Journal of Korea Multimedia Society Vol. 13, No. 4, April 2010(pp. 547-559)

화질 추정과 특징점 분류를 이용한 Delaunay 삼각화 기반의 지문 정합 알고리즘

성영진†, 김경환††

요 약

Delaunay 삼각화는 회전과 평행 이동에 강건하여 지문 인식에 적합하다. 그러나 특징점이 소실되거나 추가로 추출되는 경우 지문 인식 성능이 저하되고 계산 복잡도가 증가하게 된다. 본 논문에서는 지문 영상의 지역적 화질 척도 분석을 통해 저화질 영역을 설정하고, 추출된 특징점을 4개의 그룹으로 분류하여 정합과정에 이용함으로써 인식 성능을 개선하고 계산 복잡도를 감소시켰다. 정합 후보 영역에서의 저화질 영역 제거와 특징점 분류에 대한 실험을 통해 성능의 저하 없이 정합 소요 시간이 감소되는 것을 확인하였고, NIST에서 제공하는 정합 알고리즘 (BOZORTH3)보다 정합 성능이 향상되었음을 확인하였다.

Delaunay Triangulation based Fingerprint Matching Algorithm using Quality Estimation and Minutiae Classification

Young-Jin Sung†, Gyeonghwan Kim††

ABSTRACT

Delaunay triangulation is suitable for fingerprint matching because of its robustness to rotation and translation. However, missing and spurious minutiae degrade the performance and computational efficiency. In this paper, we propose a method of combining local quality assessment and 4-category minutiae classification to improve accuracy and decrease computational complexity in matching process. Experimental results suggest that removing low quality areas from matching candidate areas and classifying minutiae improve computational efficiency without degrading performance. The results proved that the proposed algorithm outperforms the matching algorithm (BOZORTH3) provided by NIST.

Key words: Fingerprint matching(지문 정합), Delaunay triangulation(Delaunay 삼각화), Minutiae(특징점), Quality estimation(화질 추정), Minutiae classification(특징 분류)

1. 서 론

개인 정보에 대한 보안과 효율적인 관리를 위해 개인 식별 과정에 생체 정보를 이용하는 사례가 급증하고 있다. 다양한 생체 정보 중에서도 지문은 개개인 마다 독특한 형태를 가지고, 세월의 흐름에 대해 불변하며, 데이터의 취득이 용이하다는 장점이 있어 가장 많이 사용 된다[1,2].

지문 인식은 크게 특징점 기반의 방법과 영상 기반의 방법으로 나뉜다[3-5]. 전자는 입력 지문과 사용자가 등록한 DB (database) 상의 지문에서 추출한 특징점을, 후자는 영상의 밝기 정보를 이용하여 추출한 특징을 이용하여 정합을 수행한다. 이 중 특징점 기반의 방법은 영상 기반의 방법에 비해 특징의 정의

※ 교신저자(Corresponding Author) : 김경환, 주소 : 서울특별시 마포구 신수동 1번지 (121-742), 전화 : 02)718-0208, FAX : 02)718-0208, E-mail : gkim@sogang.ac.kr
접수일 : 2009년 11월 11일, 수정일 : 2010년 3월 30일
완료일 : 2010년 4월 13일
† 정회원, 현대자동차 연구원
(E-mail : yjsung@sogang.ac.kr)
†† 정회원, 서강대학교 전자공학과 교수

가 쉽고 효율적인 관리가 용이하여 대부분의 지문 인식 시스템에서 사용 한다[6-10].

기존의 특징점 기반의 정합 연구 [9]에서 제안하는 알고리즘은 융선의 곡률 변화가 크게 나타나는 지문의 중심점을 찾고, 그 주변 특징점들을 이용하여 구조를 정의하여 정합을 수행한다. 하지만, 잡음의 영향에 민감한 중심점 추출 결과에 따라 지문 인식의 성능이 결정된다는 단점이 있다. 다른 기존 알고리즘 [10]은 임의의 특징점과 가장 가까운 2개의 특징점들의 지역적인 구조를 정의하여 지문 간의 변환 관계를 파악한다. 그러나 임의의 특징점을 중심으로 동일한 거리 내의 특징점이 2개 이상인 경우 특징점 선택 조건의 정의가 어렵다는 단점이 있다.

이러한 문제를 해결하기 위해 Delaunay 삼각형을 이용한 연구가 있으며, 특징점에 대해 생성한 Delaunay 삼각형을 해석하는 방법에 따라 정합 알고리즘이 결정된다. [11]에서 제안하는 알고리즘은 삼각형을 구성하는 에지 중 유사 에지 쌍을 구하고, 에지 쌍에 연결된 삼각형 간의 유사도를 통해 정합 점수를 계산한다. 이 방법은 지역적인 정합의 조합을 통해 정합 점수를 계산하기 때문에 부분 최적화의 오류에 빠지기 쉽다는 단점이 있다. 다른 연구 [12]와 [13]에서 제안하는 알고리즘은 유사도가 높은 삼각형 쌍을 추출하고, 이로부터 회전, 평행 이동 파라미터를 추정하여 특징점 정합을 수행한다. 이 방법들은 Delaunay 삼각형 집합에 대한 비교를 통해 지문 사이의 정렬관계를 구함으로써 부분 최적화의 오류에서 벗어나 보다 정확한 정합 결과를 얻을 수 있으나, 변환 파라미터의 추정 시 계산상의 부담이 크다는 단점이 있다.

Delaunay 삼각형은 잡음에 대한 영향이 지역적으로 발생하여 다른 구조에 비해 비교적 강건한 구조를 형성할 수 있는 장점이 있으나 잡음의 정도가 심할 경우 전체적인 구조까지 변경될 수 있다. 지문의 특징점은 지문 영상의 화질, 손가락 표면의 균열 추출 여부, 손가락과 센서 사이의 밀착 정도에 따라 소실되거나 추가적으로 추출될 수 있다. 소실되거나 추가적으로 추출된 특징점은 Delaunay 삼각형의 구조를 변화시킬 수 있어 일종의 잡음과 같은 역할을 하게 된다. 그림 1은 이러한 잡음의 영향으로 인해 같은 지문임에도 불구하고 Delaunay 삼각화가 다르게 수행된 것을 나타낸 예이다.

본 논문에서는 보다 강건한 구조의 Delaunay 삼각형의 구성을 위해 특징점에 대한 분류 작업을 수행하였다. 정합 과정의 계산상의 복잡도를 감소시키기 위해, 지문 영상의 밝기 분포에 대한 블록별 분석을 통해 저화질 영역을 설정하여 정합과정에서 후보 검색지를 줄였다. 또한 Delaunay 삼각형 중 유사 삼각형 집합을 추출하여 정합 과정에 이용하였다.

그림 1. Delaunay 삼각형 생성 시 잡음의 영향

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 전처리 및 특징 추출 과정에 대해 간단히 다루고, 3장에서는 지문의 화질 척도 분석 및 특징점 분류 과정에 대해 설명한다. 4장에서는 Delaunay 삼각화의 정의와 이를 이용한 정합 알고리즘을 설명한다. 5장에서는 실험 결과를 보이고, 6장에서 결론을 맺는다.

2. 전처리 및 특징점 추출

지문 영상은 취득 시 손의 상태 및 주변 환경의 영향에 따라 그림 2와 같이 다양한 화질을 갖게 된다. 건성 지문과 습성 지문의 경우 융선을 왜곡하여 지문 인식 시스템의 인식률을 낮추게 된다. 지문 영상의 화질에 독립적인 지문 인식 시스템을 구성하기 위해 건성 지문의 경우 끊어진 융선에 대한 복원을, 습성 지문의 경우에는 융선과 융선 사이를 분리하는 전처리 과정이 필요하다. 특징점에는 융선의 흐름이 끊어지는 단점과 갈라지는 분기점이 있으며, 전처리 과정을 통해 복원한 융선의 연결 정보를 이용하여 특징점을 추출한다.

2.1 전처리

입력 영상에 대한 전처리는 그림 3과 같은 순서로 진행 된다[12]. 영상 정규화 과정은 센서와 손 사이의 밀착 관계 혹은 습도에 따라 다른 밝기를 가지는 영상들의 밝기 분포를 동일하게 하여, 이후 과정에서 사용하는 파라미터들을 일괄적으로 적용할 수 있게 한다.

(a) (b) (c)

그림 2. 취득 지문 영상의 화질. (a) 건성 지문 (b) 일반 지문 (c) 습성 지문

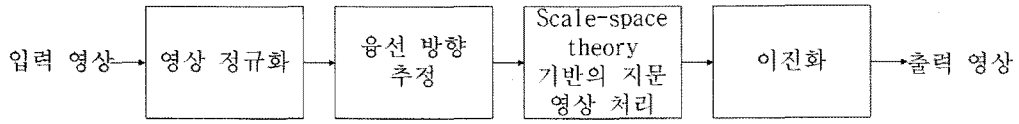


그림 3. 화질 개선 알고리즘의 블록 다이어그램

융선 방향 추정은 정규화 영상에 대해 국부적인 방향 성분을 계산하는 과정이다. 지역적인 방향 성분을 계산하는 이유는 지문 영상에 대해 필터를 취할 때 융선과 골의 화질 개선을 위해 등방성 필터가 아닌 방향성 필터를 취하기 때문이다. 또한 방향성 추출은 영상 밝기의 미분값을 근거로 이뤄지며 밝기 변화가 심하지 않은 영역에서는 방향성이 추출되지 않는다. 이 점을 이용하여 방향성이 추출되는 영역을 지문에서의 관심영역으로 정의할 수 있다. 방향 성분의 추정 과정은 다음과 같다[14].

Step 1. 전체 영상을 중첩되지 않는 블록으로 나누고, 각 화소에 대해 수평, 수직 방향의 미분값 ∂_x, ∂_y를 구한다. 임의의 블록 B_n의 중심을 (i_{B_n}, j_{B_n})으로 정의할 때, 식 (1), (2), (3)을 이용하여 블록 단위의 밝기 변화량을 계산한다. 블록 단위의 계산은 영상에 분포하는 잡음의 영향을 감소시키기 위한 것으로, 본 논문에서는 블록 크기 w를 8로 정의하였다.

$$V_{xy} = \sum_{u=i_{B_n}-w/2}^{u=i_{B_n}+w/2} \sum_{v=j_{B_n}-w/2}^{v=j_{B_n}+w/2} \partial_x(u,v)\partial_y(u,v) \tag{1}$$

$$V_{xx} = \sum_{u=i_{B_n}-w/2}^{u=i_{B_n}+w/2} \sum_{v=j_{B_n}-w/2}^{v=j_{B_n}+w/2} \partial_x^2(u,v) \tag{2}$$

$$V_{yy} = \sum_{u=i_{B_n}-w/2}^{u=i_{B_n}+w/2} \sum_{v=j_{B_n}-w/2}^{v=j_{B_n}+w/2} \partial_y^2(u,v) \tag{3}$$

Step 2. 블록 B_n의 방향 성분 θ_{B_n}는 식 (4)를 통해 계산한다.

$$\theta_{B_n} = \frac{1}{2}tan^{-1}\left(\frac{V_{xx}-V_{yy}}{2V_{xy}}\right) \tag{4}$$

Step 3. 잡음에 의해 부정확하게 추출된 블록 방향 성분의 보정을 위해, 추정한 방향 성분 지도에 저역통과 필터를 적용한다.

Scale-space theory에 근거한 영상 처리 기법을 이용하여 지문 영상에 포함된 잡음을 제거하고 세부 성분이 강조된 지문 영상을 얻는다. 잡음 제거를 위해 지문 영상에 식 (5)의 필터를 적용한다. 방향 파라미터 θ_{B_n}과 스케일 파라미터 t를 통해 필터의 방향성 및 크기를 조정할 수 있으며 이는 블록별로 구한 방향 성분과 융선의 두께를 이용하여 설정한다[15].

$$g_{\theta_{B_n}} = \frac{1}{2\pi t}exp\left(-\frac{(xcos\theta_{B_n}+ysin\theta_{B_n})^2}{2t^2}\right) \tag{5}$$

정규화 영상 N과 필터를 적용한 영상 S 간 차이를 구하면 원래 영상에 존재하는 세부적인 특성을 묘사하는 성분을 얻을 수 있다. 이 성분은 지문 영상의 세부적인 특성과 잡음 성분을 포함하고 있다. 잡음 성분을 제거하면서 지문의 세부 특성을 보존하기 위해, 동일한 필터 $g_{\theta_{B_n}}$를 한 번 더 적용하여 원 영상의 세부적인 특성을 묘사하는 성분 D를 추출 한다. 이렇게 구한 성분들을 식 (6)에 적용하여 화질 개선된 영상 O를 구한다[15]. 식 (6)의 분모는 S와 D의 합으로 필터링에 의해 세부적인 특성은 약화되었으나 융선의 전체적인 구조는 강화된 영상에 세부적인

특성 성분을 더함을 의미하며, 이는 전체적인 구조와 세부 특성을 동시에 반영한 값이 된다. 분자에서는 N과 잡음 성분의 차이를 구하여 전체적인 구조 및 세부 특성 대비 잡음의 양을 분석하여 출력 영상 값을 결정한다.

$$O(i,j)=\frac{N(i,j)-|S(i,j)-D(i,j)|}{S(i,j)+D(i,j)}\times 255 \quad (6)$$

특징점을 추출하기 위해 개선된 영상에 Otsu 알고리즘을 적용하여 이진 영상을 얻는다[16]. 그림 4는 각 과정별 결과 영상이다.

2.2 특징점 추출

본 논문에서는 체인 코드 기반의 특징 추출 알고리즘을 사용하였다. 체인 코드 기반의 특징 추출 방법은 융선 경계선 곡률이 특징점을 중심으로 급격히 전환하는 성질을 이용한 방법으로, 전환 방향을 분석하여 특징점의 종류를 결정한다. 특징점의 종류에 따른 전환 방향 양상은 그림 5에서 보는 것과 같다. 체인 코드의 흐름이 융선 경계를 반 시계 방향으로 주행할 때, 왼쪽 방향으로 급격한 방향 전환이 이뤄지는 경우를 단점 오른쪽 방향으로 이뤄지는 경우를 분기점으로 정의한다[17].

지문에서 특징점 벡터는 일반적으로 좌표 정보와 특징점의 종류, 특징점이 가지는 방향성분으로 정의된다. 특징점의 방향 성분은 특징점 위치에서의 융선 진행 방향에 근거하여 그림 5와 같이 정의한다[3].

3. 화질 분석 및 특징점 분류

영상 화질 외에 지문 인식의 정확도 및 계산상의 효율을 감소시키는 경우는 다음과 같다. 첫째, 그림 6에서 보는 것과 같이 하나의 지문 영상에서 영역에 따라 지문의 화질이 다르게 추출되는 경우이다[14]. 지문의 저화질 영역은 손의 상태나 잡음의 영향으로 융선과 골 사이의 경계가 뚜렷하지 않은 영역으로 정의할 수 있다. 따라서 저화질 영역에서 추출된 특징점은 고화질 영역에서의 특징점에 비해 정확도가 떨어지기 때문에 이에 대한 분류와 별도의 관리가 필요하다.

둘째, 손가락과 센서 사이의 밀착 정도에 따라 그림 7에서 보는 것과 같이 동일한 손가락에 대한 지문임에도 융선의 형태가 다르게 추출되는 경우이다. 손

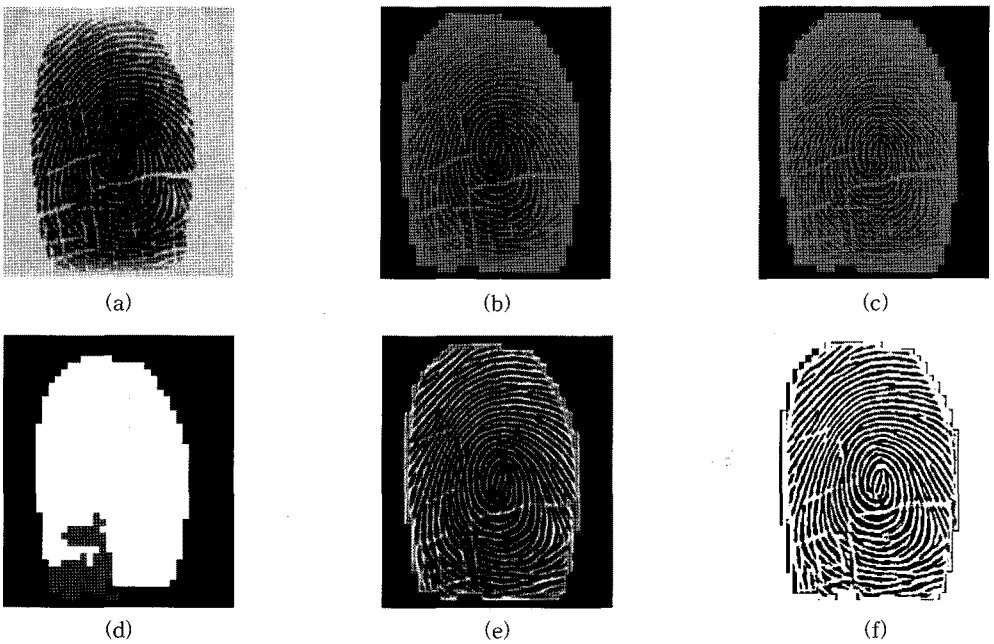


그림 4. 전처리 과정의 단계별 결과 영상. (a) 입력 영상 (b) 정규화 영상, (c) 블록별 융선 방향 성분 추정 결과 (녹색: 블록 내 융선들이 가지는 대표 방향성), (d) 관심 영역 및 저화질 영역 검출 (흰색: 관심영역, 회색: 저화질 영역), (e) scale-space theory를 이용한 화질 개선 영상 (f) 이진화 영상

(a) (b)

그림 5. 융선 방향에 근거한 특징점의 방향 성분 정의 및 체인코드의 전환 방향 양상. (a) 단점 (b) 분기점

그림 6. 동일한 지문 영상의 영역 별 화질 차이. (실선 : 고화질 영역 점선: 저화질 영역)

그림 7. 지문 영상 취득 시 발생할 수 있는 다양한 상황. (a) 정상적으로 취득한 영상, (b) 손가락과 센서 사이의 밀착이 심한 경우 취득한 영상

가락과 센서 사이의 밀착 정도가 심한 경우 손가락 표면의 갈라짐이 추출 되지 않거나 융선 사이의 접합이 심하게 발생하여 특징점의 추출 양상이 달라진다.

이러한 경우를 해결하기 위해 영상의 지역별 화질 척도의 추정과 특징점 분류 과정을 수행한다. 지문 영상에서 정의한 관심 영역 정보와 저화질 영역 정보, 그리고 추출한 특징점의 위치 관계를 분석함으로써 전체 특징점을 4개의 그룹으로 분류한다. 분류한 특징점은 정합 과정에서 선별적으로 사용하여 정합 알고리즘의 효율을 증가시킬 수 있다.

3.1 화질 추정

화질 척도는 입력 지문의 밝기 분포의 분석을 통해 구할 수 있는 값으로, 방향 성분의 추정과정에서 계산한 미분값 ∂_x, ∂_y을 이용한다. 화질 척도의 추정 또한 중첩되지 않는 블록을 기준으로 계산하며, 그 과정은 다음과 같다.

방향 추정 과정에서 식 (1), 식 (2), 식 (3)을 통해 블록별로 정의한 V_{xx}, V_{yy}, V_{xy}를 이용하여 화질 척도 Q_{B_n}, C_{B_n}을 식 (7), 식 (8)을 통해 계산한다[14].

$$Q_{B_n} = \sqrt{\frac{(V_{xx} - V_{yy})^2 + 4V_{xy}^2}{(V_{xx} + V_{yy})^2}} \tag{7}$$

$$C_{B_n} = \sqrt{\frac{V_{xx} + V_{yy}}{2|V_{xy}|}} \tag{8}$$

Q_{B_n}은 해당 영역에서 밝기의 방향별 변화량이 적거나 일정치 않은 경우 낮은 값을 갖고, 방향별 변화가 일정하면서 변화량이 크면 높은 값을 갖는다. C_{B_n}은 방향별 변화량이 적은 경우 낮은 값을 갖는다. 따라서 Q_{B_n}이 낮으면서 C_{B_n}이 낮으면 배경, Q_{B_n}이 낮으면서 C_{B_n}이 높으면 저화질 영역, Q_{B_n}과 C_{B_n}이 모두 높은 경우에는 고화질 영역으로 분류할 수 있다. 이러한 성질을 이용하여 Q_{B_n}과 C_{B_n}을 식 (9)에 적용하여 저화질 영역을 추출한다. 블록에 대한 T_{BR}이 1인 경우 해당 블록은 저화질 영역으로 정의한다.

$$T_{BR} = \begin{cases} 1 & \text{if } Q_{B_n} < TH_Q \text{ and } C_{B_n} > TH_C \\ 0 & otherwise \end{cases} \tag{9}$$

3.2 특징점 분류

추출한 특징점은 다음의 4개 그룹으로 분류한다. 첫째, 의사 특징점은, 특징점으로 추출되었지만 실제 지문의 특징은 아닌 것을 말한다. 이는 센서와 손가락 접촉면의 가장자리에서 융선이 끊어지게 되어 특징으로 추출되는 경우이다. 이는 전처리 과정에서 구한 관심 영역 정보를 이용하여 분류한다. 이 그룹으로 분류된 특징점은 실제 지문의 특징점이 아니므로 정합에 사용되지 않는다.

둘째는 균열 및 H-bridging 특징점으로, 이 그룹에 속하는 특징점은 쌍으로 정의된다. 균열에 의한 특징점은 손가락 표면의 갈라짐이나 잡음에 의해 융선이 끊어져 단점 쌍으로 추출된 경우를 말하며. H-bridging 특징점은 이웃하는 융선이 붙어 분기점 쌍으로 추출되는 경우를 말한다. 이 특징점들은 손가락의 습도 상태 및 센서와 손가락 사이의 밀착 정도

(a) (b)

그림 8. 균열 및 H-bridging 특징점 양상 및 추출 결과. (a) 균열에 의한 특징점 (b) H-bridging 형태의 특징점

에 따라 추출 여부가 결정되기 때문에, 신뢰도 높은 특징점이라고 할 수 없다. 이 그룹의 특징점을 분류하기 위해 추출한 특징점들 중 같은 종류의 특징점 쌍을 뽑아 특징점 사이의 거리와 방향성분의 차이를 구한다. 방향 성분이 서로 반대인 특징점 쌍 중에서 거리가 가장 짧은 것을 균열 및 H-bridging 특징점으로 분류한다. 그림 8에서 보는 것과 같이 특징점 쌍의 종류가 단점일 경우가 균열에 의한 특징점이고, 분기점일 경우가 H-bridging 형태의 특징점이다.

셋째는 저화질 영역에 속한 특징점으로 전처리 과정의 화질 척도를 이용하여 분류한다.

마지막으로 일반 특징점은 앞의 세 그룹에 속하지 않은 특징점으로, 타 그룹에 비해 비교적 높은 정확도를 가진다.

이와 같이 분류된 4 그룹의 특징점에서 의사 특징점을 제외한 나머지 그룹은 이후 정합 알고리즘에서 각 단계마다 선별적으로 이용된다.

4. Delaunay 삼각형을 이용한 정합 알고리즘

본 연구에서는 특징점이 가지는 패턴 구조의 해석을 위해 Delaunay 삼각형을 도입하였다. 특징점에 대해 Delaunay 삼각형을 생성하고 이에 대한 분석을 통해 입력과 DB 지문 사이의 변환 관계를 추정한다.

4.1 Delaunay 삼각형

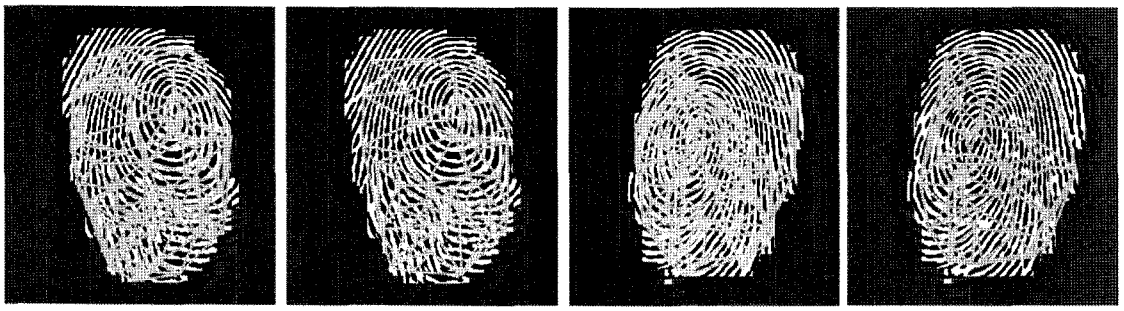
Delaunay 삼각형은 Voronoi 다이어그램과 쌍대적인 관계를 가지는 구조체로 다음과 같은 조건 하에 생성된다. 첫째, 임의의 점집합 N_P으로 Delaunay 삼각형을 구성했을 때 모든 삼각형의 외접원의 내부에 N_P의 다른 점을 포함하지 않는다. 둘째, 삼각형 내각 중 최소값을 가지는 각이 최대값이 되는 방향으로 삼각화가 진행된다[18].

Delaunay 삼각형은 회전과 스케일의 변화에 대해 강건한 특성을 가지며 새로운 점이 추가되는 경우 추가된 지점의 근처에 한해서만 영향을 받는다는 장점이 있다. 따라서 비슷한 점 패턴에 대한 Delaunay 삼각형은 높은 유사도를 갖는다. 하지만 잡음의 영향에 의해 소실되거나 추가되는 점이 많은 경우 Delaunay 삼각형은 낮은 유사도를 보이게 된다. 따라서 두 점 패턴의 정확한 유사도를 측정하기 위해서는 소실되거나 추가되는 점들을 추정하고 이에 대한 별도의 처리가 선행되어야 한다.

지문 영상에서는 취득 당시 손의 상태나 잡음 등에 의해 추출되어야 할 특징점이 추출되지 않거나, 실제 특징점이 아님에도 불구하고 특징점으로 추출되는 경우가 많이 발생한다. 이러한 경우를 구분하기 위해 특징점 추출 단계에서 3개의 그룹으로 분류하였고, 그룹들 중 신뢰도가 비교적 가장 낮다고 할 수 있는 균열 및 H-bridging 특징점을 제외하고 나머지 특징점을 이용하여 Delaunay 삼각형을 구성한다. 그림 9는 분류한 특징점 그룹을 선별적으로 이용하여 Delaunay 삼각형을 구성한 결과로, (a), (b)는 특징점 분류 없이 추출한 특징점 전체에 대해 Delaunay 삼각형을 구성한 것이고 (c), (d)는 특징점 분류 과정 후 선별적으로 Delaunay 삼각형을 구성한 결과로 잡음에 의한 영향을 줄여 보다 간단하고 명확한 삼각형 구조가 생성된 것을 확인할 수 있다.

4.2 정합 알고리즘

본 논문에서 제안하는 정합 알고리즘은 그림 10과 같은 과정을 통해 수행된다. 전체 과정은 크게 두 지문 사이의 이동, 회전 파라미터를 추정하는 단계와 이를 이용하여 특징점을 정렬시키고 특징점 간의 정합을 수행하는 단계로 구성된다. 특징점 간의 정합을 통해 최종 정합 점수를 계산한다[13].



(a) (b) (c) (d)

그림 9. 지문의 특징점을 이용한 Delaunay 삼각형 생성 결과. (a), (c) 특징점 분류 없이 Delaunay 삼각형을 생성한 결과, (b), (d) 특징점 분류 과정 후 Delauanay 삼각형을 생성한 결과

4.2.1 유사 에지 쌍 추출 및 유사 삼각형 추출

입력 지문과 DB 지문 상에 구성된 Delaunay 삼각형의 에지를 비교하여 유사 에지를 추출하는데, 식 (10)을 만족하는 경우 유사 에지로 판단한다[7]. 그림 11 (a)와 같이 입력 지문의 Delaunay 삼각형 에지를 E_{IN}, DB 지문의 Delaunay 삼각형 에지를 E_{DB}라 하고, 에지의 길이를 l, 각도를 γ, 꼭지점 m의 방향 성분을 θ라 할 때, 식 (10)의 T_{SEP}가 1이면 두 에지는 유사 에지이다[13]. 이 때 γ는 에지를 이루는 두 꼭지점 중 원점에 더 가까운 꼭지점을 기준으로 에지의 각도를 계산한 값이고, θ는 꼭지점 m을 중심으로 융선이 진행하는 방향을 계산한 값이다. 비교하려는 두 에지의 l, γ, θ의 값이 유사한 경우를 유사 에지로 정의하며, 이를 판단하기 위해 두 값 차이의 절대값을 이용한다. 이 때 일정 길이 이상인 에지만을 비교 대상으로 하고, 효율적인 비교를 위해 검색 영역을 제한한다.

$$T_{SEP}=\begin{cases}1 & |l_{SEI}-l_{SED}|\le TH_1 \text{ and } |\gamma_{SEI}-\gamma_{SED}|\le TH_2 \text{ and} \\ & \|\theta_{SI}-\theta_{SD}|-|\theta_{EI}-\theta_{ED}\|\le TH_3 \\ 0 & otherwise\end{cases} \tag{10}$$

또한 에지를 구성하는 두 개의 꼭지점이 이전 과정에서 구한 저화질 영역에 속하는 경우 해당 에지는 비교 대상에서 제외한다.

유사 삼각형은 유사 에지에 연결된 삼각형의 비교를 통해 추출한다. Delaunay 삼각형 구조에서 하나의 에지에는 최대 두 개의 삼각형이 연결되어 있다. 유사 에지에 연결된 삼각형 중에서도 같은 측면에 있는 삼각형이 비교 대상이 되는데, 유사 에지와 나머지 한 점으로 구성되는 벡터의 외적을 통해 같은 측면에 있는지 판단한다.

그림 11 (b)는 같은 측면에 있는 것으로 판단된 두 삼각형을 도식적으로 나타낸 것이다. 동일 측면의 두 삼각형에 대해 식 (14)를 적용하여 유사도를 계산하고, 임계치 이상이면 유사 삼각형으로 판단한다. 유사도는 식 (11)의 삼각형의 내각의 차이 와 식 (12)의 각 변의 길이의 차이를 이용하여 계산한다. 이때 유사 에지를 중심으로 같은 위치에 있는 각과 변의 차이를 구하게 되며, 이들의 조합을 통해 유사도를 계산한다. 이 때 가중치 w를 조정하여 유사도에서의 각, 변에 대한 반영 비율을 조절한다.

$$d_ang=\sum_{i=1}^{3}\min(|\alpha_{fi}-\alpha_{Di}|,360-|\alpha_{fi}-\alpha_{Di}|) \tag{11}$$

$$d_dist=\sum_{i=1}^{3}|l_{fi}-l_{Di}| \tag{12}$$

$$S=d_dist+w\times d_ang \tag{13}$$

각과 변의 길이의 조합을 통해 구한 S 를 이용하여

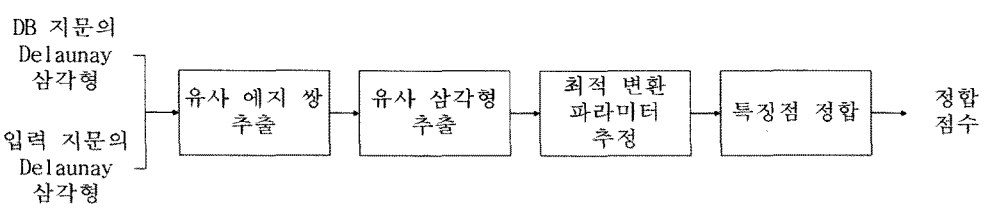


그림 10. 정합 알고리즘의 블록 다이어그램

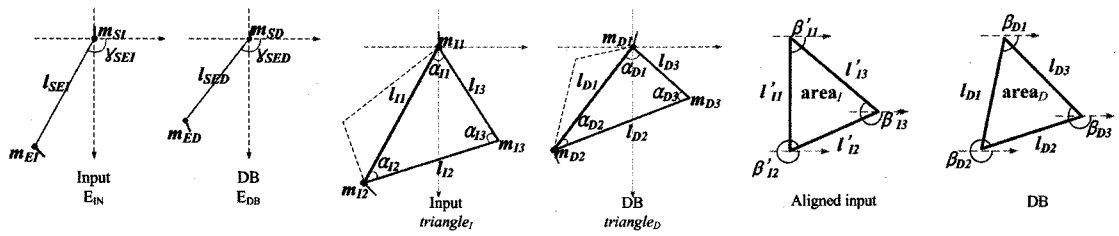


그림 11. 에지 및 삼각형의 유사도 판단을 위한 정합 과정 (a) 유사 에지 판단, (b) 유사 삼각형 판단, (c) 삼각형 정합

유사도를 계산하는데, S의 값이 크면 클수록 삼각형의 형태가 달라짐을 의미한다. 따라서 이 값이 일정 임계치를 만족할 경우에 대해서만 유사도를 계산하고, 그 외의 경우는 계산하지 않는다.

$$tri_score = \begin{cases} \dfrac{(TH_{tri} - S)}{TH_{tri}} & \text{if } S < TH_{tri} \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (14)$$

추출한 유사 삼각형 쌍은 변환 파라미터를 계산하기 위한 근거로 사용된다. 모든 삼각형 쌍에 대한 변환 파라미터를 입력 지문 영상의 유사 삼각형 집합에 대해 적용해 보고 그 중에서 대표 변환 파라미터를 구한다.

4.2.2 대표 변환 파라미터 계산

유사 삼각형 쌍의 변 사이의 관계를 이용하여 평행이동과 회전에 대한 파라미터를 계산한다. 평행 이동에 대한 파라미터를 dx, dy, 회전에 대한 중심점과 파라미터를 각각 (x_c, y_c), $d\theta$라 할 때, 이 파라미터를 입력 지문 영상의 유사 삼각형 집합에 대해 식 (15)를 이용하여 DB 지문 영상의 유사 삼각형 집합에 정렬시킨다. 식 (16)은 특징점의 방향 성분에 대해 회전 파라미터를 적용한 것이다[13].

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos d\theta & -\sin d\theta \\ \sin d\theta & \cos d\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x - x_c \\ y - y_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} dx \\ dy \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$\theta' = \theta + d\theta \quad (16)$$

정렬된 입력 지문 상의 삼각형과 DB 지문 상의 삼각형에 대해 유사도를 계산하고, 이 값이 임계치 이상인 경우 두 삼각형은 정합되었다고 판단한다. 입력 지문의 삼각형과 DB 지문의 삼각형이 그림 11 (c)와 같은 형태를 가진다고 할 때, 각 변이 이루는 각을 β를 이용하여 두 삼각형의 각도 차이를 식 (17)과 같이 계산한다.

$$tm_edge_ang = \sum_{i=1}^{3} \min(|\beta'_{\tilde{i}} - \beta_{Di}|, 360 - |\beta'_{\tilde{i}} - \beta_{Di}|) \quad (17)$$

삼각형의 각 변의 길이의 차이를 식 (18), 삼각형의 넓이의 차이를 식 (19)로 정의한다. 보다 정밀한 유사도의 계산을 구하기 위해 넓이의 차이를 별도로 구하고, 넓이의 절대적인 값이 아닌 전체 구성된 삼각형 대비 넓이를 이용함으로써 보다 강건한 값이 되도록 하였다.

$$tm_dist = \sum_{i=1}^{3} |l'_{\tilde{i}} - l_{Di}| \quad (18)$$

$$tm_area = \left| \frac{area_I}{total_area_I} - \frac{area_D}{total_area_D} \right| \quad (19)$$

삼각형의 넓이의 차이는 식 (20)에서 가중치로 사용된다. 이들의 조합을 이용하여 식 (20) 와 식 (21)을 통해 두 삼각형 사이의 유사도를 계산한다.

$$S_m = (1 + tm_aera) \times (tm_dist + w \times tm_edge_ang) \quad (20)$$

$$tri_matching_score = \begin{cases} \dfrac{(TH_{tri_m} - S_m)}{TH_{tri_m}} & \text{if } S_m < TH_{tri_m} \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (21)$$

정렬된 유사 삼각형 집합에 대해 구한 유사도의 합을 통해 변환 파라미터에 대한 최종 유사도를 계산한다. 정합 삼각형 쌍의 점수와 함께 정합 삼각형의 개수도 함께 고려하기 위해 단순 합산으로 최종 유사도를 정의하였다. 최종 유사도가 최대값이 될 때, 정합된 삼각형 쌍들로부터 평행 이동과 회전 파라미터를 계산하고 이들의 평균을 대표 파라미터로 정의한다.

그림 12는 대표 변환 파라미터에 의해 입력 지문과 DB 상의 지문을 정렬시킨 결과이다. 영상의 왼쪽과 오른쪽은 각각 입력과 DB 지문 영상에서 추출한 유사 삼각형 집합들을 도시한 것이고, 가운데 영상이 대표 변환 파라미터에 의해 입력 지문을 DB 지문에

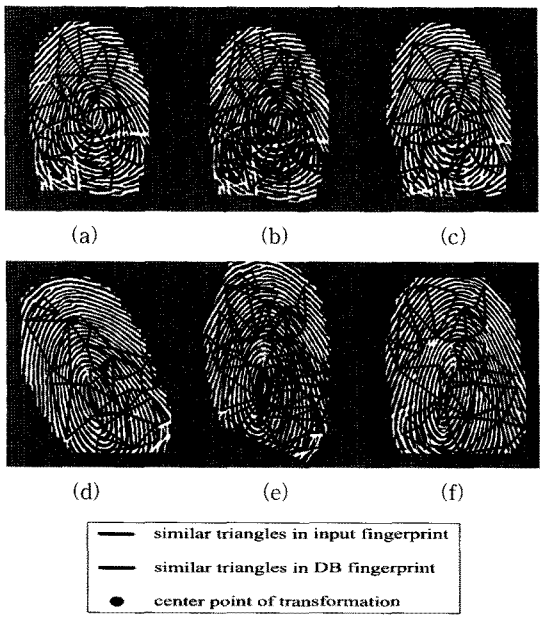


그림 12. 대표 변환 파라미터에 의한 지문간의 정렬 결과. (a), (d) 입력 지문에서 추출된 유사 삼각형 집합, (c), (f) DB 지문에서 추출된 유사 삼각형 집합, (b), (e) 입력 지문과 DB 지문 간의 정렬 결과

정렬시킨 결과이다.

4.2.3 특징점 정합

추정된 대표 변환 파라미터를 이용하여 특징점 정합을 수행하고, 이를 통해 두 지문간의 최종 정합 점수를 계산한다. 대표 변환 파라미터를 입력 지문의 특징점 벡터에 적용한 것을 $(x'_i, y'_i, \theta'_i, type'_i)$, DB 지문의 특징점 벡터를 $(x_d, y_d, \theta_d, type_d)$라 할 때, 두 특징점 벡터 사이의 관계가 식 (22)을 만족하면 두 특징점은 정합되었다고 판단한다[13]. 두 특징점의 좌표간 거리, 특징점이 가지는 방향 성분 값의 차이가 임계치를 만족하고, 두 특징점의 종류가 동일한 경우를 정합되었다고 한다.

$$\begin{aligned} &\sqrt{(x'_i - x_d)^2 (y'_i - y_d)^2} \le TH_{m1} \\ &|\theta'_i - \theta_d| \le TH_{m2} \\ &type'_i = type_d \end{aligned} \tag{22}$$

입력 지문에서 추출한 특징점의 수를 M, DB 지문에서 추출한 특징점의 수를 L, 정합 특징점 쌍의 개수를 MP라고 할 때, 식 (22)를 이용하여 두 지문 간의 정합 점수를 계산한다[13]. 정합 점수는 0~1의 범위를 가지며, 1에 가까울수록 두 지문이 동일인의 지문일 가능성이 높음을 의미한다.

$$matching_score = \frac{MP}{\sqrt{M \times L}} \tag{23}$$

5. 실험 환경 및 실험 결과

실험 환경은 Intel Core2 Duo 2.4GHz의 CPU와 3GB 메모리 사양의 PC를 사용하여 MS Visual C++을 기반으로 프로그램을 제작하였다. 실험에 사용한 영상은 Biokey system 사의 BKS-2600 센서를 이용하여 취득하였다. 138개의 손가락으로부터 138장의 database용 지문 영상과 950장의 입력용 지문 영상을 얻었으며 본인 대 본인 정합은 950회, 본인 대 타인 정합은 130150회 수행한다. 입력용 지문 영상에는 건성, 습성, 일반 화질의 지문 영상이 차지하는 비율은 각각 25%, 25%, 50%이고, 영상의 크기는 320×288이다. 본인 대 본인 정합과 본인 대 타인 정합에 대해 구한 정합 점수의 히스토그램을 이용하여 FMR (False matching rate)과 FNMR (False non matching rate)을 구할 수 있다. FMR은 타인을 본인으로 인식하는 확률을, FNMR은 본인을 타인으로 인식하는 비율을 의미한다. FMR과 FNMR을 각각 축으로 하여 ROC (Receiver operation characteristic) 곡선을 그린다. ROC 곡선은 분류기의 전반적인 성능을 평가할 때 사용하는 지표로 임계값을 변화시키며 얻은 FMR과 FNMR 값을 좌표로 하여 구한 곡선이다. 본인 대 본인 정합과 본인 대 타인 정합 점수의 평균이 서로 멀리 떨어져있을수록 임의의 임계값에 대해 FMR과 FNMR이 낮게 나올 것이고, ROC 곡선은 원점에 더 가까운 분포를 보이며 더 좋은 성능을 가졌다고 할 수 있다. 또 다른 성능의 지표로, FMR이 1%일 때의 FNMR인 FMR100과 FMR이 0.1%일 때 FNMR인 FMR1000을 사용하였다.

우선 지문 인식 시스템 전반에 소요되는 평균 시간은 표 1과 같다. 정합의 경우 본인 대 본인 정합에 소요되는 시간과 본인 대 타인 정합에 소요되는 시간의 평균을 측정하였다.

정합 시 저화질 영역의 제외와 특징점 분류 알고리즘이 정합 알고리즘에 미치는 영향을 알아보기 위해 저화질 영역 제외와 특징점 분류 알고리즘을 모두 적용한 경우, 특징점 분류 알고리즘만 적용한 경우, 저화질 영역 제외 알고리즘만 적용한 경우, 저화질 영역 제외와 특징점 분류 알고리즘을 모두 적용하지

표 1. 지문 인식 시스템의 각 단계별 소요 시간

	수행 시간 (ms)
전처리	33.42
특징 추출	2.24
Delaunay 삼각화	0.267
정합	28.60

않은 경우에 대해 각각 실험을 수행하였다. 우선, 저화질 영역 추출과 특징점 분류에 걸리는 평균 시간은 다음 표 2와 같다. 저화질 영역 추출의 경우 전처리 과정에서, 특징점 분류의 경우 특징 추출 과정에서 수행하게 되는데 전체 과정에 소요되는 시간에 비해 추가 시간에 대한 부담은 크지 않은 것으로 확인할 수 있었다.

특징점 분류는 Delaunay 삼각형을 구성 시 소요되는 시간에 영향을 준다. 특징점 분류 알고리즘을 수행했을 때와 수행하지 않았을 때 Delaunay 삼각형 구성에 소요되는 평균 시간은 다음 표 3과 같다. 균열 및 H-bridging 그룹으로 분류된 특징점을 제외하고 Delaunay 삼각형을 수행하기 때문에 Delaunay 삼각형 구성 시 평균 수행 시간을 줄일 수 있었다.

저화질 영역 제외와 특징점 분류는 전처리 및 특징 추출 단계 뿐 만 아니라 정합 시간에도 영향을 미친다. 과정 유무 별 본인 대 본인, 본인 대 타인 정합에 걸리는 시간은 표 4와 같다. 저화질 영역 제외와 특징점 분류는 정합 시 검색의 후보지를 줄이는 역할을 하여 정합의 수행시간을 감소시킨다. 저화질 영역 제외와 특징점 분류를 모두 포함시켰을 때 모두 포함시키지 않았을 경우 보다 본인 대 본인 정합의 경우 평균적으로 16.86ms, 본인 대 타인 정합의 경우 10.7ms의 시간적 이득을 확인할 수 있었다.

표 2. 저화질 영역 추출과 특징점 분류에 소요되는 시간

	수행 시간 (ms)
저화질 영역 추출	0.2227
특징점 분류	0.1369

표 3. 특징점 분류 과정의 유무에 따른 Delaunay 삼각형 구성 시간

	수행 시간 (ms)
특징점 분류 포함	0.267
특징점 분류 미 포함	0.423

표 4. 실험 과정 유무에 따른 정합 속도

실험 조건		수행시간 (ms)	
저화질 영역 제외	특징점 분류	본인 대 본인 정합	본인 대 타인 정합
○	○	36.50	20.70
×	○	41.08	23.55
○	×	52.14	29.80
×	×	53.36	31.40

저화질 영역 제외와 특징점 분류 과정의 유무에 따른 실험 결과를 그림 13과 표 5의 ROC 곡선 및 FMR100, FMR1000으로 나타내었다. 저화질 영역 제외와 특징점 분류를 모두 고려한 경우보다 특징점 분류만을 고려한 경우의 성능이 미소하지만 좋은 것을 확인할 수 있는데, 이는 영상에 따라 제외되는 저화질 영역의 크기가 달라지기 때문이다. 넓은 저화질 영역이 제외되는 경우 정합의 성능이 저하될 수 있는데, 약 1% 내외의 성능 저하율을 볼 수 있다. 이는 단축된 정합 속도를 생각했을 때 용인할 수 있는 수

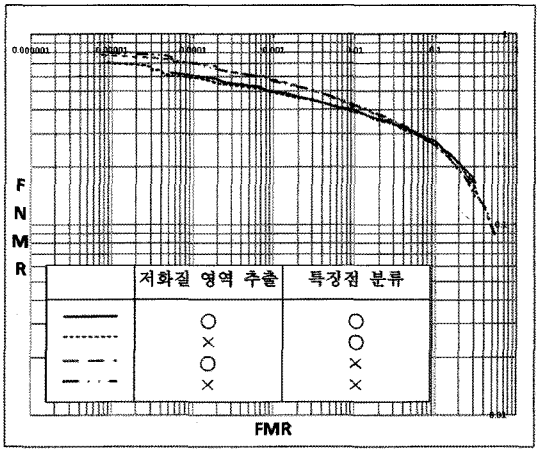


그림 13. 실험 과정 유무에 따른 ROC 곡선

표 5. 실험 과정 유무에 따른 FMR100, FMR1000

실험 조건		FMR100	FMR1000
저화질 영역 제외	특징점 분류		
○	○	39.16%	49.68%
×	○	38.31%	48.42%
○	×	40.63%	56.21%
×	×	42.31%	56.94%

준의 저하율로, 저화질 영역의 제외와 특징점 분류 알고리즘의 도입을 통해 전체 시스템의 수행 시간을 줄이면서 비슷한 정합 성능을 얻을 수 있음을 의미한다.

정합 알고리즘의 성능을 비교하기 위해 NIST (National Institute of Standards and Technology)에서 제공하는 정합 알고리즘 (BOZORTH3)를 이용하였다. BOZORTH3는 모든 특징점에 대해 2개를 선택하여 에지를 구성하고, 에지의 길이와 각도를 정합 정보로 사용하는 방법이다[19]. 그림 14와 표 6은 본 논문에서 제안하는 방법과 BOZORTH3을 이용하여 구한 ROC 곡선 및 FMR100 FMR1000이다. 실험 결과 BOZORTH3 알고리즘 보다 좋은 성능을 보이는 것을 확인할 수 있었다.

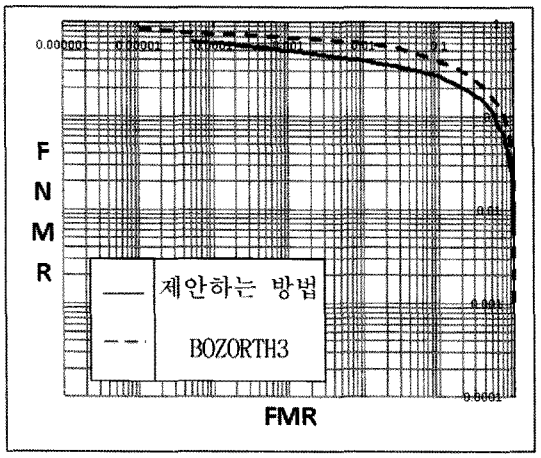


그림 14. 제안하는 방법과 BOZORTH3 알고리즘의 ROC 곡선

표 6. 제안하는 방법과 BOZORTH3 알고리즘의 FMR100, FMR1000

	FMR100	FMR1000
제안하는 방법	39.16%	49.68%
BOZORTH3	60.94%	70.10%

6. 결 론

본 논문에서는 Delaunay 삼각형 기반의 지문 정합 알고리즘을 제안하였다. 제안하는 방법은 입력 지문과 DB 지문에서 추출한 특징점을 이용하여 Delaunay 삼각형을 구성하고 이들의 비교를 통해 지문사이의 변환 관계를 추정한다. 추정한 변환 관계를 이용하여 특징점 간의 정합을 시도하고 이를 이용하여 최종 정합 점수를 산출한다. 정합 알고리즘의 계산 복잡도를 줄이기 위해 블록별 화질 척도 분석 및 특징점 분류 알고리즘을 적용하였다. 블록별 화질 척도의 분석을 통해 지문 영상에서 추출한 저화질 영역 정보와, 분류 알고리즘을 통해 4개의 그룹으로 나눈 특징점을 Delaunay 삼각형의 구성과 정합 알고리즘에서 선별적으로 적용하여 계산 복잡도를 줄이면서도 FNMR과 FMR을 낮추는 효과를 얻을 있었다. 특히 특징점 분류 알고리즘의 적용을 통해 정합 알고리즘의 성능이 더욱 개선되었음을 실험 결과를 통해 확인할 수 있었다. 또한 특징점 패턴에 대한 Delaunay 삼각형 구조를 정합 과정에 이용함으로써 NIST에서 제공하는 BOZORTH3 정합 알고리즘 보다 좋은 성능을 얻을 수 있었다.

본 논문에서 제안한 지문 인식 시스템은 지문의 분류 없이 DB에 등록된 모든 지문에 대해 정합을 수행한다. 이러한 시스템에서는 DB에 등록되는 지문의 수가 증가함에 따라 정합 수행 시간이 비례하여 증가한다는 단점이 있다. 따라서 지문의 방향 지도 분석을 통해 arch, tentarch, loop, whorl의 네가지 유형으로 분류하여 동일한 유형에 대해서만 정합을 수행하는 시스템의 구성이 필요하다. 또한, 변환 관계의 추정과 특징점 정합 과정에서 비교 데이터를 보다 쉽게 검색할 수 있도록 특정 규칙에 기반한 정렬 및 검색 알고리즘을 도입하여 1:1 정합 속도를 보다 개선하는 추후 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

[1] A. K. Jain, A. Ross, and S. Prabhakar, "An introduction to biometric recognition," *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology,* Vol.14, pp. 4-20, 2004.

[2] R. de Luis-Garc, C. Alberola-López, O. Aghzout, and J. Ruiz-Alzola, "Biometric identification systems," *Signal Processing,* Vol. 83, pp. 2539-2557, 2003.

[3] A. K. Jain, H. Lin, S. Pankanti, and R. Bolle, "An identity-authentication system using fingerprints," Proceedings of the IEEE, Vol. 85, pp. 1365-1388, 1997.

[4] A. K. Jain, S. Prabhakar, L. Hong, and S. Pankanti, "Filterbank-based fingerprint matching," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol.9, pp. 846-859, 2000.

[5] A. Ross, J. Reisman, and A. Jain, "Fingerprint matching using feature space correlation," in *Biometric Authentication*, pp. 48-57, 2002.

[6] W. Chen and Y. Gao, "A minutiae-based fingerprint matching algorithm using phase correlation," in 9th Biennial Conference of the Australian Pattern Recognition Society on Digital Image Computing Techniques and Applications, pp. 233-238, 2007.

[7] A. Jain, H. Lin, and R. Bolle, "On-line fingerprint verification," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.19, pp. 302-314, 1997.

[8] L. Xiping, T. Jie, and W. Yan, "A minutiae matching algorithm in fingerprint verification," in Proceedings of the 15th International Conference on Pattern Recognition, pp. 833-836 vol. 4, 2000.

[9] Z. Weiwei and W. Yangsheng, "Core-based structure matching algorithm of fingerprint verification," in Proceedings of the 16th International Conference on Pattern Recognition, Vol.1, pp. 70-74, 2002.

[10] J. Xudong and Y. Wei-Yun, "Fingerprint minutiae matching based on the local and global structures," in Proceedings of the 15th International Conference on Pattern Recognition. Vol.2, pp. 1038-1041, 2000.

[11] H. Deng and Q. Huo, "Minutiae matching based fingerprint verification using Delaunay triangulation and aligned-edge-guided triangle matching," in *Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication*, 2005, pp. 270-278

[12] W. Chengfeng and L. G. Marina, "Delaunay triangulation algorithm for fingerprint matching," in Proceedings of the 3rd International Symposium on Voronoi Diagrams in Science and Engineering, 2006.

[13] L. Ning, Y. Yilong, and Z. Hongwei, "A fingerprint matching algorithm based on Delaunay triangulation net," in Proceedings of the 5th International Conference on Computer and Information Technology, 2005.

[14] X. Wang, J. Li, Y. Niu, W. Chen, and W. Wang, "Adaptive fingerprint enhancement by combination of quality factor and quantitative filters," International Workshop on Biometric Recognition systems, Advances in Biometric Person Authentication, Vol.3781, pp. 111-118, 2005.

[15] C. Jiangang and T. Jie, "Fingerprint enhancement with dyadic scale-space," *Pattern Recognition Letters*, Vol. 25, pp. 1273-1284, 2004.

[16] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histograms," *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, Vol. 9, pp. 62-66, 1979.

[17] Z. Shi and V. Govindaraju, "A chaincode based scheme for fingerprint feature extraction," *Pattern Recognition Letters*, Vol. 27, pp. 462-468, 2006.

[18] M. De Berg, O. Cheong, and M. van Kreveld, *Computational geometry: algorithms and applications*, Springer, 2008.

[19] C. I. Watson, M. D. Garris, E. Tabassi, C. L. Wilson, R. M. McCabe, and S. Janet, "User's guide to NIST fingerprint image software 2 (NFIS2)," *National Institute of Standards and Technology*, 2004.

성 영 진

2004년 3월~2008년 2월 서강대학교 전자공학과 학사
2008년 3월~2010년 2월 서강대학교 전자공학과 석사
2010년 3월~현재 현대 자동차
관심분야 : 영상처리, computer vision

김 경 환

1984년 서강대학교 전자공학과 학사
1986년 서강대학교 전자공학과 석사
1996년 Dept. of Electrical and Computer Engineering, State University of New York at Buffalo 박사
1986~1993년 금성(LG) 정밀 연구소(선임연구원)
1993~1997년 美 CEDAR/SUNY at Buffalo, Research scientist
1997~현재 서강대학교 전자공학과 교수
관심분야 : 영상신호해석, 패턴인식, computer vision, embedded system design