SỬ DỤNG MÔ HÌNH MARKOV ẨN ĐỂ XÁC ĐỊNH MỤC TIÊU TRONG BÀI TOÁN QUAN SÁT QUỸ ĐẠO ĐA MỤC TIÊU

Nguyễn Thị Hằng*

Tóm tắt: *Bài toán quan sát quỹ đạo đa mục tiêu (Multi-Target Tracking - MTT) có rất nhiều ứng dụng trong thực tiễn, đặc biệt là trong an ninh quốc phòng. Những kết quả nghiên cứu đã được công bố cho đến thời điểm hiện tại chủ yếu dùng phương pháp ước lượng tuần tự Bayes (Bayesian Sequential Estimation - BSE) để cập nhật trạng thái và xây dựng các thuật toán bám quỹ đạo của các mục tiêu. Các thuật toán đó đều là những thuật toán không tầm thường vì chúng được gắn với các mô hình ngẫu nhiên rất phức tạp. Hai vấn đề quan trọng nhất đối với MTT là: xác định số mục tiêu hiện có tại mỗi thời điểm và xác định quỹ đạo chuyển động của chúng.*

Các thuật toán bám quỹ đạo đã được công bố gặp khó khăn trong việc xác định mục tiêu trong trường hợp mục tiêu mới xuất hiện ngay tại thời điểm quan sát hiện tại. Trong bài báo này, chúng tôi trình bày một kết quả nghiên cứu để giải quyết vấn đề xác định số mục tiêu trong MTT tại mọi thời điểm bất kỳ khắc phục được khó khăn nói trên với kỹ thuật sử dụng công cụ mô hình Markov ẩn (Hidden Markov Model - HMM). Kỹ thuật sử dụng công cụ HMMs trong việc giải bài toán MTT, trong các kết quả đã được công bố, chưa có công trình nào đề cập đến.

Từ khóa: Xích Markov; Mô hình Markov ẩn (HMM); Trạng thái; Giá trị trạng thái; Dấu hiệu quan sát; Tập dấu hiệu quan sát; Hàm vết.

1. MỞ ĐẦU

Mô hình quan sát đa mục tiêu MTT có nhiều ứng dụng trong thực tiễn cả trong quốc kế dân sinh lẫn trong an ninh quốc phòng.

Trong dân sự, các mô hình đã và đang được ứng dụng như: hệ thống điều khiển và giám sát không lưu, hệ thống giám sát đại dương, hệ thống điều khiển giao thông,...

Trong an ninh quốc phòng, các mô hình đã và đang được ứng dụng như: Hệ thống giám sát không phận (hệ radar ASDE-X), hệ radar mảng pha Cobra Dane giám sát tầm xa các tên lửa đạn đạo xuyên lục địa, hệ thống radar trên biển X-band (SBX) của hải quân Mỹ, hệ thống radar mảng pha cảnh báo sớm UEWR (Upgraded Early Warning Radar) nằm trong hệ thống phòng thủ tên lửa quốc gia của Mỹ, hệ thống radar THAAD, hệ thống video giám sát hoạt động của con người trong một vùng bảo vệ,...

Công cụ vật lý được sử dụng trong các hệ thống quan sát có thể là video, radar hay các cảm biến (sensor) nào đó. Công cụ toán học (phần hồn của hệ thống) để xử lý là các kết quả, các thuật toán nghiên cứu để giải bài toán MTT. Các thuật toán chính được công bố cho tới thời điểm hiện tại đã và đang được sử dụng như: Thuật toán lân cận gần nhất toàn cục GNN (Global Nearest Neighbors) [2, 3]; Thuật toán kết hợp dữ liệu xác suất đồng thời JPDA (Joint Probablistic Data Association) [4-6]; Thuật toán kết hợp dữ liệu đa gia thiết MHT (Multiple Hypothesis Tracking) [7-10]; Thuật toán kết hợp dữ liệu xác suất đồng thời gần nhất NNJPDA (Nearest Neighbors Joint Probablistic Data Association) [11, 12]. Các thuật toán này đều dựa trên nền tảng BSE (Bayesian Sequential Estimation) để cập nhật trạng thái và bám quỹ đạo của mục tiêu song gặp trở ngại không nhỏ trong việc xác định mục tiêu trong trường hợp mục tiêu mới xuất hiện ngay tại thời điểm quan sát hiện tại. Thậm chí ngay cả phương pháp liên kết dữ liệu thông qua hệ thống ánh xạ xây dựng đệ quy của chúng tôi công bố gần đây nhất năm 2019 [1] cũng gặp phải khó khăn đó.

Trong bài báo này, chúng tôi trình bày một kết quả nghiên cứu: Sử dụng HMM để xác định mục tiêu trong bài toán MTT; phương pháp này cho phép khắc phục được khó khăn mà

các phương pháp trước đây gặp phải như đã nêu ở trên. Chúng tôi cũng lưu ý rằng, phương pháp sử dụng HMM để nghiên cứu MTT lần đầu tiên được công bố trong bài báo này.

Cấu trúc của bài báo gồm 5 phần: Mục 1 mở đầu; Mục 2 xây dựng mô hình toán học của bài toán MTT; Mục 3 xây dựng HMM theo mục tiêu nghiên cứu của bài báo đối với bài toán MTT; Mục 4 ứng dụng lý thuyết HMM [13, 14] để xây dựng các thuật toán xác định mục tiêu trong bài toán MTT và mục 5 là kết luận cùng đôi lời bình luận.

2. BÀI TOÁN QUAN SÁT ĐA MỤC TIÊU: MÔ HÌNH TOÁN HỌC

Giả sử ta cần quan tâm đến một số đối tượng (hay còn gọi là mục tiêu) di động nào đó trong một miền không gian và trong một khoảng thời gian nào đó. Ký hiệu $\mathcal{R}$ là miền không gian mà ta cần quan tâm, ở đây $\mathcal{R} \subset \mathbb{R}^{n_x}$, với $\mathbb{R}^{n_x}$ là không gian trạng thái của mục tiêu, n_x là số chiều của véc tơ trạng thái của mục tiêu. $\mathcal{R}$ được gọi là miền quan sát.

Ký hiệu $[1,T]$, $T>1$, $T \in \mathbb{R}^+$, là khoảng thời gian mà ta cần quan tâm. $[1,T]$ được gọi là khoảng thời gian của quá trình quan sát. Do các thời điểm quan sát: t_1, $t_2,...,$ t_n; $1=t_1<t_2<...<t_n=T$, là rời rạc, nên không mất tính tổng quát, khi nói đến thời điểm thứ i (t_i), chúng ta có thể quy ước: $T \in \mathbb{Z}^+$, $t_i \in \mathbb{Z}^+$ và đồng nhất $t_i = i$, $i=1,2,...,T$; trong đó, $t_1=1$ là lần quan sát đầu tiên và $t_n=T=n$ là lần quan sát cuối cùng của quá trình quan sát.

Số mục tiêu có trong miền $\mathcal{R}$ tại thời điểm t, $t \in [1,T]$, là một số ngẫu nhiên chưa biết và được ký hiệu là $M_t = M_t(\omega)$. Giả thiết rằng, mục tiêu thứ k ($k \in \mathbb{Z}^+$), xuất hiện ở vị trí ngẫu nhiên có phân phối đều trong $\mathcal{R}$ tại thời điểm t_i^k, $t_i^k \in [1,T]$ và chuyển động một cách độc lập đối với các mục tiêu khác trong $\mathcal{R}$ đến thời điểm t_f^k, $t_f^k \in [1,T]$ thì biến mất. Cũng giả thiết rằng, mỗi mục tiêu tồn tại với xác suất p_m, $0<p_m<1$ và biến mất (không tồn tại) với xác suất $1-p_m$. Giả thiết $M_t = M_t(\omega)$ là biến ngẫu nhiên có phân phối Poisson với tham số λ_m, $\lambda_m > 0$. Các mục tiêu xuất hiện, tồn tại và biến mất một cách độc lập với nhau.

Trong thời gian quan sát, trong miền quan sát có thể có các mục tiêu giả do các clutter hoặc do các thiết bị kỹ thuật và phương pháp quan trắc gây ra. Cũng tương tự như giả thiết đặt ra với các mục tiêu, mỗi mục tiêu giả xuất hiện (tồn tại) với xác suất $p_g, 0<p_g<1$, và biến mất (không tồn tại) với xác suất $1-p_g$. Số mục tiêu giả có trong miền quan sát $\mathcal{R}$ tại thời điểm t, $t \in [1,T]$, là một số ngẫu nhiên chưa biết và được ký hiệu là $G_t = G_t(\omega)$, là biến ngẫu nhiên có phân phối Poisson với tham số λ_g, $\lambda_g > 0$. Các mục tiêu giả xuất hiện, tồn tại và biến mất một cách độc lập với nhau và độc lập với các mục tiêu. Cũng như các mục tiêu, các mục tiêu giả xuất hiện ở vị trí ngẫu nhiên có phân phối đều trong $\mathcal{R}$.

Ký hiệu X_t^k, $t \in [1,T]$, $k=1,2,...$ là trạng thái của mục tiêu thứ k tại thời điểm t, $X_t^k \in \mathbb{R}^{n_x}$. Mô hình chuyển trạng thái của mục tiêu k được mô tả bởi hệ động lực tổng quát trong không gian trạng thái $\mathbb{R}^{n_x}$ như sau:

$$X_{t+1}^k = F_k\left(X_t^k\right) + V_t^k, \tag{1}$$

với $F_k : \mathbb{R}^{n_x} \to \mathbb{R}^{n_x}$ là ánh xạ đo được từ $\mathbb{R}^{n_x}$ vào $\mathbb{R}^{n_x}$; $V_t^k \in \mathbb{R}^{n_x}$ là nhiễu trắng với ma trận hiệp phương sai là Q^k, các V_t^k ($k=1,2,...$) là không tương quan.

Mô hình quan sát được mô tả bởi:

$$Y_t = G(X_t) + W_t, \tag{2}$$

với $G: \mathbb{R}^{n_x} \to \mathbb{R}^{n_y}$, n_y là số chiều của véc tơ quan sát, G là ánh xạ đo được từ $\mathbb{R}^{n_x}$ vào $\mathbb{R}^{n_y}$, $W_t \in \mathbb{R}^{n_y}$ là nhiễu trắng với ma trận hiệp phương sai là R và W_t không tương quan với các V_t^k, $k = 1,2,...$. Nói riêng đối với mục tiêu k, mô hình quan sát (2) trở thành:

$$Y_t^k = G(X_t^k) + W_t \tag{2'}$$

Trong mô hình (1) - (2) (hoặc (1) – (2')) ở trên, V_t^k, $k = 1,2,...$ được gọi là nhiễu hệ thống; W_t được gọi là nhiễu (sai số) quan sát.

Ký hiệu: $Y(t) = \{Y_t^j \mid j = 1,2,...,n_t\}$ là tập các giá trị quan sát được tại thời điểm t, $t = t_1, t_2, ..., t_n$; n_t là số lượng các kết quả quan sát được tại thời điểm t.

Chính xác về mặt toán học: $n_t = Card(Y(t))$ là một biến ngẫu nhiên và $n_t = n_t(\omega) = M_t(\omega) + G_t(\omega)$. Vì $M_t(\omega)$ và $G_t(\omega)$ độc lập, $M_t(\omega) \simeq P(\lambda_m)$, $G_t(\omega) \simeq P(\lambda_g)$, nên $n_t = n_t(\omega) \simeq P(\lambda_m + \lambda_g)$.

Chúng ta có: $\lim_{k \to +\infty} P[n_t = k] = \lim_{k \to +\infty} \frac{(\lambda_m + \lambda_g)^k}{k!} e^{-(\lambda_m + \lambda_g)} = 0$

Bởi vậy, trong thực tế, người ta giả thiết:

$$M_t(\omega) \le M^* \pmod P;\ n_t(\omega) \le N^* \pmod P$$

ở đây, M^*, N^* là các hằng số (đủ lớn tùy theo độ chính xác yêu cầu).

Tại thời điểm quan sát t, $t = t_1, t_2, ..., t_n$, chúng ta có tập giá trị quan sát $Y(t)$. Các giá trị quan sát này có thể là giá trị quan sát thu được từ một mục tiêu nào đó hoặc có thể là giá trị quan sát do mục tiêu giả gây ra. Yêu cầu của bài toán MTT là: hãy xác định số mục tiêu hiện có tại thời điểm t trong $\mathcal{R}$ và xác định quỹ đạo chuyển động của các mục tiêu đó trong $\mathcal{R}$ cho đến thời điểm hiện tại t.

3. XÂY DỰNG HMM ĐỐI VỚI BÀI TOÁN MTT

Với bài toán MTT được trình bày trong mục 2, với mục đích xác định số mục tiêu trên cơ sở các tập dữ liệu quan sát với lượng thông tin không đầy đủ như đã nêu, chúng ta cần xây dựng HMM phù hợp để thực hiện mục đích. Các thành phần của HMM chúng ta xây dựng như sau:

a. Trạng thái của xích Markov ẩn được ký hiệu là q_t. Không gian giá trị của trạng thái là tập $S = \{S_0, S_1, ..., S_{M^*}\}$, trong đó, S_j là trạng thái có đúng j mục tiêu, $0 \le j \le M^*$.

b. Chúng ta ký hiệu tập các dấu hiệu quan sát là $V = \{v_0, v_1, ..., v_{N^*}\}$, trong đó, v_k là có k giá trị quan sát thu được, $0 \le k \le N^*$.

c. Phân phối chuyển trạng thái:

Ma trận chuyển ký hiệu là $A = [a_{ij}]$, trong đó:

$$a_{ij} = P\left[q_{t_k} = S_j | \ q_{t_{k-1}} = S_i \right]$$

$$= D_1 . \sum_{l=\max\{0;(i-j)\}}^{i} \frac{(\lambda_m)^i}{i!} e^{-\lambda_m} \cdot C_{M^*+l-i}^{j+l-i} \cdot C_i^l (1-p_m)^l \, p_m^{\,j+l-i}$$

Ở đây, D_1 là hằng số chuẩn hóa

$$D_1 = \left(\sum_{j=0}^{M^*} . \sum_{l=\max\{0;(i-j)\}}^{i} \frac{(\lambda_m)^i}{i!} e^{-\lambda_m} \cdot C_{M^*+l-i}^{j+l-i} \cdot C_i^l (1-p_m)^l \, p_m^{\,j+l-i} \right)^{-1}$$

vẫn theo truyền thống, chúng ta dùng C_n^h là tổ hợp chập h của n.

Nếu dẫn giải bằng lời: a_{ij} là xác suất tại thời điểm $t+1$ có j mục tiêu với điều kiện tại thời điểm t có i mục tiêu. Việc tính toán công thức của a_{ij} là cả một quá trình không đơn giản, do khuôn khổ của bài báo nên ở đây, chúng tôi chỉ nêu kết quả. Đôi khi để tiện lợi, chúng ta còn dùng ký hiệu $a_{q_t q_{t+1}}$ thay cho a_{ij} trong công thức trên.

d. Phân bố xác suất dãy dấu hiệu quan sát tại trạng thái S_j:

$$B = \left[b_j(v_k) \right], 0 \le k \le N^*, 0 \le j \le M^*$$

trong đó,

$$b_j(v_k) = P\left[v_k \text{ tại thời điểm } t \,|\, q_t = S_j \right], \ 0 \le j \le M^*, 0 \le k \le N^* .$$

$$= \begin{cases} 0 & \text{khi} \quad k < j \\ D_2 \cdot \dfrac{\left(\lambda_m + \lambda_g\right)^k}{k!} \cdot e^{-\left(\lambda_m + \lambda_g\right)} & \text{khi} \quad k \ge j \end{cases}$$

Ở đây, D_2 là hằng số chuẩn hóa, cụ thể là:

$$D_2 = \left(\sum_{k=j}^{N^*} \frac{\left(\lambda_m + \lambda_g\right)^k}{k!} \cdot e^{-\left(\lambda_m + \lambda_g\right)} \right)^{-1}$$

e. Phân phối ban đầu: $\Pi = \{\pi_i\}, \ 0 \le i \le M^*$, với

$$\pi_i = P\left[q_1 = S_i \right] = D_3 \cdot \frac{(\lambda_m)^i}{i!} \cdot e^{-\lambda_m}$$

Ở đây, $k = n_{t_1}$ và D_3 là hằng số chuẩn hóa, cụ thể là:

$$D_3 = \left(\sum_{i=0}^{M^*} \frac{(\lambda_m)^i}{i!} \cdot e^{-\lambda_m} \right)^{-1} .$$

Với việc xác định các tham số M^*, N^*, không gian giá trị trạng thái S, tập giá trị quan sát V, xây dựng ba độ đo xác suất A, B và Π, chúng ta đã có một mô hình Markov ẩn mong muốn.

Để thuận tiện và cũng là theo truyền thống, ta ký hiệu HMM đó là $\lambda = \{A, B, \Pi\}$. Thêm nữa, theo truyền thống, chúng ta ký hiệu dãy quan sát có độ dài t là $O = O_1 O_2 ... O_t$, với

các O_s là các quan sát tại thời điểm thứ s (gọi là t_s), O_s nhận giá trị trong $V, s=1,2,...,t$ và dãy trạng thái có độ dài t là $Q=q_1q_2...q_t$, trong đó, q_1 là trạng thái ban đầu, các q_s nhận giá trị trong $S, s=1,2,...,t$.

4. THUẬT TOÁN XÁC ĐỊNH SỐ MỤC TIÊU TRONG MTT

4.1. Một số kết quả bổ trợ

Cho $\lambda=\{A,B,\Pi\}$ là HMM được xây dựng trong mục 3.

Giả sử: $O=O_1O_2...O_t$ là một dãy quan sát nào đó cho đến thời điểm t.

$Q=q_1q_2...q_t$ là một dãy trạng thái nào đó cho đến thời điểm t.

Bổ đề 4.1.

Xác suất của O đối với điều kiện λ đã cho được tính theo công thức:

$$P(O|\lambda)=\sum_{\forall Q}\pi_{q_1}\cdot b_{q_1}(O_1)\cdot a_{q_1q_2}\cdot b_{q_2}(O_2)\cdot\ ...\cdot a_{q_{t-1}q_t}\cdot b_{q_t}(O_t)\ =\sum_{\forall Q}\prod_{s=0}^{t}a_{q_{s-1}q_s}b_{q_s}(O_s)$$

trong đẳng thức cuối ta dùng ký hiệu quy ước $a_{q_0q_1}=\pi_{q_1}$.

Chứng minh

Do các quan sát là độc lập nên ta có:

$$P(O|Q,\lambda)=\prod_{s=1}^{t}P(O_s|q_s,\lambda)=\prod_{s=1}^{t}b_{q_s}(O_s)$$

Đồng thời, ta có: $P(Q|\lambda)=\pi_{q_1}\cdot a_{q_1q_2}\cdot a_{q_2q_3}\cdot...\cdot a_{q_{t-1}q_t}$

Từ đó, ta có:

$$P(O,Q|\lambda)=P(O|Q,\lambda)\cdot P(Q|\lambda)=\pi_{q_1}\cdot b_{q_1}(O_1)\cdot a_{q_1q_2}\cdot b_{q_2}(O_2)\cdot...\cdot a_{q_{t-1}q_t}\cdot b_{q_t}(O_t)$$

Do đó,

$$\begin{aligned}P(O|\lambda)&=\sum_{\forall Q}P(O,Q|\lambda)=\sum_{\forall Q}P(O|Q,\lambda)\cdot P(Q|\lambda)\\&=\sum_{\forall Q}\pi_{q_1}\cdot b_{q_1}(O_1)\cdot a_{q_1q_2}\cdot b_{q_2}(O_2)\cdot...\cdot a_{q_{t-1}q_t}\cdot b_{q_t}(O_t)\\&=\sum_{\forall Q}\prod_{s=1}^{t}a_{q_{s-1}q_s}b_{q_s}(O_s)\end{aligned}$$

Công thức tính $P(O|\lambda)$ là rất phức tạp và lượng tính toán có bậc là $2tM^{*t}$ các phép toán. Để giúp cho tính toán được hiệu quả và giảm bậc tính toán, chúng ta đưa ra thuật toán sau đây (trong HMM được gọi là thuật toán tiến).

Ký hiệu: $\alpha_\tau(i)=P(O_1O_2...O_\tau;q_\tau=S_i|\lambda)$ nghĩa là, $\alpha_\tau(i)$ là xác suất của một phần đầu của dãy quan sát cho đến thời điểm τ và tại thời điểm đó, (thời điểm τ), trạng thái $q_\tau=S_i$ với điều kiện $\lambda=\{A,B,\Pi\}$ như đã cho trong mục 3. Biến $\alpha_\tau(i)$ được gọi là biến tiến.

Bổ đề 4.2.

Xác suất $P(O|\lambda)$ được tính theo quy nạp của biến tiến $\alpha_\tau(i)$ theo thủ tục quy nạp sau:

1) *Bước khởi đầu:* $\alpha_1(i)=\pi_i b_i(O_1)$, $0\le i\le M^*$;

2) *Quy nạp:* $\alpha_{\tau+1}(j)=\left[\sum_{i=1}^{M^*}\alpha_\tau(i)\cdot a_{ij}\right]b_j(O_{\tau+1});\ \ 1\le\tau\le t-1, 0\le j\le M^*$;

3) *Kết thúc:* $P(O|\lambda)=\sum_{i=1}^{M^*}\alpha_t(i)$ với $a_{q_0q_1}=\pi_{q_1}$.

Chúng ta bỏ qua chứng minh bổ đề này do khuôn khổ của bài báo.

4.2. Thuật toán xác định số mục tiêu đối với MTT

Đối với bài toán MTT được phát biểu trong mục 2., việc xác định số mục tiêu chính là việc tìm trạng thái ẩn trong HMM được xây dựng trong mục 3. tương ứng với nó. Có một số vấn đề chúng ta cần chính xác hóa:

1. Xác định số mục tiêu tại một thời điểm quan sát riêng lẻ hay xác định mục tiêu tại từng thời điểm quan sát trong cả dãy thời điểm quan sát cho đến thời điểm hiện tại?

2. Tiêu chuẩn "tối ưu" hay tiêu chuẩn "tốt, xấu" để lựa chọn lời giải là tiêu chuẩn như thế nào? Dựa trên nguyên tắc nào?

Trong bài báo này, chúng ta sẽ trình bày lời giải cho cả hai trường hợp: Xác định số mục tiêu tại một thời điểm quan sát cụ thể riêng lẻ và xác định số mục tiêu tại từng thời điểm quan sát cho cả dãy thời điểm quan sát cho đến thời điểm hiện tại.

Tiêu chuẩn "tối ưu" để chọn lời giải là tiêu chuẩn làm cực đại xác suất. Chính xác hơn: Giả sử có một dãy quan sát $O = O_1O_2...O_t$, có hai bài toán được đặt ra:

- ***Bài toán 1.*** *Hãy xác định số mục tiêu có tại thời điểm t theo nghĩa xác suất cực đại. Bài toán này tương đương với: Hãy tìm trạng thái ẩn q_t sao cho $P(q_t \mid O, \lambda)$ là cực đại.*
- ***Bài toán 2.*** *Hãy xác định số mục tiêu tại từng thời điểm quan sát trong cả dãy thời điểm quan sát cho đến thời điểm hiện tại t theo nghĩa xác suất cực đại. Bài toán này tương đương với: Hãy tìm dãy trạng thái ẩn $Q = q_1q_2...q_t$ sao cho $P(Q \mid O, \lambda)$ là cực đại.*

- Thuật toán giải bài toán 1.

Ký hiệu $\gamma_t(i) = P\left[q_t = S_i \mid O, \lambda\right]$

Ta có thể biểu diễn $\gamma_t(i)$ thông qua các biến tiến như sau:

$$\gamma_t(i) = \frac{\alpha_t(i)}{P(O \mid \lambda)} = \frac{\alpha_t(i)}{\sum_{i=1}^{M^*} \alpha_t(i)}$$

Áp dụng Bổ đề 4.2. để tính các $\alpha_t(i)$ và $\frac{\alpha_t(i)}{\sum_{i=1}^{M^*} \alpha_t(i)}$, từ đó tính được $\gamma_t(i)$.

Cuối cùng, ta thu được lời giải: $q_t = \arg\max_{0 \le i \le M^*} \{\gamma_t(i)\}; \quad (1 \le t \le \tau)$

- Thuật toán giải bài toán 2.

Chúng ta nhận thấy $P(Q \mid O, \lambda)$ cực đại tương đương với $P(Q, O \mid \lambda)$ cực đại.

Ký hiệu: $\delta_\tau(i) = \max_{q_1q_2...q_{\tau-1}} \left\{P\left[q_1q_2...q_{\tau-1}q_\tau = S_i, O_1O_2...O_\tau \mid \lambda\right]\right\}$ với $\delta_\tau(i)$ theo cách đặt trên, chúng ta có công thức quy nạp sau:

$$\delta_{\tau+1}(j) = \left[\max_i \left\{\delta_\tau(i) \cdot a_{ij}\right\}\right] \cdot b_j(O_{\tau+1})$$

Về mặt thực hành, chúng ta cần lưu trữ dãy đối số mà nó đạt cực đại công thức vừa nêu trên đối với mỗi τ và j. Chúng ta thực hiện điều đó thông qua dãy hàm $\varphi_\tau(j)$ và cùng được thực hiện đệ quy với $\delta_\tau(i)$ theo thủ tục sau:

1) Bước ban đầu (xuất phát):

$$\delta_1(i) = \pi_i \cdot b_i(O_1), \varphi_1(i) = 0, \quad 0 \le i \le M^*$$

2) Đệ quy tiến:

$$\delta_\tau(j) = \left[\max_{1\le i\le M^*}\left\{\delta_{\tau-1}(i)\cdot a_{ij}\right\}\right]\cdot b_j(O_\tau);\ 2\le\tau\le t, 0\le j\le M^*$$

$$\varphi_\tau(j) = \arg\max_{0\le i\le M^*}\left\{\delta_{\tau-1}(i)\cdot a_{ij}\right\};\ 2\le\tau\le t, 0\le j\le M^*$$

3) Kết thúc khi $\tau = t$.

Khi đó, ta có: $\delta_t(i)$ và $q_t^* = \arg\max_{0\le i\le M^*}\left\{\delta_t(i)\right\}$

Xác suất cực đại tương ứng $P^* = \max_{0\le i\le M^*}\left\{\delta_t(i)\right\}$)

Dãy trạng thái tối ưu cần tìm là: $q_\tau^* = \varphi_{\tau+1}\left(q_{\tau+1}^*\right)$, $\tau = t-1, t-2, ..., 1$, và như vậy, ta tìm được: $Q^* = q_1^* q_2^* ... q_t^*$

Chú ý: Khi trình bày thuật toán trên, chúng tôi không dừng lại chứng minh chi tiết vì hai lẽ: một là khuôn khổ của bài báo hạn chế và hai là thuật toán trình bày đó chính là ứng dụng thuật toán Viterbi (Viterbi algorithm) trong lý thuyết HMM áp dụng trong mô hình của chúng ta.

5. KẾT LUẬN

Bài báo đã có một số đóng góp mới sau đây:

- *Xây dựng được HMM theo mục đích xác định mục tiêu tại mỗi thời điểm đối với bài toán MTT.*
- *Xây dựng được thuật toán giải bài toán xác định mục tiêu tại mỗi thời điểm cũng như tại dãy các thời điểm quan sát đối với bài toán MTT.*

Các kết quả của bài báo còn một số hạn chế và cũng là bài toán mở đối với sự tiếp tục nghiên cứu bài toán MTT là: Chưa đánh "dấu" các số liệu quan sát tương ứng với mục tiêu, bởi vậy, việc liên kết dữ liệu để xác định quỹ đạo của các mục tiêu chưa được thực hiện. Điều đó cũng mở ra một hướng mới đối với việc liên kết dữ liệu để xác định quỹ đạo là xây dựng một HMM với tập giá trị trạng thái S gồm các "bó" đường nối có thể có giữa các mục tiêu ở thời điểm t với các mục tiêu ở thời điểm $t+1$ và giải bài toán xác định quỹ đạo bằng công cụ HMM. Hướng tiếp cận đó chúng tôi đã có một số kết quả ban đầu và sẽ được công bố trong thời gian sau nếu công việc nghiên cứu được hoàn tất.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1]. N.T.Hang, *"Một thuật toán tối ưu bám quỹ đạo mục tiêu của bài toán quan sát đa mục tiêu trong trường hợp có mục tiêu bị che khuất"*, Tạp chí các công trình nghiên cứu phát triển Công nghệ thông tin và Truyền thông, số 01 tháng 09. Tr 46-55, 2019.

[2]. Y. Bar-Shalomand W. D.Blair, *"Multitarget-Multisensor Tracking:Principles and Tech-niques"*, New York Third Printing, 1995.

[3]. Y. Bar-Shalom, P. Willett, and X. Tian, Tracking and Data Fusion: *"A Handbook of Algorithms"*, YBS Publishing, 2011.

[4]. S. Blackmanand R. Popoli, *"Design and Analysis of Modern Tracking Systems"*, Artech House, 1999.

[5]. S. Blackman, *"Multiple hypothesis tracking for multiple target tracking"*, IEEE Aerospace & Electronic Systems Magazine, vol. 19, no. 1, pp. 5–18, 2004.

[6]. W.D. Blairand M. Brandt-Pearce, *"NNJPDA for Tracking Closely-Spaced Rayleigh Targets with Possibly Merged Measurements"*, Proc. SPIE Conf. On Signal and Data Processing of Small Targets, Denver, CO, July 1999.

[7]. K. C. Changand Y. Bar-Shalom, *"Joint probabilistic data association for multitarget tracking with possibly unresolved measurements and maneuvers"*, IEEE Trans. Automatic Control, vol. 29, no. 7, pp. 585-594, Jul. 1984.
[8]. H.F.Durmant - Whyte, *"Introduction to Estimation and the Kalman Filter"*, Australian Center for Filed Robities, 2000.
[9]. M. Mallick, S. Coraluppi, and C. Carthel, *"Multitarget tracking using multiple hypotheses tracking"*, Chapter 5, in Integrated Tracking, Classification and Sensor Management: Theory and Applications, M. Mallick, V. Krishnamurthy, and B.-N. Vo, Eds., Wiley/IEEE, pp. 165– 201, December 2012.
[10]. D. Reid, *"An algorithm for tracking multiple targets"*, IEEE Trans. Automatic Control, vol. 24, no. 6, pp. 843–854, 1979.
[11]. S. Sarkka, *"Bayesian Filtering and smoothing"*, Camrbridge University Press, 2013.
[12]. S. Varghese, P. Sinchu, and B. Subhadra, *"Tracking Crossing Targets in Passive Sonars Using NNJPDA"*, Procedia Computer Science, Volume 93, Pages 690-696, 2016.
[13]. O. Cappe, E. Moulines, and T. Ryden, *"Inference in hidden Markov models"*, Springer Series in Statistics. Springer, New York, 2005.
[14]. Z. Ghahramani, *"An Introduction to Hidden Markov Models and Bayesian Networks",* International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, vol. 15, no. 1, pp. 9–42, 2001.

ABSTRACT

USING HIDDEN MARKOV MODEL TO DETERMINE OBJECTIVE IN MULTI-TARGET TRACKING

Multi-Target Tracking (MTT) has many practical applications, especially in national defense and security. The research results published so far mainly use Bayesian Sequential Estimation (BSE) to update the status and build algorithms to follow the orbits of targets. Those algorithms are all non-trivial algorithms because they are associated with very complex random models. The two most important issues for MTT are: determining the number of targets available at each time and determining their movement trajectories.

The published trajectory algorithms have difficulty identifying targets in case the new target appears at the time of the current observation. In this paper, we present a research result to solve the problem of determining the number of targets in MTT at any time, which can be overcome difficulties as mentioned earlier with techniques using hidden Markov Modeling Tool (Hidden Markov Model - HMM). The technique of using the HMMs tool in solving MTT problems, in the published results, no work has been mentioned.

Keywords: Markov chains; Hidden Markov model (HMM); Status; Status values; Observation signs; Observation sign sets; Trace functions.

Nhận bài ngày 06 tháng 5 năm 2020
Hoàn thiện ngày 10 tháng 7 năm 2020
Chấp nhận đăng ngày 03 tháng 8 năm 2020

Địa chỉ: Trường Đại học Mỏ - Địa chất.
*Email: nguyenthihang@humg.edu.vn.