이미지의 방향분포를 이용한 지문 분류 기법

차 정희*, 조 형제**
동국대학교 컴퓨터 공학과*

A Fingerprint Classification Technique using Directional Image Distribution

Jeong-Hee Cha*, Hyung-Je Cho**
Dept. of Computer Engineering, Dongguk University*

요 약

정보 보안의 기수로 떠오른 지문인식 분야는 크게 분류와 인증 단계로 나뉜다.본 논문은 지문의 분류에 대한 연구결과로, 효율적인 지문 분류를 위해 방향성 이미지로부터 일정 영역내 방향각의 분포도에 대한 분산을 이용한 새로운 지문 분류 알고리즘을 제안한다. 또한 구해진 분산을 토대로 특이점(코아,델타) 가능 영역을 선정하고 선정된 영역에 대해 의사 특이점을 제거후 지문을 분류하고 마지막으로 실험을 통해 제안된 알고리즘을 검증하고 문제점을 검토해 본다.

1. 서론

최근 컴퓨터와 네트워크의 발전, 인터넷의 폭발적인 증가 및 이용, 그리고 이것들을 이용한 전자 상거래, 금융 거래등이 활발히 이루어짐에 따라 보안 문제가 새로운 사회 문제로 떠오르고 있으며, 이의 해결 방법으로 많은 정보 보호 기술이 개발되고 있다. 특히, 지문은 여러가지 특성으로 인해 아주 오래전부터 실생활에 본인 확인을 위한 수단으로 이용되어져 왔다.

손가락의 지문으로 사용자의 신분을 확인하는 지문인식 시스템은 사용자의 지문을 전자적으로 읽어 미리 입력된 데이터와 비교, 본인 여부를 판단하는 것으로 안전성과 편리성이 뛰어나고, 신뢰도나 인식속도가 홍채(눈동자)인식, 음성인식등보다 높은 것으로 평가되고 있다. 지문 인식 분야는 크게 분류(Classification)와 인증(Identification)의 두갈래로 나뉘어 진다.

분류는 Coarse level의 지문 인식 방법으로 1 대 1의 정확한 비교를 한다기 보다 지문의 대체적인 형태에 근거한 것으로, 대용량 데이터 베이스에서의 1차적인 휠터로서 여전히 큰 역할을 하고 있다.

이 논문은 효율적인 지문 분류 방법에 중점을 두어 연구한다. 즉, 특이점 후보(Singular Points)를 선정후 코아, 델타 후보를 분류하되, 이미지의 방향분포(분산)를 이용하여 후보 가능 지역을 선정하고 그 영역만을 Poincare indexing 기법을 이용하여 코아, 델타 여부를 판별하게 된다. 방향각의 차이를 이용, 후보 가능 지역을 선정할 경우, 중심 영역 주변의 일부만을 대상으로 하기 때문에 잘못된 코아, 델타 후보를 선정할 수가 있어 신뢰성이 떨어지고, 이렇게 선정된 후보들을 보정해야 하는 번거로움이 따르게 된다.

방향 분포를 이용한 지문 분류에서는 이 문제에 대한 해결점을 제시하고 정확한 후보 가능 지역을 선정함으로써 신뢰도를 높이고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 지문 분류의 관련 연구에 대해 기술하고, 3장에서는 제안된 방향분포를 이용한 분류 기법에 대해서 설명한다. 4장에서는 실험 결과와 분석을 5장에서는 결론 및 향후 과제에 대하여 언급한다.

2. 지문 분류 방법

최초의 지문인식 자동시스템은 1970년대초 FBI(U.S Federal Bureau of Investigation)에 의해 개발되었다. 그러나 곧 지문 데이터베이스의 크기가 증가하고 인

중요구 또한 증가하여 효율성을 높이기 위한 지문 분류의 필요성이 제기 되어졌다. coarse level에서 지문을 grouping하는 지문의 분류는 검색공간을 줄여줌으로써 인식과정을 효율적으로 수행할 수 있게 해준다. 대용량 데이터베이스에서의 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 융선의 수를 기준으로 하기도 한다. 그러나 대부분의 지문 분류는 방향성 이미지를 가지고 행해지게 된다.

방향성 이미지를 생성하는 방법은 각 픽셀에서 방향을 모두 구한 뒤 다시 블럭 단위로 방향을 구하거나 , 방향성 슬릿을 일정 크기의 블럭에 씌워 픽셀 단위의 합을 구했을 경우 화소 값들의 합이 가장 큰 경우의 방향을 주방향으로 하게 된다. 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 고속푸리에 변환(Fast Fourier Transform)을 수행한 후, 얻어진 푸리에 스펙트럼으로부터 융선의 방향을 결정하는 단순화 작업등의 연구가 많이 이루어지고 있다. 그리고 영상 생성시 기계적인 요소나, 대부분 원지문상의 잡음으로 인해 방향성분이 왜곡되는 경우가 많아 이를 보정하는 단계를 거치게 되는데, 지문이미지의 방향 수정은 단순한 이미지의 잡음 순화 의미를 갖지는 않는다. 즉 잡음을 보정하고 이웃 블럭과의 방향이 연속적이도록 유도한다. 특이 영역인 코아나 델타에서는 융선의 방향이 급격히 변하는 특징을 가지고 있으므로 이러한 부분을 추출하여 특이점 가능 영역으로 설정하고, 가능 영역에 대해서만 정확한 검사를 하게 된다. 가능 영역을 설정하는 이유는 분류율 측면에서 가능 영역을 설정하지 않은 경우보다 실제적으로 더 좋은 결과가 기대되기 때문이다. 그리고 추출된 특이점 가능 영역에 대해서만 코아, 델타여부를 판별하여 그 수나 위치에 따라 지문을 분류하기도 하고 템플릿매칭을 수행하거나 Neural Network을 이용하기도 한다. 분류 수행시 때로는 델타가 배제되기도 하는데, 이는 보통 특이점을 기반으로 하는 분류는 소실된 델타로 인해 취약성을 띠게 되며, 또한 코아의 종류 및 곡률(Curvature)에 의해서도 지문 분류가 가능하기 때문이다. 그러나, 원지문 영상의 품질이 나쁜 경우는 전처리 과정을 거치고도 신뢰할 만한 정보를 얻을 수 없는 경우가 많다. 따라서 잘못된 정보에 의해 추출된 특이점을 제거하는 과정을 거치므로써 좋은 영역에 위치한 특징점만을 진짜 특징점으로 선택하게 된다.

3.이미지의 방향 분포를 이용한 분류 방법

본 논문에서 제안한 지문 분류 과정은 다음과 같다.

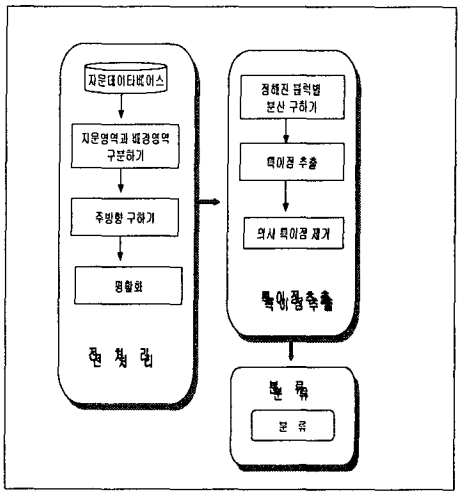

그림 3.1 <제안된 지문 분류 과정>

3.1 전처리

지문 영상에 대한 첫 번째 과정으로 지문영역을 배경영역으로부터 분리하는 과정을 수행하고, 다음으로 각 영역내의 주방향을 구한다. 정확한 방향값을 구하기 위해 실험에서는 3×3 Sobel operator를 수평,수직 방향에 대해 적용하였다. 8방향 마스크를 이용, 방향을 구하고 합산한 결과중 최대치를 갖는 값을 주방향으로 하거나, 분산을 구하는 경우, 2방향의 화소값들을 계산한 결과가 같을 경우 두 방향중 하나의 방향으로 주방향이 정해지기 때문에 정확도가 떨어지는 단점을 가지게 된다. 또한 원영상의 잡음으로 방향 성분이 왜곡되어 부드러운 융선의 흐름을 반하는 결과가 발생하는데, 이를 수정하기 위해 주위 8개 영역의 주방향과의 평균을 취해 주방향을 수정해 준다.

3.2 방향 빈도 분포도 및 분산 구하기

일반적으로 특이점이 위치하고 있는 주변은 방향각의 종류가 다양한데, 특이점을 중심으로 한 이웃의 방향 성분들은 융선의 회전, 회귀가 발생하는 영역이기

때문이다. 10×10 픽셀당 주방향을 구한후, 50×50픽셀(5×5 블럭)당 방향각의 종류에 대한 빈도수를 구한다. 방향각은 0부터 180° 사이가 된다. 특이점이 존재하지 않는 블럭은 일정한 방향분포를 보이고, 특이점인 코아와 델타 주변의 방향 분포도는 상대적으로 방향각의 종류가 다양하고 분포 역시 고르게 나타남을 알수가 있다. 다음은 일반 영역과 특이영역의 방향 분포도를 나타내는 히스토그램이다.

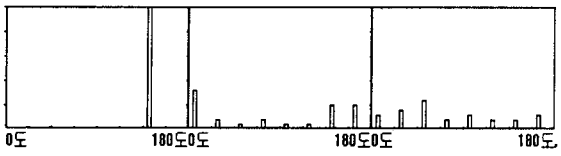

그림 3.1<일반 영역과 특이영역(우측 2개의 분포도)>

3.3 분산을 이용한 특이점 가능영역 설정

방향각의 종류가 다양하고 고루 분포되어 있을수록 편차와 분산은 작아지게 된다. 편차들을 다 종합하되 그것이 0이 되지 않도록 하기 위해서 분산(variance)을 구하고 실험을 통해 일정 임계치 이하의 수치를 가지는 영역을 특이점 가능영역으로 설정한다. 그리고 특이점 진위여부는 주변 영역에 대해 Poincare index를 계산하므로써 결정하였다. Poincare index는 curve 주위를 반시계 방향으로 돌면서 방향각의 변화의 합을 계산하는 것으로, 방향각의 변화가 없는 영역은 0° , core는 180° , delta는 -180° 가 된다. 이 방법으로 영상의 질(quality)이 원래부터의 잡음으로 왜곡된 경우를 제외하고는 특이점 가능영역으로부터 정확하게 코아, 델타를 구분할 수가 있다.

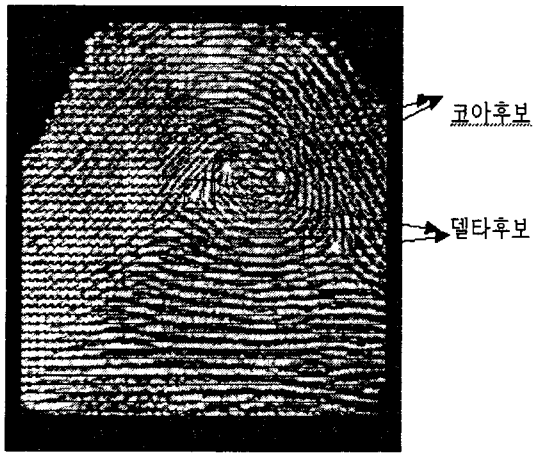

그림 3.2 <분산을 이용한 가능영역 설정>

3.4 의사 특이점 제거

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 융선의 흐름을 부드럽게 이어줄수가 있다. 그러나, 이역시 일정한 회수이상을 반복하게 되면 이 절차 자체가 영상을 왜곡시키게 되므로 주의하여야 한다. 그러므로 세선화나 영상 자체의 품질을 개선시키는 별도의 절차없이 의사 특이점을 보정하는 것은 한계가 있게 된다. 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.

4.실험 결과 및 분석

4.1 구현

프로그램은 PentiumⅡ 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. 실험과정을 살펴보면, 먼저 입력된 지문 영상은 계산과정을 용이하게 하고 수행속도를 빠르게 하기 위해 지문 영역과 배경 영역을 분리하게 된다. 다음에는 지문의 방향 패턴을 찾기 위해 10×10 화소 크기의 단위 블럭으로 분할되며, 입력시 발생하는 왜곡과 잡음을 최소화하기 위해 가장자리 20화소만큼 제외된 부분을 실험 영역으로 하였다.

4.2 실험 결과및 고찰

제안된 방법과 비교된 기존 방법은 구조적 접근 방법인 코아, 델타의 구분을 통한 지문 분류 방법으로, 특이점 추출 단계에서는 통계적 접근 방법을 함께 사용하였다. 즉, 전처리 과정은 많은 논문에서 사용하고 있는 Sobel Operator를 이용하여, 방향성 이미지를 생성하였고, 방향성 이미지에 대해 이 논문에서 제안한 통계적 접근방법을 사용 특이점을 추출하였다. 분류는 궁상문, 텐트형 궁상문, 좌제상문, 우제상문, 와상문

(이중 제상형 와상문 포함)으로 5분류 하였으며, 분류 결과 및 정확도는 <표 4.1>과 같다.

표 4.1 < 분류 결과 및 정확도>

Test 지문	분류된 지문						정확도 (%)
	궁상문	텐트형 궁상문	좌제상문	우제상문	와상문	기타	
궁상문	186	8	2	2	1	1	93
텐트형궁상	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

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 Reject Option으로 영상의 질이 일정치 이하일 경우 거절하여 분류 정확도에 지문영상의 질(quality)을 고려하는 방법이 있을 수 있다.

4.3 와상문과 이중제상문의 분류

와상문과 이중제상문을 분류할때 기존 논문에서는 와상문의 경우, 두 개의 코아 포인트가 direction vector를 따라 연결되고, 이중제상문은 그렇지 않거나 와상문의 경우, 2개의 델타 포인트가 수평으로 위치하고 있다는 이론을 제시하고 있으나 대부분은 와상문과 이중제상문을 별도로 분류하지 않고 있다. 이는 와상문과 이중제상문이 일정영역을 벗어나면 전체적으로 와상문의 형태를 띠고 있는데다, 델타 포인트 역시 지문의 회전에 따라 달라질수 있고, 이중제상문도 다양하게 변형된 모양에 따라 direction vector를 따라 연결될수 있기 때문이다.

본 논문에서 시도해본 방법은, 와상문과 이중제상문의 두 개의 코아 포인트(x좌표, y좌표)가 이루는 각도를 구한후, 두 개의 좌표가 형성하고 있는 블럭 주변의 방향각과 두 개의 코아 포인트가 이루는 각도와의 차이를 구한다. 실험을 통해 와상문의 각도 차이보다 이중제상문의 각도 차이가 현저함을 알수 있었고, 임계치를 구해 이중 제상문과 와상문을 분류, 76%의 정확도를 얻을수 있었다.

5. 결론

본 논문이 제안하고 있는 알고리즘은 지문 인식의 1차적인 Fitering 역할을 하는 지문 분류의 방법으로서 구조적 접근 방법과 통계학적 접근 방법을 이용하여 지문을 효율적으로 분류함을 목표로 하고 있다. 본 논문의 알고리즘을 사용하여 특이점을 추출할 경우 기존 논문에서처럼 특이점 가능영역 주변에 대해 코아와 델타 각각의 진위 여부를 일일이 검사하지 않아도 된다. 분산을 이용하여 특이점 가능영역을 선정후 임계치 이하의 영역만을 poincare index를 계산, 정확하게 특이점을 추출할 수 있기 때문이다

향후 연구과제는 와상문과 이중 제상문을 분류하는 것이다. 단순히 방향성 벡터를 쫓아가거나 본 논문에서 제안한 방법으로도 한계를 지닌 것으로, 이는 두 지문 모두 특이점 주위의 방향각이 두 개의 코아점이 이루는 각도와 비슷하게 분포하거나, 방향성 이미지 생성시 이중제상문 역시 와상문과 유사하게 만들어지기 때문으로, 패턴 분석을 통해 융선을 쫓아가는 방법을 시도해볼 필요가 있겠다.

[참고문헌]

[1] Karu, K. and Jain, A.K. (1996), "Fingerprint Classification," Pattern Recognition, Vol. 29, No3, pp. 389-404.

[2] Drets, G.and Lilijenstom, 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, "Directional Fingerprint Processing" Proceedings of ICSP '98, pp. 1064-1067.

[5] 조병호, 김정섭, 배인구외, "Fingerprint Image Classification by Core Analysis" Proceedings of ICSP 2000, IEEE.

[6] Dario Maio and Davide Maltoni, "A Structural Approach to Fingerprint Classification," IEEE Proceedings of ICPR '96, pp. 578-585, 1996

[7]Moayer, B. and Fu, K.S.(1986),"A Tree System Approach for Fingerprint Recognition," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,9(3),pp.376-387.