

ĐÁNH GIÁ HIỆU NĂNG CÁC THUẬT TOÁN THEO VẾT ĐỐI TƯỢNG CHUYỂN ĐỘNG

Nguyễn Lương Nhật*, Đào Duy Liêm*

*Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông

+Trường Đại học Công Nghệ Sài Gòn

Tóm tắt: Theo vết đối tượng đóng một vai trò quan trọng trong các hệ thống giám sát, các kết quả theo dõi và dự đoán chính xác sẽ giúp hệ thống hoạt động hiệu quả hơn. Bài báo này trình bày một số kết quả nghiên cứu các thuật toán theo vết đối tượng di chuyển trên video. Trước tiên, các đối tượng chuyển động được phát hiện theo thuật toán trừ nền. Sau đó, bộ lọc được áp dụng cho mọi đối tượng chuyển động để có được vị trí dự đoán. Các bộ lọc được áp dụng bao gồm: bộ lọc Kalman mở rộng (EKF – Extended Kalman Filter), bộ lọc Kalman có chọn lọc (UKF – Unscented Kalman Filter) và bộ lọc hạt (PF – Particle Filter).

Từ khóa: EKF, PF, UKF, theo vết đối tượng chuyển động.

I. GIỚI THIỆU

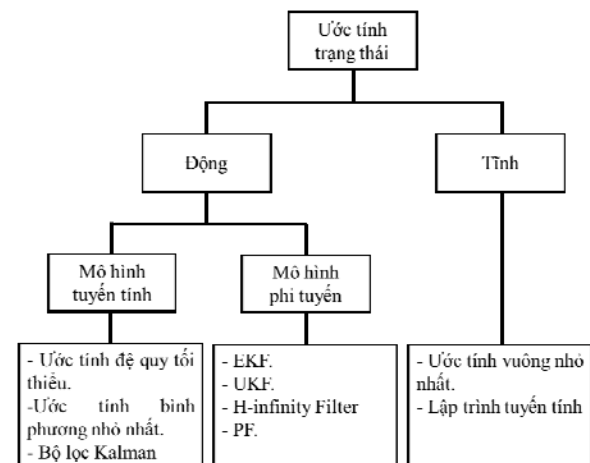
Trong những năm gần đây thị giác máy tính là một trong những lĩnh vực phát triển nhanh nhất trong khoa học máy tính với nhiều ứng dụng khác nhau. Phát hiện và theo dõi đối tượng chuyển động là một trong các hướng nghiên cứu được quan tâm nhiều bởi các nhà khoa học. Việc theo dõi các vật thể chuyển động thường được chia làm hai giai đoạn chính: 1- phát hiện đối tượng di chuyển trong một khung hình và 2- liên kết của các đối tượng này với những phát hiện trong tất cả khung hình còn lại [1].

Trong giai đoạn đầu, phương pháp trừ nền [2] được áp dụng với việc tính toán sự khác biệt giữa những khung hình liên tiếp tạo ra mặt nạ chuyển động. Sau đó nhiều trên mặt nạ sẽ được loại bỏ bằng cách sử dụng các hoạt động hình thái học. Kết quả là những đối tượng chuyển động tương ứng được phát hiện từ các nhóm điểm ảnh kết nối. Giai đoạn thứ hai gọi là liên kết dữ liệu dựa trên chuyển động của đối tượng được phát hiện. Trong bài báo này chúng tôi áp dụng các bộ lọc EKF [3], UKF [4] và PF [5] để ước lượng chuyển động của từng đối tượng từ đó đưa ra dự báo về vị trí của các quỹ đạo chuyển động.

Các thuật toán dựa trên bộ lọc Kalman đã trở nên phổ biến trong các hệ thống định vị và theo dõi đối tượng vì chúng có thể cho kết quả trong thời gian thực. Bộ lọc Kalman cho phép ước tính lỗi hoặc trạng thái của một đối tượng trong bước thứ k trên cơ sở các phép đo ở bước thứ $(k-1)$.

Trong các hệ thống có chuyển động phi tuyến, các phương trình quan sát và phương trình chuyển động được tuyến tính hóa bằng bộ lọc Kalman mở rộng. Việc tuyến tính hóa được thực hiện bằng các dẫn xuất một phần của các hàm trạng thái phi tuyến hoặc mở rộng chuỗi Taylor [3], [6], [7]. Thay thế cho EKF là bộ lọc Kalman có chọn lọc [4], [8], [9]. Bộ lọc này dựa trên biến đổi có chọn lọc, thực hiện chuyển đổi vectơ trạng thái thành một tập hợp các điểm sigma có trọng số. Thuật toán UKF là một tập hợp những phương trình cần thiết để thực hiện các bước dự đoán, cải tiến và hiệu chỉnh. Các kỹ thuật tiên tiến hơn như bộ lọc hạt [5], [10], [11] cung cấp ước tính rất chính xác với độ phức tạp tính toán cao.

Hình 1 mô tả tổng quát về các kỹ thuật ước tính trạng thái khác nhau dựa trên phân loại của chúng cũng như các phương pháp tiếp cận. Phần cuối của bài báo chúng tôi sẽ đánh giá hiệu năng của bộ lọc thông qua các tham số: sai số bình phương trung bình gộp (RMSE - Root Mean Square Errors), tỷ lệ trùng lặp (Overlap Rate), độ chính xác (Accuracy) và thời gian bám bắt các đối tượng.



Hình 1. Phân loại kỹ thuật ước tính trạng thái

Tác giả liên hệ: Nguyễn Lương Nhật,
Email: nhatnl@ptithcm.edu.vn

Đến tòa soạn: 10/2019, chỉnh sửa: 12/2019, chấp nhận đăng: 12/2019

Nội dung còn lại của bài báo được tổ chức như sau: phần II lần lượt mô tả bộ lọc Kalman mở rộng, bộ lọc Kalman có chọn lọc và bộ lọc hạt; phần III, trình bày các bước phát hiện và theo vết chuyển động trên video; kết quả thực nghiệm được trình bày trong phần IV nhằm so sánh hiệu năng của các bộ lọc và cuối cùng là kết luận của bài báo.

II. BỘ LỌC ƯỚC TÍNH TRẠNG THÁI

Các phương pháp phổ biến nhất để ước tính trạng thái động thuộc về nhóm ước lượng Bayes, bao gồm các bộ lọc EKF, UKF và PF [3], [12], [5]. Đối với các ứng dụng theo dõi đối tượng, trạng thái đích phát triển theo mô hình thời gian riêng biệt sau [13]:

$$x_k = f(x_{k-1}, w_{k-1}) \tag{1}$$

Trong đó x_k là vector trạng thái ở thời gian hiện tại và w_{k-1} là nhiễu trắng. Các quan sát tương đối thường được mô tả bởi một mô hình khác như sau:

$$z_k = h(x_k) + v_k \tag{2}$$

Trong đó z_k là vector quan sát và v_k cũng là nhiễu trắng độc lập với w_{k-1} ; f và h là các hàm phi tuyến.

Với một tập các quan sát $Z_k = \{z_i, i=1, \dots, k\}$, hàm mật độ xác suất $p(x_k | Z_{k-1})$ có thể biểu thị như sau:

$$p(x_k | Z_{k-1}) = \int p(x_k | x_{k-1}) p(x_{k-1} | Z_{k-1}) dx_{k-1} \tag{3}$$

Trong đó mật độ chuyển tiếp $p(x_k | x_{k-1})$ được xác định bởi (1). Từ (3), áp dụng quy tắc Bayes, mật độ xác suất hậu nghiệm có thể được tính theo:

$$p(x_k | Z_k) = \frac{p(z_k | x_k) p(x_k | Z_{k-1})}{p(z_k | Z_{k-1})} \tag{4}$$

Trong đó mẫu số là một hệ số được chuẩn hóa theo (5) và $p(z_k | x_k)$ phụ thuộc vào (2).

$$p(x_k | Z_{k-1}) = \int p(z_k | x_k) p(x_k | Z_{k-1}) dx_k \tag{5}$$

Công thức (3) và (4) lần lượt là dự đoán và cập nhật trạng thái của công cụ ước tính Bayes.

A. Bộ lọc Kalman mở rộng

Bộ lọc Kalman mở rộng ban đầu được xây dựng cho lớp hệ thống tuyến tính với tác động của nhiễu Gaussian. Tuy nhiên có thể đạt hiệu suất tốt đối với hệ thống phi tuyến bằng cách áp dụng khai triển Taylor giúp mô tả hệ thống phi tuyến bởi các xấp xỉ tuyến tính. Trước hết tại mỗi bước, đạo hàm riêng Jacobian từng phần F_k, W_k, H_k phải được tính như sau [3], [13]:

$$\begin{cases} F_k^{(i,j)} = \frac{\partial f_i}{\partial x_j}(\hat{x}_{k-1}, 0) \\ W_k^{(i,j)} = \frac{\partial f_i}{\partial w_j}(\hat{x}_{k-1}, 0) \\ H_k^{(i,j)} = \frac{\partial h_i}{\partial x_j}(\hat{x}_k^-) \end{cases} \tag{6}$$

Ước lượng tiên nghiệm \hat{x}_k^- và sai số hiệp phương sai P_k^- theo (7) và (8) với Q_{k-1} là ma trận hiệp phương sai của nhiễu trạng thái.

$$\hat{x}_k^- = f(\hat{x}_{k-1}, 0) \tag{7}$$

$$P_k^- = F_k P_{k-1} F_k^T + W_k Q_{k-1} W_k^T \tag{8}$$

Với R_k là ma trận hiệp phương sai của nhiễu quan sát, quy trình hiệu chỉnh sử dụng độ lợi Kalman K_k để tính toán ước lượng hậu nghiệm \hat{x}_k và sai số hiệp phương sai P_k như sau:

$$K_k = P_k^- H_k^T S_k^{-1} \tag{9}$$

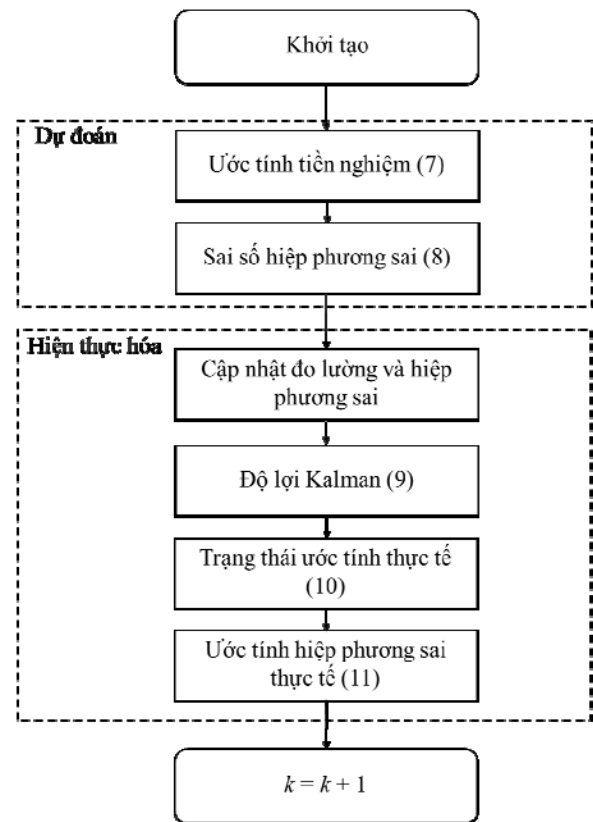
$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - \hat{z}_k) \tag{10}$$

$$P_k = P_k^- - K_k S_k K_k^T \tag{11}$$

Trong đó $S_k = H_k P_k^- H_k^T + R_k$ và thuật ngữ $(z_k - \hat{z}_k)$ với $\hat{z}_k = h(\hat{x}_k^-)$ là sự khác biệt giữa phép đo thực so với dự đoán.

Ý tưởng của thuật toán lọc Kalman mở rộng được trình bày như trong hình 2 dựa trên việc tuyến tính hóa các chuyển động phi tuyến và các hàm đo lường.

Một khuyết điểm của thuật toán này là việc tuyến tính hóa các mô hình động và các hệ thống phi tuyến có thể đưa ra lỗi trong ước tính trạng thái. Trong một số trường hợp bộ lọc có thể gây ra độ lệch cao cho hàm phi tuyến.



Hình 2. Lưu đồ thuật toán EKF

B. Bộ lọc Kalman có chọn lọc

Trong UKF, tuyến tính hóa bậc nhất của EKF được thay thế bằng biến đổi có chọn lọc (UT - Unscented Transformation) [14].

Cho ước tính trạng thái \hat{x} với kích thước n và sai số hiệp phương sai P ; $2n+1$ điểm sigma χ_i và trọng số liên quan W_i của UT được tính như sau [12] - [14]:

$$\begin{aligned} \chi_0 &= \hat{x} & W_0 &= \beta / (n + \beta) \\ \chi_i &= \hat{x} + \left(\sqrt{(n + \beta) P} \right)_i & W_i &= [2(n + \beta)]^{-1} \\ \chi_{i+n} &= \hat{x} - \left(\sqrt{(n + \beta) P} \right)_i & W_{i+n} &= [2(n + \beta)]^{-1} \end{aligned} \quad (12)$$

Trong đó $i = 1, \dots, n$ và β là tham số điều chỉnh moment của xấp xỉ (với phân phối Gaussian $n + \beta = 3$). Thuật ngữ $\left(\sqrt{(n + \beta) P} \right)_i$ là cột hoặc hàng thứ i của căn bậc hai ma trận P .

Để thực hiện việc ước tính với UKF, từ (12) các điểm sigma tương đối được tạo ra từ ước tính tiên nghiệm \hat{x}_{k-1} , $\hat{\chi}_{k-1}$ và P_k^- được dự đoán với UT như sau:

$$\chi_{i,k}^- = f(\chi_{i,k-1}) \quad \text{for } i=0, \dots, 2n \quad (13)$$

$$\hat{x}_k^- = \sum_{i=0}^{2n} W_i \chi_{i,k}^- \quad (14)$$

$$P_k^- = \sum_{i=0}^{2n} W_i [\chi_{i,k}^- - \hat{x}_k^-][\chi_{i,k}^- - \hat{x}_k^-]^T \quad (15)$$

Sử dụng mô hình quan sát và các điểm sigma mới trong (13), phép đo dự kiến cũng được tính toán:

$$z_{i,k} = h(\chi_{i,k}^-) \quad \text{for } i=0, \dots, 2n \quad (16)$$

$$z_k = \hat{a} \sum_{i=0}^{2n} W_i z_{i,k} \quad (17)$$

Sau đó hiệp phương sai S_k và tương quan chéo C_k được tính như sau:

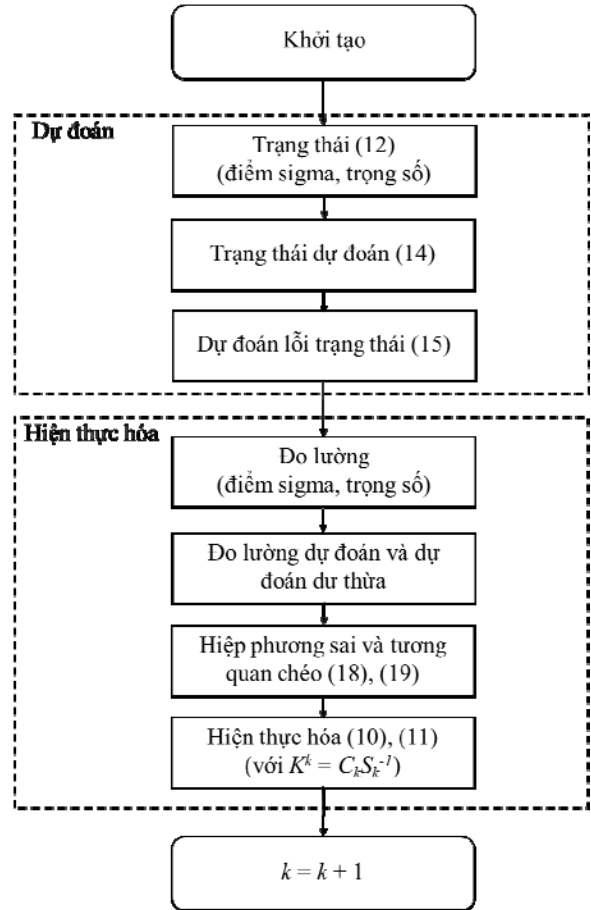
$$S_k = R_k + \hat{a} \sum_{i=0}^{2n} W_i [z_{i,k} - z_k][z_{i,k} - z_k]^T \quad (18)$$

$$C_k = \sum_{i=0}^{2n} W_i [\chi_{i,k}^- - \hat{x}_k^-][z_{i,k} - z_k]^T \quad (19)$$

Ước tính hậu nghiệm \hat{x}_k và hiệp phương sai P_k cuối cùng được cho bởi (10) và (11) giống với EKF nhưng độ lợi K_k được cho bởi:

$$K_k = C_k S_k^{-1} \quad (20)$$

Tóm lại, thuật toán lọc Kalman có chọn lọc là một sự mở rộng trực tiếp của phép biến đổi UT bao gồm các quá trình khởi tạo, dự đoán và hiện thực hóa như được trình bày trong hình 3. UKF không đưa ra bất kỳ giả định nào về tính phi tuyến của trạng thái hoặc mô hình đo lường, do đó nó phù hợp để ước tính các biến trạng thái trong các trường hợp phi tuyến cao.



Hình 3. Lưu đồ thuật toán UKF

Giống như EKF, bộ lọc Kalman có chọn lọc chỉ có thể được sử dụng cho các mô hình có nhiều Gaussian. Để ước tính trạng thái với các mô hình nhiều không phải Gaussian cần sử dụng bộ lọc hạt dựa trên phương pháp Monte Carlo.

C. Bộ lọc hạt

Bộ lọc hạt là triển khai thực tế của công cụ ước tính Bayes đệ quy sử dụng mô phỏng Monte Carlo [5]. Ưu điểm chính của các bộ lọc này là có thể áp dụng cho cả hệ thống tuyến tính và phi tuyến với bất kỳ phân phối xác suất nào.

Trong PF, vế phải của (4) có thể được xấp xỉ bằng tổng trọng số sau:

$$p(x_k | Z_k) \approx \sum_{i=1}^N w_k^i d(x_k - x_k^i) \quad (21)$$

Trong đó các mẫu x_k^i được rút ra từ $q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k)$ và các trọng số được tính như sau:

$$w_k^i \propto w_{k-1}^i \frac{p(z_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k)} \quad (22)$$

Khi $N \rightarrow \infty$, phép xấp xỉ (21) có xu hướng tiến đến $p(x_k | Z_k)$. Việc triển khai phổ biến nhất của PF là bộ lọc SIR (Sampling Importance Resampling) [13].

Trong trường hợp này mật độ chuyển tiếp phụ thuộc vào mô hình trạng thái:

$$q(x_k | x_{k-1}^i, z_k) = p(x_k | x_{k-1}^i) \quad (23)$$

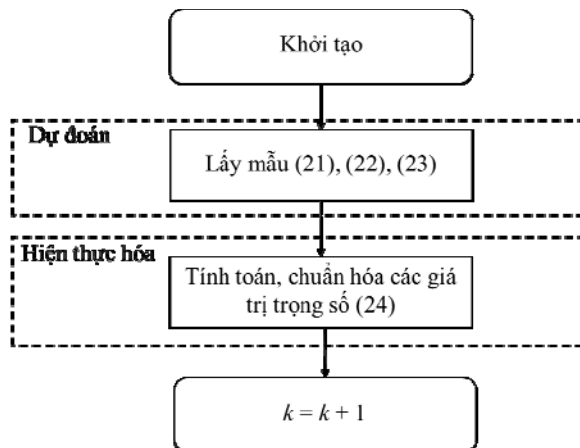
Các trọng số đơn giản được đưa ra bởi phép đo:

$$w_k^i \propto p(z_k | x_k^i) \quad (24)$$

Vào cuối mỗi lần lặp, thuật toán SIR thực hiện bước lấy mẫu lại để loại bỏ các hạt có trọng số rất thấp, và sau đó tạo ra các hạt mới có trọng số tương đương từ các mẫu còn lại.

Dự đoán của bộ lọc SIR bao gồm việc tạo ra hạt mới từ các hạt trước đó bằng cách sử dụng (1) và các mẫu được rút ra từ pdf của nhiều trạng thái. Sau đó, ngay khi có một phép đo mới, từ mô hình quan sát (2) bản cập nhật được thực hiện tính toán các trọng số (24), từ đó lấy ra giá trị gần đúng (21). Các hạt cuối cùng được ghép lại cho lần lặp tiếp theo [5], [13].

Bộ lọc hạt là một công cụ ước tính phi tuyến hoàn toàn dựa trên xác suất, nó không đưa ra bất kỳ giả định nào về loại nhiễu liên quan, không tuyến tính hóa hệ thống phi tuyến. Lưu đồ thực hiện của bộ lọc hạt được thể hiện như trong hình 4. Khuyết điểm của PF là độ phức tạp tính toán cao đòi hỏi cấu hình phần cứng mạnh và tốn nhiều thời gian thực hiện.

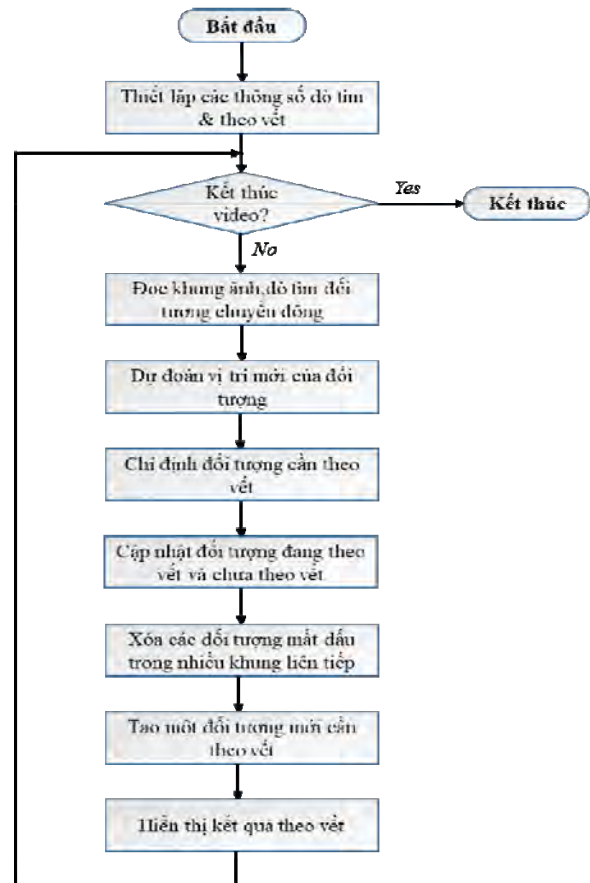


Hình 4. Lưu đồ thuật toán PF

III. PHÁT HIỆN VÀ THEO VẾT ĐỐI TƯỢNG CHUYỂN ĐỘNG

Phát hiện vật thể chuyển động và theo vết chuyển động là các thành phần quan trọng của nhiều ứng dụng thị giác máy tính, bao gồm nhận dạng hoạt động, giám sát giao thông và an toàn ô tô. Quá trình phát hiện và theo vết chuyển động trên video có thể được mô tả như hình 5.

Đối tượng chuyển động sẽ được phát hiện bởi thuật toán trừ nền [2], [15] dựa trên các mô hình hỗn hợp Gaussian. Các hoạt động hình thái được áp dụng cho mặt nạ nền để loại bỏ nhiễu. Cuối cùng, phân tích blob phát hiện các nhóm pixel được kết nối, các nhóm này có khả năng tương ứng với các đối tượng chuyển động. Hình 6 chỉ ra sự khác biệt của kết quả hai quá trình trừ nền trực tiếp và trừ nền có áp dụng các phương pháp loại nhiễu ở khung ảnh thứ 121 trong video *Atrium.mp4*.



Hình 5. Mô hình theo vết đối tượng chuyển động



Hình 6. (a) ảnh gốc, (b) trừ nền trực tiếp, (c) loại nhiễu

Sự liên kết của các phát hiện đến cùng một đối tượng chỉ dựa trên chuyển động. Chuyển động của mỗi đối tượng theo vết được ước tính bởi các bộ lọc (EKF, UKF và PF). Bộ lọc được sử dụng để dự đoán vị trí của đối tượng theo vết trong mỗi khung hình và xác định khả năng các phát hiện này được chỉ định cho từng vết. Trong bất kỳ khung cụ thể nào, một số phát hiện có thể được chỉ định cho các vết, trong khi một số phát hiện và vết khác có thể vẫn chưa được chỉ định. Các vết đã chỉ định được cập nhật bằng cách sử dụng những phát hiện tương ứng, số còn lại được đánh dấu vô hình. Một phát hiện chưa được chỉ định sẽ bắt đầu một cho một vết mới. Mỗi đối tượng được theo vết sẽ giữ một số lượng khung hình liên tiếp, nếu đối tượng rời khỏi khung hình hay bị che khuất trong nhiều khung liên tiếp chúng sẽ bị xóa đi.

IV. KẾT QUẢ THỰC NGHIỆM

Trong phần này, chúng tôi sẽ thực hiện các thí nghiệm để đánh giá hiệu năng của từng bộ lọc đối với bài toán theo vết đối tượng. Toàn bộ thí nghiệm được thực hiện trên Matlab 2019a với cơ sở dữ liệu (CSDL) lấy từ những bộ dữ liệu nổi tiếng [16], [17], [18], và [19]. Đây là những đoạn video có kích thước, độ dài và tốc độ khác nhau như thể hiện trong bảng I.

Để đánh giá kết quả chúng tôi sử dụng các tham số: *RMSE* cho bởi (25) [20], [21], tỷ lệ trùng lặp (26), độ chính xác cho bởi (27) và thời gian dự đoán.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N [x_i' - x_i]^2 + [y_i' - y_i]^2}{N}} \quad (25)$$

Với x', y' là giá trị dự đoán và x, y là giá trị thực của N mẫu quan sát (theo 2 trục x, y trên khung ảnh). Số mẫu quan sát cũng chính là số đối tượng đang được theo vết trên mỗi khung ảnh, *RMSE* sẽ được lấy trung bình khi xem xét trên toàn bộ video. Giá trị *RMSE* càng thấp cho thấy thuật toán dự đoán càng chính xác. *RMSE*=0 khi giá trị dự đoán trùng với giá trị thực.

$$overlap = \frac{area(S) \cap area(S')}{area(S) \cup area(S')} \quad (26)$$

$$accuracy = \frac{area(S) \cap area(S')}{\min(area(S), area(S'))} \quad (27)$$

Với: $area(S)$ là vùng đối tượng thực (được phát hiện bằng phương pháp trừ nền) và $area(S')$ là vùng đối tượng dự đoán, những vùng này được xác định dựa trên một khung chữ nhật bao quanh đối tượng như được mô tả trong hình 7.

Bảng I. Đặc điểm về cơ sở dữ liệu mô phỏng

Video	CLDL	Kích thước ảnh	Độ dài (giây)	Tốc độ (khung/s)
AVG-TownCentre	[17]	540 x 960	30	15
View1	[16]	576 x 768	17	30
Sample1 ÷ Sample 9	[19]	Nhiều kích thước	11 ÷ 301	24 ÷ 30
MOT17-04	[18]	540 x 960	70	15
Atrium	Matlab	360 x 640	19	30



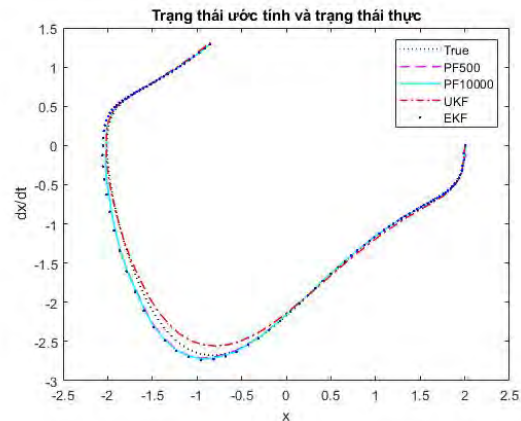
Hình 7. Sai số dự đoán và thực tế

A. So sánh RMSE và thời gian dự đoán

Thí nghiệm này thực hiện ước tính trạng thái của bộ dao động Van Der Pol (VDP) [22] bằng các thuật toán EKF, UKF và PF. VDP là bộ tạo dao động phi tuyến được mô tả bằng một phương trình vi phân bậc hai theo thời gian (28); với x là tọa độ vị trí theo thời gian t và m là tham số vô hướng biểu thị độ phi tuyến:

$$\frac{d^2x}{dt^2} - m(1 - x^2)\frac{dx}{dt} + x = 0 \quad (28)$$

Hình 8 trình bày kết quả ước tính trạng thái của các thuật toán EKF, UKF và PF so với trạng thái của dao động thực trong 101 mẫu (thuật toán PF được thực hiện lần lượt với 500 hạt và 10000 hạt). Có thể dễ dàng nhận ra rằng cả ba bộ lọc đều cho thấy khả năng dự đoán tốt đối với chuyển động phi tuyến.



Hình 8. So sánh kết quả ước tính trạng thái của các bộ lọc với dao động VDP

Bảng II. So sánh tham số RMSE và tổng thời gian thực hiện của các thuật toán EKF, UKF, PF

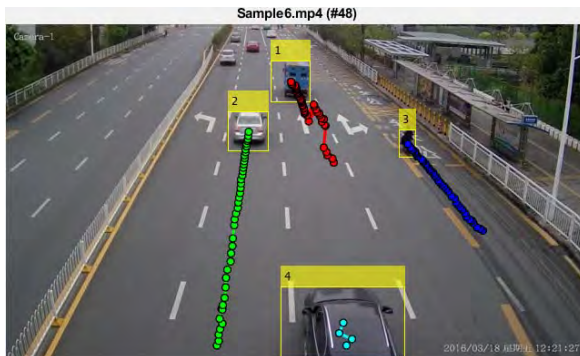
Bộ lọc	RMSE	Tổng thời gian thực hiện (giây)
EKF	0.0328	0.0390
UKF	0.0310	0.0349
PF 500 hạt	0.0304	0.0841
PF 10000 hạt	0.0302	0.4640

Để phân tích rõ hơn kết quả của các thuật toán này, bảng II trình bày các tham số so sánh *RMSE* và tổng thời gian thực hiện dự đoán của thí nghiệm trên. Theo đó chúng tôi nhận thấy rằng thuật toán EKF cho khả

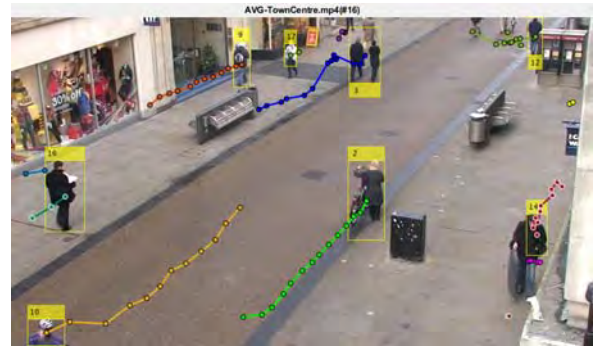
năng dự đoán thấp nhất ($RMSE$ lớn nhất), thuật toán PF có khả năng dự đoán tốt nhất (số hạt càng tăng dự đoán càng chính xác) nhưng thời gian thực hiện của PF lại lớn hơn nhiều so với EKF và UKF.

B. Theo vết chuyển động trên video

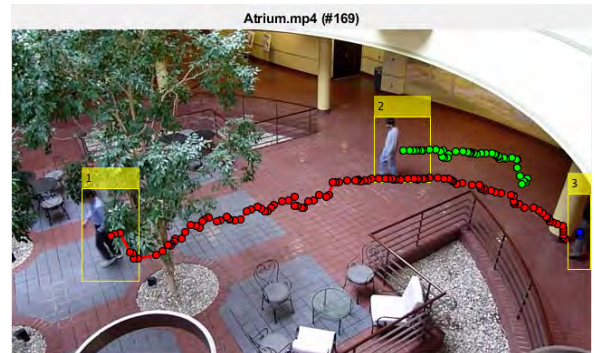
Trong thí nghiệm này chúng tôi áp dụng mô hình theo vết đối tượng chuyển động như đã trình bày trong phần III với các bộ lọc khác nhau. Các kết quả theo vết chuyển động được thể hiện như trong hình 9, 10 và 11 ứng với ba thuật toán EKF, UKF và PF (300 hạt). Các tham số đánh giá: $RMSE$, tỷ lệ trùng lặp và độ chính xác của ba thuật toán được trình bày trong bảng III với tất cả video trong CSDL.



Hình 9. Kết quả theo vết chuyển động với EKF



Hình 10. Kết quả theo vết chuyển động với UKF



Hình 11. Kết quả theo vết chuyển động với PF

Bảng III. Hiệu năng của các thuật toán theo vết đối tượng chuyển động

Video	EKF			UKF			PF		
	$RMSE$	$Overlap$	$Accuracy$	$RMSE$	$Overlap$	$Accuracy$	$RMSE$	$Overlap$	$Accuracy$
Sample1	9.9426	0.6688	0.7500	7.6325	0.6493	0.7379	2.7864	0.7717	0.8690
Sample2	5.1721	0.8097	0.8642	4.1821	0.8038	0.8614	2.1365	0.8753	0.9330
Sample3	11.2638	0.6870	0.7851	9.1636	0.7242	0.8224	6.4488	0.7938	0.8817
Sample4	12.0099	0.6905	0.7517	6.7882	0.7020	0.7685	3.7955	0.8160	0.8961
Sample5	17.9189	0.5868	0.6845	10.7511	0.6666	0.7684	6.7430	0.8024	0.8871
Sample6	9.0871	0.6797	0.7644	6.7445	0.7238	0.8127	3.6140	0.8548	0.9188
Sample7	14.5291	0.6184	0.7144	9.4168	0.6782	0.7794	5.0025	0.7990	0.8847
Sample9	14.5516	0.6022	0.6983	9.8756	0.6469	0.7486	5.8887	0.8013	0.8866
Wiew1	14.2602	0.6169	0.7054	8.8915	0.6669	0.7638	4.2151	0.8102	0.8917
Atrium	7.3311	0.6644	0.7610	5.7918	0.6945	0.7968	4.9399	0.7598	0.8601
Mot17-04	8.9450	0.7017	0.7992	7.0271	0.7407	0.8371	4.8381	0.8005	0.8855
Trung bình	11.3647	0.6660	0.7526	7.8423	0.6997	0.7906	4.5826	0.8077	0.8904

Từ hình 9, có thể nhận thấy bộ lọc Kalman mở rộng cho kết quả bám bắt khá tốt khi thuật toán trừ nền hoạt động hiệu quả (đối tượng 2 và 3). Trong một số trường hợp bộ lọc này cho độ lệch cao (đối tượng 1) dẫn đến các tham số đánh giá thấp tại bảng III. Trong hình 10, bộ lọc Kalman có chọn lọc bám đối tượng rất tốt (đối tượng 2, 9, 10 và 16). Với đối tượng 3 (thực chất là 2 người nhưng có cùng quỹ đạo chuyển động), tại các khung ảnh 9 đến 13, kết quả bám đối tượng bị lệch do lúc này có sự trùng lặp giữa đối tượng 3 và đối tượng 17. Còn trong hình 11, bộ lọc hạt hoạt động rất tốt trong cả 3 đối tượng, Mặc dù ở một số khung ảnh, đối tượng 1 đã bị che khuất bởi tán cây.

Dựa trên các tham số đánh giá $RMSE$, tỷ lệ trùng lặp và độ chính xác được trình bày ở bảng III, chúng ta có

thể nhận thấy rằng thuật toán theo vết chuyển động với bộ lọc hạt cho kết quả tốt nhất trong tất cả các trường hợp, cụ thể $RMSE = 4.5826$ thấp hơn nhiều so với EKF (11.3647) và UKF (7.8423) trong khi độ chính xác trung bình đạt được là 89%. Thuật toán EKF cho kết quả kém nhất với cả 3 thông số $RMSE$, $Overlap$ rate và $Accuracy$.

Như vậy với kết quả của hai thí nghiệm trên, chúng ta có thể nhận thấy rằng thuật toán theo vết đối tượng với bộ lọc hạt cho hiệu năng cao nhất với độ chính xác đến 89%, độ chính xác của UKF và EKF lần lượt là 79% và 75%. Từ kết quả đạt được trong bài báo này cùng các nghiên cứu liên quan chúng tôi rút ra ưu khuyết điểm của ba bộ lọc như được trình bày trong bảng IV.

Bảng IV. Ưu - khuyết điểm của các bộ lọc

Bộ lọc	Ưu điểm	Khuyết điểm
EKF [7] [23], [24]	<ul style="list-style-type: none"> • Phù hợp cho hệ thống phi tuyến. • Thực hiện được ngay cả khi thay đổi cấu trúc liên kết. 	<ul style="list-style-type: none"> • Phải tuyến tính hóa mô hình chuyển động. • Có thể gây ra độ lệch cao. • Chỉ sử dụng với mô hình có nhiều Gaussian.
UKF [4] [25], [26]	<ul style="list-style-type: none"> • Không cần tuyến tính hóa mô hình chuyển động. • Hiệu suất cao trong các hệ thống phi tuyến. 	<ul style="list-style-type: none"> • Các điểm sigma được chọn một cách xác định. • Chỉ sử dụng với mô hình có nhiều Gaussian.
PF [10] [27], [28]	<ul style="list-style-type: none"> • Độ chính xác rất tốt cho các hệ thống phi tuyến cao. • Có thể áp dụng cho các mô hình có nhiều không phải Gaussian. 	<ul style="list-style-type: none"> • Độ phức tạp tính toán cao. • Khó thực hiện.

V. KẾT LUẬN

Bài báo đã trình bày các kết quả nghiên cứu và thí nghiệm về các thuật toán theo vết đối tượng chuyển động trên video với ba bộ lọc EKF, UKF và PF. Kết quả được đánh giá qua các tham số *RMSE*, tỷ lệ trùng lặp, độ chính xác và thời gian dự đoán đã cho thấy hiệu năng của từng bộ lọc. Toàn bộ quá trình thí nghiệm đều thực hiện trên Matlab 2019a với các video của nhiều bộ CSDL khác nhau. Từ kết quả ghi nhận được có thể hỗ trợ phục vụ trong các nghiên cứu về điều khiển lưu lượng giao thông, theo dõi giám sát đối tượng, an ninh quốc phòng; giúp học viên cao học có nhiều cơ sở để lựa chọn và áp dụng trong các nghiên cứu sau này.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] A. Yilmaz, O. Javed, and M. Shah, "Object tracking: A survey", *Acm computing surveys (CSUR)*, vol. 38, 2006, pp. 1-45.
- [2] Stauffer, C. and W.E.L. Grimson. "Adaptive Background Mixture Models for Real-Time Tracking", *Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE Computer Society Conference on*, Vol. 2, 1999, pp. 2246-252.
- [3] G. Welch and G. Bishop, "An introduction to the kalman filter", *Tech. Rep. 95-041*, University of North Carolina, Update 2004, pp.1-16.
- [4] Julier S.J, Uhlmann, J.K, "Unscented filtering and nonlinear estimation", *Proceedings of the IEEE 92 (3)*, 2004, pp. 401-422, doi:10.1109/jproc.2003.823141.
- [5] M.S. Arulampalam, S. Maskell, N. Gordon, and T. Clapp, "A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking", *IEEE Trans. on Signal Processing*, 50 (2), 2002, pp.174-188.
- [6] Lampinen J., Särkkä S., Tamminen T., Vehtari A., "Probabilistic Methods in Multiple Target Tracking", *Laboratory of Computational Engineering Helsinki University of Technology, Helsinki 2004*.
- [7] Konatowski S., Pieniżny A., "A comparison of estimation accuracy by the use of KF, EKF & UKF filters", *CMEM, WIT Press Southampton, Boston 2007*, pp. 779-789.
- [8] Van der Merwe R., Wan E. A., "The square-root unscented Kalman filter for state and parameter-estimation", *Proceedings of International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 2001, pp.3461-3464, doi: 10.1109/ICASSP.2001.940586.
- [9] Arulampalam S., Gordon N., Ristic B., "Beyond the Kalman Filter: Particle Filters for tracking applications", *Artech House, London 2004*.
- [10] K. Emami, T. Fernando, and B. Nener, "Power system dynamic state estimation using particle filter", in *IECON 2014 - 40th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, 2014, pp. 248-253.
- [11] K. Emami, T. Fernando, H. Iu, H. Trinh, and K. P. Wong, "Particle filter approach to dynamic state estimation of generators in power systems", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol 30- issue 5, 2015, p. 2665-2675, doi: 10.1109/TPWRS.2014.2366196.
- [12] S. J. Julier and J. K. Uhlmann, "A New Extension of the Kalman Filter to Nonlinear Systems". In *Proc. SPIE AeroSense Symposium, USA, 1997*, pp.182-193.
- [13] Bellotto, Nicola & Hu, Huosheng, "People tracking with a mobile robot: a comparison of Kalman and particle filters", *Proceedings of the 13th IASTED International Conference on Robotics and Applications 2007*, ISBN: 978-0-88986-686-7, pp.388-393.
- [14] S. J. Julier, "The scaled unscented transformation", *Proceedings of the 2002 American Control Conference, Anchorage, AK, USA, vol.6, 2002*, pp. 4555-4559, doi: 10.1109/ACC.2002.1025369.
- [15] Kaewtrakulpong, P. and R. Bowden, "An Improved Adaptive Background Mixture Model for Realtime Tracking with Shadow Detection", In *Proc. 2nd European Workshop on Advanced Video Based Surveillance Systems, AVBS01, VIDEO BASED SURVEILLANCE SYSTEMS: Computer Vision and Distributed Processing, September 2001*, pp 1-5.
- [16] <http://www.cvg.reading.ac.uk/PETS2009/a.html>, truy cập ngày 14/10/2019.
- [17] https://motchallenge.net/data/2D_MOT_2015/, truy cập ngày 14/10/2019.
- [18] <https://motchallenge.net/data/MOT17/>, truy cập ngày 17/10/2019.
- [19] https://github.com/Landzs/Tracking_Multiple_Objects_In_Surveillance_Cameras, truy cập ngày 15/10/2019.
- [20] Min-Hyuck Lee and Seokwon Yeom, "Detection and Tracking of Multiple Moving Vehicles with a UAV", *International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems Vol. 18, No. 3, September 2018*, pp. 182-189 <http://doi.org/10.5391/IJFIS.2018.18.3.182>.
- [21] Kenshi Saho, "Kalman Filter for Moving Object Tracking: Performance Analysis and Filter Design", *Kalman Filters - Theory for Advanced Applications*, 2017, pp. 233-252, doi: 10.5772/intechopen.71731.
- [22] B. van der Pol, On "relaxation-oscillations", *The London, Edinburgh, and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science Ser.7, 2, 1926*, pp. 978-992.
- [23] E. Ghahremani and I. Kamwa, "Dynamic State Estimation in Power System by Applying the Extended Kalman Filter With Unknown Inputs to Phasor Measurements", *IEEE Trans. Power Syst*, vol.26, no.4, Nov. 2011, pp. 2556-2566.
- [24] D. D. Trivedi, S. C. Vora, and M. R. Karamta, "Analysis of extended Kalman filter based dynamic state estimator's performance under anomalous measurement conditions for power system", *2016 Int. Conf. Electr. Power Energy Syst*, Dec. 2016, pp. 557-563.
- [25] J. Qi, K. Sun, J. Wang, and H. Liu, "Dynamic State Estimation for Multi-Machine Power System by Unscented Kalman Filter with Enhanced Numerical Stability", *IEEE Trans. Smart Grid*, vol 9, 2018, pp. 1184-1196, doi: 10.1109/TSG.2016.2580584.
- [26] M. A. M. Ariff and B. C. Pal, "Adaptive Protection and Control in the Power System for Wide-Area Blackout Prevention", *IEEE Trans. Power Deliv.*, vol. 31, no. 4, Aug. 2016, pp. 1815-1825, doi: 10.1109/TPWRD.2016.2518080.
- [27] B. Uzunoglu, M. Akif Ülker, and D. Bayazit, "Particle filter joint state and parameter estimation of dynamic power systems", in *2016 57th International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering of Riga Technical*

- University (RTUCON), 2016, doi: 10.1109/RTUCON.2016.7763152.
- [28] A. Khandelwal and A. Tondan, "Power system state estimation comparison of Kalman filters with a new approach", in 2016 7th India International Conference on Power Electronics (IICPE), 2016, doi: 10.1109/IICPE.2016.8079524.
- [29] Konatowski, S., Kaniewski, P., & Matuszewski, J., "Comparison of Estimation Accuracy of EKF, UKF and PF Filters", Annual of Navigation, 23(1), 2016, pp. 69-87. doi: <https://doi.org/10.1515/aon-2016-0005>.
- [30] Yingyi Liang, Xiaohuan Lu, Zhenyu He et al, "Multiple object tracking by reliable tracklets", Signal, Image and Video Processing, June 2019, Volume 13, Issue 4, pp 823–831,. Doi: 10.1007/s11760-019-01418-3.
- [31] Abhishek Sharma, Sachin Kumar Jain, "A Review and Performance Comparison of Power System State Estimation Techniques", 2018 IEEE Innovative Smart Grid Technologies - Asia (ISGT Asia), pp. 770-775, Doi: 10.1109/ISGT-Asia.2018.8467861.
- [32] Mukesh Tiwari, Rakesh Singhai, "A Review of Detection and Tracking of Object from Image and Video Sequences", International Journal of Computational Intelligence Research ISSN 0973-1873 Volume 13, Number 5 (2017), pp. 745-765.

PERFORMANCE EVALUATION ALGORITHMS TRACKING MOVING OBJECTS

Abstract: Objects tracking plays an important role in surveillance systems, and accurate tracking and prediction results make the system more efficient. This article presents some research results of tracking algorithms for moving objects in videos. First, moving objects are detected by the background subtraction algorithm. Then, the filter is applied to all moving objects in order to get an estimated location. The filters applied include: Extended Kalman filter (EKF), Unscented Kalman filter (UKF) and particle filter (PF).



Nguyễn Lương Nhật, Nhận học vị Tiến sỹ năm 1997 tại Moscow, nước Nga. Hiện là Trưởng khoa Kỹ thuật Điện tử 2, Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông, cơ sở tại TP. Hồ Chí Minh. Lĩnh vực nghiên cứu: Xử lý tín hiệu, trí tuệ nhân tạo, an toàn thông tin.



Đào Duy Liêm, Tốt nghiệp Thạc sĩ Kỹ thuật Viễn thông năm 2014 tại Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông. Hiện là giảng viên khoa Điện Điện tử trường Đại học Công Nghệ Sài Gòn. Lĩnh vực nghiên cứu: Xử lý tín hiệu, mật mã, kỹ thuật y sinh, hệ thống nhúng, nông nghiệp công nghệ cao.