

특징점의 분류를 이용한 지문 정합방법

Fingerprint Matching Using Classify of Minutiae

*김재일 **양주청 ***박동선

Kim Jae Il Yang Ju Cheng Park Dong Sun(영문 저자명)

Abstract - 본 논문에서는 지문 인식을 하는데 있어서 특징점의 정보를 이용하여 지문을 정합하는 방법을 제안하였다. 지문에는 중심점(core point), 삼각주(delta point), 분기점(bifurcation), 단점(ending point)들이 있는데, 본 논문에서는 먼저 poincare index를 이용하여 중심점을 검출한다. 검출된 중심점을 중심으로 하여 관심영역(ROI : region of interest)을 결정하여 영역내의 특징점을 검출하여, 각각 특징별로 분류한 다음 중심점과 특징점들과의 관계를 계산하여 지문 정합에 이용한다.

입력 받은 지문은 개개인 각각 양손 모두 10개의 손가락에서 센서의 누르기 압력을 다르게 하여 2번 입력 받아 사용하였다. 실험 결과 기존의 특징점 기반 알고리즘 보다 더 적은 영역에서 좀 더 정확하고 신뢰할 수 있는 지문 정합을 보여 줌을 확인하였다.

Key Words : 지문, 중심점, 특징점

1. 서 론

생체 인식은 인간의 신체적 특징을 이용하여 자동으로 개인의 신원을 확인·인증하는 기술로서 이러한 개인 특성은 도난이나 누출 가능성에 없으며 변경되거나 분실할 위험성도 없으므로, 이러한 기술을 많이 사용하고 있다.[1]

이러한 생체 인식 시스템을 구현하는데 있어서 주로 사용되는 인간의 특징으로서는 홍채(Iris), 지문(Fingerprint), 얼굴(Face), 장문(Palm print), 손모양(Hand geometry), 열상(Thermal image), 음성(Voice), 필체(Signature), 혈관(Vein), 타이핑(Typing, Keystroke dynamics), 망막(Retina) 등이 있다. 이중에서도 지문 인식은 불변성과 유일성을 만족하기에 충분할 뿐 아니라 정합에 대한 정확도, 수행 속도, 구현 비용 등의 중요한 평가 항목에서 현실성이 있는 생체 인식 수단으로 주목받아 왔고, 현재 생체 인식 시장에서 단연 선두에 있다.

일반적으로 지문 인식 시스템에서 가장 큰 어려움 중 한 가지가 같은 사람에게서 지문 이미지를 획득하더라도 입력되는 시간, 센서에 손가락을 누르는 압력 그리고 손가락이 눌리는 방향에 따라 지문의 모양이 변형되어 위치

와 형태가 변해서 잘못된 특징점이 생성 될 수 있기 때문에 입력되는 두 지문에 대해서 동일인인지 아닌지를 판별하는 것이 매우 어려운 문제이고, 또 다른 하나는 획득한 지문 이미지에 있어서 지문의 중심점을 검출해 내기가 어려운 것이다.



그림 1 지문의 특징점

저자 소개

*全北大學 情報通信工學科 碩士課程
**全北大學 情報通信工學科 博士課程
***全北大學 電子情報工學部 教授

A. K. Jain 등은 Hough 변환을 이용하여 지문의 회전(rotation)과 이동(translation)량을 구하여 일치시킨 다음 정합 박스(matching box)를 이용하여 일치한 다음 정합방법을 제안하였고[2], A. Wahab 등은 특징점 사이의 관계를 이용하여 지역적 구조(local feature)를 이용하여 일치한 다음 정합하는 방법을 제안하였다[3]. 이들 방법들은 두 지문 이미지를 정합시키기 위해서 하나의 변환 매개변수를 이용하는 전체일치(Global Alignment)방법을 사용하고 있다. 그러나 지문은 센서에 입력될 때의 손가락의 압력 변화 손가락의 위치와 방향에 의해서 변형

되어지므로 특징점의 위치와 방향이 변하게 될 뿐만 아니라 두 특징점 사이의 거리가 벌수록 그 변형되는 정도도 커지므로 정합 성능이 저하되는 문제점이 있다. 또한 중심점의 절대적 위치를 정의하기가 불가능하고 Arch형 지문의 경우 중심점이 존재하지 않을 수도 있다. 일반적인 지문 이미지의 분류방법에서 각 지문의 종류에 따라 중심점의 개수는 Arch형이 0개, Tented Arch 형과 Left Loop, Right Loop형이 1개 Twin Loop와 Whorl 형이 2개의 중심점을 갖는다[4]. 그림 2.

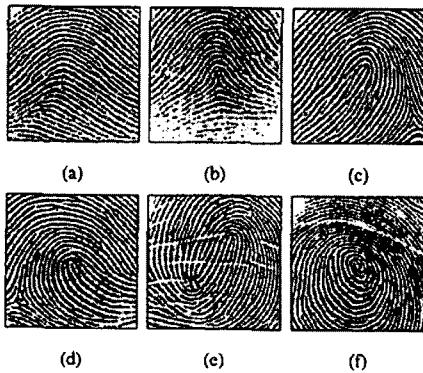


그림 2. 지문의 분류

(a)Arch (b)Tented arch (c)Left loop (d)Right loop
(e)Twin loop (f)Whorl

2. 지문의 중심점 검출

지문 이미지에서 지문의 중심점을 검출하고, 중심점이라고 정의한다. 지문의 방향성분을 판단하고, 부드럽게 한다. 지문 이미지를 각각 8X8 블록으로 분할한 다음 poincare index를 이용하여 지문의 중심점을 검출한다[4].

$$Poincare(i, j) = \frac{1}{2\pi} \sum_{k=0}^{N-1} \Delta(k)$$

$$\Delta(k) = \begin{cases} \delta(k), & \text{if } |\delta(k)| < \frac{\pi}{2} \\ \pi + \delta(k) & \text{if } \delta(k) < -\frac{\pi}{2} \\ \pi - \delta(k) & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\delta(k) = \theta(X(k'), Y(k')) - \theta(X(k), Y(k))$$

$$k' = (k+1) \bmod N$$

$\theta(i, j)$ 는 지문에서 방향 성분이고, $X(k), Y(k)$ 는

폐곡선 안에 있는 N블록들의 좌표이다. poincare index가 1/2 이면 이 블록은 중심점을 포함하는 블록이고, 이 블록의 중심에 중심점이 위치하게 된다. 만약 -1/2이면 이 블록은 삼각주를 포함하는 블록이다. 중심점을 검출하지 못했다면, 방향성분을 자세하게 나타내기 위해 좀 더 큰 평활화 값을 가지고 다시 실행된다.

3. 지문의 특징점 추출과 분류

3.1 특징점 추출

입력받은 지문 이미지에서 중심점을 찾은 다음 그 중심점을 중심으로 하는 관심 영역(ROI)을 결정한다. 그림[3].



그림 3. 중심점과 관심영역

그림 3에서 보이는 것처럼 16X16 픽셀의 크기의 사각형으로 행과 열 각각 7개의 총 49개의 관심 영역을 결정한다. 만약 이보다 적은 영역을 선택한다면 검출되는 특징점들의 수가 너무 적어 지문 정합에 적합하지 않고, 노이즈의 영향을 크게 받아 잘못된 특징점을 검출해 낼 수 있으며, 반대로 지문의 전체 이미지를 사용한다면 지문 이미지의 뒤틀림이나, 찌그러짐에 심각한 영향을 받을 수 있기에 위의 방법을 선택하였다.

중심점을 제외한 48개의 영역에서 특징점들을 추출한다.

3.2 특징점 분류

48개의 영역에서 추출된 특징점을 특징에 따라 단점과 분기점으로 분류를 한다. 그 후 각 영역에 있는 특징점마다 특징에 따라 순서를 정하여 레이블링을 한다.

K-NN(K-nearest neighborhood) 방법을 이용하여 중심점과 각 특징점들과의 거리와 기울기를 계산한다[5]. 그림 4.

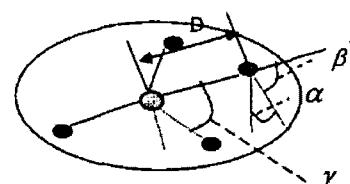


그림 4. 4-nearest neighborhood

D는 중심 특징점과 이웃한 특징점 까지의 거리이고, 기울기 α 는 중심 특징점의 방향과 이웃한 특징의 방향 성 사이의 기울기이고, 기울기 β 는 이웃한 특징점과 용선과의 기울기이며, 기울기 γ 는 이웃한 두 용선 간의 기울기이다.

지문 이미지의 작은 영역에서는 지문의 뒤틀림이나 찌그러짐으로 영향이 거의 없다. 그래서 중심점과 이웃한 특징점 사이의 거리는 지문 이미지의 이동과 회전에도 불변함을 보여

준다.

3.3 지역 구조 정합 알고리즘

두 개의 지문 이미지를 정합하는데 지역 구조에 따라서 두 지문 이미지의 유사도를 검사하여 정합하였다. 두 지문 이미지의 지역 구조에서 중심점과 분류되어 레이블링된 특징점들의 거리와 각도 등을 비교하여 정합되는 수를 계산하여 두 지문 이미지의 유사도를 결정하였다.

$$R_d = |D_{m1} - D_{m2}| / \min(D_{m1}, D_{m2})$$

$$D_\alpha = \alpha_{m1} - \alpha_{m2}$$

$$D_\beta = \beta_{m1} - \beta_{m2}$$

$$D_\gamma = \gamma_{m1} - \gamma_{m2}$$

R_d 는 두 용선 사이의 거리를 나타내고 D_{m1} , D_{m2} 는 지문 이미지의 지역 구조에서 각 특징점(분기점, 단점)간의 거리이며 함수 $\min()$ 은 두 값 중 작은 값을 선택한다.

두 이미지의 정합 결과를 계산하여 두 이미지의 유사성을 결정한다.

훼손된 경우 중심점을 찾지 못하는 결과가 발생하여, 하나의 특징점에 의존하는 알고리즘의 한계를 벗어나지 못하였다. 이 부분을 해결 할 수 있는 알고리즘을 찾는데 연구를 하려 한다.

참 고 문 헌

- [1] J. L. Wayman, "Fundamentals of Biometric Authentication Technologies", International journal of Image and Graphics, Vol. 1, NO. 1, pp. 93-113, 2001.
- [2] N. Ratha, K. Karu, C. Shaoyun and A. K. Jain, "A Real-Time Matching System for Large Fingerprint Databases", IEEE Trans. on PAMI Vol. 18, No. 8, pp. 799-813, 1996.
- [3] A. Wahab, S. H. Chin and E. C. Tan, "Novel approach to automated Fingerprint recognition", IEEE Proc. -Vis. Image Signal Process, Vol. 145, No. 3, pp. 160-166, June 1998.
- [4] A. K. Jain, S. Prabhakar, and L. Hong, "A Multichannel Approach to Fingerprint Classification", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 21, No. 4, pp. 348-359, 1999.
- [5] W. Zhang, Y. Wang, "Core-Based Structure Matching Algorithm of Fingerprint Verification", IEEE Trans. Pattern Recognition, Vol. 1, pp. 70-74, Aug. 2002.

4. 실험 결과

이 실험을 위해서 30명으로부터 각각 양손 10개의 손가락에서 지문 이미지를 2번씩 획득하였다. 등록된 이미지는 총 600개의 이미지이고, 입력받은 이미지의 크기는 256 X 256으로 하였다. 지문 이미지의 훼손이 너무 심한 것은 사용하지 않았다. 인식률 실험을 위해서 FAR(false accept rate)와 FRR(false refuse rate)를 측정하였다. 표1.

	기존알고리즘	제안한 알고리즘
FAR	3.0 %	3.0 %
FRR	1.8 %	1.7 %

표 1. 두 알고리즘의 인식률 비교 (백분율)

두 알고리즘을 비교해 보면 FAR에서는 기존의 알고리즘과 제안한 알고리즘의 차이가 없지만 FRR을 보면 나아진 것을 보여주고 있다.

5. 결 론 및 향후 과제

이 논문에서 기존의 특징점 기반 알고리즘을 개선하여 각 특징점의 특징에 따라 분류한 다음 레이블링을 하여 중심점과의 관계를 측정하여 두 지문 이미지의 유사도에 따라 지문 정합을 하였다. 기존의 특징점에 기반한 알고리즘은 지문 이미지 전체의 특징점을 찾고, 특징점들의 유사도에 따라 지문을 정합하였지만 이 논문에서 제안한 알고리즘은 관심영역을 결정하여 관심 영역에서만 특징점을 찾기에 빠르게 지문 정합을 할 수 있다. 하지만 지문 이미지가 뚜렷하지 않고 많이