

특이점과 Gabor 필터를 이용한 효과적인 지문 이미지 분류

이 민 섭, 이 철 회
강원대학교 전기공학과

Fingerprint Classification using Singular Points and Gabor filter

Min-Seob Lee, Chul-Heui Lee
Dept. of Electrical Engineering, Kangwon University
E-mail : onlytobe@korea.com

Abstract

In this paper, we introduce a new approach to fingerprint classification based on both singular points and gabor features. We find singular points of fingerprint image by using squared direction field and Poincare index. Then, the input fingerprint image can be classified into one of 5 classes using the number of singular points and their location. However, it is often impossible to classify the fingerprint image because the numbers and the position of the singular points are not correct due to noise. In this case Gabor features are extracted from unclassified images using Gabor filter and they are classified by using $k-NV$ classifier. This method has been tested on the NIST-4 database. The experimental results show that the proposed method is reliable.

1. 서론

정보통신 기술의 발전과 더불어 인터넷이 급속하게 보급되고 전자상 거래가 활성화되면서 보안의 중요성이 크게 부각되고 있으며 이에 대한 해결책으로 망각, 분실, 도난, 복제 등의 문제가 없고 신뢰성이 높은 생체인식(Biometrics) 기술이 활발히 연구, 응용되고 있다. 특히 지문인식 기술은 정확도 및 경제성 등의 이유로 가장 많이 이용되고 있는 실정이다.

지문인식은 크게 두 단계로 수행된다. 첫 번째는 지문의 특징을 기반으로 대표적인 주 부류(arch, tented arch, left loop, right loop, whorl)로 나누어 입력지문이 어느 종류인지를 분류(Classification)하는 단계이고, 두 번째는 입력지문에서 특징을 추출하여 등록 지문의

특징과 유사성을 비교하여 같은 지문인지 판별하여 개인을 식별하는 정합(Matching)과정이다. 지문의 정합과정에서 입력 지문에 대한 등록 지문과의 정합에 필요한 시간은 등록 지문의 수가 많으면 많을수록 증가하므로, 빠른 지문인식을 위해서는 정합에 사용하게 될 등록지문의 탐색공간을 줄이는 것이 필요하다. 따라서 효과적인 분류기법을 찾는 것은 매우 중요한 문제이다.

지문의 분류 방법은 대체로 용선의 전체모양을 이용하는 방법과 특이점(Singular Point)을 이용하는 방법으로 나눌 수 있다.[1] 전자의 방법은 지문영상에서 용선의 모양을 분석하여 흐름선을 구하고 이 모양을 이용하여 지문을 분류한다. 후자는 지문 이미지에서 Core나 Delta를 구하고 이 특이점의 수와 위치를 이용하여 지문을 분류한다.

본 논문에서는 방향성 정보를 이용한 특이점 추출과 Gabor 필터를 이용한 부가 특징 추출을 결합하여 지문의 효율적인 분류 방법을 제안하였다. 본 논문에서는 [2]의 방향성 정보를 이용하여 화소단위의 해상도로 정확하게 특이점을 추출하는 방법을 빠른 분류를 위해 블록단위로 변형하여 수행하였다. 이 과정을 통해 얻은 특이점의 개수, 위치, 종류를 이용하여 1차적인 분류를 수행한다. 그렇지만 이 과정에서 종종 잡음에 의한 거짓 특이점 발생이나 지문 획득시 특이점이 누락된 경우 오분류나 미분류가 일어난다. 기존에는 이 거짓 특이점을 제거하기 위해 방향성 이미지의 평활화를 반복적으로 수행하여 해결하였지만[1], 시간도 많이 걸릴뿐더러 진짜 특이점이 제거되는 경우도 생긴다. 따라서 본 논문에서는 Gabor 필터를 [6][7][8]를 이용해 특정 방향들에 대해 정보를 추출하고 이를 바탕으로 미분류된 지문 이미지를 2차적으로 재분류하여 전체적인 오분류를 줄이고자 하였다.

2. 방향정보를 이용한 특이점 추출

2.1 DF(Directional Field) 추정

Gaussian 필터링된 이미지의 gradient는 방향성을 가지는 패턴의 방향정보를 추정하는데 좋은 성능을 내므로[3] 먼저 입력된 이미지는 다음과 같은 임펄스 응답을 갖는 Gaussian 필터에 의해 평활화 된다.

$$g(x, y) = e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} \quad (1)$$

평활화 후 Ando[4]의 미분 연산자를 이용하여 각 화소에서 각 방향 gradient $G_x(x, y)$, $G_y(x, y)$ 값을 구한다. 실제 용선의 방향은 같은 방향일지라도 구해진 gradient 값은 정반대 방향을 나타낼 수 있으므로 SDF(Squared Direction Field)를 이용하여 이를 해결한다.[1] DF를 제공하면 위상이 2배, 크기가 제공이 되므로 반대의 방향인 것을 같은 방향을 가리키게 할 뿐만 아니라 동시에 주 방향을 강화시키는 효과를 나타낸다. SDF 방법에서는 (2), (3), (4)식으로 정의된 G_{xx} , G_{yy} , G_{xy} 의 세 값을 계산한다. 여기서 W 는 15×15 , $\sigma=6$ 인 Gaussian window를 사용하였다.

$$G_{xx} = \sum_W G_x^2 \quad (2)$$

$$G_{yy} = \sum_W G_y^2 \quad (3)$$

$$G_{xy} = \sum_W G_{xy} \quad (4)$$

본 논문에서는 방향정보 계산 시간을 줄이기 위하여 화소 단위로 추정하지 않고 이미지를 겹치지 않게 8×8 의 Block으로 나누어 그 중심에서 식 (5), (6), (7)을 이용 Block을 대표하는 G_{xx} , G_{yy} , G_{xy} 를 구한다.

$$G_{xx}(x, y) = \sum_{u=x-\frac{R}{2}}^{x+\frac{R}{2}} \sum_{v=y-\frac{R}{2}}^{y+\frac{R}{2}} G_x^2(u, v) \quad (5)$$

$$G_{yy}(x, y) = \sum_{u=x-\frac{R}{2}}^{x+\frac{R}{2}} \sum_{v=y-\frac{R}{2}}^{y+\frac{R}{2}} G_y^2(u, v) \quad (6)$$

$$G_{xy}(x, y) = \sum_{u=x-\frac{R}{2}}^{x+\frac{R}{2}} \sum_{v=y-\frac{R}{2}}^{y+\frac{R}{2}} G_{xy}(u, v) \quad (7)$$

그런 다음 Bazen에 의해 제안된 PCA(Principle component Analysis)를 기반한 방법[2]을 이용해 방향 정보 $\theta = \angle \mathbf{v}_2$ 를 구한다.

$$\mathbf{v}_2 = \left[\frac{1}{2}(G_{xx} - G_{yy}) + \frac{1}{2}\sqrt{(G_{xx} - G_{yy})^2 + 4G_{xy}^2} \right] \quad (8)$$

$$\theta = \tan^{-1} \left(\frac{V_2(2)}{V_2(1)} \right) \quad (9)$$

2.2 특이점(Singular Point) 추출

특이점은 지문에서 용선의 흐름이 불연속이 되는 지점으로서 Core는 용선의 굴곡이 가장 큰 지점이며,

Delta는 다른 세 군데 방향의 용선이 만나는 삼각형 지점의 중심인 곳을 말한다. 특이점 추출 방법으로는 여러 가지가 있으나 Poincare 지수를 이용한 방법이 많이 이용되고 있다[1]. Poincare 지수는 한 지점에서 주변의 폐경로를 따라 방향의 변화를 합하는 것으로 아래와 같이 정의된다.

$$P_{in}(x, y) = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \int_0^{2\pi} \frac{\partial}{\partial \theta} O(x + \epsilon \cos \theta, y + \epsilon \sin \theta) d\theta \quad (10)$$

지문에서는 Poincare Index의 값이 Core에 대해서는 π , Delta는 $-\pi$, 나머지는 0이 된다. Poincare 지수를 이용하는데 가장 문제가 되는 것은 폐경로의 모양이나 크기를 정하는 것이다. 또 이렇게 구해진 Poincare 지수가 특이점인지 아닌지 이진 값으로 결정되는 것이 아니라 구해진 지수를 통해 특이점을 찾아야 하는 후처리과정이 필요하다.

본 논문에서는 특이점 추출에 Poincare 지수를 이용한 폐경로의 모양이나 크기의 선택이 필요 없고 후처리과정이 없는 Bazen의 방법을 이용하였다.[2] 2.1절에서 구한 SDF를 이용하여 식 (11)과 같이 방향의 변화를 합하는 것 대신 SDF의 방향의 Gradient를 합하는 것으로 대체한다.

$$\begin{bmatrix} J_x(x, y) \\ J_y(x, y) \end{bmatrix} = \nabla 2\theta(x, y) = \begin{bmatrix} \frac{\partial 2\theta(x, y)}{\partial x} \\ \frac{\partial 2\theta(x, y)}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (11)$$

, 단 2θ 는 SDF의 방향

이 때 J의 성분들의 이산 gradient의 계산은 "modulo 2π "으로 계산되어야 한다. 그래서 2θ 의 범위가 $-\pi$ 에서 π 사이에 놓이게 하여야 한다. 다음으로 Green 정리를 이용하여 폐경로 선적분을 면적분으로 바꾸어서 계산한다.

$$\oint_{\partial A} \omega_x dx + \omega_y dy = \iint_A \text{rot}[\omega_x, \omega_y]^T \quad (12)$$

$$= \iint_A \left(\frac{\partial \omega_y}{\partial x} - \frac{\partial \omega_x}{\partial y} \right) dx dy$$

$$\begin{aligned} \text{Index} &= \sum_{\Delta x \Delta y} \text{along } \partial A = (J_x \cdot \Delta x + J_y \cdot \Delta y) \\ &= \sum_A \text{rot}[J_x, J_y]^T \\ &= \sum_A \left(\frac{\partial J_y}{\partial x} - \frac{\partial J_x}{\partial y} \right) \end{aligned} \quad (13)$$

식 (13)은 Poincare 지수를 매우 효과적으로 구할 수 있으며, 비교적 정확한 지점에서 특이점을 찾을 수 있다. 단, Poincare 지수의 값이 Core는 2π , Delta는 -2π , 나머지는 0으로 기존의 방법의 결과와 다른 결과임을 주의하여야 한다.

2.3 분할(Segmentation)에 의한 거짓 특이점 제거

위의 특이점 추출 방법은 진짜 특이점뿐만 아니라 지문이미지 바깥의 잡음지역이나 내부의 잡음지역으로 인한 거짓 특이점까지 모두 찾아낸다. 이는 이미지 분류시 오분류를 일으키는 원인이 된다. 따라서 거짓 특

이점을 제거 해줄 필요가 있다. 그러므로 실제 지문 이미지 영역과 지문 이미지 내의 잡음 영역을 분리할 필요가 있다. 본 논문에서는 Coherence[2][3]와 Mophology 기법을 이용해 수행하였다. 모든 gradient의 방향이 같은 방향을 가리키면 Coherence는 1이고, 모든 gradient의 방향이 모든 방향으로 동등하게 분배된다면 Coherence는 0이다. 그림 1의 (a)를 보면 지문 이미지 배경에서는 매우 방향이 혼란스러운 것을 볼 수 있는 반면 Coherence는 고르게 분포되어 배경과 전경을 쉽게 구별할 수 있다. 수행과정은 다음과 같다.

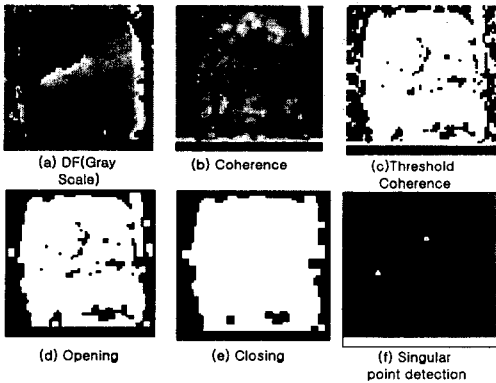


그림 1. 특이점 추출과정

먼저 DF를 구하는 과정에서 Coherence도 같이 구한다. 그 다음 적당한 임계값을 선택하여 이진화를 시켜 마스크를 생성한다. 이때 임계값을 선택하는 방법은 개선된 Otsu's 방법을 이용한다.[5] 임계치 적용으로 형성된 마스크를 직접 분할과정에 사용하기는 힘들다. 이 마스크에 Morphology 기법을 적용한다. 먼저 생성된 마스크에 제거(Opening)연산을 한다. 이 연산은 전체 이미지에서 아주 작은 물체를 제거하거나 전체 이미지에서 배경확장에 따른 물체를 축소하는 역할을 한다. 다음에 채움(Closing) 연산을 수행한다. 이 연산은 물체 안에 홀과 같은 빈 공간을 메우는 역할을 하거나 서로 짧은 거리만큼 떨어진 영역을 연결시켜준다. 이 마스크를 특이점 추출을 거친 이미지와 곱해서 거짓 특이점을 제거한다.

3. 2차 분류를 위한 특징 추출

3.1 정규화(Normalization)

지문 날인시 또는 스캔시의 잡음 및 손가락 압력의 차이를 제거하기 위해 수행한다. 식 (14)에서 M 과 V 는 추정된 평균과 분산이며, M_0 와 V_0 는 원하는 평균값과 분산 값으로 각각 100으로 설정하였다.

$$N(x, y) = \begin{cases} M_0 + \sqrt{\frac{V_0((I(x, y) - M)^2)}{V}} \cdot I(x, y) > M \\ M_0 - \sqrt{\frac{V_0((I(x, y) - M)^2)}{V}}, & otherwise \end{cases} \quad (14)$$

3.2 Gabor 필터를 이용한 특징추출

Gabor 필터는 영상을 공간적으로 국부화(Localization)시키는 특성을 지니고 있을 뿐만 아니라 주파수 영역에서도 특정 주파수와 방향에 대해서 선택적으로 반응하는 대역 통과 필터의 특성을 가지며 입력 영상의 크기 변화와 회전 변화에 둔감한 특성을 가지고 있기 때문에 많은 영상처리 분야에서 널리 사용되고 있다. 지문인식 분야에서의 적용사례는 이미지 향상[6], 분류[7], 매칭[7]등이 있고, 이들을 위한 Gabor 특징들이 제시되었다.

일반적인 2차원 이산 Gabor 필터는 식 (15)와 같다.[9] $P \times Q$ 의 크기를 가지는 이미지를 $I(x, y)$ 라 놓으면 이미지의 이산 Gabor 웨이블릿 변환은 convolution에 의해 주어진다.

$$G_{mn}(x, y) = \sum_s \sum_t I(x-s, y-t) \psi_{mn}^*(s, t) \quad (15)$$

여기서 s 와 t 는 필터 마스크의 크기이고, ψ_{mn}^* 은 모 웨이블릿의 팽창과 회전에 의해 생성되는 자기 유사함수의 복소공액 함수다. 모 웨이블릿의 형태는 식 (16)과 같다.

$$\psi(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right)\right] \exp(j2\pi fx) \quad (16)$$

$$\mathcal{W}(u, v) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left[\frac{(u-W)^2}{\sigma_u^2} + \frac{v^2}{\sigma_v^2}\right]\right] \quad (17)$$

여기서 f 는 변조 주파수를 나타내고 $\sigma_u = (2\pi\sigma_x)^{-1}$, $\sigma_v = (2\pi\sigma_y)^{-1}$ 이다. 자기 유사함수는 아래의 식으로부터 생성된다.

$$\psi_{mn}(x, y) = a^{-m} \psi(x', y') \quad (18)$$

여기서 $m=0, 1, \dots, M-1$, $n=0, 1, \dots, N-1$ 이고, $x' = a^{-m}(x \cos \theta + y \sin \theta)$, $y' = a^{-m}(-x \sin \theta + y \cos \theta)$ 이며, m 은 scale, n 은 orientation을 나타내고 $a > 1$, $\theta = \pi n/N$ 이다. 이때 $a = (U_h/U_l)^{\frac{1}{M-1}}$ 이다. 여기서 U_h 와 U_l 은 필터뱅크에 포함되는 대역의 최대와 최소 주파수이다.

이미지에 다른 방향과 scale의 Gabor 필터를 적용한 후 변환된 계수의 평균과 표준편차를 구한다.

$$\mu_{mn} = \frac{1}{PQ} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} |G_{mn}(x, y)| \quad (19)$$

$$\sigma_{mn} = \frac{1}{PQ} \sqrt{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (|G_{mn}(x, y)| - \mu_{mn})^2} \quad (20)$$

본 논문에서는 scale은 1, 방향은 8로 하였다. 그래서 다음과 같은 특징 벡터를 생성한다.

$$F = [\mu_{00}, \sigma_{00}, \mu_{01}, \sigma_{01}, \dots, \mu_{07}, \sigma_{07}] \quad (21)$$

4. 지문이미지 분류

각 부류에 따른 특이점의 형태, 수, 위치를 표 1에 나타내었다.

표 5. 각 부류의 특이점의 형태와 수

부류	Core	Delta
Arch	0	0
Tented Arch	1	1(중간)
Left Loop	1	1(왼쪽)
Right Loop	1	1(오른쪽)
Whorl	2	2

특이점에 의한 1차 분류는 표의 정보를 그대로 적용한다. 즉, 특이점이 발견되지 않으면 Arch로 할당하고 Core가 1개 발견되면 Delta의 Core에 대한 상대적인 위치 즉, Core의 왼쪽에서 발견되는지 오른쪽에서 발견되는지에 따라 각각 Left Loop와 Right Loop에 할당된다. Tented Arch는 Core에 대한 Delta의 상대위치가 정해놓은 임계 값 안에 위치하면 할당한다. Whorl은 Core와 Delta의 개수가 각각 2개씩이면 할당하고 또한 Delta는 이미지 획득시 누락되는 경우가 많으므로 Core가 2개인 경우, Core가 2개이고 Delta가 1개인 경우, Delta가 2개인 경우, Delta가 2개이고 Core가 1개인 경우는 모두 Whorl로 할당한다.

1차 분류에서 미분류된 것은 Gabor 필터를 이용하여 여러 방향에 대한 정보를 얻고 이 정보를 k-NN(k - Nearest Neighborhood) 분류기를 이용하여 분류한다.

5. 실험 및 결과

이용한 데이터베이스는 NIST 4를 이용하였다. 이 데이터베이스는 총 4000장의 지문이미지로 구성되어 있으며 각 부류당 400장씩 두 개의 쌍으로 이루어져 있다.

표 6. NIST-4 Database의 분류결과

	Arch	Tented Arch	Left Loop	Right Loop	Whorl
Arch	195	3	1	1	0
Tented Arch	43	139	8	10	0
Left Loop	5	6	187	1	1
Right Loop	3	6	1	188	2
Whorl	3	0	3	4	190

첫 번째 쌍은 학습데이터로 이용되었고 두 번째 쌍은 테스트 데이터로 사용하였다. 질이 매우 나쁜 이미지는 제거하고 사용하였다. 총 1000장의 이미지를 사용

하여 결과를 확인하였고 결과를 표 2에 나타내었다.

Arch와 Tented Arch는 구별하기가 쉽지 않아 보통 하나의 부류로 분류하는데 결과를 보면 이 두 부류가 양호하게 분류된 것을 확인할 수가 있다.

6. 결론

본 논문에서는 효과적인 지문 이미지 분류를 위해 특이점과 Gabor 필터를 사용하여 분류하는 법을 제안하였다. 잡음과 이미지 획득시 특이점이 누락되는 경우 등으로 인해 특이점에 대한 정확한 추정이 어려운 경우가 많다. 본 논문에서는 SDF와 Poincare 지수를 이용하여 비교적 정확히 특이점을 추출하는 알고리즘을 사용하여 정확성을 높였으며, 특이점으로 1차 분류 후 미분류된 지문이미지에 대해서 Gabor 필터로부터 얻어진 정보를 바탕으로 2차적으로 재분류하여 좀더 향상된 분류도를 얻을 수 있었다.

차후 연구로는 Gabor 필터로부터 얻어진 정보를 분류에 이용하는 것 뿐만 아니라 정합에도 이용해 전체적인 시스템의 효율성을 높이는 것을 연구하고자 한다.

[참고문헌]

- [1] Masahiro Kawagoe, Akio Tojo, "Fingerprint pattern classification," Pattern Recognition, Vol. 17, No3, pp. 295-303, 1984
- [2] Asker M. Bazen, Sabih H. Gerez, "Systematic Methods for the Computation of the Directional Fields and Singular Points of Fingerprints," IEEE Trans, On Pattern Analysis and Machine Intelligence Vol. 24, No. 7, pp. 905-919, July 2002
- [3] M.Kass and A. Witkin, "Analyzing Oriented Patterns," Computer Vision, Graphics, and Image Processing, Vol. 37, No. 3, pp. 362-385, Mar. 1987
- [4] Ando, "Consistent Gradient operator," IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence Vol. 22, No. 3, pp. 252-265, Mar. 2000
- [5] Ping-Sung Liao, Tse-Sheng Chen and Pau-Choo Chung, "A Fast Algorithm for Multilevel Thresholding," Journal of Information Science and Engineering, Vol.17 No.5, pp.713-727, Sep 2001
- [6] C.J. Lee and S.d. Wang, "Fingerprint feature extraction using Gabor filter," Electronics Letters, Vol. 35, No. 4, pp. 288-290, 1999
- [7] S. Prabhakar, "Fingerprint Classification and Matching Using a Filterbank," Ph.D. Thesis, 2001.
- [8] D. S. Zhang and G. Lu. "Content-based Image Retrieval Using Gabor Texture Features," In Proc. of First IEEE Pacific-Rim Conference on Multimedia (PCM'00), pp.392-395, December, 2000