập hữu hạn (FISST) cung cấp nền tảng cho việc cấu trúc mật độ đa mục tiêu của các RFS và giải quyết bài toán bám đa mục tiêu theo phương pháp Bayesian. Lọc đa mục tiêu Bayes tối ưu lan truyền mật độ hậu nghiệm đa mục tiêu theo thời gian. Tuy nhiên, do sự phức tạp chúng ta phải xấp xỉ mật độ hậu nghiệm đa mục tiêu bằng moment thống kê của nó và lan truyền moment này. Nếu giả thiết RFS là quá trình Poisson thì đặc tính thống kê của nó hoàn toàn biểu diễn bằng moment bậc nhất của nó (hàm PHD).

**-Probability Hypothesis Density (PHD):**

Hàm PHD  $D_\Xi$  là moment bậc nhất của RFS  $\Xi$  và được xác định như sau:

$$D_\Xi(x) = \mathbf{E} \delta_\Xi(x) = \int \delta_X(x) P_\Xi dX \quad (9)$$

trong đó

$$\delta_\Xi(x) = \sum_{x \in \Xi} \delta x$$

$\delta_\Xi(x)$ : Biểu diễn mật độ ngẫu nhiên của  $\Xi$

$P_{\Xi}$  : Phân bố xác suất của RFS  $\Xi$

Tích phân trên vùng S thuộc không gian trạng thái  $S \in E_s$

$\int_S D_{\Xi}(x)\lambda(dx)$  cho ta biết số mục tiêu của  $\Xi$  tồn tại trong vùng con S và N đỉnh cao nhất của PHD của  $\Xi$  cho ta biết trạng thái của các mục tiêu của  $\Xi$ .

**- Lọc PHD:**

Lọc PHD là phép đệ quy PHD  $D_{k|k}$  của hậu nghiệm đa mục tiêu  $p_{k|k}$  và được biểu diễn thông qua 2 toán tử: dự đoán và cập nhật.

Giả thiết RFS có phân bố Poisson, việc lan truyền đệ quy  $D_{k|k}$  dùng toán tử dự đoán  $\Phi_{k|k-1}$  và toán tử cập nhật  $\Psi_k$  được biểu diễn như sau:

$$D_{k|k} = \Psi_k \circ \Phi_{k|k-1} D_{k-1|k-1} \quad (10)$$

Các toán tử này được định nghĩa như sau:

$$(\Phi_{k|k-1}\alpha)(x) = \int \phi_{k|k-1}(x, \xi)\alpha(\xi)\lambda(d\xi) + \gamma_k \quad (11)$$

$$(\Psi_k\alpha) = \left[ v(x) + \sum_{y \in Y_k} \frac{\psi_{k,y}(x)}{\kappa_k(y) + \langle \psi_{k,y}, \alpha \rangle} \right] \alpha(x) \quad (12)$$

Trong đó  $\alpha$  là hàm bất kỳ khả tích trên  $E_s$

$$\phi_{k|k-1}(x, \xi) = e_{k|k-1}(\xi)f_{k|k-1}(x|\xi) + b_{k|k-1}(x|\xi) \quad (13)$$

$$v(x) = 1 - p_D(x) \quad (14)$$

$$\psi_{k,y}(x) = p_D(x)g_k(y|x) \quad (15)$$

$$\kappa_k(y) = \lambda_k c_k(y) \quad (16)$$

$$\langle f, h \rangle = \int f(x)h(x)\lambda(dx) \quad (17)$$

$\gamma_k$  : PHD của RFS  $\Gamma_k$  của các mục tiêu xuất hiện tự phát (tự xuất hiện)

$b_{k|k-1}(\cdot|\xi)$ : PHD của RSF  $B_{k|k-1}$   $\xi$  được tách ra bởi mục tiêu có trạng thái  $\xi$  trước đó.

$e_{k|k-1}(\xi)$ : Biểu diễn xác suất mục tiêu tồn tại đến thời điểm k mà có trạng thái trước đó là  $\xi$ .

$f_{k|k-1}(\cdot|\cdot)$ : Mật độ xác suất chuyển đổi của mỗi mục tiêu.

$g_k(\cdot|\cdot)$ : Likelihood của mỗi mục tiêu.

$c_k(\cdot)$ : Mật độ xác suất nhiễu loạn.

$\lambda_k$ : Số điểm trung bình nhiễu loạn trong phân bố Poisson ở mỗi bước thời gian.

$p_D$ : Xác suất phát hiện

**2.2.3 Phương pháp kết hợp dữ liệu GRAPH [32]**

Phương pháp GRAPH biểu diễn quỹ đạo bằng đồ thị thể hiện quỹ đạo mục tiêu bằng cách nối các tín hiệu đo hoặc trạng thái mục tiêu phù hợp. Trong đó các nút đồ thị là tín hiệu đo hoặc trạng thái mục tiêu, cạnh của đồ thị là sự nối hai tín hiệu đo với likelihood tương ứng khi chúng nhận được từ cùng mục tiêu. Đồ thị quỹ đạo là sự kết hợp khả thi của tất cả các tín hiệu đo. Quỹ đạo thành phần là một đường trong đồ thị quỹ đạo, quỹ đạo toàn cục của mục tiêu là sự kết hợp của các quỹ đạo thành phần của mục tiêu tương ứng.

Lời giải của phương pháp đồ thị là tìm sự kết hợp phù hợp nhất.

**Xác suất kết hợp**

Coi  $\tau = y_1, \dots, y_k$  là quỹ đạo mục tiêu thì Likelihood của quỹ đạo  $\tau$  là

$$L \tau = \nu(y_1)P(y_1, \dots, y_k)P_E(y_k) \quad (18)$$

$$= \gamma_S(y_1)P_E(y_k) \prod_{i=1}^{k-1} P(y_{i+1} | y_1, \dots, y_i)$$

Trong đó

$\nu(y_1)$  là số mục tiêu mới kỳ vọng thuộc  $y_1$

$P_E(y_k)$  là xác suất quỹ đạo kết thúc sau  $y_k$

$\gamma_S(y_1) \triangleq \nu(y_1)P(y_1)$  là mật độ của  $y_1$

Giả thiết x là trạng thái mục tiêu hình thành  $y_1, \dots, y_i$  và  $y_{i+1}$  là độc lập có điều kiện, ta có

$$L \tau = \gamma_S(y_1)P_E(y_k) \prod_{i=1}^{k-1} L(y_{i+1}) \prod_{i=1}^{k-1} L(y^i, y_{i+1}) \quad (19)$$

Trong đó

$y^i \triangleq (y_1, \dots, y_i)$  là quỹ đạo hình thành tính tới thời điểm  $y_i$

$L(y_i)$  là Likelihood của  $y_i$

$L(y^i, y_{i+1})$  là Likelihood kết hợp  $y_{i+1}$  và  $y^i$

$$L(y^i, y_{i+1}) = \int \frac{P(x | y_1, \dots, y_i)P(x | y_{i+1})}{P(x)} dx \quad (20)$$

Phương trình (20) đo độ giống nhau giữa tín hiệu đo  $y_{i+1}$

và quỹ đạo  $y^i$

Xác suất hậu nghiệm của quỹ đạo toàn cục  $\lambda$  được xác định như sau [33]

$$P(\lambda | Y) = C^{-1} \prod_{\tau \in \lambda} L(\tau) \quad (21)$$

trong đó C là hằng số chuẩn hóa. Quỹ đạo chính xác nhất khi (21) lớn nhất. lấy logarit âm (21) và bỏ qua hằng số chuẩn hóa ta có

$$J(\lambda | Y) \triangleq \sum_{\tau \in \lambda} c(\tau) \quad (22)$$

Trong đó  $c(\tau) = -\ln L(\tau)$

Bài toán tối ưu khi (22) nhỏ nhất, có nghĩa là không có quỹ đạo có chung tín hiệu đo.

**Giải bài toán GRAPH bằng phương pháp lập trình tuyến tính hóa số nguyên**

Gọi M là số quỹ đạo thành phần và  $c = c_1, \dots, c_M^T$  là vector M chiều với  $c_j = c \tau_j$ . Quỹ đạo toàn cục  $\lambda$  được

biểu diễn bằng vector M chiều  $x = x_1, \dots, x_M^T$  trong đó  $x_j = 1$  nếu quỹ đạo thành phần  $\tau_j \in \lambda$  và  $x_j = 0$  cho trường hợp còn lại. Phương pháp xác suất hậu nghiệm lớn nhất được giải bằng phương pháp lập trình tuyến tính hóa số nguyên như sau:

Tối thiểu hóa  $c^T x$

Giả thiết  $Ax = b$

và  $x_j \in \{0, 1\} \quad j \in \{1, \dots, M\}$

Trong đó  $A$  là ma trận  $N \times M$ , và  $A_{ij} = 1$  nếu  $\tau_j$  chứa  $y_i$ ,  $b$  là vector  $N$  chiều.  $Ax = b$  có nghĩa là các quỹ đạo thành phần trong quỹ đạo toàn cục không có tín hiệu đo chung.

**Likelihood có tính chất Markov**

Phương pháp GRAPH giảm bớt độ phức tạp khi Likelihood của quỹ đạo thỏa mãn tính chất Markov.

$$P(y_{i+1} | y_1, \dots, y_i) = P(y_{i+1} | y_i) \quad (23)$$

(19), (20), (21) trở thành

$$L_{\tau} = \lambda_S(y_1) P_E(y_k) \prod_{i=1}^{k-1} P(y_{i+1} | y_i) \quad (24)$$

$$L_{\tau} = \lambda_S(y_1) P_E(y_k) \prod_{i=1}^{k-1} L(y_{i+1}) \prod_{i=1}^{k-1} L(y_i, y_{i+1}) \quad (25)$$

$$L(y_i, y_{i+1}) = \int \frac{P(x | y_i) P(x | y_{i+1})}{P(x)} dx \quad (26)$$

Likelihood của quỹ đạo là tích các Likelihood kết hợp (26)

**Giải bài toán MARKOV GRAPH bằng thuật toán gán hai bên**

Mỗi quỹ đạo kết hợp  $\lambda$  trong biểu đồ quỹ đạo được biểu diễn bởi  $x_{ij} \in 0, 1, i = 1, \dots, N, j = 1, \dots, N, x_{ij} = 1$  nếu cạnh  $(y_i, y_j) \in \lambda, x_{ij} = 0$  cho trường hợp còn lại. Dàng buộc để mỗi nút thuộc nhiều nhất 1 quỹ đạo trong  $\lambda$  được biểu diễn như sau.

$$\sum_{(i,j) \in E} x_{ij} \leq 1 \text{ với tất cả } j \in N \quad (27)$$

$$\sum_{(i,j) \in E} x_{ij} \leq 1 \text{ với tất cả } i \in N \quad (28)$$

trong đó  $E$  là tập các cạnh trong GRAPH. Phương trình (27) và (28) khẳng định nút  $i$  có thể được kết hợp với nhiều nhất 1 nút  $j$ .

với Likelihood quỹ đạo xác định theo (25), xác suất quỹ đạo xác định theo (22) trở thành

$$P(\lambda | H) = C^{-1} \prod_{i=1}^N \prod_{j=1}^N I(y_i, y_j) x_{ij} \quad (29)$$

Trong đó  $C$  là hằng số chuẩn hóa và  $I(y_i, y_j)$  là Likelihood kết hợp  $y_i$  với  $y_j$ .

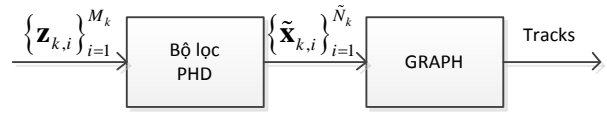
$$I(y_i, y_j) = \frac{L(y_i, y_j)}{\gamma_S(y_j) P_E(y_i)} \quad (30)$$

Lấy logarit âm (29) và bỏ qua hằng số chuẩn hóa ta có hàm giá trị như sau:

$$J(x) = \sum_{(i,j) \in E} c_{ij} x_{ij} \quad (31)$$

Trong đó  $c_{ij} = -\ln I(y_i, y_j)$ . Quỹ đạo phù hợp nhất nhận được bằng cách tìm  $x_{ij} \in 0, 1$  sao cho (31) là nhỏ nhất và thỏa mãn (27) và (28)

**2.2.4 Kết hợp PHD và GRAPH trong bài toán bám đa mục tiêu.**



Hình 3: Mô hình kết hợp PHD và GRAPH trong bài toán bám đa mục tiêu

**Mô tả phương pháp:**

Trong phương pháp này bộ lọc PHD đóng vai trò xác định số mục tiêu và trạng thái mục tiêu tương ứng tại thời điểm  $k$ , phương pháp GRAPH kết hợp trạng thái mục tiêu tại các bước thời gian để tạo quỹ đạo tương ứng.

Hoạt động của phương pháp được mô tả trong hình 3. Đầu vào của bộ lọc PHD tại bước thời gian  $k$  là tập gồm  $M_k$  vector đo lường, biểu diễn trong hệ tọa độ cầu như (7), đầu ra của bộ lọc PHD là số mục tiêu  $N_k$  và trạng thái các mục tiêu tương ứng  $\tilde{x}_{k,i}$  trong hệ tọa độ đề các như (1). Đầu vào của phương pháp GRAPH là trạng thái mục tiêu, phương pháp GRAPH sẽ kết hợp trạng thái mục tiêu dựa trên xác suất hậu nghiệm lớn nhất và xác định quỹ đạo tương ứng của mỗi mục tiêu. Bộ lọc PHD và GRAPH thực hiện trong cùng bước thời gian  $k$ . Trong đó, phương pháp GRAPH thực hiện sau bước ước lượng trạng thái.

**2.3 Cài đặt phương pháp dùng bộ lọc phần tử**

**Vấn đề thoái hóa và lấy mẫu lại**

Vấn đề phổ biến đối với thuật toán lọc phần tử là vấn đề thoái hóa mẫu, sau một số bước lặp các mẫu sẽ có trọng số không đáng kể, điều này dẫn đến hậu quả là đa số các phép tính là thực hiện trên các mẫu có trọng số thấp và điều này có nghĩa là xác suất  $p(x_k | z_{k-1})$  đa số bằng không. Để khắc phục vấn đề này phương pháp lấy mẫu lại là phương pháp phổ biến nhất, ý tưởng của phương pháp này là bỏ qua các mẫu có trọng số thấp và tập trung vào các mẫu có trọng số cao. Quá trình lấy mẫu lại sẽ tạo ra một tập mới các mẫu  $\mathbf{x}_k^{i*}, i=1, \dots, L_k$ , khi đó  $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{k-1})$  được

biểu diễn như sau  $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{k-1}) = \sum_{i=1}^{L_k} \omega_k^i \delta(\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_k^{(i)})$  và

trọng số của các mẫu sau khi lấy mẫu lại có giá trị là  $\omega_k^i = 1/L_k$

gọi  $L_k$  là số phần tử được đề xuất ở bước thời gian  $k$ .

gọi  $J_k$  là số phần tử được đề xuất cho việc phát hiện mục tiêu mới được sinh ra ở bước  $k$ .

**Bước 1:** Khởi tạo PHD  $D_{k|k}$  ở  $k=0$  bằng một tập  $L_k$  phần tử  $\omega_k^{(i)}, \mathbf{x}_k^{(i)}, i=1, \dots, L_k$

**Bước 2:** Khi  $k \geq 1$ , ta nhận được  $\omega_k^{(i)}, \mathbf{x}_k^{(i)}, i=1, \dots, L_k$  xấp xỉ  $D_{k|k}$  một cách đệ quy như sau:

– Bước dự đoán: Lấy mẫu theo hàm mật độ đề xuất

$$q_k(\cdot | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{Z}_k) \text{ và } p_k(\cdot | \mathbf{Z}_k)$$

$$\tilde{\mathbf{x}}_k^{(i)} \sim \begin{cases} q_k(\cdot | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{Z}_k) & i = 1, \dots, L_{k-1} \\ p_k(\cdot | \mathbf{Z}_k) & i = L_{k-1} + 1, \dots, L_{k-1} + J_k \end{cases}$$

Và tính trọng số kết hợp như sau

$$\tilde{\omega}_{k|k-1}^{(i)} \sim \begin{cases} \frac{\phi_{k|k-1} \mathbf{x}_k^{(i)} \mathbf{x}_{k-1}^{(i)}}{q_k \mathbf{x}_k^{(i)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{z}_k} \omega_{k-1}^{(i)} & i=1, \dots, L_{k-1} \\ \frac{1}{J_k} \frac{\gamma_k \tilde{\mathbf{x}}_k^{(i)}}{p_k \tilde{\mathbf{x}}_k^{(i)} | \mathbf{z}_k} & i=L_{k-1}+1, \dots, L_{k-1}+J_k \end{cases}$$

- Bước cập nhật: cập nhật các trọng số

$$\tilde{\omega}_k^{(i)} = \left[ v \tilde{\mathbf{x}}_k^{(i)} + \sum_{\mathbf{z} \in \mathbf{Z}_k} \frac{\psi_{k,z} \tilde{\mathbf{x}}_k^{(i)}}{\kappa_k(\mathbf{z}) + C_k(\mathbf{z})} \right] \tilde{\omega}_{k|k-1}^{(i)}$$

Trong đó

$$C_k(\mathbf{z}) = \sum_{j=1}^{L_{k-1}+J_k} \psi_{k,z} \tilde{\mathbf{x}}_k^{(j)} \tilde{\omega}_{k|k-1}^{(j)}$$

- Bước lấy mẫu lại: Ta nhận được  $\omega_k^{(i)} \tilde{N}_{k|k}, \mathbf{x}_k^{(i)}$   $i=1$

bằng việc lấy mẫu lại  $\omega_k^{(i)} \tilde{N}_{k|k}, \mathbf{x}_k^{(i)}$   $i=1$

$$\text{Trong đó } \tilde{N}_{k|k} = \sum_{j=1}^{L_{k-1}+J_k} \omega_k^{(j)}$$

**Bước 3:** Ước lượng số mục tiêu và trạng thái mục tiêu tương ứng.

- Số mục tiêu tại bước thời gian k được xác định như

$$\text{sau: } \tilde{N}_k = \text{Round}(N_{k|k}) \text{ từ } \omega_k^{(i)} \tilde{N}_{k|k}, \mathbf{x}_k^{(i)}$$

- Để ước lượng trạng thái mục tiêu, PHD sau khi cập nhật được xấp xỉ bởi hỗn hợp Gaussian bằng việc sử dụng thuật toán EM (expectation maximization). Thuật toán EM làm khớp bề mặt PHD bằng M hàm mật độ xác suất Gaussian và đưa ra trọng số tương ứng của các hàm mật độ xác suất này để đánh giá mức độ so khớp đó. Giá trị trung bình và hiệp phương sai của các hàm mật độ xác suất Gaussian khớp nhất được coi là các đỉnh ở bước thời gian k ( tách các đỉnh này ta có  $\tilde{\mathbf{x}}_{k,i}$   $i=1$ ). Thuật toán EM gồm các bước như sau:

$$\delta_{im} = \kappa_m \frac{1}{\sqrt{|2\pi\Omega_m|}} e^{-\frac{1}{2} \mathbf{x}_k^{(i)} - \mu_m^T \Omega_m^{-1} \mathbf{x}_k^{(i)} - \mu_m} \quad (32)$$

$$\delta_{im} = \frac{\omega_k^{(i)} \delta_{im}}{\sum_{l=1}^M \delta_{il}} \quad \mu_m = \frac{\sum_{i=1}^{L_k+J_k} \mathbf{x}_k^{(i)} \delta_{im}}{\sum_{i=1}^{L_k+J_k} \delta_{im}} \quad (33)$$

$$\kappa_m = \frac{\sum_{i=1}^{L_k+J_k} \delta_{im}}{\sum_{i=1}^{L_k+J_k} \sum_{m=1}^M \delta_{im}} \quad (2.3)$$

$$\Omega_m = \frac{\sum_{i=1}^{L_k+J_k} \delta_{im} \mathbf{x}_k^{(i)} - \mu_m \sum_{i=1}^{L_k+J_k} \delta_{im} \mathbf{x}_k^{(i)} - \mu_m^T}{\sum_{l=1}^M \delta_{il}} \quad (34)$$

để có hiệp phương sai chung cho tất cả các hàm mật độ xác suất Gaussian, chúng ta sử dụng

$$\Omega = \frac{\sum_{i=1}^{L_k+J_k} \sum_{m=1}^M \delta_{im} \mathbf{x}_k^{(i)} - \mu_m \sum_{i=1}^{L_k+J_k} \delta_{im} \mathbf{x}_k^{(i)} - \mu_m^T}{\sum_{m=1}^M \sum_{i=1}^{L_k} \delta_{il}}$$

trong đó  $\kappa_m$  là trọng số,  $\mu_m$  là giá trị trung bình và  $\Omega_m$  là hiệp phương sai của hàm mật độ xác suất Gaussian thứ m. Thuật toán EM bắt đầu với giá trị khởi tạo của

$\kappa_m, \mu_m, \Omega_m$  và lặp lại các bước từ (32)-(34) cho đến khi hội tụ.

**Bước 4:** Khi có  $\tilde{\mathbf{x}}_{k,i}$   $i=1$  dùng phương pháp GRAPH kết hợp dữ liệu để xác định trạng thái phù hợp với mỗi mục tiêu (số mục tiêu là  $\tilde{N}_k$ ) với giả thiết Likelihood của quỹ đạo có tính Markov

for i=1 to  $\tilde{N}_k$

for j=1 to  $\tilde{N}_k$

-b1: Tính xác suất quỹ đạo theo phương trình (29)

-b2: Tính hàm giá trị theo (31)

-b3: tìm giá trị nhỏ nhất của (31) thỏa mãn (27) và (28), trong đó tín hiệu đo là trạng thái mục tiêu tương ứng end

end

### 3. Kết quả mô phỏng

#### 3.1 Kịch bản bám mục tiêu

Trong kịch bản mô phỏng của bài báo, các mục tiêu di chuyển trong vùng quan sát 90km - 50km - 12km với số mục tiêu thay đổi theo thời gian, kịch bản cụ thể như sau. Máy bay 1 bám đuôi theo máy bay 2, khi đến giai đoạn lượn vòng, máy bay 1 phóng tên lửa (mục tiêu 3) đuổi theo máy bay 2, kết thúc giai đoạn lượn vòng, máy bay 2 bị tiêu diệt, máy bay 1 chuyển sang giai đoạn hạ độ cao để hạ cánh. Vì mục tiêu 3 chủ động bám theo mục tiêu 2 nên chúng ta coi mô hình chuyển động của mục tiêu 3 như mục tiêu 1,2.

Quá trình mô phỏng được thực hiện 40 lần và sau đó lấy giá trị trung bình để đảm bảo độ tin cậy.

Cụ thể khoảng thời gian tồn tại các mục tiêu như sau:

Mục tiêu	Thời gian tồn tại
Mục tiêu 1	t=0÷340
Mục tiêu 2	t=0÷250
Mục tiêu 3	t=150÷240

Tham số ban đầu của các mục tiêu như sau

**Mục tiêu 1:**

**Vị trí ban đầu**

$$x_0, y_0, z_0 = 90km, -30km, 8km$$

**Vận tốc ban đầu**

$$v_{x0}, v_{y0}, v_{z0} = (100m/s, 0m/s, 0m/s)$$

**Mục tiêu 2:**

**Vị trí ban đầu**

$$x_0, y_0, z_0 = 90km, -27km, 10km$$

**Vận tốc ban đầu**

$$v_{x0}, v_{y0}, v_{z0} = (100m/s, 0m/s, 0m/s)$$

**Mục tiêu 3:**

**Vị trí ban đầu**

$$x_0, y_0, z_0 = 30km, -30km, 12km$$

**Vận tốc ban đầu**

$$v_{x0}, v_{y0}, v_{z0} = (200m/s, 200m/s, 0m/s)$$

Hệ thống đo lường sử dụng 1 Radar đặt tại vị trí (0km, 0km, 0km). Nhiều đo lường như sau:

**Mô tả nhiễu**

- Nhiều hệ thống

- Đối với mục tiêu 1 và 3

+) Nhiễu gia tốc  $w_x$  phân bố Gaussian có giá trị trung bình bằng không và phương sai là  $0,1m/s^2$   
 $w_x \sim N(0,0,1)$

+) nhiễu gia tốc  $w_y, w_z$  phụ thuộc vào  $w_x$  và quỹ đạo chuyển động trên hình 1

- Đối với mục tiêu 2

+) Nhiễu gia tốc  $w_x$  phân bố Gaussian có giá trị trung bình bằng không và phương sai là  $0,2m/s^2$

$w_x \sim N(0,0,2)$

+) nhiễu gia tốc  $w_y, w_z$  phụ thuộc vào  $w_x$  và quỹ đạo chuyển động trên hình 1

- Nhiễu đo lường

+) Nhiễu đo lường Gaussian tác động lên cự ly  $r$   $v_r$  có giá trị trung bình bằng không và phương sai là  $80m$   
 $v_r \sim N(0,80)$

+) Nhiễu đo lường Gaussian tác động lên góc nâng  $\theta$   $v_\theta$  có giá trị trung bình bằng không và phương sai là  $2$  độ  
 $v_\theta \sim N(0,2)$

+) Nhiễu đo lường Gaussian tác động lên góc phương vị  $\varphi$   $v_\varphi$  có giá trị trung bình bằng không và phương sai là  $2$  độ

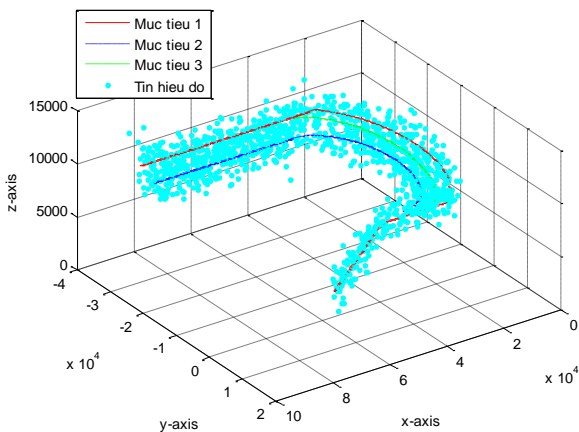
$v_\varphi \sim N(0,2)$

- Phân bố tín hiệu đo lường

Tín hiệu đo lường  $Z_k$  giả thiết có phân bố Poisson với giá trị trung bình  $\lambda=6$

$Z_k \sim Poi 6$

Như chúng ta thấy trên hình 4, khi các mục tiêu cách nhau đủ xa, ta có thể phân biệt các mục tiêu một cách khá rõ ràng. Tuy nhiên, khi mục tiêu gần nhau chúng ta không thể nhận ra tín hiệu đo lường nào thuộc mục tiêu nào. Trong bài báo này số phân tử của bộ lọc được chọn là 500, số tín hiệu đo lường ở mỗi bước thời gian được giả thiết là phân bố Poisson với phương sai  $\lambda=6$ , Công cụ mô phỏng sử dụng matlab 2011a.



Hình 4: Tín hiệu đo

### 3.2 Một số tiêu chí đánh giá phương pháp

- Khả năng ước lượng số mục tiêu.
- Khả năng phân biệt mục tiêu.

- Khả năng nhận biết khi xuất hiện thêm mục tiêu và mất mục tiêu.

- Thời gian thực hiện.

- Độ chính xác của phương pháp.

+PRMSE (position root-mean square error).

$$PRMSE_k = \left( \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (p_{xk}^i - \hat{p}_{xk}^i)^2 + (p_{yk}^i - \hat{p}_{yk}^i)^2 + (p_{zk}^i - \hat{p}_{zk}^i)^2 \right)^{1/2} \quad (34)$$

+VRMSE (velocity root-mean square error).

$$VRMSE_k = \left( \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (v_{xk}^i - \hat{v}_{xk}^i)^2 + (v_{yk}^i - \hat{v}_{yk}^i)^2 + (v_{zk}^i - \hat{v}_{zk}^i)^2 \right)^{1/2} \quad (35)$$

**Trong đó**

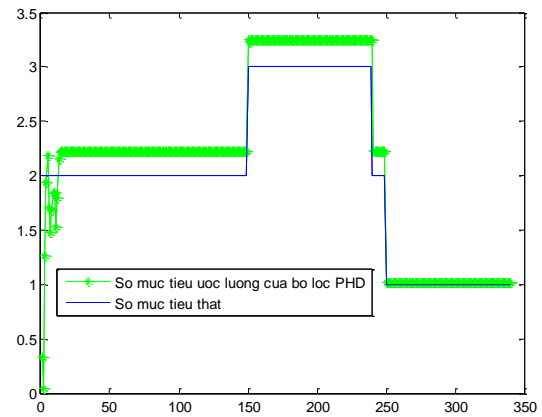
$p_x, p_y, p_z$  : vị trí thật của mục tiêu.

$\hat{p}_x, \hat{p}_y, \hat{p}_z$  : vị trí ước lượng.

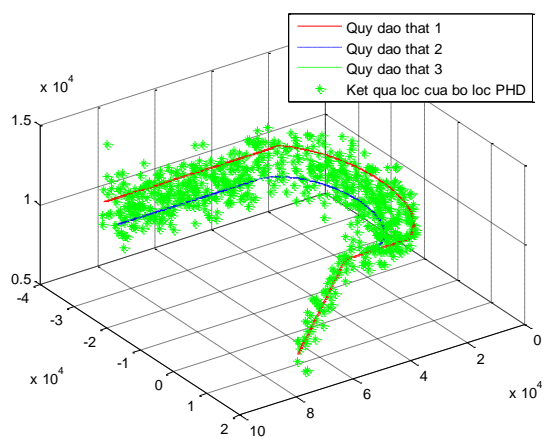
$v_x, v_y, v_z$  : vận tốc thật của mục tiêu.

$\hat{v}_x, \hat{v}_y, \hat{v}_z$  : vận tốc ước lượng.

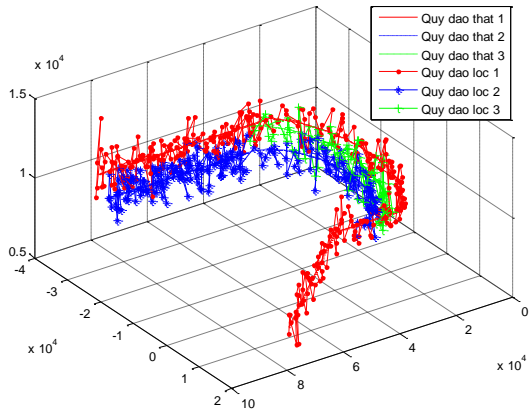
### 3.3 Kết quả



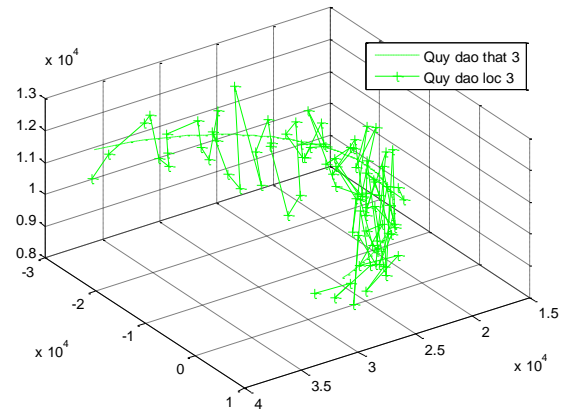
Hình 5: Số mục tiêu ước lượng của bộ lọc PHD



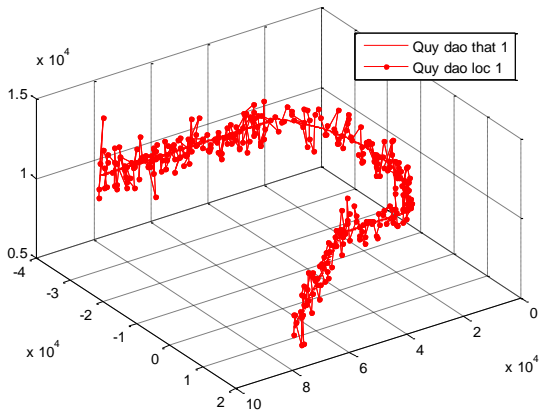
Hình 6: Trạng thái các mục tiêu sau bộ lọc PHD



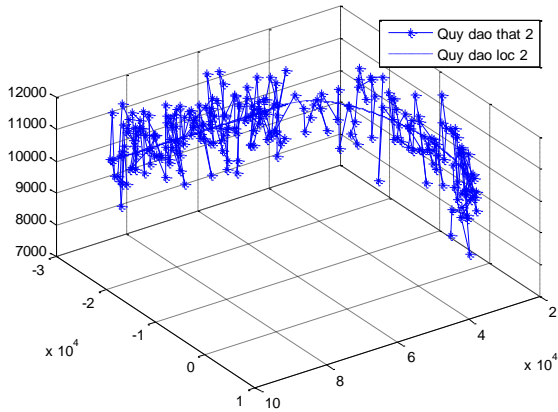
Hình 7: Vị trí lọc PHD+GRAPH của các mục tiêu



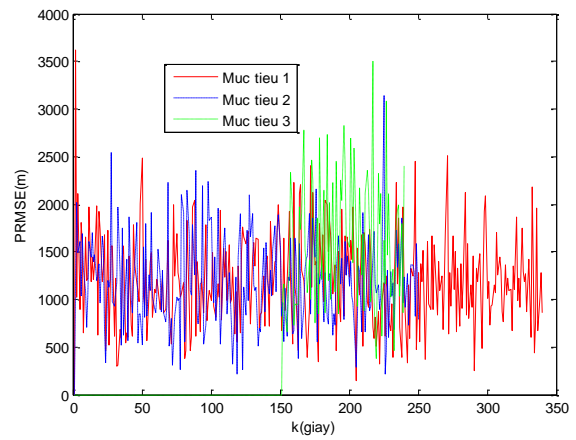
Hình 11: Vị trí lọc PHD+GRAPH của mục tiêu 3



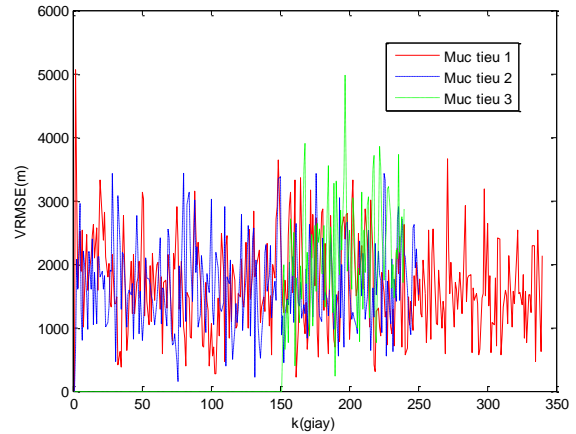
Hình 9: Vị trí lọc PHD+GRAPH của mục tiêu 1



Hình 10: Vị trí lọc PHD+GRAPH của mục tiêu 2



Hình 12: PRMSE



Hình 13: VRMSE

Thời gian thực hiện mô phỏng của phương pháp thực hiện trên máy tính chạy hệ điều hành window 7, vi xử lý core i5 3.2Ghz, Ram 4Gb là 700 giây.

Theo kết quả mô phỏng được thể hiện trên hình 5 và hình 6 chúng ta thấy rằng, bộ lọc PHD có khả năng ước lượng số mục tiêu một cách chính xác, kể cả thời điểm xuất hiện và thời điểm biến mất của mục tiêu. Đầu ra của bộ lọc là tập trạng thái các mục tiêu, tuy tập trạng thái này là chung cho các mục tiêu và không có khả năng phân biệt nhưng nó cũng chứng minh được ưu điểm của bộ lọc PHD, đó là



khả năng giới hạn và giảm các tín hiệu đo không phù hợp. Do đó giảm được thời gian thực hiện và giảm độ phức tạp của phương pháp bám đa mục tiêu, đặc biệt là khi số mục tiêu và số tín hiệu đo lớn.

Theo kết quả mô phỏng thể hiện trên hình 7, hình 8 và hình 9 và 10 chúng ta thấy rằng phương pháp kết hợp bộ lọc PHD và GRAPH cho kết quả tốt, khả năng phân biệt mục tiêu cao và không bị nhầm lẫn. Tuy nhiên, sai số bám đối với mục tiêu suất hiện mới và biến mất đột ngột trong quá trình bám (mục tiêu 3 ở hình 10) lớn, đặc biệt là thời điểm xuất hiện ( $t=150s$ ) và thời điểm biến mất ( $t=240s$ ). Kết quả bám đối với mục tiêu tồn tại từ đầu đến cuối quá trình bám ổn định hơn, sai số nhỏ hơn.

Từ kết quả mô phỏng ở hình 11 và 12 chúng ta thấy rằng sai số vị trí và sai số vận tốc của các mục tiêu có xu hướng giảm dần, tuy nhiên sai số của mục tiêu mới suất hiện lớn hơn và có xu hướng giảm chậm hơn.

#### 4. Kết luận

Với hệ thống bám đa mục tiêu kết hợp bộ lọc PHD sử dụng bộ lọc phần tử với phương pháp GRAPH trong hệ tọa độ hỗn hợp 3 chiều đề cập ở trên có những ưu điểm sau đây: Hệ thống có khả năng bám đa mục tiêu thay đổi theo thời gian, khả năng phân biệt mục tiêu tốt, không bị nhầm mục tiêu kể cả khi các mục tiêu chuyển động phức tạp ở khoảng cách gần nhau, sai số của phương pháp chấp nhận được và có xu hướng giảm, hệ thống giải quyết được vấn đề phi tuyến của mô hình và phi Gaussian của nhiễu. Tóm lại, phương pháp bám đa mục tiêu đề cập ở trên có khả năng bám đa mục tiêu trong trường hợp phức tạp nhất, tổng quát nhất và có tính khả thi với các ứng dụng thời gian thực do hệ thống giảm thiểu được thời gian xử lý. Tuy vậy, hệ thống trên vẫn còn một số điểm cần giải quyết đó là thời gian thực hiện của hệ thống, do hệ thống thực hiện lọc phần tử đối với bộ lọc PHD nên làm tăng thời gian xử lý. Do vậy, để thuật toán hoàn thiện hơn, việc nghiên cứu cài đặt các thuật toán tối ưu hơn là cần thiết và cần tiếp tục được nghiên cứu.

#### Tài liệu tham khảo

- [1]. X. R. Li and V. P. Jilkov.: *A Survey of Maneuvering Target Tracking: Dynamic Models*, InProc. 2000 SPIE Conf. on Signal and Data Processing of Small Targets, vol. 4048, pages 212–235, Orlando, Florida, USA, April 2000.
- [2]. X. R. Li and V. P. Jilkov.: *A Survey of Maneuvering Target Tracking—Part III: Measurement Models*, In Proc. 2001 SPIE Conf. on Signal and Data Processing of Small Targets, vol. 4473, San Diego, CA, USA, 2001.
- [3]. Martin Tobias.: *Probability Hypothesis Densities for Multi-target, Multisensor Tracking with Application to Passive Radar*, School of Electrical and Computer Engineering Georgia Institute of Technology, 2006
- [4]. Michael Beard and Sanjeev Arulampalam.: *Performance of PHD and CPHD Filtering Versus JIPDA for Bearings-only Multi-target Tracking*,
- [5]. M. Tobias, A.D. Lanterman.: *A Probability Hypothesis Density-Based Multi-target Tracker Using Multiple Bistatic Range and Velocity Measurements*, Proc. of the 36th Southeastern Symposium on System Theory, pp.205-209, Atlanta, GA, March 2004.
- [6]. Loris Bazzani, Domenico Bloisi, Vittorio Murino.: *A Comparison of Multi Hypothesis Kalman Filter and Particle Filter for Multi-target Tracking*, Department of Computer Science University of Verona, Verona, Italy 37134 (2009)
- [7]. Anton Haug and Lauren Williams.: *A Spherical Constant Velocity Model for Target Tracking in Three Dimensions*, IEEEAC Paper #1661, Version 1, Updated 07/10/2011.
- [8]. Bar-Shalom, Y., and X-R. Li (1995).: *Multi-target-Multisensor Tracking: Principles and Techniques*, Storrs, CT: YBS Publishing, 1995.
- [9]. Angelos Amditis, George Thomaidis, Pantelis Maroudis, Panagiotis Lytrivis and Giannis Karaseitanidis.: *Multiple Hypothesis Tracking Implementation*, Institute of Communications and Computer Systems (2011)
- [10]. Thopas E. Fortmann, Yaakov Bar-Shalom and Molly Scheffe.: *multi-target tracking using joint probabilistic data association*, 0191-2216/80/0000-0807\$00.75 0 1980 IEE
- [11]. Aliakbar Gorji Daronkolaei, Vahid Nazari, Mohammad Bagher Menhaj, and Saeed Shiry.: *A Joint Probability Data Association Filter Algorithm for Multiple Robot Tracking Problems*, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran (2000)
- [12]. Y. Bar-Shalom, T. Kirubarajan and X. Lin.: *Probabilistic Data Association Techniques for Target Tracking with Applications to Sonar, Radar and EO Sensors*, Electrical and Computer Engineering Department, University of Connecticut, Storrs CT 06269-2157; Electrical and Computer Engineering Department, McMaster University Hamilton, Ontario, Canada L8S 4K1 (2003)
- [13]. M. Jaward, L. Mihaylova, N. Canagarajah and D. Bull.: *Multiple Object Tracking Using Particle Filters*, IEEEAC paper # 1280
- [14]. Kusha Panta, Ba-Ngu Vo, Sumeetpal Singh and Arnaud Doucet.: *Probability Hypothesis Density filter versus Multiple Hypothesis Tracking*, Co-operative Research Centre for Sensor and Information Processing (CSSIP), Department of Electrical & Electronic Engineering, The University of Melbourne, Melbourne, Victoria 3010, Australia; Department of Engineering, Cambridge University, CB2 1PZ Cambridge, UK (2011)
- [15]. Matthieu Canaud, Lyudmila Mihaylova, Jacques Sau and Nour-Eddin El Faouzi.: *Probability hypothesis density filtering for real-time traffic state estimation and prediction*, School of Computing and Communications

- InfoLab21, South Drive, Lancaster University Lancaster LA1 4WA, United Kingdom (2010)
- [16] Blackman, S., and R. Popoli.: *Design and Analysis of Modern Tracking Systems*, Norwood, MA: Artech House, 1999.
- [17] Chang, K. C., Mori, S., and Chong, C.Y.: *Evaluating a multiple-hypothesis multi-target tracking algorithm*. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 20, 2 (Apr. 1994), 578—590.
- [18] L. Lin, Y. Bar-Shalom, T. Kirubarajan.: *Track Labeling Combined with the Probability Hypothesis Density Filter for Multi-target Tracking*, to appear in IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems.
- [19] H. Sidenbladh.: *Multi-Target Particle Filtering for the Probability Hypothesis Density*, Proc. Int. Conf; on Information Fusion, Cairns, Australia, July 2003.
- [20] B. Vo, S. Singh and A. Doucet.: *Sequential Monte Carlo Implementation of the PHD Filter for Multi-target Tracking*, Proc. Int. ConfJ on Information Fusion, Cairns, Australia, July 2003.
- [21] I.Smal, K.Draegestein, N.Galjart, W.Niessen, E.Meijering, “*Particle Filtering for Multiple Object Tracking in Dynamic Fluorescence Microscopy Images: Application to Microtubule Growth Analysis*”, IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 27, no. 6, pp.789–804, 2008.
- [22] David M. Antunes, Dario Figueira, David M. Matos, Alexandre Bernardino, José Gaspar.:*Multiple Hypothesis Tracking in Camera Networks*, in conjunction with ICCV 2011,6-13 November 2011, Barcelona, Spain
- [23] Liming Chen, Zhe Chen, Fuliang Yin.:*A Novel Merging Algorithm in Gaussian Mixture Probability Hypothesis Density Filter for Close Proximity Targets Tracking*, Journal of Information & Computational Science 8: 12 (2011) 2283–2299
- [24] D. Smith, S. Singh, Approaches to multisensor data fusion in target tracking.: *A survey*, IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 18(12), 2006, 1696-1710
- [25] C. Rasmussen, G. D. Hager.: *Probabilistic data association methods for tracking complex visual objects*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 23(6), 2001, 560-576
- [26] S. S. Blackman.: *Multiple hypothesis tracking for multiple target tracking*, IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, 19(1), 2004, 5-18
- [27] J. Goutsias, R. Mahler, H. T. Nguyen, Random Sets.: *Theory and Application*, Springer-Verlag, 1997
- [28] R. Mahler.: *Multitarget Bayes filtering via first-order multitarget moments*, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 39(4), 2003, 1152-1178
- [29] I. Go o dman, R. Mahler, H. Nguyen.: *Mathematics of Data Fusion*, Kluwer Academic Publishers, 1997
- [30] Jaipal R. Katkuri Vesselin P. Jilkov X. Rong Li. : *A Comparative Study of Nonlinear Filters for Target Tracking in Mixed Coordinates*, Department of Electrical Engineering University of New Orleans New Orleans, LA 70148, USA, March 7-9, 2010
- [31] Arula mpalam, M.S., Maskell, S., Gordon, N. & Clapp, T. : *A tutorial on particle filters for online nonlinear / non- gaussian Bayesian tracking*. IEEE Transactions on Signal Processing. 50 (2):174 - 188 .
- [32] Chee-Yee Chong.: *Graph approaches for data association*. Information Fusion (FUSION), 2012 15th International Conference on, 9-12 July 2012, 1578 - 1585.
- [33] S. Mori and C. Y. Chong, *Evaluation of data association hypotheses: non-Poisson I.I.D. cases*, Proc. 7th Int. Conf. on Information Fusion, 2004.



**Nguyễn Kiều Hưng** sinh năm 1979. Anh nhận bằng Kỹ sư Điện tử tại Trường Đại Học Giao Thông Vận Tải năm 2002, bằng Thạc sỹ Kỹ Thuật Điện tử tại Học Viện Kỹ Thuật Quân Sự năm 2009. Từ năm 2003 đến nay anh làm việc tại Viện Điện tử - Viện Khoa học và Công nghệ Quân sự - Bộ Quốc Phòng. Hướng nghiên cứu chính là bản đồ số, xử lý ảnh,

mã nguồn mở, hệ thống dẫn đường theo ảnh, hệ thống nhận dạng và bám mục tiêu.



**Pham Thuong Cat** is a Honorary Research Professor in Computational Sciences of Computer and Automation Research Institute of the Hungarian Academy of Sciences.

He is the Editor-in-Chief of the

Journal of Computer Science and Cybernetics of the Vietnamese Academy of Science and Technology (VAST) and a Senior Researcher of the Institute of Information Technology of VAST. He is a Vice President of the Vietnamese Association of Mechatronics. His research interests include robotics, control theory, cellular neural networks and embedded control systems. He co-authored 4 books and published over 150 papers in national and international journals and conference proceedings.