

NHẬN DẠNG KHUÔN MẶT BA CHIỀU DÙNG ĐẶC TRƯNG VÙNG MŨI VÀ BIẾN THỂ HIỆU QUẢ CỦA THUẬT TOÁN LẬP ĐIỂM GẦN NHẤT

THREE-DIMENSIONAL FACE RECOGNITION USING NOSE REGION FEATURES AND AN EFFICIENT VARIANT OF THE ITERATIVE CLOSEST POINT ALGORITHM

Trần Tiến Đức

Trường Đại học Sư phạm Kỹ thuật TP.HCM, Việt Nam

Ngày toà soạn nhận bài 23/2/2016, ngày phản biện đánh giá 9/5/2016, ngày chấp nhận đăng 15/12/2016

TÓM TẮT

Nhận dạng khuôn mặt đã hấp dẫn các nhà nghiên cứu vì khả năng áp dụng trong an ninh và thị trường. Nhận dạng khuôn mặt ba chiều là nhiệm vụ quan trọng và nên được nghiên cứu vì nó tránh được những khuyết điểm của nhận dạng khuôn mặt hai chiều là không nhận dạng đúng khi độ sáng thay đổi, hay khuôn mặt có các trạng thái biểu cảm khác nhau, hay khuôn mặt trang điểm, hay khuôn mặt quay theo các hướng khác nhau. Biến thể hiệu quả của thuật toán lập điểm gần nhất dùng để so khớp hai tập hợp điểm ba chiều đã được áp dụng vào đặc trưng vùng mũi để nhận dạng khuôn mặt ba chiều. Kết quả thử nghiệm dựa trên tập dữ liệu khuôn mặt ba chiều Gavab3D gồm 427 khuôn mặt của 61 người cho kết quả tốt với độ chính xác là 92%.

Từ khóa: Nhận dạng khuôn mặt ba chiều; lập điểm gần nhất; so khớp hai tập hợp điểm ba chiều; vùng mũi; Gavab3D.

ABSTRACT

Facial recognition has attracted much research interest recently for its applicability in various domains such as security and marketing. Three-dimensional face recognition approaches have been proved more robust than two-dimensional ones in dealing with changes in illumination condition, head orientations, facial expressions and make up. In this paper, we apply an efficient variant of the iterative closest point algorithm to align two three-dimensional point sets using nose region features for three-dimensional face recognition. The author demonstrates the proposed method with numerical experiment on Gavab3D data set including 427 facial images of 61 people. The experimental result shows that the proposed method performs well with accuracy of 92%.

Keywords: Three-dimensional face recognition; iterative closest point; align two three-dimensional point sets; nose region; Gavab3D.

1. GIỚI THIỆU

Nhận dạng khuôn mặt là một trong những kỹ thuật sinh trắc học sử dụng trong các hệ điều khiển truy xuất, hệ giám sát và hệ trả tiền bằng thẻ tín dụng. Nhận dạng khuôn mặt hai chiều (two-dimension - 2D) đã được nghiên cứu kỹ lưỡng, tuy nhiên để đạt được độ chính xác cao hơn, các nhà nghiên cứu đã bắt đầu phát triển các kỹ thuật nhận dạng khuôn mặt ba chiều

(three-dimension - 3D) từ cuối thế kỷ 20 và kéo dài cho đến nay. Nhận dạng khuôn mặt 3D là phương pháp nhận dạng khuôn mặt hiện đại sử dụng đặc tính hình học ba chiều bất biến của khuôn mặt, điều này tránh được những khuyết điểm vốn có của phương pháp nhận dạng khuôn mặt 2D là không nhận dạng đúng khi độ sáng thay đổi, hay khuôn mặt có các trạng thái biểu cảm khác nhau, hay khuôn mặt trang điểm, hay khuôn mặt quay theo các hướng khác nhau. Vì vậy nhận

dạng khuôn mặt 3D là nhiệm vụ quan trọng và nên được nghiên cứu.

Năm 1992, P. J. Besl *et al* trong [1] đã đề xuất thuật toán lặp điểm gần nhất (Iterative Closet Point - ICP) để đăng ký các dạng 3D khác nhau là: tập điểm, tập đoạn thẳng, tập đường cong tham số, tập đường cong ẩn, tập tam giác, tập bề mặt tham số và tập bề mặt ẩn. Năm 2006, K. I. Chang *et al* trong [2] đã dùng ba vùng chứa mũi và thuật toán ICP để nhận dạng khuôn mặt 3D. Do phải dùng đến ba vùng chứa mũi và thuật toán ICP cổ điển nên kém chính xác và chậm. Năm 2013, H. Drira *et al* trong [3] đã dùng độ cong bán kính suy ra từ chóp mũi và phân tích hình dạng co dẫn để nhận dạng khuôn mặt 3D, tuy kết quả có độ chính xác cao nhưng lại quá phức tạp. Các nghiên cứu về nhận dạng khuôn mặt 3D dùng thuật toán ICP có thể tìm thấy trong [4], [5], [6], [7], [8], [9], [10] và [11]. Các nghiên cứu đầy đủ hơn được khảo sát trong [12].

2. CÁC PHƯƠNG PHÁP ĐĂNG KÝ HAI TẬP HỢP ĐIỂM 3D DÙNG THUẬT TOÁN LẶP ĐIỂM GẦN NHẤT ICP

2.1 Thuật toán ICP

Năm 1992, P. J. Besl *et al* trong [1] đã nghiên cứu phương pháp lặp điểm gần nhất ICP để đăng ký các đường cong hay bề mặt tự do. Đây là phương pháp hiệu quả để tái tạo dữ liệu 3D và nhận dạng khuôn mặt 3D. Sau khi cho trước ma trận tịnh tiến t và ma trận quay R , hai tập hợp điểm sẽ được điều chỉnh sau nhiều phép lặp. ICP là thuật toán lặp sẽ hội tụ đơn điệu tới giá trị cực tiểu cục bộ gần nhất dựa trên độ đo khoảng cách bình phương trung bình.

Cho $P = \{p_i\}$ là tập điểm dữ liệu cần chuyển động để khớp với tập điểm mô hình $X = \{x_i\}$, trong đó số điểm của tập P là N_p bằng với số điểm trong tập X là N_x và mỗi điểm p_i tương ứng với mỗi điểm x_i có cùng chỉ số.

Quaternion đơn vị của phép quay là vector bốn phần tử $q_R = [q_0 q_1 q_2 q_3]^t$ trong đó $q_0 \geq 0$ và $q_0^2 + q_1^2 + q_2^2 + q_3^2 = 1$. Ma trận

quay 3×3 sinh ra từ quaternion quay là R và được trình bày ở cuối trang này.

Gọi $q_T = [q_4 q_5 q_6]^t$ là vector tịnh tiến. Ký hiệu vector trạng thái đăng ký đầy đủ là $q = [q_R | q_T]^t$. Hàm mục tiêu bình phương trung bình cần cực tiểu hóa là:

$$F(q) = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \|x_i - R(q_R)p_i - q_T\|^2 \quad (2)$$

Khối tâm μ_p của tập P và khối tâm μ_x của tập X là:

$$\mu_p = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} p_i \quad \text{và} \quad \mu_x = \frac{1}{N_x} \sum_{i=1}^{N_p} x_i \quad (3)$$

Ma trận hiệp phương sai chéo Σ_{px} của tập P và tập X là:

$$\Sigma_{px} = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} [(p_i - \mu_i)(x_i - \mu_i)^T] \quad (4)$$

Thành phần chu trình của ma trận phản đối xứng $A_{ij} = (\Sigma_{px} - \Sigma_{px}^T)_{ij}$ được dùng để tạo ra vector cột $\Delta = [A_{23} A_{31} A_{12}]^T$. Dùng vector này để tạo ra ma trận $4 \times 4 Q(\Sigma_{px})$

$$Q(\Sigma_{px}) = \begin{bmatrix} tr(\Sigma_{px}) & \Delta^T \\ \Delta & \Sigma_{px} + \Sigma_{px}^T - tr(\Sigma_{px})I_3 \end{bmatrix} \quad (5)$$

trong đó I_3 là ma trận đơn vị 3×3 . Vector riêng đơn vị $q_R = [q_0 q_1 q_2 q_3]^t$ tương ứng với trị riêng lớn nhất của ma trận $Q(\Sigma_{px})$ được chọn làm phép quay tối ưu, khi đó vector tịnh tiến tối ưu là:

$$q_T = \mu_x - R(q_R)\mu_p \quad (6)$$

Phép toán quaternion bình phương bé nhất có độ phức tạp là $O(N_p)$ và được ký hiệu là:

$$(q, d_{ms}) = Q(P, X) \quad (7)$$

trong đó d_{ms} là sai số bình phương bé nhất, $q(P)$ dùng để ký hiệu tập P sau khi biến đổi dùng vector đăng ký q .

Thuật toán sẽ ngưng sau một số phép lặp sao cho hiệu d_{ms} của lần trước và lần sau nhỏ hơn sai số ε cho trước.

2.2 Thuật toán ICP một phần

Trở ngại của thuật toán ICP ở chỗ nó chỉ dùng được cho trường hợp bề mặt thứ nhất là

một phần của bề mặt thứ hai hay hai tập hợp điểm phủ lấp hoàn toàn. Năm 1994 Z. Zhang đã đề xuất thuật toán ICP một phần trong [13].

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(q_1q_2 - q_0q_3) & 2(q_1q_3 + q_0q_2) \\ 2(q_1q_2 + q_0q_3) & q_0^2 + q_2^2 - q_1^2 - q_3^2 & 2(q_2q_3 - q_0q_1) \\ 2(q_1q_3 - q_0q_2) & 2(q_2q_3 + q_0q_1) & q_0^2 + q_3^2 - q_1^2 - q_2^2 \end{bmatrix} \quad (1)$$

Khác nhau giữa ICP và ICP một phần là ICP một phần xử lý được hai tập hợp điểm phủ lấp một phần lên nhau, nên nó xử lý tốt các đối tượng dư ra, đứt gãy, xuất hiện hay biến mất.

Hàm mục tiêu của ICP một phần là:

$$\mathcal{F}(\mathbf{R}, \mathbf{t}) = \frac{1}{\sum_{i=1}^{N_x} v_i} \sum_{i=1}^{N_x} v_i d^2(\mathbf{R}\mathbf{x}_i + \mathbf{t}, P) \quad (8)$$

trong đó \mathbf{x}_i là điểm thứ i trong tập mô hình X , N_x là số lượng điểm trong tập mô hình X và P là tập dữ liệu cần chuyển động để khớp với tập mô hình X . \mathbf{R} là ma trận quay 3×3 và \mathbf{t} là ma trận tịnh tiến 3×1 giữa tập mô hình và tập dữ liệu, $d^2(\mathbf{R}\mathbf{x}_i + \mathbf{t}, P)$ là bình phương khoảng cách Euclid từ điểm \mathbf{x}_i tới tập P , v_i là trọng số quyết định cặp điểm có phải là tương ứng hay không, v_i có thể bằng 0 hay bằng 1. Nếu \mathbf{x}_i khớp với một điểm trong P thì v_i bằng 1, ngược lại v_i bằng 0.

Ta xem xét trường hợp $v_i = 1$, khi đó hàm mục tiêu sẽ là

$$\mathcal{F}(\mathbf{R}, \mathbf{t}) = \frac{1}{N_m} \sum_{i=1}^{N_m} \|\mathbf{R}\mathbf{x}_i + \mathbf{t} - \mathbf{y}_i\|^2 \quad (9)$$

trong đó \mathbf{y}_i là điểm thứ i trong tập dữ liệu P tương ứng với điểm \mathbf{x}_i , N_m là số điểm tương ứng.

Thủ tục ICP một phần gồm ba bước điều chỉnh: (i) tìm cặp điểm tương ứng, (ii) loại bỏ cặp điểm không hợp lệ và (iii) tính toán ma trận quay, ma trận tịnh tiến và so khớp. Hai tập hợp điểm sẽ được khớp lại với nhau sau một vài phép lặp của ba bước này.

Sau đây là các bước của thủ tục ICP một phần.

2.2.1 Tìm cặp điểm tương ứng gần nhất

Khoảng cách giữa điểm \mathbf{x}_i trong tập mô hình X với tập dữ liệu P là

$$d(\mathbf{x}_i, P) = \min_{\mathbf{y}_i \in P} d(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i) \quad (10)$$

trong đó \mathbf{y}_i là điểm trong tập dữ liệu P , $d(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i)$ là khoảng cách Euclid giữa điểm \mathbf{x}_i và \mathbf{y}_i , $\mathbf{x}_i = (x_1, x_2, x_3)$ và $\mathbf{y}_i = (y_1, y_2, y_3)$ là tọa độ của điểm \mathbf{x}_i và \mathbf{y}_i , khi đó:

$$d(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i) = \frac{\sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2 + (x_3 - y_3)^2}}{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{y}_i\|} = \quad (11)$$

Chi phí tìm ra một điểm gần nhất trong tập dữ liệu là $O(N_p)$ với N_p là số điểm trong tập dữ liệu. Toàn bộ chi phí cho từng điểm trong tập dữ liệu là $O(N_x N_p)$ với N_x là số điểm trong tập mô hình. Chi phí lớn như vậy sẽ tốn kém thời gian và tài nguyên khi tính toán điểm gần nhất giữa tập mô hình và tập dữ liệu. Để giảm bớt chi phí, ta dùng cây nhị phân tìm kiếm k -chiều, cây k -D, k -D tree, viết tắt của *k-dimensional binary search tree*. Ở đây cây 3-D dùng để tổ chức các điểm 3D. Chi phí tìm kiếm trung bình khi dùng cây k -D giảm bớt chỉ còn $O(\log N_x)$.

2.2.2 Loại bỏ cặp điểm không hợp lệ

Điểm chính của ICP một phần là tìm ra cặp điểm tương ứng giữa hai tập điểm 3D và loại bỏ cặp điểm không hợp lệ để xử lý trường hợp dư ra và biến mất. Cặp điểm tương ứng được xác định bằng cách dùng ngưỡng khoảng cách D_{max} . Khi khoảng cách của một cặp điểm lớn hơn ngưỡng D_{max} thì nó sẽ bị xóa, lúc này $v_i = 0$ trong hàm mục tiêu ở công thức (8), các cặp điểm còn lại là các cặp điểm tương ứng và $v_i = 1$. Sau một vài phép lặp hai tập hợp điểm sẽ được khớp với nhau.

2.2.3 Tính toán ma trận quay, ma trận tịnh tiến và khớp lại

Lúc này ta đã có các cặp điểm tương ứng trong tập điểm gần nhất là \mathbf{x}_i của tập mô hình

X và \mathbf{y}_i của tập dữ liệu P . Hàm mục tiêu khi đó sẽ là:

$$\mathcal{F}(\mathbf{R}, \mathbf{t}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\mathbf{R}\mathbf{x}_i + \mathbf{t} - \mathbf{y}_i\|^2 \quad (12)$$

với N là số cặp điểm tương ứng. Để tối thiểu hóa hàm mục tiêu bình phương trung bình và tìm ra ma trận quay \mathbf{R} và ma trận tịnh tiến \mathbf{t} , ta có thể dùng một trong các phương pháp: phân tích giá trị kỳ dị, ma trận trực chuẩn, quaternion đơn vị và quaternion đối ngẫu.

2.3 ICP tỷ lệ

Ta đã biết ICP là thuật toán hiệu quả dùng để đăng ký hai tập hợp điểm, tuy nhiên giữa hai tập hợp điểm có tồn tại hệ số tỷ lệ. Năm 2010, S. Du *et al* trong [14] đã đề xuất ICP tỷ lệ để giải quyết bài toán so khớp hai đối tượng có kích thước khác nhau.

Thêm ma trận tỷ lệ \mathbf{S} vào hàm mục tiêu của cặp điểm cần so khớp ở công thức (12), ta được

$$\mathcal{F}(\mathbf{R}, \mathbf{S}, \mathbf{t}) = \frac{1}{N_m} \sum_{i=1}^{N_m} \|\mathbf{R}\mathbf{S}\mathbf{x}_i + \mathbf{t} - \mathbf{y}_i\|^2 \quad (13)$$

trong đó \mathbf{y}_i là điểm thứ i trong tập dữ liệu P tương ứng với điểm \mathbf{x}_i của tập mô hình X , N_m là số điểm tương ứng.

Ta cần cực tiểu hóa hàm mục tiêu mới ở trên. Nếu công thức (13) đạt giá trị cực tiểu thì nó sẽ thỏa phương trình $\frac{\partial \mathcal{F}(\mathbf{t})}{\partial \mathbf{t}} = 0$.

$$\frac{\partial \mathcal{F}(\mathbf{t})}{\partial \mathbf{t}} = \frac{2\mathbf{S}}{N_m} \sum_{i=1}^{N_m} (\mathbf{R}\mathbf{S}\mathbf{x}_i + \mathbf{t} - \mathbf{y}_i) = 0 \quad (14)$$

Giải ra, ta được:

$$\mathbf{t} = \frac{1}{N_m} \sum_{i=1}^{N_m} \mathbf{y}_i - \frac{1}{N_m} \sum_{i=1}^{N_m} \mathbf{R}\mathbf{S}\mathbf{x}_i \quad (15)$$

Thay \mathbf{t} vào hàm mục tiêu, ta được:

$$\mathcal{F}(\mathbf{R}, \mathbf{S}) = \frac{1}{N_m} \sum_{i=1}^{N_m} \left\| \mathbf{R}\mathbf{S} \left(\mathbf{x}_i - \frac{1}{N_m} \sum_{i=1}^{N_m} \mathbf{x}_i \right) - \left(\mathbf{y}_i - \frac{1}{N_m} \sum_{i=1}^{N_m} \mathbf{y}_i \right) \right\|^2 \quad (16)$$

Ma trận quay \mathbf{R} theo quaternion đối ngẫu là $\mathbf{R} = (q_4^2 - \mathbf{q}^T \mathbf{q})\mathbf{I} + 2\mathbf{q}\mathbf{q}^T + 2q_4\mathbf{K}(\mathbf{q})$, đây là ma trận trực giao, nên $\mathbf{R}^T \mathbf{R} = \mathbf{I}$, với \mathbf{I} là ma trận đơn vị.

Đặt:

$$\mathbf{u}_i = \mathbf{x}_i - \frac{1}{N_m} \sum_{i=1}^{N_m} \mathbf{x}_i \quad (17)$$

$$\mathbf{v}_i = \mathbf{y}_i - \frac{1}{N_m} \sum_{i=1}^{N_m} \mathbf{y}_i \quad (18)$$

Khi đó,

$$\begin{aligned} \mathcal{F}(\mathbf{R}, \mathbf{S}) &= \frac{1}{N_m} \sum_{i=1}^{N_m} \|\mathbf{R}\mathbf{S}\mathbf{u}_i - \mathbf{v}_i\|^2 = \\ &= \frac{1}{N_m} \left(\sum_{i=1}^{N_m} \mathbf{u}_i^T \mathbf{S}^2 \mathbf{u}_i - 2 \sum_{i=1}^{N_m} \mathbf{v}_i^T \mathbf{R}\mathbf{S}\mathbf{u}_i + \right. \\ &\quad \left. \sum_{i=1}^{N_m} \mathbf{v}_i^T \mathbf{v}_i \right) \end{aligned} \quad (19)$$

Công thức (19) là parabol theo \mathbf{R} và \mathbf{S} , để tìm giá trị cực tiểu của parabol này, ta dùng phương trình vi phân riêng:

$$\frac{\partial \mathcal{F}(\mathbf{R}, \mathbf{S})}{\partial \mathbf{R}} = 0 \quad (20)$$

$$\frac{\partial \mathcal{F}(\mathbf{R}, \mathbf{S})}{\partial \mathbf{S}} = 0 \quad (21)$$

Để suy ra ma trận tỷ lệ từ công thức (19), ta cho:

$$\frac{\partial \mathcal{F}(\mathbf{R}, \mathbf{S})}{\partial \mathbf{S}} = 2 \sum_{i=1}^{N_m} \mathbf{u}_i^T \mathbf{S} \mathbf{E}_j \mathbf{u}_i - 2 \sum_{i=1}^{N_m} \mathbf{v}_i^T \mathbf{R} \mathbf{E}_j \mathbf{v}_i = 0 \quad (22)$$

ở đó $\mathbf{E}_j = \text{diag}(0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0)$ với $j = 1, 2, 3$ là ma trận đường chéo, thành phần thứ j bằng 1, các thành phần khác bằng 0, j là con số để chỉ số chiều, ở đây $j = 1, 2, 3$ là để chỉ tập dữ liệu 3D.

Tính hệ số tỷ lệ \mathbf{S}_j theo công thức (22)

$$\mathbf{S}_j = \frac{\sum_{i=1}^{N_m} \mathbf{v}_i^T \mathbf{R} \mathbf{E}_j \mathbf{u}_i}{\sum_{i=1}^{N_m} \mathbf{u}_i^T \mathbf{E}_j \mathbf{u}_i} \quad (23)$$

Sau khi đã có ma trận tỷ lệ \mathbf{S} , ta tính ma trận quay \mathbf{R} bằng cách dùng ma trận $3 \times 3 \mathbf{H}$ và phân tích giá trị kỳ dị của nó.

$$\mathbf{H} = \frac{1}{N_m} \sum_{i=1}^{N_m} \mathbf{S}\mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^T \quad (24)$$

$$\mathbf{H} = \mathbf{U}\mathbf{A}\mathbf{V} \quad (25)$$

Nếu định thức của $\mathbf{V}\mathbf{U}^T = 1$, thì $\mathbf{V}\mathbf{U}^T$ là phép quay:

$$\mathbf{R} = \mathbf{V}\mathbf{U}^T \quad (26)$$

Nếu định thức của $\mathbf{V}\mathbf{U}^T = -1$, trường hợp này ít khi xảy ra, khi đó $\mathbf{V}\mathbf{U}^T$ là phép phản xạ, ta xét hai trường hợp:

- Nếu một trong các giá trị kỳ dị của \mathbf{H} bằng 0, thì phép quay \mathbf{R} được tính như sau:

$$\mathbf{R} = \mathbf{V} \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{m-1} & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \mathbf{U}^T \quad (27)$$

- Nếu không có giá trị kỳ dị nào bằng 0, phương pháp tối thiểu hóa bình phương bé nhất là không phù hợp, ta phải dùng thuật toán khác, chẳng hạn như RANSAC để xử lý bài toán này.

Lặp lại các bước trên cho đến khi hội tụ hay đạt tới số lần lặp cho trước ta sẽ được S và R .

Cuối cùng, ta suy ra t

$$t = \frac{1}{N_m} \sum_{i=1}^{N_m} y_i - \frac{1}{N_m} \sum_{i=1}^{N_m} RSx_i \quad (28)$$

2.4 Biến thể hiệu quả của thuật toán ICP

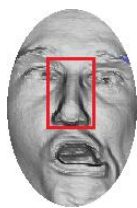
Năm 2001, S. Rusinkiewicz *et al* trong [15] đã khảo sát các biến thể khác nhau ảnh hưởng đến một trong sáu giai đoạn của thuật toán ICP là:

- Chọn các tập điểm ở một hay hai ảnh.
- Đổi sánh những điểm trong ảnh này với những điểm trong ảnh kia.
- Đánh trọng số những cặp điểm tương ứng một cách thích hợp.
- Loại bỏ những cặp điểm không hợp lệ.
- Gán một độ đo sai số dựa trên các cặp điểm.
- Tối thiểu hóa độ đo sai số.

Dựa trên việc khảo sát các biến thể này, S. Rusinkiewicz *et al* đã chọn ra biến thể hiệu quả và đề xuất được một thuật toán ổn định và tập trung bao gồm: chọn các điểm sao cho phân phối chuẩn của nó lớn nhất, loại bỏ các cặp điểm dư ra một cách thích nghi và tối thiểu hóa khoảng cách điểm-mặt phẳng đối xứng.

3. ÁP DỤNG ĐỀ XUẤT

Chúng tôi nhận thấy khi khuôn mặt biểu lộ cảm xúc như cười thì phần miệng và mắt bị biến dạng nhiều nhất, còn phần mũi gần như không thay đổi nên chúng tôi đã trích chọn phần mũi bằng thủ công để nhận dạng như trên Hình 1.



Hình 1. Phân mũi được chọn

Khác với K. I. Chang *et al* trong [2] dùng ba vùng chứa mũi, chúng tôi chỉ dùng một vùng chứa mũi nên thời gian nhận dạng sẽ nhanh hơn. Qua nghiên cứu các phương pháp đăng ký hai tập hợp điểm 3D ở phần 2, chúng tôi chọn biến thể hiệu quả của thuật toán ICP của S. Rusinkiewicz *et al* trong [15] để nhận dạng khuôn mặt 3D.

4. KẾT QUẢ THỬ NGHIỆM

Bài báo đã sử dụng cơ sở dữ liệu khuôn mặt 3D Gavab DB năm 2004 của [16] để thử nghiệm và đánh giá kết quả. Gavab DB gồm 549 ảnh khuôn mặt 3D của 61 người (45 nam và 16 nữ), mỗi người chụp 9 kiểu ảnh khác nhau: abajo: hơi cúi xuống, arriba: hơi ngược lên, izquierda: quay trái, derecha: quay phải, frontal1: nhìn thẳng kiểu một, frontal2: nhìn thẳng kiểu hai, gesto: cười kiểu một, risa: cười kiểu hai, sonrisa: cười kiểu ba và được trình bày ở Hình 2.



Hình 2. Chín kiểu ảnh của một người

Chúng tôi đã loại bỏ hai kiểu ảnh quay trái và quay phải vì góc quay quá lớn chỉ nhìn thấy một bên mặt. Ảnh nhìn thẳng kiểu một được dùng làm ảnh trung bày, sáu ảnh còn lại được dùng làm ảnh dò.

Bảng 1. So sánh kết quả nhận dạng với một số phương pháp khác

Ph. Pháp Kiểm tra	P. Guan et al [17]	H. Drira et al [3]	Chúng tôi
Abajo	84%	100%	95%
Arriba	82%	98.36%	93%
Frontal2	93%	100%	98%
Gesto	84%	94.54%	80%
Risa	86%	95.90%	85%
Sonrisa	85%	95.90%	98%
Trung bình	86%	97%	92%

Ta thấy các kiểu ảnh nhìn thẳng, hơi cúi xuống, hơi ngược lên đều có độ chính xác cao vì vùng mũi của các kiểu ảnh này không

bị biến dạng. Trong khi đó các kiểu ảnh cười kiểu một, hai và ba có độ chính xác thấp hơn vì vùng mũi bị biến dạng.

So sánh với P. Guan *et al* trong [17] thì kết quả của chúng tôi tốt hơn. So sánh với H. Drira *et al* trong [3] thì chúng tôi có kém hơn do họ đã dùng phương pháp khá phức tạp là độ cong bán kính suy ra từ chóp mũi và phân tích hình dạng cơ dẫn để nhận dạng khuôn mặt 3D, còn phương pháp của chúng tôi thì đơn giản hơn.

5. KẾT LUẬN

Bài báo này giới thiệu phương pháp mới dùng để nhận dạng khuôn mặt 3D. Ý tưởng cơ bản là chỉ dùng một vùng chứa mũi để nhận dạng vì mũi ít bị biến dạng nhất khi khuôn mặt biểu lộ cảm xúc và biến thể hiệu quả của thuật toán ICP. Kết quả nhận dạng có độ chính xác 92% cho thấy hướng nghiên cứu này là phù hợp.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] P. J. Besl, N. D. McKay. A Method for Registration of 3-D Shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14(2), pp. 239-256, 1992.
- [2] K. I. Chang, K. W. Bowyer, P. J. Flynn. Multiple Nose Region Matching for 3D Face Recognition under Varying Facial Expression. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 28(10), pp. 1895-1700, 2006.
- [3] H. Drira, B. A. Boulbaba, S. Anuj, M. Daoudi, R. Slama. 3D Face Recognition under Expressions, Occlusions and Pose Variations. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 35(9), pp. 2270-2283, 2013.
- [4] X. Lu, A. K. Jain, D. Colbry. Matching 2.5D Scans to 3D Models. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 28(1), pp. 31-43, 2006.
- [5] M. H. Mahoor, M. A.-Mottaleb. A Multimodal Approach for Face Modeling and Recognition. *IEEE Transactions on Information for Ensis and Security*, 3(3), pp. 431-440, 2008.
- [6] B. B. Amor, M. Ardabilian, L. Chen. New Experiments on ICP-Based 3D Face Recognition and Authentication. *IEEE 18th International Conference on Pattern Recognition*, 3, pp. 1195-1199, 2006.
- [7] C. Tong, S. Kamata, A. Ahrary. 3D Face Recognition Based on Fast Feature Detection and Non-Rigid Iterative Closest Point. *IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems*, 4, pp. 509-512, 2009.
- [8] N. Alyüz, B. Gökberk, L. Akarun. Regional Registration for Expression Resistant 3-D Face Recognition. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 5(3), pp. 425-440, 2010.
- [9] N. Alyüz, B. Gökberk, L. Akarun. 3-D Face Recognition Under Occlusion Using Masked Projection. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 8(5), pp. 789-802, 2013.
- [10] X. Li, F. Da. Efficient 3D face recognition handling facial expression and hair occlusion. *Elsevier Image and Vision Computing*, 30(9), pp. 668-679, 2012.
- [11] H. Mohammadzade, D. Hatzinakos. Iterative Closest Normal Point for 3D Face Recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 35(2), pp. 381-397, 2013.
- [12] H. Patil, A. Kothari, K. Bhurchandi. 3-D face recognition: features, databases, algorithms and challenges. *Springer Artificial Intelligence Review*, 44(3), pp. 393-441, 2015.
- [13] Z. Zhang. Iterative Point Matching for Registration of Free-Form Curves and Surfaces. *Kluwer International Journal of Computer Vision*, 13(2), pp. 119-152, 1994.

- [14]S. Du, N. Zheng, L. Xiong, S. Ying, J. Xue. Scaling iterative closest point algorithm for registration of m-D point sets. *Elsevier Journal of Visual Communication and Image Representation*, 21(5-6), pp. 442-452, 2010.
- [15]S. Rusinkiewicz, M. Levoy. Efficient Variants of the ICP Algorithm. *3rd International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling*, pp. 145-152, 2001.
- [16]A. Moreno, A. Sanchez. GavabDB: A 3D face database. *Proc.2nd COST Workshop on Biometrics on the Internet*, 2004.
- [17]P. Guan, L. Zhang. 3D Face Recognition based on Facial Structural Angle and Local Region Map. *IEEE International Conference on Multimedia and Expo*, pp. 41-44, 2008.

Tác giả chịu trách nhiệm bài viết:

Trần Tiên Đức

Trường Đại học Sư phạm Kỹ thuật TP. HCM

Email: ductt@fit.hcmute.edu.vn