

PHÁT HIỆN VÀ PHÂN TÍCH HÀNH VI Đám ĐÔNG

CROWD MOTION DETECTION AND ANALYSIS

Trương Công Dung Nghi, Chế Viết Nhật Anh

Trường Đại học Bách khoa – Đại học Quốc gia Thành phố Hồ Chí Minh;
 tcdungnghi@hcmut.edu.vn, nhat-anh.che@hcmut.edu.vn

Tóm tắt - Nghiên cứu trình bày trong bài báo này liên quan đến bài toán phát hiện và phân tích chuyển động của đám đông. Hệ thống đề xuất bao gồm ba bước xử lý chính. Đầu tiên, hệ thống thực hiện ước lượng chuyển động của các cá thể trong đám đông dựa vào phân tích dòng quang học. Một giải thuật đặc biệt sau đó được đề xuất nhằm phân tích độ tương đồng trong chuyển động của đám đông. Cuối cùng, hệ thống thực hiện ước lượng ma trận đánh dấu vùng chuyển động nổi bật trong đám đông dựa trên nguyên lý của giải thuật phân loại một lớp thực hiện trong không gian đa tạp. Hệ thống đề xuất được kiểm nghiệm trên các video giám sát thu được từ nhiều nguồn với nhiều tình huống phức tạp khác nhau. Kết quả thực nghiệm cho thấy hiệu quả của hệ thống đề xuất.

Từ khóa - phát hiện chuyển động; dòng quang học; phân loại một lớp; không gian đa tạp; phân tích hành vi đám đông.

1. Giới thiệu

Ngày nay, cùng với những yêu cầu ngày càng cao về an ninh công cộng, ngày càng nhiều các camera giám sát được cài đặt tại các khu vực công cộng, nhất là những khu vực nhạy cảm cần giám sát liên tục. Nhiều vấn đề đi cùng với hệ thống giám sát cũng được đặc biệt chú ý. Một trong những vấn đề được đặc biệt quan tâm gần đây là việc giám sát đám đông, trong đó bài toán phát hiện và phân tích chuyển động của đám đông có thể được xem là những bước xử lý cơ bản, làm tiền đề cho những phân tích hành vi đám đông phức tạp hơn.

Trong bài báo này, nhóm tác giả trình bày một hệ thống có khả năng phát hiện và phân tích chuyển động của đám đông (Hình 1). Hệ thống có thể được chia thành ba khối xử lý chính: (i) ước lượng chuyển động của các cá thể trong đám đông, (ii) phân tích độ tương đồng trong chuyển động của đám đông, (iii) đánh dấu vùng nổi bật của đám đông. Hệ thống trước hết thực hiện việc ước lượng chuyển động của các cá thể trong đám đông dựa trên phương pháp Kanade - Lucas - Tomasi [1]. Các véc-tơ chuyển động thu được từ bước này sẽ được sử dụng trong giải thuật ước lượng mức độ tương đồng trong chuyển động của đám đông. Cuối cùng, một giải thuật phân hạng hai cấp sử dụng không gian đa tạp được thực hiện nhằm xây dựng ma trận đánh dấu các vùng chuyển động nổi bật trong khung ảnh giám sát. Toàn bộ hệ thống đề xuất được kiểm nghiệm trên các video giám sát với nhiều tình huống phức tạp khác nhau. Kết quả thực nghiệm cho thấy hiệu quả và độ chính xác của hệ thống đề xuất.

2. Các nghiên cứu liên quan

Cùng với những nỗ lực xây dựng các hệ thống giám sát thông minh có khả năng phát hiện tự động các mối nguy cơ tiềm ẩn, việc phát hiện và phân tích đám đông (crowd detection and analysis) đang là một trong những vấn đề thu hút được nhiều sự quan tâm nghiên cứu trong thời gian gần đây [2]. Các nghiên cứu thường tập trung vào việc phát

Abstract - This paper presents a study on developing a robust framework for crowd motion detection and analysis. The proposed approach consists of three main steps. Firstly, a motion detection algorithm is applied in order to extract the motion véc-tors of the observed scene. A specific motion analysis framework is then carried out to estimate the homogeneity of the crowd motion. Finally, a ranking procedure based on the principle of the manifold classification is introduced to deduce a motion salient map that emphasizes the important regions containing distinguished motion. The performance of the system is tested on inspection videos from various sources under different scenarios. The experimental results show that the proposed framework produces satisfactory results.

Key words - motion detection; optical flow; one-class classification; manifold space; crowd behavior analysis.

hiện đám đông [2], [3], [4], ước lượng mật độ đám đông [5], [6], phân tích hành vi đám đông [7], [8], [9], [10], [11], [12], hoặc thậm chí thực hiện việc theo vết các đối tượng đơn lẻ trong đám đông [13], [14].

Việc phát hiện đám đông thường được dựa trên kết quả của việc tách tiền cảnh ra khỏi nền [2], [15], [16] hoặc thông qua phân tích cấu trúc (texture) của khung ảnh [4], [6]. Đây là bước xử lý cơ bản, làm tiền đề cho các phân tích chuyên sâu theo sau. Những phân tích chuyên sâu đang được quan tâm hiện nay như ước lượng mật độ đám đông thông qua các đặc điểm cấu trúc của vùng đám đông [5], [6], hoặc phân tách các nhóm di chuyển trong đám đông với hướng và tốc độ di chuyển khác nhau [11], [12]. Dựa trên các tham số đặc trưng phân tách được, kết hợp với một số tiêu chí về giám sát an ninh đã được đặt ra, hệ thống có thể tiến hành phân tích hành vi của đám đông, phát hiện dấu hiệu bất thường và đưa ra những cảnh báo cần thiết.

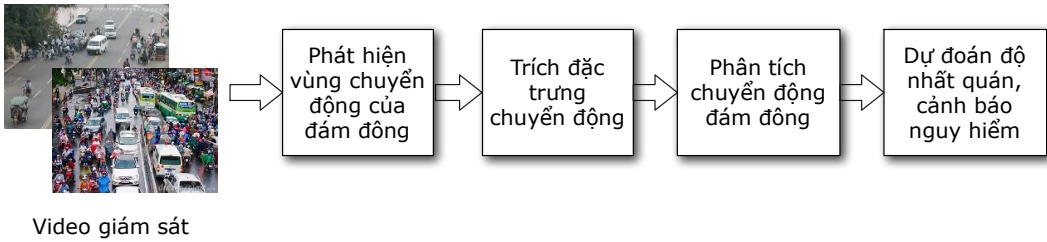
3. Phát hiện và phân tích chuyển động đám đông

3.1. Phát hiện vùng chuyển động của đám đông

Như đã được đề cập trong phần giới thiệu, nghiên cứu trình bày trong bài báo này tập trung vào việc phát hiện và phân tích chuyển động của đám đông, nhằm xây dựng ma trận vùng chuyển động nổi bật, cũng như phân tích độ nhất quán trong chuyển động của đám đông. Để giải quyết được các mục tiêu này, bước xử lý đầu tiên cần thực hiện là ước lượng chuyển động của đám đông dựa trên phương pháp Kanade - Lucas - Tomasi [1]. Ý tưởng cơ bản của phương pháp này được dựa trên giả thuyết: một điểm chuyển động bất kỳ trong khung ảnh sẽ giữ nguyên cường độ mức xám, chỉ dịch chuyển một khoảng cách nhất định giữa hai khung ảnh gần kề. Đặc tính này có thể được mô tả bằng phương trình sau:

$$I(x, y, t + \tau) = I(x - \Delta x, y - \Delta y, t) \quad (1)$$

trong đó $\mathbf{d} = (\Delta x, \Delta y)$ là độ dịch chuyển của điểm ảnh tại vị trí (x, y) giữa hai thời điểm t và $t + \tau$.



Hình 1. Sơ đồ khối tổng quát hệ thống phát hiện và phân tích chuyển động đám đông

Trong thực tế, giả thuyết đặt ra theo phương trình (1) không được đảm bảo một cách tuyệt đối. Gọi $J(\mathbf{x}) = I(x, y, t + \tau)$ là giá trị mức xám của điểm ảnh (x, y) tại thời điểm $t + \tau$, và $I(\mathbf{x} - \mathbf{d}) = I(x - \Delta x, y - \Delta y, t)$, ta có:

$$J(\mathbf{x}) = I(\mathbf{x} - \mathbf{d}) + n(\mathbf{x}) \quad (2)$$

với $n(\mathbf{x})$ là nhiễu làm thay đổi giá trị mức xám của điểm ảnh chuyển động (x, y) .



Hình 2. Kết quả ước lượng vận tốc của các điểm chuyển động thuộc đám đông. Véc-tơ màu xanh biểu diễn chiều và độ lớn của véc-tơ vận tốc

Độ dịch chuyển của điểm ảnh $\mathbf{d} = (\Delta x, \Delta y)$ được chọn sao cho sai số $\epsilon = \int_W [I(\mathbf{x} - \mathbf{d}) - J(\mathbf{x})]^2 d\mathbf{x}$ giữa $J(\mathbf{x})$ và $I(\mathbf{x} - \mathbf{d})$ là nhỏ nhất. Phương pháp KLT thực hiện ước lượng độ dịch chuyển này thông qua việc sử dụng phép biến đổi chuỗi Taylor.

Hình 2 trình bày các kết quả thu được dựa theo phương pháp KLT. Các véc-tơ màu xanh trên hình biểu diễn độ dịch chuyển của các điểm chuyển động ở hai khung ảnh liên tiếp. Hai đoạn video giám sát được thử nghiệm trong trường hợp này: video giám sát thu được tại một trung tâm thương mại và video thu tại góc ngã tư đường có khá nhiều phương tiện tham gia giao thông.

3.2. Phân tích độ tương đồng trong chuyển động đám đông

Đánh giá độ nhất quán trong chuyển động của đám đông được dựa trên việc phân tích mối tương quan về không gian - thời gian trong chuyển động giữa các cá thể trong đám đông. Các đặc trưng sau sẽ được phân tích trước khi thực hiện phân nhóm chuyển động trong đám đông:

3.2.1. Độ tương đồng trong chuyển động của một điểm so với điểm lân cận

Chuyển động của mỗi điểm chuyển động trước hết được so sánh với chuyển động của một điểm chuyển động khác trong vùng K điểm lân cận nhất. Độ tương đồng này được ước lượng dựa trên giá trị tương quan về vận tốc chuyển động của hai điểm tại thời điểm t đang xét và được định nghĩa như sau:

$$CN_t(i, j) = \max(C_t(i, j), 0), \text{ với } j \in N(i) \quad (3)$$

trong đó:

- $CN_t(i, j)$ là độ tương đồng trong chuyển động giữa hai điểm i và j tại thời điểm t .
- $C_t(i, j)$ là hệ số tương quan vận tốc giữa hai điểm chuyển động i và j tại thời điểm t : $C_t(i, j) = \frac{v_i v_j}{\|v_i\|_2 \|v_j\|_2}$, với v_i và v_j là véc-tơ vận tốc của hai điểm chuyển động i và j .
- $N(i)$ là tập hợp các điểm thuộc vùng K điểm lân cận nhất của i .

3.2.2. Độ tương đồng trong chuyển động của hai điểm thông qua đường dẫn

Xét hai điểm chuyển động m và n . Gọi $P^l = \{p_0, p_1, \dots, p_l\}$ là tập hợp các điểm chuyển động trên đường dẫn có độ dài l giữa hai điểm m và n , $p_0 = m$, $p_l = n$ và $p_{l+1} \in N(p_l)$. Độ tương đồng trong chuyển động của hai điểm m và n thông qua đường dẫn P^l được định nghĩa như sau:

$$C_t^{P^l}(m, n) = \prod_{k=0}^{l-1} CN_t(p_k, p_{k+1}) \quad (4)$$

với $CN_t(p_k, p_{k+1})$ là độ tương đồng trong chuyển động giữa hai điểm lân cận p_k và p_{k+1} xét tại thời điểm t .

Do có thể có nhiều đường dẫn khác nhau nối hai điểm (m, n) và có cùng chiều dài l , gọi AP^l là tập hợp tất cả các đường dẫn thỏa mãn tính chất nêu trên. Gọi $CAP_t^l(m, n)$ là độ tương đồng trong chuyển động giữa hai điểm (m, n) xét trên tất cả các đường dẫn có cùng chiều dài l . $CAP_t^l(m, n)$ được định nghĩa như sau:

$$CAP_t^l(m, n) = \sum_{\forall P^l \in AP^l} C_t^{P^l}(m, n) \quad (5)$$

3.2.3. Độ tương đồng trong chuyển động của một điểm bất kỳ với các điểm chuyển động có cùng khoảng cách l

Gọi $NP^l(m)$ là tập hợp các điểm chuyển động có khoảng cách đường dẫn bằng l so với điểm m , độ tương đồng trong chuyển động của điểm m so với tất cả các điểm thuộc tập $NP^l(m)$, gọi tắt là độ tương đồng chuyển động của điểm m theo khoảng cách l được định nghĩa như sau:

$$CD_t^l(m) = \sum_{\forall n \in NP^l} CAP_t^l(m, n) \quad (6)$$

3.2.4. Độ tương đồng trong chuyển động của một điểm bất kỳ với tập hợp các điểm chuyển động còn lại

Độ tương đồng của một điểm chuyển động bất kỳ so với các điểm chuyển động còn lại được ước lượng dựa trên việc tổng hợp độ tương đồng trong chuyển động của điểm đó với các điểm chuyển động khác theo các đường dẫn có độ dài thay đổi $l = 1, \dots, \infty$. Độ tương đồng này được ước lượng như sau:

$$CA_t(m) = \sum_{l=1}^{\infty} e^l CD_t^l(m) \quad (7)$$

trong đó $e < 1$ là hệ số để điều chỉnh mức độ quan trọng của khoảng cách trong việc ước lượng độ tương đồng trong chuyển động của một điểm so với tập điểm chuyển động còn lại. e càng nhỏ hơn 1 thì độ ảnh hưởng của sự tương đồng chuyển động giữa các điểm càng giảm theo khoảng cách.

3.2.5. Độ tương đồng trong chuyển động của đám đông

Độ tương đồng trong chuyển động của một đám đông G được ước lượng dựa trên việc tổng hợp độ tương đồng trong chuyển động của toàn bộ các điểm chuyển động trong tập hợp đám đông so với điểm chuyển động khác trong tập hợp và được định nghĩa như sau:

$$CG_t = \frac{1}{N_G} \sum_{m \in G} CA_t(m) \quad (8)$$

với N_G là tổng số điểm chuyển động trong nhóm đám đông đang xét, $CA_t(m)$ là độ tương đồng trong chuyển động của điểm m bất kỳ với tập hợp các điểm chuyển động còn lại.

Như vậy, dựa vào việc đánh giá độ tương đồng trong chuyển động giữa các điểm trong một tập hợp theo nhiều cách thức khác nhau, ta có thể ước lượng được độ tương đồng tổng quát trong chuyển động của một đám đông. Giá trị độ tương đồng càng gần 1 chứng tỏ nhóm chuyển động có độ nhất quán cao và chuyển động theo cùng hướng. Ngược lại, giá trị độ tương đồng càng nhỏ chứng tỏ nhóm đám đông có chuyển động hỗn loạn, phức tạp, theo nhiều hướng khác nhau. Giá trị này có thể so sánh với một ngưỡng an toàn cho trước để thực hiện việc cảnh báo độ hỗn loạn trong đám đông, tương ứng với các tình huống nguy hiểm thường xảy ra trong trường hợp có tập hợp đám đông nơi công cộng.

3.3. Đánh dấu vùng chuyển động nổi bật trong đám đông

Các tham số ước lượng được trong quá trình đánh giá độ tương đồng trong chuyển động của đám đông sẽ được sử dụng để xây dựng bản đồ đánh dấu vùng chuyển động nổi bật trong ảnh. Bước xử lý này được thực hiện dựa trên nguyên tắc của việc phân hạng đa tập [17]. Gọi $M = \{m_1, m_2, \dots, m_K\}$ là tập hợp các điểm chuyển động có trong khung ảnh, K là tổng số điểm chuyển động. Tập hợp M được liên kết với một đồ thị liên kết hoàn chỉnh $G = (V, E)$ với mỗi điểm chuyển động m_i tương ứng với một đỉnh v_i trong đồ thị này. Hai đỉnh lân cận v_i và v_j được liên kết với nhau bởi một cạnh mà trọng số tương ứng của nó chính là độ tương đồng trong chuyển động của hai điểm lân cận $CN_t(i, j)$ được định nghĩa trong phương trình (3). Gọi $\mathbf{W} = [W_{ij}]$ là ma trận trọng số tương ứng với đồ thị liên kết, ma trận đường chéo \mathbf{D} với các phần tử đường chéo $D_{ii} = \sum_j W_{ij}$ định nghĩa bậc của đỉnh đồ thị. Ma trận Laplacian không chuẩn hoá của đồ thị \mathbf{L} được định nghĩa như sau:

$$\mathbf{L} = \mathbf{D} - \mathbf{W} \quad (9)$$

Gọi $\mathbf{f}: M \rightarrow \mathbb{R}^K$ là hàm phân hạng, trong đó một giá trị

phân hạng f_i được gán cho mỗi điểm chuyển động m_i . Gọi $\mathbf{y} = [y_1, \dots, y_K]^T$ là véc-tơ gán nhãn tương ứng với tập hợp các điểm chuyển động, $y_i = 1$ nếu m_i là điểm truy vấn và $y_i = 0$ nếu m_i là điểm cần được phân hạng. Quá trình phân hạng tương ứng với việc gán điểm phân hạng cho các điểm dữ liệu theo mức độ tương thích với tập truy vấn. Bài toán này có thể xem như là bài toán phân loại một lớp [17, 18] trong đó chỉ có một lớp mẫu cần cung cấp cho quá trình phân loại. Hàm phân hạng \mathbf{f} được ước lượng như sau:

$$\mathbf{f} = \mathbf{L}^{-1} \mathbf{y} \quad (10)$$

Trong bài toán này, nhóm tác giả thực hiện hai bước phân hạng điểm chuyển động. Ở bước thứ nhất, các điểm chuyển động có vận tốc rất nhỏ được xem là tập các điểm truy vấn. Những điểm chuyển động còn lại xem như chưa được phân hạng và sẽ được ước lượng điểm phân hạng theo phương trình (10). Véc-tơ kết quả \mathbf{f}_1 thu được trong bước này cho thấy mức độ nổi bật của các điểm chuyển động so với vùng gần tĩnh. Bản đồ ma trận phân hạng sơ khởi có thể được ước lượng như sau:

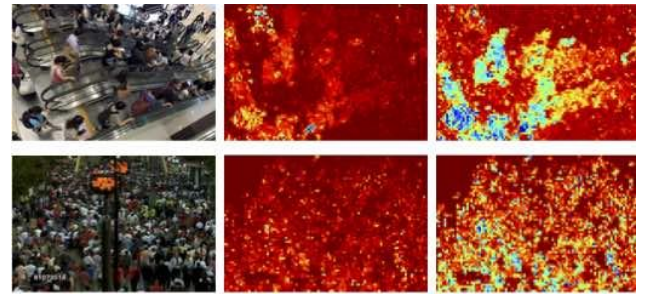
$$M_1(i) = \bar{\mathbf{f}}_1(i), i = 1 \dots K \quad (11)$$

trong đó $\bar{\mathbf{f}}_1$ là véc-tơ chuẩn hóa của véc-tơ \mathbf{f}_1 theo thang $[0,1]$, i tương ứng với điểm chuyển động thứ i .

Ma trận phân hạng sơ khởi tiếp theo được sử dụng để trích lọc vùng chuyển động nổi bật sơ khởi. Vùng nổi bật sơ khởi này được sử dụng như là tập truy vấn cho bước phân hạng thứ hai. Giá trị ngưỡng $\tau = \text{mean}[M_1(i)|_{i=1, \dots, K}]$ được sử dụng để lọc các điểm chuyển động có điểm nổi bật lớn hơn ngưỡng. Các điểm này sẽ là điểm truy vấn cho lần phân hạng thứ hai. Bản đồ ma trận phân hạng sau cùng được dựa trên lần phân hạng này và được ước lượng như sau:

$$M_2(i) = \bar{\mathbf{f}}_2(i), i = 1, \dots, K \quad (12)$$

với \mathbf{f}_2 là véc-tơ phân hạng thu được từ phương trình (10) với tập truy vấn là các vùng nổi bật sơ khởi thu được ở lần phân hạng đầu tiên, $\bar{\mathbf{f}}_2$ là véc-tơ chuẩn hóa của véc-tơ \mathbf{f}_2 theo thang $[0,1]$, và i tương ứng với điểm chuyển động thứ i .



Hình 3. Kết quả phân hạng vùng chuyển động sử dụng không gian đa tập. Từ trái sang phải: ảnh gốc, bản đồ ma trận phân hạng sơ khởi, bản đồ ma trận phân hạng sau cùng thu được từ hai bước phân hạng. Màu càng xanh đánh dấu các vùng có chuyển động nổi bật

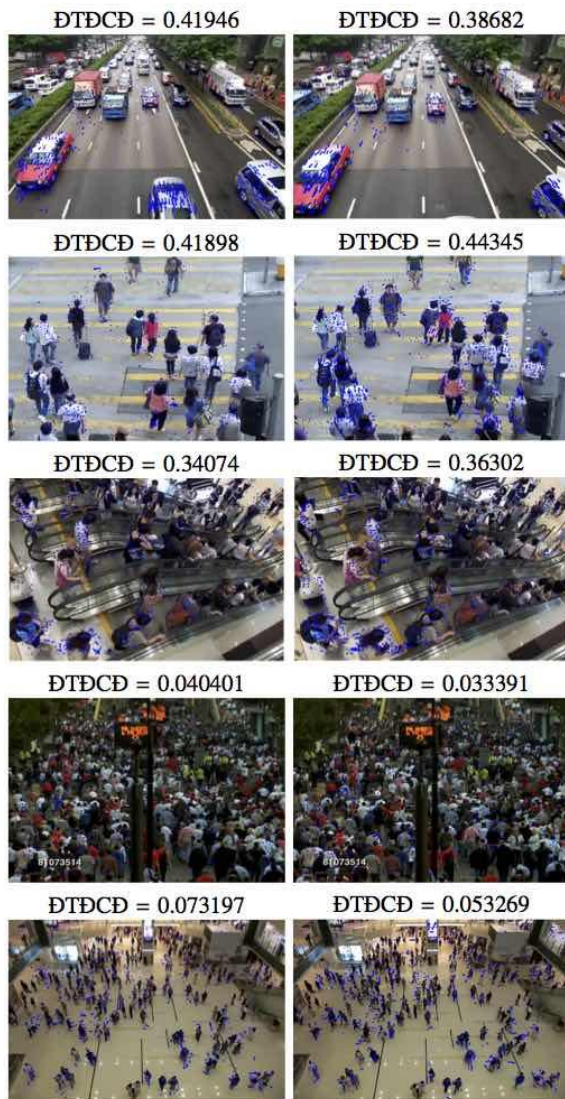
Hình 3 trình bày các kết quả thu được từ hai lần phân hạng sử dụng không gian đa tập. Các ảnh trình bày lần lượt là ảnh gốc trích từ đoạn video đang khảo sát, kết quả phân hạng sơ khởi và kết quả phân hạng sau cùng. Giá trị màu càng xanh đánh dấu vùng có chuyển động nhiều và tương đối khác biệt so với các vùng chuyển động khác. Kết quả thực nghiệm cho thấy ở bước phân hạng sơ khởi, kết quả phân hạng vẫn chưa đạt được mức độ phân loại như ý. Nhờ

vào lần phân hạng thứ hai, kết quả các vùng chuyển động nổi bật được phân loại rõ hơn.

4. Kết quả thực nghiệm

Trong mục này, nhóm tác giả trình bày các kết quả thực nghiệm thu được từ giải thuật đề xuất. Các kết quả thực nghiệm gồm hai phần chính: phần kết quả ước lượng độ tương đồng trong chuyển động của đám đông và phần kết quả ma trận vùng nổi bật trong chuyển động của đám đông. Các kết quả này thu được từ nhiều đoạn video giám sát khác nhau tập hợp từ nhiều nguồn dữ liệu.

4.1. Kết quả ước lượng độ tương đồng trong chuyển động



Hình 4. Kết quả ước lượng độ tương đồng trong chuyển động của đám đông

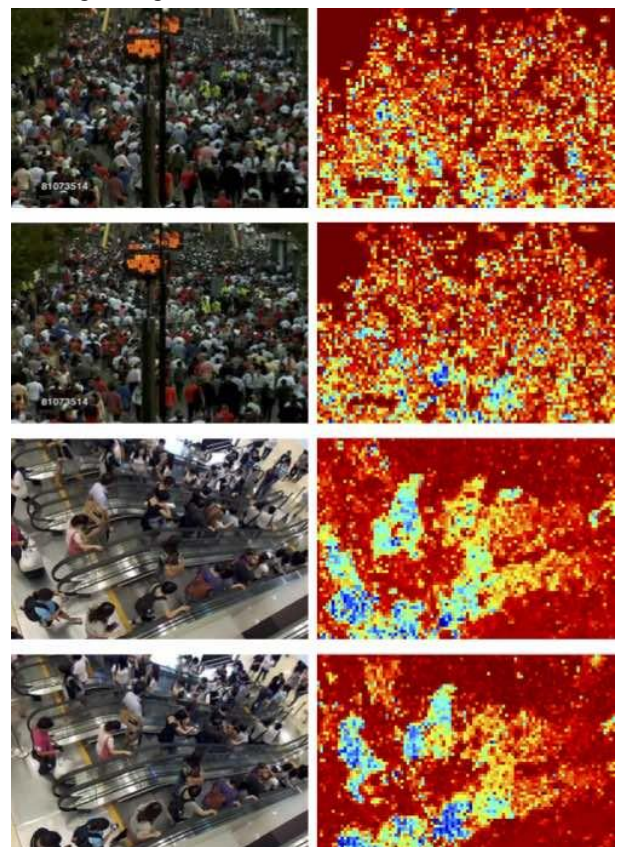
Hình 4 trình bày kết quả ước lượng độ tương đồng trong chuyển động của đám đông thu được từ nhiều đoạn video giám sát khác nhau. Giá trị ước lượng độ tương đồng (viết tắt là “ĐTĐCĐ”) được ghi chú ở trên khung ảnh. Giá trị này phản ánh mức độ nhất quán trong việc di chuyển của đám đông. Các trường hợp ở hàng một, hai và ba lần lượt tương ứng với video giám sát xe lưu thông trên các làn đường, dòng người đi bộ băng qua đường và người di chuyển ở thang cuốn. Ba trường hợp này cho kết quả độ tương đồng trong chuyển động

là khá cao (khoảng 0,4 với trường hợp xe lưu thông trên đường và khoảng 0,3 với trường hợp người đi chuyển trên thang cuốn). Kết quả này là hợp lý ứng với tình trạng di chuyển của dòng đám đông (dòng người hoặc xe trong trường hợp này) phải tuân thủ theo làn và các nhóm di chuyển cùng hướng với nhau. Các trường hợp ở hàng bốn và năm tương ứng với trường hợp đám đông hỗn loạn và đám đông trong khu mua sắm. Cả hai trường hợp này đều cho giá trị ước lượng độ tương đồng thấp (0,03 đến 0,04 đối với trường hợp đám đông hỗn loạn và 0,05 đến 0,07 đối với trường hợp đám đông trong khu mua sắm). Kết quả này cũng hoàn toàn hợp lý với tình trạng di chuyển của đám đông trong khung ảnh giám sát.

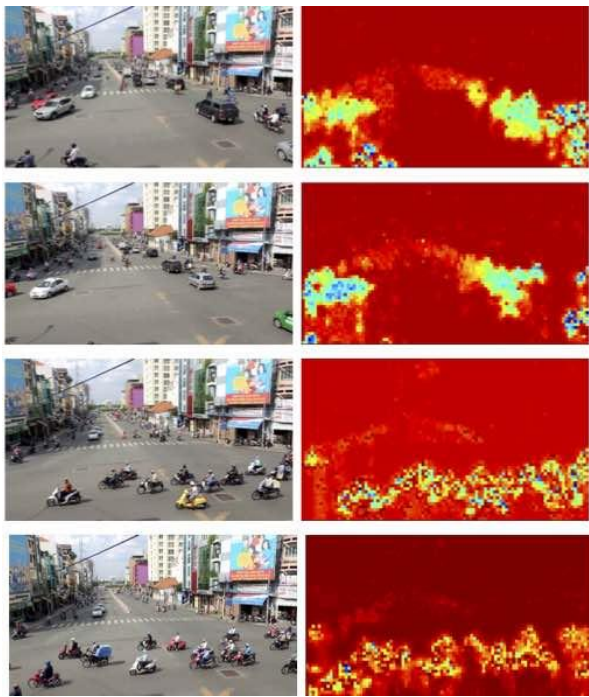
4.2. Kết quả đánh dấu vùng chuyển động nổi bật trong đám đông

Giá trị số đánh giá độ nhất quán trong chuyển động của đám đông được ước lượng ở phần trên chỉ cung cấp cho người sử dụng hệ thống một cái nhìn tổng quát về đặc tính di chuyển của đám đông, đồng thời hỗ trợ cho việc cảnh báo nguy hiểm khi cần thiết. Phân xử lý tiếp theo cung cấp một kết quả trực quan hơn. Đó chính là bản đồ đánh dấu vùng chuyển động nổi bật trong khung ảnh. Kết quả này thu được thông qua hai bước phân hạng kết hợp dựa trên không gian đa tạp.

Hình 5 và Hình 6 trình bày một vài kết quả thu được cho phân xử lý này. Cột thứ nhất trong Hình 5 tương ứng với ảnh gốc trích từ video giám sát. Cột thứ hai tương ứng với kết quả ma trận vùng chuyển động nổi bật trong khung ảnh. Giá trị màu càng xanh đánh dấu vùng chuyển động rõ rệt trong khung ảnh.



Hình 5. Kết quả đánh dấu vùng chuyển động nổi bật trong đám đông. Từ trái sang phải: ảnh gốc, ma trận phân hạng vùng chuyển động nổi bật trong đám đông



Hình 6. Trái sang phải: ảnh gốc, ma trận phân hạng vùng chuyển động nổi bật trong đám đông

Kết quả thu được như trong Hình 5 và Hình 6 cho thấy hiệu quả của giải thuật đề xuất. Các vùng dịch chuyển trong ảnh được đánh dấu nổi bật, hỗ trợ một cách trực quan cho việc giám sát vùng đám đông. Kết quả này có thể làm tiền đề cho những phần xử lý phức tạp hơn như phân đoạn hoặc theo vết các đối tượng đơn lẻ trong đám đông.

5. Kết luận

Bài báo trình bày một hệ thống có khả năng phát hiện và phân tích chuyển động của đám đông. Hệ thống đề xuất bao gồm ba bước xử lý chính: ước lượng chuyển động của các cá thể trong đám đông, phân tích độ tương đồng trong chuyển động của đám đông, và đánh dấu vùng chuyển động nổi bật của đám đông. Việc phân tích độ tương đồng trong chuyển động của đám đông cung cấp cho người sử dụng hệ thống một giá trị số đánh giá mức độ nhất quán trong chuyển động. Giá trị độ tương đồng càng lớn chứng tỏ các cá thể trong đám đông di chuyển có trật tự và theo chiều cố định. Giá trị này có thể được so sánh với ngưỡng nguy hiểm nhằm cảnh báo tình trạng hỗn loạn trong đám đông.

Bước xử lý đánh dấu vùng chuyển động nổi bật của đám đông cung cấp một ma trận phân hạng mức độ đặc trưng trong chuyển động của các cá thể thuộc đám đông. Ma trận phân hạng này cung cấp một cái nhìn trực quan về đặc tính chuyển động của khung ảnh giám sát, đồng thời cũng có thể sử dụng như là ngõ vào cho các bài toán khác như phân lớp vùng chuyển động, hoặc theo vết các cá thể chuyển động trong đám đông.

Toàn bộ hệ thống đề xuất được kiểm nghiệm trên nhiều đoạn video giám sát thu thập được từ nhiều nguồn dữ liệu khác nhau. Kết quả thực nghiệm là rất khả quan và cho thấy hiệu quả của hệ thống đề xuất.

Lời cảm ơn

“Nghiên cứu này được tài trợ bởi Trường Đại học Bách khoa – Đại học Quốc gia Thành phố Hồ Chí Minh trong khuôn khổ đề tài mã số T-ĐĐT-2016-29”.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] C. Tomasi and T. Kanade, “Detection and tracking of point features”, *International Journal of Computer Vision*, CiteSeer, 1991.
- [2] B. Zhan, D. Monekosso, P. Remagnino, S. Velastin, and L.Q. Xu, “Crowd analysis: A survey”, *Machine Vision and Applications*, Vol. 19, No. 5-6, 2008, pp. 345–357.
- [3] O. Arandjelovic, *Crowd detection from still images*, in Proceedings of the British Machine Vision Association Conference, 2008, pp. 1–10.
- [4] S. Ghidoni, G. Cielniak, and E. Menegatti, “Texture-based crowd detection and localisation”, *Intelligent Autonomous Systems*, Springer, 2013, pp. 725–736.
- [5] X. Wu, G. Liang, K. Lee, and Y. Xu, Crowd density estimation using texture analysis and learning, in *IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics*, 2006, pp. 214–219.
- [6] Z. Wang, H. Liu, Y. Qian, and T. Xu, Crowd density estimation based on local binary pattern co-occurrence matrix, in *IEEE International Conference on Multimedia and Expo Workshops*, 2012, pp. 372–377.
- [7] R. Mehran, A. Oyama, and M. Shah, Abnormal crowd behavior detection using social force model, in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2009, pp. 935–942.
- [8] L. Kratz and K. Nishino, Anomaly detection in extremely crowded scenes using spatio-temporal motion pattern models, in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2009, pp. 1446–1453.
- [9] V. Mahadevan, W. Li, V. Bhalodia, and N. Vasconcelos, Anomaly detection in crowded scenes, in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2010, pp. 1975–1981.
- [10] M. Butenuth, F. Burkert, F. Schmidt, S. Hinz, D. Hartmann, A. Kneidl, A. Borrmann, and B. Sirmacek, Integrating pedestrian simulation, tracking and event detection for crowd analysis, in *IEEE International Conference on Computer Vision Workshops*, 2011, pp. 150–157.
- [11] B. Zhou, X. Tang, H. Zhang, and X. Wang, “Measuring crowd collectiveness”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 36, No. 8, 2014, pp. 1586–1599.
- [12] B. Zhou, X. Tang, and X. Wang, “Learning collective crowd behaviors with dynamic pedestrian-agents”, *International Journal of Computer Vision*, Vol. 111, No. 1, 2015, pp. 50–68.
- [13] D. Sugimura, K. Kitani, T. Okabe, Y. Sato, and A. Sugimoto, *Using individuality to track individuals: Clustering individual trajectories in crowds using local appearance and frequency trait*, in International Conference on Computer Vision, 2009, pp. 1467–1474.
- [14] H. Idrees, N. Warner, and M. Shah, “Tracking in dense crowds using prominence and neighborhood motion concurrence”, *Image and Vision Computing*, Vol. 32, No. 1, 2014, pp. 14–26.
- [15] T. Ko, S. Soatto and D. Estrin, *Background subtraction on distributions*, in Proceedings of the 10th European Conference on Computer Vision (ECCV), 2008.
- [16] D.N. Trương Công, L. Khoudour, C. Achard, and A. Flancquart, *Adaptive model for object detection in noisy and fast-varying environment*, in International Conference on Image Analysis and Processing, 2011, pp. 68–77.
- [17] D. Zhou, J. Weston, A. Gretton, O. Bousquet, and B. Scholkopf, *Ranking on data manifolds*, in NIPS, Vol. 3, 2003.
- [18] B. Scholkopf, J. C. Platt, J. Shawe-Taylor, A. J. Smola, and R. C. Williamson, “Estimating the support of a high-dimensional distribution”, *Neural Computation*, Vol. 13, No. 7, 2001, pp. 1443–1471.