

Một thuật toán phát hiện bất thường dựa vào quỹ đạo trong giám sát video

An Anomaly Algorithm Based on The Trajectory in Video Surveillance

Ngô Đức Vĩnh, Đỗ Năng Toàn

Abstract: This paper proposes a technique to detect abnormalities in the video surveillance based on motion trajectory. The proposed technique is based on the nature of the route which has a certain influence on objects moving on that route, thereby we have given a representations routes by segments, combined used Hausdorff distance to calculate the similarity between trajectories. Therefore, the proposed technique can detect abnormalities, even when the object is not complete orbital motion, thus the system can response the video monitoring real-time.

Keywords: Anomaly detection, motion trajectory, moving object, video surveillance, segment route.

I. GIỚI THIỆU

Ngày nay, nhu cầu về hệ thống giám sát tự động ngày càng tăng. Cùng với sự tiến bộ của công nghệ và chi phí giảm, việc triển khai các hệ thống camera giám sát ngày càng rộng rãi trong các cơ sở công cộng và tư nhân. Với nhiệm vụ giám sát liên tục và đảm bảo sự tin cậy với một số lượng lớn các dòng video là một thách thức đối với người điều hành hệ thống giám sát. Video giám sát tự động có thể giúp giảm chi phí nhân lực, cũng như đưa ra các thông báo thích hợp khi cần thiết. Chính bởi vậy phát hiện bất thường trong giám sát video đã trở thành trọng tâm và thu hút nhiều nghiên cứu trong lĩnh vực thị giác máy tính.

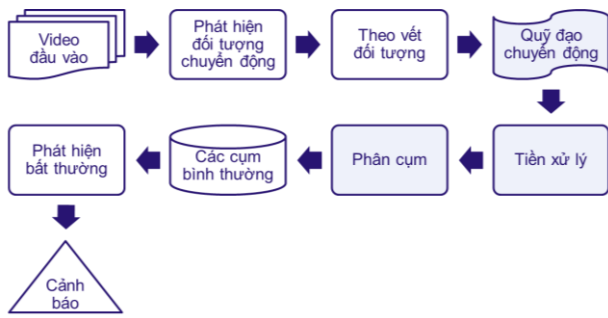
Có nhiều phương pháp phát hiện bất thường, nhưng tựu chung lại chúng có thể được phân loại thành hai nhóm, nhóm dựa trên các đặc trưng hình ảnh của dòng video [1,2] và nhóm dựa trên phân tích quỹ đạo

chuyển động của đối tượng [3,4]. Trong những năm gần đây, các phương pháp phân tích dựa trên quỹ đạo đã nhận được nhiều sự chú ý khi thực hiện phát hiện trực quan hành vi bất thường [5-7].

Các kỹ thuật phát hiện bất thường dựa trên phân tích quỹ đạo được thực hiện bằng cách phân cụm các quỹ đạo để mô hình hóa các quỹ đạo "bình thường", phân cụm có thể được áp dụng để loại bỏ các giá trị ngoại lai [8]. Mô hình tổng quát được chỉ ra như Hình 1. Quỹ đạo chuyển động của các đối tượng thu được sau giai đoạn phát hiện và theo vết đối tượng chuyển động, được xử lý (làm mịn, chuẩn hóa) trước khi áp dụng các thuật toán phân cụm. Sau đó, bất thường được phát hiện bằng cách tính toán khoảng cách của các quỹ đạo mới tới trọng tâm của cụm "bình thường" hiện có, nếu khoảng cách lớn hơn một ngưỡng cho trước thì đó là quỹ đạo bất thường.

Phần lớn các thuật toán đề xuất được thiết kế chủ yếu để phát hiện bất thường trong quỹ đạo hoàn chỉnh, tức là tất cả các điểm dữ liệu từ quỹ đạo được yêu cầu trước khi phân loại nó là bất thường hay không. Điều này rõ ràng là một hạn chế trong ứng dụng giám sát tự động bởi yêu cầu thực hiện trong thời gian thực.

Trong bài báo này, dựa trên tính chất các tuyến đường có ảnh hưởng nhất định đối với đối tượng di chuyển trên tuyến đường đó, chúng tôi đưa ra cách biểu diễn quỹ đạo chuyển động của đối tượng thành các đoạn dựa vào hướng và tốc độ chuyển động. Bên cạnh đó, chúng tôi cũng đưa ra hiệu chỉnh việc tính toán khoảng cách Hausdorff nhằm đo độ tương tự giữa hai quỹ đạo có chiều dài khác nhau.



Hình 1. Mô hình tổng quát phát hiện bất thường dựa vào quỹ đạo

Thuật toán phát hiện bất thường trong giám sát video dựa vào quỹ đạo chuyển động được đề xuất trong bài báo dựa vào việc sử dụng khoảng cách Hausdorff để tính toán sự tương tự giữa các quỹ đạo trong quá trình đánh giá. Nhờ đó, kỹ thuật đề xuất có thể phát hiện được bất thường ngay cả khi đối tượng chưa hoàn thành quỹ đạo chuyển động, do vậy có thể đáp ứng các hệ thống giám sát video thời gian thực.

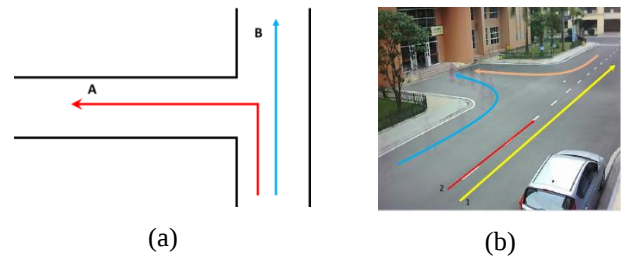
Phần còn lại của bài báo được trình bày như sau: Phần II: Khoảng cách Hausdorff giữa hai quỹ đạo. Phần III: Phát hiện bất thường. Tiếp theo là thực nghiệm và cuối cùng là kết luận về kỹ thuật đề xuất.

II. KHOẢNG CÁCH HAUSDORFF GIỮA HAI QUỸ ĐẠO

II.1. Khoảng cách Hausdorff

Khoảng cách Hausdorff được sử dụng khá sớm dùng như độ đo tương tự giữa hai tập điểm và được ứng dụng nhiều vào trong việc đối sánh ảnh [9] và các đối tượng hình học [10], nhưng khi áp dụng khoảng cách Hausdorff giữa các quỹ đạo thì trong nhiều trường hợp nó tỏ ra không phù hợp. Ví dụ trong Hình 2.(a), hai quỹ đạo A, B có khoảng cách khá nhỏ, nhưng chúng lại rất khác nhau; Trong Hình 2.(b), quỹ đạo 1 và 2 có khoảng cách khá lớn nhưng chúng ở cùng một tuyến đường.

Trong phần này chúng tôi đưa ra hiệu chỉnh đối với định nghĩa này và được sử dụng để đo độ tương tự giữa hai quỹ đạo.



Hình 2. Sự không phù hợp khi sử dụng khoảng cách Hausdorff đo độ tương tự giữa các quỹ đạo

❖ **Định nghĩa 2.1** [Khoảng cách từ một điểm đến một tập]

(X, d) là không gian metric đầy đủ, ký hiệu $H(X)$ là tập các tập con compact của X . Gọi $x \in X$ và $B \in H(X)$, khi đó khoảng cách từ điểm x tới tập B được định nghĩa là:

$$d(x, B) = \min \{d(x, y) : y \in B\} \quad (1)$$

❖ **Định nghĩa 2.2** [Khoảng cách giữa 2 tập hợp]

(X, d) là không gian metric đầy đủ $A, B \in H(X)$ khi đó khoảng cách từ tập A tới tập B được định nghĩa bởi: $d(A, B) = \max \{d(x, B) : x \in A\}$

❖ **Định nghĩa 2.3** [Khoảng cách Hausdorff]

(X, d) là không gian metric đầy đủ. Khoảng cách Hausdorff giữa $A, B \in H(X)$ được xác định như sau: $h(A, B) = \max \{d(A, B), d(B, A)\}$

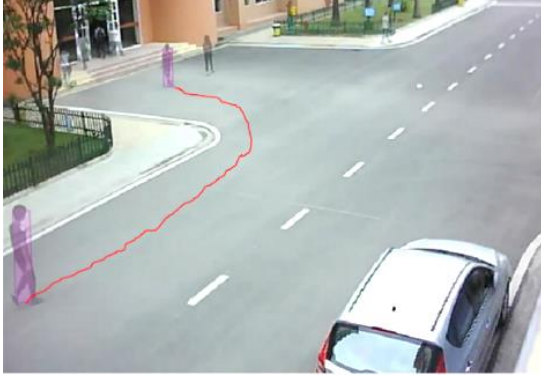
1.1. Khoảng cách Hausdorff giữa hai quỹ đạo

❖ **Định nghĩa 2.4** [Quỹ đạo chuyển động]

Quỹ đạo chuyển động của đối tượng O là dãy các điểm $\langle t_1, t_2, \dots, t_n \rangle$ thể hiện vị trí tại các thời điểm khác nhau của O .

$$O = \{t_1, t_2, \dots, t_n\} \quad (2)$$

Nhìn chung, việc thu nhận quỹ đạo chuyển động của đối tượng được thực hiện từ khâu phát hiện đối tượng chuyển động hoặc theo vết đối tượng. Hình 3 thể hiện quỹ đạo chuyển động của đối tượng được thu nhận trong quá trình theo vết đối tượng.



Hình 3. Quỹ đạo chuyển động của đối tượng

Quỹ đạo chuyển động của đối tượng là một tập có thứ tự tọa độ của đối tượng chuyển động trong một khoảng thời gian, bởi vậy khoảng cách Hausdorff định nghĩa ở trên có thể dùng để tính khoảng cách giữa hai quỹ đạo có chiều dài khác nhau. Tuy nhiên nó không xét đến tính thứ tự của các điểm trong quỹ đạo, do vậy để có thể dùng để tính khoảng cách giữa hai quỹ đạo, cần bổ sung thêm thông tin về hướng chuyển động của đối tượng.

❖ **Định nghĩa 2.5** [Khoảng cách giữa hai quỹ đạo chuyển động]

Cho hai quỹ đạo $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ và $B = \{b_1, b_2, \dots, b_m\}$

Khi đó, khoảng cách giữa hai quỹ đạo A, B, kí hiệu là $h(A, B)$ được xác định bởi:

$$h(A, B) = \max\{d(A, B), d(B, A)\} \quad (3)$$

Trong đó, $d(A, B), d(B, A)$ được tính theo công thức:

$$d(A, B) = \max\{d(a_i, B) : a_i \in A\} \quad (4)$$

$$d(B, A) = \max\{d(b_i, A) : b_i \in B\} \quad (5)$$

Khoảng cách $d(a_i, B)$, $d(b_i, A)$ được tính theo công thức:

$$d(a_i, B) = \min\{d(a_i, b_j) : b_j \in B\} \quad (6)$$

$$d(b_i, A) = \min\{d(b_i, a_j) : a_j \in A\} \quad (7)$$

Khoảng cách $d(a_i, b_j)$ được tính như sau:

$$d(a_i, b_j) = \|x_i^a - x_j^b, y_i^a - y_j^b\| + \gamma \left(1 - \frac{v_i^a \cdot v_j^b}{|v_i^a| \cdot |v_j^b|}\right) \quad (8)$$

Với v_i^a, v_j^b lần lượt là vận tốc tại a_i và b_j và được xác định:

$$v_i^a = (a_i \cdot x - a_{i-1} \cdot x, a_i \cdot y - a_{i-1} \cdot y) \quad (9)$$

$$v_j^b = (b_j \cdot x - b_{j-1} \cdot x, b_j \cdot y - b_{j-1} \cdot y) \quad (10)$$

γ là tham số nhằm điều chỉnh trọng số của hướng di chuyển.

III. PHÁT HIỆN BẤT THƯỜNG DỰA VÀO QUỸ ĐẠO

III.1. Tuyến đường

Cho tập hợp các quỹ đạo $R = \{O_1, O_2, \dots, O_r\}$ và ngưỡng δ .

Khi đó R được gọi là tuyến đường nếu:

$$h(O_i, O_j) \leq \delta, \forall O_i, O_j \in R$$

Các quỹ đạo trong cùng một tuyến đường thường được xem là có cùng số điểm biểu diễn. Khi di chuyển trong một khu vực, phần lớn các đối tượng thường đi theo những lộ trình nhất định, xuất phát ở cùng một khu vực và cùng kết thúc ở khu vực khác, vết của các chuyển động này hình thành lên tuyến đường (Hình 4).



Hình 4. Tuyến đường

III.2. Phân đoạn quỹ đạo

Việc phân đoạn quỹ đạo thành các quỹ đạo con đã được đề cập đến trong một số nghiên cứu, tiêu chí phân đoạn quỹ đạo phụ thuộc tùy vào ứng dụng. Christine Parent và cộng sự [11] xác định tiêu chí phân đoạn dựa vào việc tìm các điểm mà đối tượng thay đổi trạng thái từ dừng sang chuyển động. Yang[12] dựa vào việc xuất hiện hoặc biến mất của

đối tượng trong cảnh quay để phân đoạn. Liao [13] dựa trên tốc độ chuyển động của đối tượng, phân loại chúng thành ba loại: đi bộ, tốc độ cao và tốc độ thấp. Zheng [14] sử dụng thông tin về tốc độ, gia tốc và tỷ lệ thay đổi tốc độ để phân đoạn quỹ đạo, họ xác định vị trí mà ở đó chuyển động được thay đổi giữa hai trạng thái đi và không đi.

Vận tốc của các đối tượng khi di chuyển trên một tuyến đường bị ảnh hưởng bởi nhiều yếu tố, trong đó tính chất các tuyến đường có ảnh hưởng nhất định đối với đối tượng di chuyển trên tuyến đường đó. Chúng tôi dựa vào tỷ lệ thay đổi vận tốc của đối tượng chuyển động làm tiêu chí thực hiện phân đoạn. Điểm phân đoạn được xác định là điểm mà ở đó tỷ lệ thay đổi vận tốc v_i^r vượt qua ngưỡng ϑ .

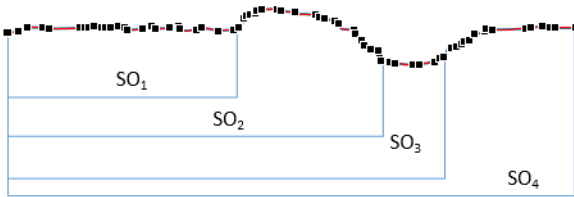
$$v_i^r = \min \left(\frac{v_i^x - v_{i-1}^x}{v_{i-1}^x}, \frac{v_i^y - v_{i-1}^y}{v_{i-1}^y} \right) \quad (11)$$

Trong đó, v_i^x, v_i^y tương ứng là vận tốc theo hướng x và hướng y, chúng được tính là khoảng cách giữa hai điểm lân cận trong cùng một khoảng thời gian: $v_i^x = x_i - x_{i-1}$ và $v_i^y = y_i - y_{i-1}$.

Gọi $seg = \{seg_1, seg_2, \dots, seg_u\}$ là vị trí các điểm phân đoạn của quỹ đạo $O(1 < seg_i < n, 1 < u < n)$. Khi đó O sẽ được chia thành $u+1$ đoạn và được biểu diễn như sau:

$$O = \{t_1, t_2, \dots, t_{seg_1}, t_{seg_1+1}, \dots, t_{seg_2}, \dots, t_{seg_u}, \dots, t_n\}$$

Các quỹ đạo: $SO_i = \{t_1, t_2, \dots, t_{seg_i}\} (1 \leq i \leq u)$ được gọi là các quỹ đạo con của O .

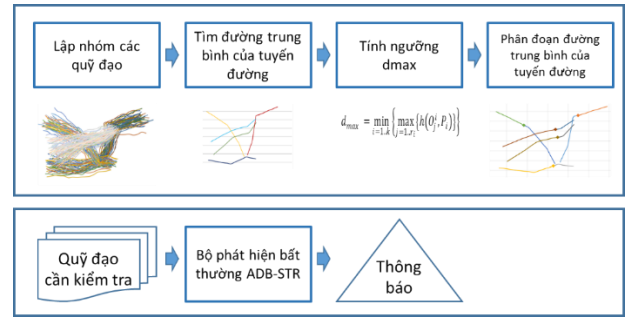


Hình 5. Quỹ đạo được chia thành các giai đoạn

1.2. Phát hiện bất thường

Trong phần này, chúng tôi đề xuất một kỹ thuật phát hiện bất thường từ video giám sát dựa trên các phân đoạn của tuyến đường (Hình 6). Kỹ thuật đề xuất có thể chia làm hai pha. Pha thứ nhất nhằm mô hình

hóa các chuyển động bình thường. Đầu tiên, các quỹ đạo của đối tượng chuyển động bình thường (được rút trích từ giai đoạn phát hiện và theo dõi đối tượng chuyển động) được nhóm thành các tuyến đường. Sau đó, tiến hành phân đoạn đường trung bình của tuyến đường thành các quỹ đạo con dựa vào tỷ lệ thay đổi vận tốc. Pha thứ hai, phát hiện bất thường, với quỹ đạo (chưa hoàn chỉnh) thu được trong quá trình giám sát, tính toán khoảng cách giữa quỹ đạo cần kiểm tra tới các phân đoạn của đường trung bình từng tuyến đường, từ đó quyết định đó là chuyển động bất thường hay bình thường.



Hình 6. Sơ đồ khối phát hiện bất thường dựa vào các phân đoạn của tuyến đường

❖ Pha thứ nhất: Khởi tạo

Ký hiệu:

- $R = \{R_1, R_2, \dots, R_k\}$ là tập các tuyến đường bình thường;
- r_i là số lượng quỹ đạo của tuyến đường R_i với $(1 \leq i)$;
- O_j^i là các quỹ đạo thuộc tuyến đường R_i ; $(1 \leq i \leq k), (1 \leq j \leq r_i)$
- $P = \{P_1, P_2, \dots, P_k\}$ tập các đường trung bình của các tuyến đường. P_i là đường trung bình của tuyến đường R_i ;
- SO_j^i là quỹ đạo con thứ j của đường trung bình P_i ;

$$SO_j^i = \{P_i(p_1, p_2, \dots, p_{seg_j})\} \quad (12)$$

- + Bước 1: Lập nhóm các quỹ đạo cùng một tuyến đường

- + Bước 2: Xây dựng đường trung bình của mỗi tuyến đường

Đường trung bình P_i của tuyến đường R_i được xây dựng như sau:

$$P_i = \left\{ \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n O_j^i(t_j) \right\} \quad (13)$$

- + Bước 3: Tính giá trị ngưỡng d_{max}

Giá trị ngưỡng d_{max} được xác định theo công thức dưới đây:

$$d_{max} = \min_{i=1..k} \{ \max_{j=1..r_i} \{ h(O_j^i, P_i) \} \} \quad (14)$$

- + Bước 4: Phân đoạn các đường trung bình.

❖ **Pha thứ hai:**

Phát hiện bất thường dựa vào phân đoạn đường trung bình của tuyến đường.

Thuật Abnormal Detector Based on Sub –
toán Trajectories of Route (ADB-STR)

Vào $umax$: là số quỹ đạo con lớn nhất của tất cả các tuyến đường

k : số lượng tuyến đường

d_{max} : giá trị ngưỡng

$\{SO_j^i\} (i = 1..k); (j = 1..umax)$: tập các quỹ đạo con của các tuyến đường

T^* : quỹ đạo cần kiểm tra

Ra Giá trị nhị phân *Abnormal*

Thực $j=1$; *Abnormal*=false;

hiện While ($j \leq umax$ and *Abnormal*=false)

$d = \min_{i=1..k} (h(T^*, SO_j^i));$
if ($d > d_{max}$) then *Abnormal*=true;
j=j+1;

End while;

❖ **Đánh giá độ phức tạp tính toán:**

Có thể thấy rằng, với mỗi giá trị của j , ta cần tìm d là giá trị nhỏ nhất của các khoảng cách giữa quỹ đạo T^* với các quỹ đạo con thứ j của k tuyến đường. Tổng quát số lần thực hiện việc tìm d là: $umax \times k$, do vậy độ phức tạp tính toán của thuật toán ADB-STR là $O(n^2)$.

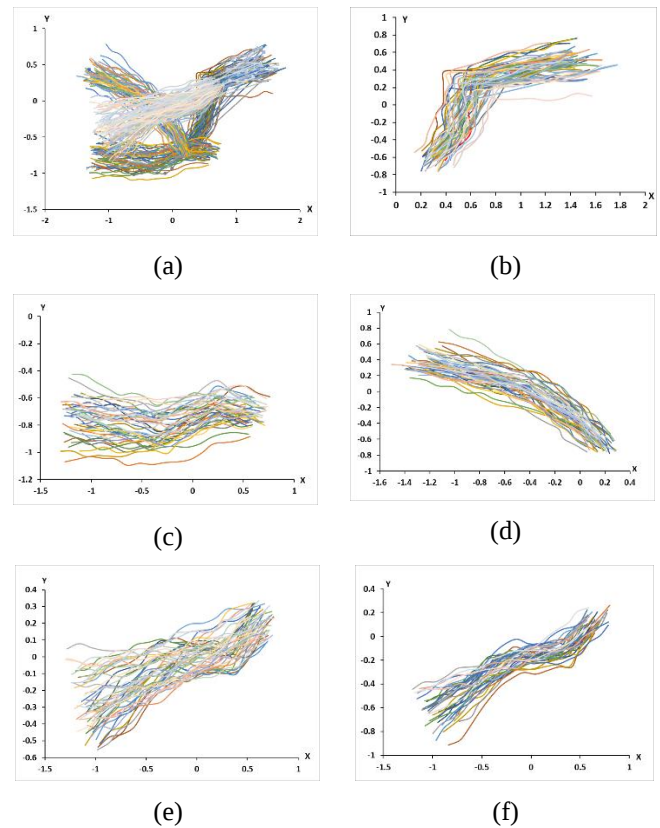
2. THỰC NGHIỆM

Nhằm kiểm chứng kỹ thuật đề xuất, chúng tôi tiến hành thực nghiệm trên môi trường Matlab R2013a, với bộ dữ liệu quỹ đạo do Piciarelli [14] xây dựng, gồm 1000 tập dữ liệu, mỗi tập dữ liệu có 260 quỹ đạo có chiều dài 16 điểm, trong đó 250 quỹ đạo được đánh dấu là bình thường, 10 quỹ đạo bất thường.

Quá trình thực nghiệm được thực hiện qua 5 bước sau:

Bước 1: Lập nhóm các quỹ đạo bình thường

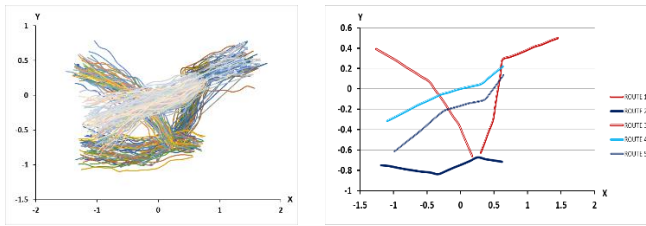
Từ tập 250 quỹ đạo, chúng tôi chia thành 5 nhóm (Hình 7).



Hình 7. Phân nhóm các quỹ đạo. (a): Tập 250 quỹ đạo; (b): Nhóm 1; (c): Nhóm 2; (d): Nhóm 3; (e): Nhóm 4; (f): Nhóm 5

Bước 2: Tìm đường trung bình của mỗi tuyến đường

Đường trung bình của mỗi tuyến đường được xây dựng theo công thức (13), kết quả thể hiện như Hình 8.



Hình 8. Đường đặc trưng của mỗi tuyến đường

Bước 3: Phân đoạn đường trung bình dựa vào sự thay đổi vận tốc.

Chúng tôi tính toán tỷ lệ thay đổi vận tốc và tìm điểm phân đoạn theo công thức (11), kết quả đưa ra như Bảng 1.

Bảng 1. Kết quả phân đoạn các đường đặc trưng

Đường trung bình	Route 1	Route 2	Route 3	Route 4	Route 5
Số đoạn	2	2	2	2	2
Vị trí	10	5	5	10	5
Biểu diễn					

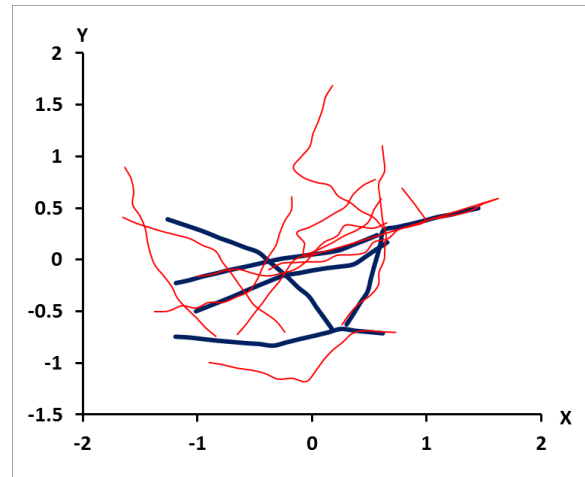
Bước 4: Phát hiện bất thường

- Xác định ngưỡng d_{max} theo công thức (14).
- Phát hiện quỹ đạo bất thường

Trong bước này chúng tôi thực nghiệm 2 phương án.

Phương án thứ nhất: Phát hiện bất thường với quỹ đạo hoàn chỉnh, với mỗi quỹ đạo cần kiểm tra, tính toán khoảng cách Hausdorff từ quỹ đạo đó tới mỗi đường đặc trưng, nếu các khoảng cách vượt qua ngưỡng d_{max} thì đó là quỹ đạo bất thường.

Kết quả thực nghiệm được chỉ ra ở Hình 9. Các quỹ đạo bất thường được vẽ bằng màu đỏ, kết quả hoàn toàn phù hợp với kết quả thực nghiệm của Piciarelli [14] và Laxhammar [16].



Hình 9. Phát hiện các quỹ đạo bất thường

Phương án thứ hai: Quỹ đạo kiểm tra là quỹ đạo không hoàn chỉnh. Khoảng cách từ quỹ đạo cần kiểm tra tới đoạn tương ứng của của từng tuyến đường được tính được mỗi khi bổ sung thêm một điểm trong quá trình đối tượng di chuyển. Kết quả cho thấy, đối với tuyến đường Route 1, Route 4, tại điểm thứ 10, giá trị khoảng cách của quỹ đạo cần kiểm tra đối với Route 1 và Route 4 đã vượt qua ngưỡng d_{max} , tương tự như vậy đối với Route 2, Route 3 và Route 5, tại điểm thứ 5.

Bảng 2. Vị trí phát hiện bất thường trên các tuyến đường

Tuyến đường	Route 1	Route 2	Route 3	Route 4	Route 5
Vị trí điểm phát hiện bất thường	10	5	5	10	5

Như vậy, so với phương án thứ nhất, tất cả các quỹ đạo bất thường đều đã được phát hiện. Hơn nữa, so với kết quả của Piciarelli [14] và Laxhammar [16], phương án đề xuất cho phép xác định quỹ đạo bất thường không cần duyệt toàn bộ đường trung bình. Trong trường hợp xấu nhất tại điểm thứ 10 đã phát hiện được bất thường.

Kết quả trên cho thấy nếu với yêu cầu cần kiểm tra xem một quỹ đạo có là bất thường với một tuyến đường cho trước ta chỉ cần kiểm tra nó với các đoạn con của đường trung bình của tuyến đường đó.

IV. KẾT LUẬN

Phát hiện bất thường trong giám sát video hiện rất được quan tâm bởi tính ứng dụng của nó. Đã có nhiều công trình nghiên cứu và nhiều cách tiếp cận được đề xuất, tuy vậy hầu hết đều tập trung vào xử lý, thao tác với quỹ đạo hoàn chỉnh, tức là chuyển động của đối tượng đã được diễn ra, điều này không hợp lý với hệ thống giám sát thời gian thực. Bài báo đã đề xuất một kỹ thuật phát hiện bất thường dựa vào quỹ đạo, giải quyết hạn chế đó bằng cách kết hợp giữa phân đoạn các quỹ đạo dựa trên tính chất các tuyến đường có ảnh hưởng nhất định đối với đối tượng di chuyển trên tuyến đường đó, kết hợp với sử dụng khoảng cách Hausdorff cải tiến. Kết quả thực nghiệm cho thấy, kỹ thuật đề xuất có thể phát hiện được bất thường ngay cả khi đối tượng chưa hoàn thành quỹ đạo chuyển động.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] S. KWAK, H. BYUN, “Detection of dominant flow and abnormal events in surveillance video”, Opt. Eng. (2011).
- [2] S. WU, B.E. MOORE, AND M. SHAH, “Chaotic invariants of Lagrangian particle trajectories for anomaly detection in crowded scenes”, Proceedings of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, 2010, pp. 2054–2060.
- [3] R.R. SILLITO, AND R.B. FISHER, “Semi-supervised learning for anomalous trajectory detection”, Proceedings of British Machine Vision Conference, 2008, pp. 1035–1044.
- [4] [4] J. OWENS, A. HUNTER, “Application of the self-organizing map to trajectory classification”, IEEE Int. Workshop Vis. Surveill, 2000, pp. 609–615.
- [5] [5] X. WANG, X. MA, AND E. GRIMSON, “Unsupervised activity perception by hierarchical Bayesian models”, Proceedings of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, 2007.
- [6] C. PICIARELLI, AND G.L. FORESTI, “Online-trajectory clustering for anomalous events detection”, Proceedings of Pattern Recognition Letters, 2006, pp. 1835–1842.
- [7] A. ZAHARESCU, AND R. WILDES, “Anomalous behaviour detection using spatiotemporal oriented energies, subset inclusion histogram comparison and event-driven processing”, Proceedings of European Conference on Computer Vision, 2010, pp. 563–576.
- [8] F. JIANG, J. YUAN, S. A. TSAFTARIS, AND A. K. KATSAGGELOS, “Anomalous video event detection using spatiotemporal context”, Computer Vision and Image Understanding, Mar 2011, vol. 115, pp. 323–333.
- [9] JING GAO, JIYIN SUN, KUN WU, “Image Matching Method Based on Hausdorff Distance of Neighborhood Grayscale”, Journal of Information & Computational Science 9: 10 (2012) 2855–2863.
- [10] FACUNDO MÉMOLI, “On the use of Gromov-Hausdorff Distances for Shape Comparison”, Eurographics Symposium on Point-Based Graphics (2007).
- [11] CHRISTINE PARENT, STEFANO SPACCAPIETRA, CHIARA RENSO, GENNADY ANDRIENKO, NATALIA ANDRIENKO, VANIA BOGORNY, MARIA LUISA DAMIANI, ARIS GKOULALAS-DIVANIS, JOSE MACEDO, NIKOS PELEKIS, YANNIS THEODORIDIS, ZHIXIAN YAN, “Semantic trajectories modeling and analysis”, ACM Comput. Surv. 45, 4, Article 42 (August 2013), 32 pages.
- [12] YUANFENG YANG, ZHIMING CUI, JIAN WU, GUANGMING ZHANG, XUEFENG XIAN, “Trajectory Analysis Using Spectral Clustering and Sequene Pattern Mining”, Journal of Computational Information Systems 8: 6 (2012) 2637 – 2645.
- [13] LIN LIAO, DIETER FOX, HENRY KAUTZ, “Location-based Activity Recognition using Relational Markov Networks”, In Proc. of the 9th Int. Conf. on Artificial Intelligence, IJCAI’05.
- [14] YU ZHENG, YUKUN CHEN, QUANNAN LI, XING XIE and WEI-YING MA. “Understanding transportation modes based on GPS data for Web applications”, ACM Transaction on the Web, 4(1), January 2010.

[15] C. PICIARELLI, G.L. FORESTI, “Trajectory-based anomalous event detection”, IEEE Trans. Circ. Syst. Video Tech. (2008) 1544–1554.

Distance”. 14th International Conference on Information Fusion, Chicago, Illinois, USA, July 5-8, 2011.

[16] RIKARD LAXHAMMAR AND GORAN FALKMAN, “Sequential Conformal Anomaly Detection in Trajectories based on Hausdorff

Nhận bài ngày: 4/2/2015

SƠ LƯỢC VỀ TÁC GIẢ

NGÔ ĐỨC VĨNH



Sinh năm 1973 tại Nam Định.

Nhận bằng Thạc sĩ CNTT năm 2006 tại Học viện Kỹ thuật Quân sự.

Hiện công tác tại Trường Đại học Công nghiệp Hà Nội.

Lĩnh vực nghiên cứu: Xử lý ảnh và Hệ thống thông tin.

Email: ngoducvinh@gmail.com

Điện thoại: 0948.123.986.

ĐỖ NĂNG TOÀN



Sinh năm 1968 tại Hà Nội.

Tốt nghiệp ĐH Tổng hợp Hà Nội năm 1990; bảo vệ Tiến sĩ ngành đảm bảo toán học cho máy tính và các hệ thống tính toán năm 2001. Được phong Phó Giáo sư năm 2007.

Hiện công tác tại Viện Công nghệ Thông tin – ĐH Quốc gia Hà Nội.

Lĩnh vực nghiên cứu: Nhận dạng, xử lý ảnh và thực tại ảo.

Email: dntoan@vnu.edu.vn