

# 방향성 이미지의 통계적 접근을 통한 지문의 특이점 추출 방법

차정희\*, 김계영, 최형일  
숭실대학교 컴퓨터학과  
e-mail:pelly@vision.ssu.ac.kr

## Singular Points Detection Method Through The Statistical Approach In Directional Fingerprint Image

Jeong-Hee Cha\*, Gae-Young Kim, Hyung-Il Choi  
Dept of Computing, Soongsil University

### 요약

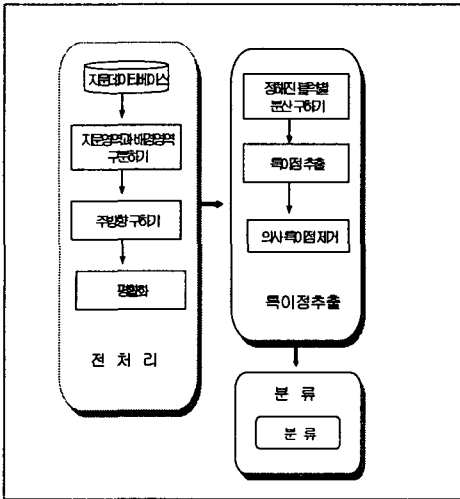
지문 인식분야는 분류와 인증단계로 나뉜다. 이 논문에서는 방향성 이미지의 통계적 접근방법을 이용한 새로운 지문분류 알고리즘을 제안한다. 알고리즘은 세 단계로 이루어져 있으며, 첫째, 용선의 방향성 계산 단계, 둘째, 방향성 이미지 분포의 분산을 이용한 특이점 추출단계, 셋째 지문의 분류 단계이다. 실험은 1000개의 NIST-4 DB를 이용하였으며 정확도는 5분류(공상문, 텐트형 공상문, 우제상문, 좌제상문,와상문)에 대해 87.8%이다.

### 1. 서론

최근 정보 보안의 기수로 떠오른 지문인식 분야는 생체 인식의 다른 분야보다 여러 가지 특성(편리성, 안전성, 신뢰성 등)으로 인해 아주 오래 전부터 실생활에 본인 확인을 위한 수단으로 이용되어져 왔다. 최초의 지문 인식 자동시스템은 1970년대 초 FBI(U.S Federal Bureau of Investigation)에 의해 개발되었다. 그러나 곧 지문 데이터베이스의 크기가 커지고 인증 요구 또한 증가하여 효율성을 높이기 위한 지문 분류의 필요성이 제기 되어졌다. 지문 인식 분야는 크게 분류(Classification)와 인증(Identification)의 두 갈래로 나뉘어 진다. 분류는 Coarse level의 지문 인식 방법으로 1 대 1의 정확한 비교를 한다기보다 지문의 대체적인 형태에 근거한 것으로, 대용량 데이터 베이스에서의 1차적인 필터로서 여전히 큰 역할을 하고 있다. 대용량 데이터 베이스에서의 검색 효율성을 위해 지문을 분류할 때는 중심점(core), 삼각주(delta)등을 정의하여 사용하게 되는데, 이들을 특이점(Singular Points)이라고 한다. 또한 제상문을 sub class로 분류하기 위해서

core, delta 사이를 가로지르는 용선의 수를 기준으로 하기도 한다. 전체 지문 분류를 위해 수행되는 시간 중에 가장 많이 소요되는 부분이 전처리 및 초기 방향 성분 생성 단계이기 때문에 수행시간 단축을 위해 전처리 부분의 최적화 및 일정한 단위 블럭에 대하여 고속푸리에변환(Fast Fourier Transform)을 수행한 후 얻어진 푸리에 스펙트럼으로부터 용선의 방향을 결정하는 단순화 작업등의 연구가 많이 이루어지고 있다. 그러나 대부분의 지문 분류는 방향성 이미지를 가지고 행해지게 된다. 이 논문은 통계적 접근방법을 통한 새로운 지문 분류 방법을 제안한다. 블럭과 블럭의 방향각 차이를 이용하여 후보가능 영역을 선정할 경우, 일부 영역만을 고려하기 때문에 잘못된 코아, 델타 후보를 선정할 수가 있어 이를 보정해야 하는 번거로움이 따르게 된다. 이 논문에서 사용한 지문이미지는 512×512 gray image이다. 지문 영상에 대한 첫 번째 과정으로 배경영역을 지문영역으로부터 분리하는 과정을 수행하고, 다음으로 10×10픽셀(1블럭)마다 sobel 연산자를 이용하여 주방향을 구한다. 그리고 5×5블럭으로

sliding하면서 방향성 이미징분포의 분산을 계산하여 특이점을 추출하고 추출된 특이점이 코아 혹은 델타 인지의 여부는 Poincare index를 이용하여 구분한다. 제안된 알고리즘은 간단하고 잘못 추출된 영역 보정을 위한 별도의 작업이 필요하지 않다. 이 논문에서 제안한 지문 분류 과정은 다음과 같다.



2. 알고리즘

2.1 전처리 및 용선의 방향성 계산

지문 이미지에서 용선이 놓여진 부분을 유효한 지문 영역으로, 잡음이나 지문이 번진 부분, 이미지의 외곽부분을 배경영역으로 분리하는 과정을 수행한다. 화소값의 총합을 구하여 기준치보다 작을 때 배경으로 간주하였고 또한 너무 클 경우에도 지문이 번진 영역으로 간주하였다. 지문 영상 내부에 생기는 배경영역은, 제거영역으로 처리 되지 않은 영역의 외곽부분에서 윤곽을 추적하여 윤곽내부의 모든 영역을 남겨둠으로써 해결하였다. 정확한 주방향을 구하기 위해서, 3×3 Sobel 연산자를 수평, 수직방향으로 적용하였다. 주방향을 구하는 식은 아래와 같다.

$$G_x(i, j) = \sum_{u=i-\frac{M}{2}}^{i+\frac{M}{2}} \sum_{v=j-\frac{M}{2}}^{j+\frac{M}{2}} 2 G_x(u, v) G_y(u, v)$$

$$G_y(i, j) = \sum_{u=i-\frac{M}{2}}^{i+\frac{M}{2}} \sum_{v=j-\frac{M}{2}}^{j+\frac{M}{2}} (G_x^2(i, j) - G_y^2(i, j))$$

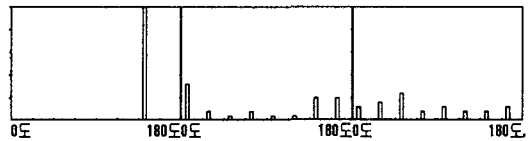
$$\theta(i, j) = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left( \frac{G_x(i, j)}{G_y(i, j)} \right)$$

( if  $\theta(i, j) < 0$ , then  $\theta(i, j) += \pi$  )

각 영역마다 주방향을 구해보면, 각각의 영역 내에 용선이 제대로 들어가지 않아 주방향이 용선의 방향과 전혀 다르게 나타나는 경우가 발생하므로, 이를 수정하기 위해 주위 8개 영역과의 평균을 취해 주방향을 수정해 준다.

2.2 방향성 분포도 및 분산을 이용한 특이점추출

일반적으로 특이점이 위치하고 있는 주변은 방향각의 종류가 다양한데, 특이점을 중심으로 한 주변 영역에서 용선의 회전, 회귀가 발생하기 때문이다. block의 주방향을 0°, 22.5°, 45°, ..., 180° 구간으로 나누어 50×50픽셀(5×5 block)씩 sliding하면서 방향각의 종류에 대한 분포도를 구한다. <그림 1>과 같이 특이점이 존재하지 않는 블록은 일정한 방향분포를 보이고, 특이점인 코아와 델타 주변의 방향 분포도는 상대적으로 방향각의 종류가 다양하고 분포 역시 고르게 나타남을 알수가 있다. y축은 방향분포의 빈도수를 나타낸다



<그림 1>일반영역과 특이영역(우측 2개)의 분포도

방향각의 종류가 다양하고 고루 분포되어 있을수록 편차와 분산은 작아지게 되므로, 이들은 방향각의 분포를 측정할수 있는 척도가 된다. 편차들을 다 종합하되 그것이 0이 되지 않도록 하기 위해서 분산(variance)을 구한다. 5×5 block당 분산을 계산해서 그 값을 그 block의 중심 값으로 하여 임계치보다 작으면 특이점 영역으로 추출한다. 코아인지 델타인지는 특이점 영역주변에 Poincare index를 사용하여 판별하였다. Poincare index는 curve 주위를 반시계 방향으로 돌면서 방향각의 변화의 합을 계산하는 것으로, core는 180°, delta는 -180°가 된다. 분산을 계산하기 위한 식은 다음과 같다.

$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X(i, j) - \text{mean})^2$$

$\sigma^2$  :분산, N:8,

mean:블럭(5×5)의 총 빈도수를 구간수로 나누값

X(i, j):블럭의 각방향구간(8)에 대한 실제 빈도수

특이점 추출 과정에서 얻은 후보 특이점에는 지문 획득시 발생한 잡음과 전처리 과정으로 인한 정보의 손실에 의해, 상당량의 의사 특이점(False Singular Points)이 포함될 수가 있다. 반복된 Smoothing(평활화)을 통해서도 잡음이 존재하고 있는 영역의 왜곡을 줄임으로써 용선의 흐름을 부드럽게 이어줄 수가 있다. 그러나, 이역시 일정한 회수이상을 반복하게 되면 이 절차 자체가 용선의 주방향을 왜곡하게 되므로 주의하여야 한다. 그러므로 세선화나 영상 자체의 품질을 개선시키는 별도의 절차없이 의사 특이점을 보정하는 것은 한계가 있다. 실험에서는 분류 단계에서의 효율성을 고려하고, 지문 전체적인 구조적 특성을 이용하여 의사 특이점을 제거하고, 좋은 품질의 영역에 속한 신뢰할 수 있는 특이점만을 선택함으로써 문제를 해결하려 노력하였다.

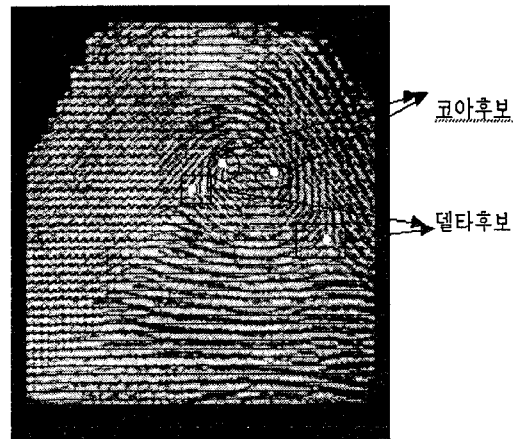
### 2.3 분류

분류는 공상문, 텐트형 공상문, 좌제상문, 우제상문, 와상문(이중 제상형 와상문 포함)으로 5분류하였으며 분류방법은 다음과 같다. 먼저 코아와 델타 포인트가 없으면 공상문으로 분류한다. 만일, 코아와 델타 포인트가 각각 1개씩이고 코아 포인트와 델타 포인트가 수직방향으로 연결이 되면 텐트형 공상문으로 분류한다. 또한 우제상문과 좌제상문의 구분은 코아 점에서 direction vector를 따라가서 델타가 왼쪽에 남으면 좌제상문으로 분류하고 오른쪽에 남으면 우제상문으로 분류하였으며, 코아와 델타가 각각 2개씩이면 와상문(이중제상문 포함)으로 분류하였다.

### 3. 실험 결과

제안된 알고리즘은 Pentium II PC상의 Window98 운영체제하에서 Visual C++로 구현하였다. 실험에 사용된 지문 영상은 NIST-4 database에 포함되어 있는 1,000개의 지문이미지로, 256 그레이레벨을 갖는 512×512 화소 크기의 지문 영상이다. 대부분의

분류 오류는 지문이미지의 품질 오류에 기인하고 있는데, Nist-4 지문이미지에는 선이나, 바둑판 무늬 모양의 잡음들이 부가되어 있는 것들이 많아 때로는 지문 전문가들조차 육안으로 분류가 어려운 경우가 있다. 이것을 해결하는 방법으로는 영상의 질이 일정치 이하일 경우 Reject Option을 사용, 따로 분류함으로써 분류 정확도에 지문영상의 질(quality)을 고려하는 방법이 있을 수 있다. 제안된 분류 방법에 따라 추출된 특이점 후보는 <그림 1>과 같고 정확도와 지문 유형 분포율에 따른 정확도는 <표 1>과 <표 2>와 같다.



<그림 1> 와상문에서의 코아와 델타

Test 지문	분류된 지문						정확도 (%)
	공상문	텐트형 공상문	좌제상문	우제상문	와상문	기타	
공상문	186	8	2	2	1	1	93
텐트형공상	2	172	10	6	7	3	86
좌제상문	2	8	177	2	5	6	88
우제상문	4	8	0	176	8	4	88
와상문(이중 제상포함)	0	4	8	10	168	10	84

<표 1> 분류 결과 및 정확도

<표 2> 지문 유형 분포율에 따른 정확도

지문 유형	지문분포율(%)	정확도(%)
제상문	65	88
와상문	35	83
궁상문의외	5	89

4. 결론

본 논문이 제안하고 있는 알고리즘은 지문 인식의 1차적인 Filtering 역할을 하는 지문 분류의 방법으로서 구조적 접근 방법과 통계적 접근 방법을 이용하여 지문을 효율적으로 분류함을 목표로 하고 있다. 기존 연구에서도 와상문과 이중제상형 와상문을 별도로 구분하지 않고 있는데, 이는 이들의 분포율이 전체 분포율에 비해 적고 또한 방향성 이미지로는 분류에 한계를 지니고 있기 때문이다. 와상문의 경우, 두 개의 코아 포인트가 direction vector를 따라 연결되고, 이중제상문은 그렇지 않거나 와상문의 경우, 2개의 델타 포인트가 수평으로 위치하고 있다는 이론을 제시하고 있으나 일정영역을 벗어나면 이중 제상문도 전체적으로 와상문의 형태를 띠고 있는데다, 델타 포인트 역시 지문의 회전에 따라 달라질 수 있고, 이중제상문도 다양하게 변형된 모양에 따라 direction vector를 따라 연결될 수 있다. 따라서 패턴 분석을 통해 용선을 쫓아가는 방법을 시도해볼 필요가 있겠고, 영상의 질을 향상시켜 분류 정확도를 높일 수 있는 전처리단계의 연구도 계속되어야 하겠다.

[참고문헌]

[1] Karu, K. and Jain, A.K. (1996), "Fingerprint Classification," Pattern Recognition, Vol. 29, No3, pp. 389-404.  
 [2] Drets, G. and Liljenstom, H.G. (1998), "Fingerprint Sub-classification and Singular Point Detection," International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Vol. 12, No.4, pp. 407-422.  
 [3] Ratha, N.K., Karu, K., Shaoyun, C., and Jain, A.K. (1996), "A Real-Time Matching System for Large Fingerprint Databases," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 18(8), pp. 799-813.

[4] Meltem Ballan and F. Ayhan Sakarya, Brian L. Evans (1998) "fingerprint Classification Technique Using Directional Images"  
 [5] Meltem BALLAN, "Directional Fingerprint Processing" Proceedings of ICSP '98, pp. 1064-1067.  
 [6] 조병호, 김정섭, 배인구외, "Fingerprint Image Classification by Core Analysis" Proceedings of ICSP 2000, IEEE.  
 [7] Dario Maio and Davide Maltoni, "A Structural Approach to Fingerprint Classification," IEEE Proceedings of ICPR '96, pp. 578-585, 1996