

Tối ưu việc tính toán khoảng cách modified Hausdorff distance trong nhận dạng khuôn mặt người

Bùi Thanh Tính¹ và Trương Thiện Nhân²

Khoa Điện-Điện tử, Trường Đại học Bách Khoa TP.Hồ Chí Minh
Email: ¹ buithanh951@gmail.com; ² truongthiennhan3012@gmail.com
Người hướng dẫn: Đặng Nguyên Châu

Tóm tắt. Khoảng cách Hausdorff là một công cụ được dùng để tính toán khoảng cách giữa hai tập hợp điểm. Phương pháp modified Hausdorff distance (MHD) đã ứng dụng khoảng cách Hausdorff để tính sự khác nhau giữa hai bản đồ cạnh của khuôn mặt và cho kết quả nhận dạng với kết quả tương đối tốt. Tuy nhiên, do độ phức tạp tính toán vốn có của nó, việc tính toán nguyên bản là rất khó khăn, không phù hợp với các hệ thống nhận dạng đòi hỏi tốc độ cao với cơ sở dữ liệu khổng lồ. Một thuật toán mới được chúng tôi đề xuất nhằm giảm khối lượng tính toán khoảng cách MHD. Chúng tôi đã vector hóa các điểm trội được trích ra từ ảnh, khoanh vùng dựa vào góc pha của chúng và tính toán trên các vùng đã được phân chia. Kết quả thí nghiệm chỉ ra rằng độ phức tạp tính toán của phương pháp được đề xuất được cải thiện trong khi tỉ lệ nhận dạng ít thay đổi so với việc tính toán chính xác ban đầu.

Từ khóa: Nhận dạng khuôn mặt, khoảng cách Hausdorff, đặc trưng góc của các điểm trội, tính toán khoảng cách MHD.

1 Giới thiệu

Nhận dạng khuôn mặt được xem là một trong những phần quan trọng nhất của thị giác máy và được rất nhiều nhà nghiên cứu quan tâm trong khoảng 20 năm qua. Nó có rất nhiều ứng dụng trong cuộc sống từ các ứng dụng chụp ảnh trên điện thoại, hệ thống bảo mật, cho đến những hệ thống an ninh cao cấp... Trong một hệ thống nhận dạng khuôn mặt, những đặc trưng của khuôn mặt được trích "offline" từ những ảnh gốc và được lưu trữ trong cơ sở dữ liệu các đặc trưng. Sau đó, trong bước nhận dạng, các đặc trưng mẫu được trích từ ảnh khuôn mặt ngõ vào, và so sánh với những đặc trưng của mỗi khuôn mặt trong cơ sở dữ liệu. Tuy nhiên, nếu số lượng ảnh gốc trong hệ thống là rất lớn thì việc tìm kiếm ảnh tương ứng trong cơ sở dữ liệu sẽ tốn nhiều thời gian. Những thuật toán tìm kiếm nhanh và hiệu quả là yêu cầu chung của các hệ thống nhận dạng.

Bản đồ cạnh khuôn mặt chứa những thông tin riêng biệt về hình dạng và cấu trúc khuôn mặt của những người khác nhau. Takács [1] là người đầu tiên đặt nền tảng cho việc sử dụng cạnh của khuôn mặt trong nhận dạng. Ông đã sử dụng khoảng cách modified Hausdorff distance (MHD) để so sánh sự giống nhau giữa các bản đồ cạnh, và chứng minh được rằng quá trình nhận dạng có thể bắt đầu sớm mà không cần các

thuật toán trích đặc trưng cấp cao. Tuy nhiên, nhiều điểm trên cạnh có tính chất tương tự nhau và không có nhiều ý nghĩa cho việc nhận dạng. Sau khi dùng các phương pháp chọn lọc, các điểm trội trên cạnh đã được Y. Gao [2] sử dụng trong việc nhận dạng khuôn mặt. Yilin Chen *et al* [3] đã đề xuất cải tiến việc tính toán nhanh, chính xác khoảng cách Hausdorff dùng Local Start Search (LSS).

Việc sử dụng khoảng cách MHD trong nhận dạng khuôn mặt so sánh sự giống nhau tập hợp các điểm trội là một ứng dụng cụ thể của nó. Do đó, chúng tôi đã sử dụng những đặc điểm riêng biệt này để đưa ra một phương pháp tối ưu việc tính toán khoảng cách MHD trong quá trình nhận dạng. Kết quả thử nghiệm cho thấy phương pháp đề xuất có độ phức tạp của thuật toán giảm khoảng 8 lần so với tính thuật toán tính MHD gốc và tỉ lệ nhận dạng thay đổi không đáng kể.

Phần còn lại của nội dung sẽ được trình bày như sau: Phần 2 sẽ giới thiệu lại về khoảng cách MHD trong nhận dạng khuôn mặt sử dụng các điểm trội trên cạnh; phần 3 sẽ trình bày về phương pháp đề xuất để tối ưu khoảng cách MHD trong nhận dạng khuôn mặt; Các mô phỏng và so sánh kết quả sẽ được trình bày trong phần 4; Nội dung bài báo sẽ kết thúc tại phần 5 với một số bình luận, đánh giá.

2 Nhận dạng khuôn mặt dựa vào bản đồ cạnh dùng MHD

2.1 Bản đồ cạnh khuôn mặt

Cạnh là đặc trưng được trích dễ dàng bằng những phương pháp lọc cơ bản, nhưng lại rất hiệu quả trong nhận dạng, điều này rất phù hợp với các hệ thống yêu cầu tốc độ nhận dạng cao, đơn giản mà không đòi hỏi độ chính xác quá cao. Trong chương trình LEMExpression, tác giả Y. Gao sử dụng phương pháp lọc cạnh Babu [4], làm mỏng cạnh tạo các cạnh có độ dày một pixel và thuật toán Dynamic-two-Strip (Dyn2S) [5] để tìm các điểm trội có nhiều tính chất đặc trưng nhất của cạnh. Trong các mô phỏng ở phần 4, chúng tôi sử dụng các điểm trội này cho việc tính toán.

2.2 Khoảng cách modified Hausdorff

Khoảng cách Hausdorff là một chỉ số (metric) đo sự giống nhau giữa những vật thể hình học. Cho A và B là hai tập hợp điểm trong không gian. Dubuisson và Jain [6] đã đưa 24 dạng khác để tính toán khoảng cách Hausdorff và chỉ ra rằng MHD là khoảng cách tốt nhất để giảm thiểu ảnh hưởng nhiễu. Khoảng cách MHD trực tiếp được định nghĩa như sau:

$$H(A, B) = \max(h_{MHD}(A, B), h_{MHD}(B, A)) \quad (1)$$

$$h_{MHD}(A, B) = \frac{1}{M} \sum_{a_i \in A} \min_{b_j \in B} (d(a_i, b_j)) \quad (2)$$

Trong đó, $d(a, b)$ là khoảng cách euclid giữa hai điểm a, b; M là số lượng điểm trong tập A. Hàm $h_{MHD}(A, B)$ được gọi là khoảng cách MHD trực tiếp từ A đến B. Thuật toán 1 trình bày phương pháp tính khoảng cách MHD trực tiếp.

Thuật toán 1. Tính khoảng cách MHD trực tiếp

Cần dùng: Hai tập hợp hữu hạn điểm A và B với số lượng lần lượt là nA và nB.

Cần tính: Khoảng cách MHD trực tiếp h(A,B).

1. $sumA \leftarrow 0$
 2. **for** all $a_i \in A$ **do**
 3. **for** all $b_j \in B$ **do**
 4. $distA \leftarrow dist(a_i, b_j)$
 5. **end for**
 6. $sumA \leftarrow sumA + \min(distA)$
 7. **end for**
 8. $hAB \leftarrow sumA/nA$
 9. **return** hAB
-

3 Phương pháp đề xuất

3.1 Đặc trưng góc của các điểm trội

Trước khi giới thiệu phương pháp, chúng tôi định nghĩa khái niệm đặc trưng góc của các điểm trội. Các điểm trội được trích từ ảnh khuôn mặt có những mối liên kết với nhau. Lợi dụng đặc điểm của tính chất này, chúng tôi thực hiện mã hóa với mỗi điểm trội được gắn vào một góc θ_i và phân loại những điểm này phụ thuộc vào θ_i . Góc θ_i được tính như sau:

Cho tập hợp các điểm trội A gồm có m điểm a_i có tọa độ (x_i, y_i) , $i = \overline{1:m}$.

1. Tính vector v_{ik} là vector từ điểm a_i đến điểm a_k và chuẩn hóa các vectors có độ lớn bằng 1.

$$v_{ik} = 1 \angle \tan^{-1} \frac{y_k - y_i}{x_k - x_i} \quad (3)$$

2. Tính vector $v_i = V_i \angle \theta_i$ đại diện cho điểm a_i .

$$v_i = V_i \angle \theta_i = \sum_{k=1}^m v_{ik} \quad (4)$$

3.2 Phương pháp được đề xuất

Khoảng cách MHD là một vấn đề về MAX - trung bình MIN. Điểm mấu chốt để giảm khối lượng tính toán chính là tính nhanh giá trị nhỏ nhất của từng điểm ở vòng lặp trong. Nghiên cứu của chúng tôi tập trung vào việc giảm số lần tính toán khoảng cách nhỏ nhất từ điểm a_i thuộc tập hợp điểm A đến tất cả các điểm thuộc tập B. Do đó, chúng tôi lưu ý rằng để giảm khối lượng tính toán khoảng cách MHD cần phân loại trước những điểm trội thành nhiều nhóm, dựa trên những đặc trưng là mối liên hệ

giữa các điểm trội với nhau, để giảm thiểu sự sai khác so với cách tính thông thường. Trong bài báo này, chúng tôi sử dụng đặc trưng góc, đã được trình bày trong mục 3.1.

Sau khi tính toán đặc trưng góc, chúng tôi thực hiện chia 360° thành n khoảng có độ rộng góc bằng nhau. Dựa vào các đặc trưng góc đã tính toán, chúng tôi thực hiện sắp xếp các điểm trội vào các khoảng đã chia. Khi tính toán khoảng cách từ điểm a_i thuộc khoảng số $class$ của tập A đến tập B, chúng tôi chỉ tính khoảng cách từ a_i đến các điểm có trong khoảng $class$ của tập B và lấy giá trị nhỏ nhất. Việc tính toán chỉ thực hiện một phần trong những điểm thuộc tập B nên khối lượng tính toán thuật toán của chúng tôi được cải thiện so với cách tính trong thuật toán 1. Thuật toán 2 trình bày các tính toán khoảng cách trực tiếp MHD.

Thuật toán 2. Tính khoảng cách MHD trực tiếp dùng đặc trưng góc

Cần dùng: Hai mảng struct A, B gồm n phần tử, trong mỗi phần tử chứa tọa độ các điểm trội.

Cần tính: Khoảng cách MHD trực tiếp $h(A, B)$.

```

1.  $sumA \leftarrow 0, nA \leftarrow 0$ 
2. for  $class = 0; class < n; class++$  do
3.   for all  $a_i \in A(class)$  do
4.      $distA \leftarrow 0$ 
5.      $nA \leftarrow nA + 1$ 
6.     for all  $b_j \in B(class)$  do
7.        $distA \leftarrow dist(a_i, b_j)$ 
8.     end for
9.      $sumA \leftarrow sumA + min(distA)$ 
10.  end for
11. end for
12.  $hAB \leftarrow sumA / nA$ 
13. return  $hAB$ 

```

Giảm độ phức tạp của việc tính toán đồng nghĩa với việc chấp nhận sai số trong việc tính toán giá trị nhỏ nhất ở vòng lặp trong. Gao và Leung [7] đã thêm vào công thức tính toán trong nghiên cứu của họ một thành phần gọi là chỉ số độ tin cậy. Áp dụng ý tưởng này vào tính toán khoảng cách MHD, chúng tôi thực hiện tính tổng số điểm có khoảng cách nhỏ nhất ở vòng lặp trong nhỏ hơn K (n_A), tổng số điểm là $n_{A_{total}}$. Khi đó, tổng tỷ lệ số điểm nằm ngoài vùng tin cậy của hai bức ảnh là:

$$D_n = 1 - \frac{1}{2} \left(\frac{n_A}{n_{A_{total}}} + \frac{n_B}{n_{B_{total}}} \right) \quad (5)$$

Vậy khoảng cách Hausdorff giữa hai bức ảnh sẽ là:

$$H_{MHD}^*(A, B) = \sqrt{H_{MHD}^2(A, B) + (W_n D_n)^2} \quad (6)$$

Với W_n là trọng số cho tổng số các điểm nằm ngoài vùng tin cậy.

3.3 Độ phức tạp của tính toán

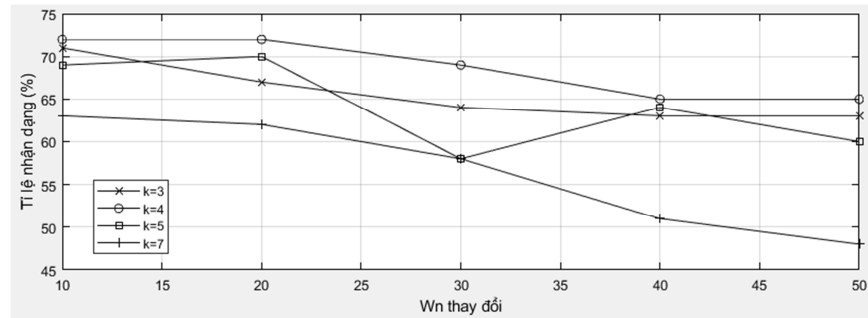
Trong thuật toán 1 có hai vòng lặp (vòng lặp trong và vòng lặp ngoài), cần phải thực hiện tính toán trên tất cả các điểm. Do đó, độ phức tạp của tính toán của thuật toán 1 là $O(nA * nB)$, với nA và nB lần lượt là số lượng điểm trong hai tập A, B.

Trong thuật toán 2, nếu chia các đặc trưng góc thành n khoảng ($n > 1$), độ phức tạp $O(nA * nB/2)$ xảy ra trong trường hợp xấu nhất khi tất cả các điểm nằm trên cùng một đường thẳng. Khía cạnh khác, trường hợp tốt nhất $O(nA)$ xảy ra khi $n \geq nB$, mỗi điểm trong tập B nằm trong những khoảng khác nhau. Trong trường hợp tổng quát, độ phức tạp tính toán được tính như sau: Cho hai tập hợp điểm A, B có số điểm lần lượt là nA , nB , được chia thành n khoảng theo đặc trưng góc. Xác suất xuất hiện điểm trong các khoảng thứ i của tập A là q_{ai} , của tập B là q_{bi} . Độ phức tạp khi tính khoảng cách từ A đến B là tổng độ phức tạp trên tất cả các khoảng $O(\sum_{i=1}^n q_{ai} * nA * q_{bi} * nB)$.

4 Thử nghiệm và kết quả

Trong phần này, chúng tôi thực hiện tính toán tỉ lệ chính xác việc nhận dạng với các điều kiện khác nhau của khuôn mặt: điều kiện lý tưởng, điều kiện ánh sáng và điều kiện góc chụp. Chúng tôi sẽ sử dụng khoảng cách MHD theo thuật toán 1 làm chuẩn để so sánh với thuật toán tính MHD theo đặc trưng góc đã đề xuất. Chúng tôi sử dụng hai cơ sở dữ liệu chuẩn về khuôn mặt là Bern [8] và AR [9] để trích các điểm trội nhờ phần mềm LEMExpression.

Trong các mô phỏng, chúng tôi chia tập hợp các điểm trội thành 8 khoảng ($n=8$) và mô phỏng sự thay đổi của tỉ lệ nhận dạng khi Wn và K thay được. Kết quả như **Hình 1** được tính toán sử dụng các ảnh chính diện trong cơ sở dữ liệu AR. Từ **Hình 1**, chúng tôi lựa chọn $Wn=20$ và $K=4$ trong các mô phỏng.



Hình 1. Tỉ lệ nhận dạng thay đổi theo Wn và K .

4.1 Nhận dạng dưới điều kiện lý tưởng

Trong phần này, chúng tôi thực hiện tính độ chính xác của việc nhận dạng các hình ảnh, được chụp chính diện trong điều kiện lý tưởng thuộc hai cơ sở dữ liệu Bern và

AR. Đối với cơ sở dữ liệu Bern, trong nhóm hình cùng một người, hình số 1 sẽ làm dữ liệu và hình số 2 sẽ dùng cho việc nhận dạng. Tương tự với cơ sở dữ liệu AR, chúng tôi chọn hình số 01 làm dữ liệu và hình số 14 làm hình cần nhận dạng. Kết quả thể hiện trong **Bảng 1**.

Bảng 1. Tỷ lệ chính xác việc nhận dạng với điều kiện lý tưởng.

Cơ sở dữ liệu	Phương pháp	
	MHD	MHD đề xuất
Bern	100%	90%
AR	70%	72%

Đối với cơ sở dữ liệu Bern, tỷ lệ nhận dạng chính xác cao hơn nhiều so với tỷ lệ nhận dạng chính xác của cơ sở dữ liệu AR. Nguyên nhân dẫn đến điều này là do sự sai khác giữa ảnh cần nhận dạng và ảnh dữ liệu, cơ sở dữ liệu Bern, hai ảnh được chụp cách nhau thời điểm rất ngắn sẽ ít sai khác, đối với cơ sở dữ liệu AR, hai ảnh được chụp cách nhau hai tuần và sẽ có nhiều thay đổi trên khuôn mặt. Khía cạnh khác, đối với cơ sở dữ liệu AR, tỉ lệ nhận dạng của phương pháp đề xuất tăng 2% so với MHD ban đầu. Nguyên nhân của việc này là do các chỉ số độ tin cậy Wn và Dn trong công thức 6, các chỉ số này được thiết kế riêng và “offline” tốt nhất cho mỗi trường hợp nhận dạng khác nhau để giảm thiểu sự sai số của phương pháp tính nhanh.

4.2 Nhận dạng trong điều kiện chiếu sáng khác nhau

Kết quả trong mục này, chúng tôi sử dụng cơ sở dữ liệu AR. Mỗi người sẽ được nhận dạng trong 3 điều kiện ánh sáng chiếu bên phải, ánh sáng chiếu bên trái, ánh sáng cả hai bên. Với mỗi điều kiện, một người sẽ có 2 bức ảnh sử dụng cho nhận dạng và ảnh chụp trong điều kiện lý tưởng làm dữ liệu. Tổng cộng, chúng tôi sử dụng 600 ảnh để nhận dạng và 100 ảnh dùng làm dữ liệu.

Bảng 2. Tỷ lệ chính xác việc nhận dạng với điều kiện ánh sáng thay đổi.

Điều kiện chiếu sáng	Phương pháp	
	MHD	MHD đề xuất
Bên phải	62%	62%
Bên trái	60%	59,5%
Cả hai bên	47%	40%

Kết quả trong **Bảng 2** cho thấy, trong điều kiện ánh sáng chiếu từ cả 2 bên, tỷ lệ nhận dạng chính xác giảm đáng kể. Khi được chiếu sáng nhiều, các đặc trưng cạnh bị mờ đi, sự thay đổi mức xám không nhiều ở các cạnh làm cho thuật toán trong chương trình LEMExpression không phát hiện được. Số điểm trội ít dẫn đến sai số lớn trong kết quả nhận dạng.

4.3 Nhận dạng trong điều kiện góc chụp khác nhau

Mô phỏng trong mục này, chúng tôi sử dụng cơ sở dữ liệu Bern. Mỗi người sẽ được nhận dạng trong 4 trường hợp: nhìn sang các hướng trái, phải, lên, xuống. Với mỗi điều kiện, một người sẽ có 2 bức ảnh cần nhận dạng và dùng ảnh trong điều kiện lý tưởng làm dữ liệu. Tổng cộng, chúng tôi sử dụng 240 ảnh để nhận dạng và 30 ảnh dùng làm dữ liệu.

Bảng 3. Tỷ lệ chính xác việc nhận dạng với điều kiện góc chụp thay đổi.

Hướng khuôn mặt	Phương pháp	
	MHD	MHD đề xuất
Nhìn sang trái	53.33%	43.33%
Nhìn sang phải	46.67%	41.67%
Nhìn lên trên	60%	40%
Nhìn xuống dưới	56.67%	46.67%

Kết quả trong **Bảng 3** cho thấy thuật toán được đề xuất có kết quả nhận dạng thấp hơn nhiều so với thuật toán MHD bình thường. Nguyên nhân là thuật toán đề xuất phụ thuộc nhiều vào sự tương ứng về góc giữa các đặc trưng với nhau, do đó khi thay đổi góc chụp làm cho cấu trúc 3D của khuôn mặt biến dạng nhiều, và các cạnh trên khuôn mặt thay đổi đáng kể.

4.4 Độ phức tạp của tính toán trên cơ sở dữ liệu cụ thể

Xác suất xuất hiện điểm trội trong các khoảng của khuôn mặt là không giống nhau, vì thế việc tính chính xác độ phức tạp của tính toán trong trường hợp tổng quát là không thể. Trong phần này, chúng tôi thực hiện tính toán cụ thể độ phức tạp của tính toán trên hai cơ sở dữ liệu BERN và AR. Chúng tôi lấy dữ liệu tương tự với phần 4.1.

Bảng 4. Xác suất xuất hiện điểm trội.

Bộ ảnh	Số thứ tự khoảng							
	1	2	3	4	5	6	7	8
BERN 1	0.1373	0.1255	0.1271	0.1343	0.0880	0.1551	0.1345	0.0983
BERN 2	0.1379	0.1235	0.1273	0.1364	0.0875	0.1537	0.1384	0.0952
AR 01	0.1706	0.1118	0.1024	0.1711	0.0811	0.1417	0.1415	0.0798
AR 14	0.1706	0.1127	0.1012	0.1723	0.0802	0.1428	0.1432	0.0769

Trong **Bảng 4**, chúng tôi chọn ra các ảnh chụp trong điều kiện lý tưởng, những ảnh số 1 (BERN 1) và số 2 (BERN 2) trong cơ sở dữ liệu Bern, những ảnh 01 (AR 01), 14 (AR 14) trong cơ sở dữ liệu AR. Sau đó, chúng tôi thực hiện tính xác suất xuất hiện các điểm trội trong từng khoảng thể hiện trong **Bảng 4**. Áp dụng kết quả độ phức tạp của tính toán trong mục 3.3 ta được kết quả: đối với cơ sở dữ liệu BERN, độ phức tạp của thuật toán đề xuất giảm đi 7.79 lần so với thuật toán ban đầu; đối với cơ sở dữ liệu AR, độ phức tạp của thuật toán đề xuất giảm đi 7.42 lần.

5 Kết luận

Cách tiếp cận nhận dạng khuôn mặt hiện nay yêu cầu các hệ thống máy tính thực hiện trên số lượng rất lớn các đặc trưng của khuôn mặt trong cơ sở dữ liệu và chọn ra những khuôn mặt phù hợp nhất. So sánh ảnh khuôn mặt sử dụng khoảng cách MHD là một trong những kỹ thuật nhận dạng nhanh. Một hệ thống có thể được xây dựng bằng cách xác định nhanh những khuôn mặt phù hợp, sau đó dùng các kỹ thuật có độ chính xác rất cao để xác định khuôn mặt phù hợp nhất. Do đó, việc tính toán nhanh khoảng cách MHD là một vấn đề quan trọng và có thể không quá khắt khe với tỉ lệ chính xác.

Trong bài báo này, một phương pháp hiệu quả cho việc tính toán khoảng cách MHD được đề xuất. Trong phương pháp này, thay vì tính khoảng cách MHD trên tất cả các điểm thì các điểm trội được phân loại dựa trên đặc trưng về góc của chúng, và thực hiện tính toán trên những điểm được xem là tính chất góc gần giống nhau. Kết quả chỉ ra rằng phương pháp được đề xuất có khối lượng tính toán giảm 7.79 lần, tỉ lệ nhận dạng giảm 10% đối với cơ sở dữ liệu BERN và giảm 7.42 lần, tỉ lệ nhận dạng tăng 2% đối với cơ sở dữ liệu AR. Việc giảm khối lượng tính toán khoảng cách MHD bằng đặc trưng góc trong một phạm vi tỉ lệ nhận dạng thích hợp sẽ là bước đệm trong những phương pháp tính toán MHD nhanh dựa trên các đặc trưng khác trong tương lai, ứng dụng trong các hệ thống nhận dạng tốc độ cao.

Tài liệu tham khảo

1. B. Takacs, "Comparing face images using the modified hausdorff distance," *Pattern Recognition*, vol. 31, no. 12, pp. 1873–1881, 1998.
2. Y. Gao, "Efficiently comparing face images using a modified hausdorff distance," *IEE Proceedings-Vision, Image and Signal Processing*, vol. 150, no. 6, pp. 346–350, 2003.
3. Y. Chen, F. He, Y. Wu, N. Hou, "A local start search algorithm to compute exact Hausdorff Distance for arbitrary point sets", *Pattern Recognition*, Vol. , No. 67, pp. 139-148, 2017.
4. Nevatia, R., and Babu, K.R., "Linear feature extraction and description", *Comput. Graph. Image. Process.*, Vol.13, 1980, pp.257-269.
5. Leung, M.K.H, and Yang, Y.H., "Dynamic two-strip algorithm in curve fitting", *Pattern recognition*, Vol. 23, 1990, pp.69-79.
6. M.-P. Dubuisson and A. K. Jain, "A modified hausdorff distance for object matching," in *Proceedings of 12th international conference on pattern recognition*, pp. 566–568, 1994.
7. Y. Gao and M. K. Leung, "Face recognition using line edge map," *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, no. 6, pp. 764–779, 2002.
8. The Bern University Face Database. Available online: <http://www.fki.inf.unibe.ch/databases/iam-facesdatabase> (accessed on 13 September 2018).
9. AR Faces Databases. Available online: <http://www2.ece.ohiostate.edu/~aleix/AR-database.html> (accessed on 13 September 2018).