

## Gabor 필터를 이용한 효율적인 지문 인식

심 현 보 \* 박 영 배  
명지대학교 컴퓨터공학과

parkyb@wh.myongji.ac.kr

### Efficient Fingerprint Matching using Gabor filter

Hyun-Bo, Shim \* Young-Bae Park  
Dept. of Computer Engineering, Myongji University

#### 요약

기존의 지문인식은 입력 지문이 데이터베이스 내에 있는 특정인의 지문과 일치하는지 여부를 확인하는 것으로, 이를 위해 몇 단계의 전처리 과정과 분류 및 매칭을 하는데 매우 복잡한 계산이 필요하고 많은 시간이 소요되고 있다.

본 논문에서는 Gabor 필터를 이용하여 획득한 Gabor 특징(Feature)을 바로 지문인식에 이용하여 높은 인식률과 빠른 지문인식을 할 수 있는 새로운 지문인식 알고리즘을 제안한다. Gabor 필터를 이용하면 전처리 과정을 생략할 수 있고, 지문표시의 길이가 일정하여 대단위 지문 데이터베이스를 구성하기가 용이하다. 실험은 특징점에 기초한 기존의 지문인식과 비교 분석한다.

#### 1. 서론

컴퓨터의 발달과 인터넷에 의한 전자뱅킹 서비스, 전자상거래, 스마트카드 등의 발달에 따라 여러가지 데이터베이스에 저장된 정보의 보안과 인증에 대한 수단으로 바이오 매트릭스, 즉 개인의 신체적 특성에 기초한 (얼굴, 지문, 홍채 등) 바이오 매트릭스들 중에서 지문에 기초한 신분 확인이 가장 발달되고 증명된 기술이다. 지문은 손가락 끝에 있는 융선(Ridge)과 팔(계곡: Valley)로 이루어져 있는 형상으로 불변성 때문에 E.R. Henry 경이 [1] 개발한 파생법이래 지난 100여년간 가장 효율적인 개인 식별 수단으로 출입관리, 범죄수사, 주민등록증 등 다양한 분야에 적용되어왔다.

지문기반에 의한 사람들의 신분 자동인식은 입력된 지문이 대량의 지문 데이터베이스 내의 한지문과 일치됨이 요구되는 것이다. 검색시간과 복잡한 계산시간을 줄이고 입력된 지문이 데이터베이스 내에 있는 지문과 일치되는 정확하고 일관된 방법이 가장 바람직한 지문의 인식 방법이다.

대부분의 지문인식은 특징점(Minutiae), 즉 단점(Ridge Ending Point)과 분기점(Bifurcation)에 기초한 인식시스템이다. 지문에서 융선(Ridge)의 구조는 전체적인 것과 국부적인 정보를 제공 할 수 있기에 대부분의 연구는 지문의 분류를 위해서 지문의 국부적 융선 방향을 사용하고 확인(Matching)은 특징점(단점과 분기점)의 그룹들을 사용한다. 이 특징점에 기초한 인식시스템은 잡음과 변형에 매우 민감하다. 특징점 변화에 따른 처리과정의 복잡성인 Smoothing, Binarization, Thinning 그리고 특징점 추출 등 단계의 전처리과정에서 많은 시간 및 경비가 소요되며 지문마다 특징점의 숫자가 달라 (양질의 지문 60~80개, 기타 20~30개) 인덱스 구조의 제공이 어렵다. 지문 표시의 다양한 길이 (특징점의 다양한 개수, 위치, 방향 등)는 스마트카드나 대용량 데이터베이스 등에 지문을 저장하기 부적합하며 인덱스 구조의 문제는 대량의 DB에서 검색에 문제점을 제공한다.

본 논문은 지문기반 시스템에서 인덱스 구조가 간편하여 매칭 시간이 빠르고 인식률이 향상된 Gabor 필터를 이용한 지문 매칭 알고리즘을 제안한다.

#### 2. 관련 연구

지문센서가 보다 작아짐에 따라 지문에 기초한 자동신분 확인은 전통적인 신분확인 작업인 수작업에 대하여 충분한 보완이 되고 있다. 지문사용의 확산에 비판적인 요인은 신분확인

적용에 요구되는 매칭속도와 정확성이 아직 완벽하지 않다는 것이다. 일반적으로 지문인식 시스템의 스킴은 시작적으로 수작업에 의해 지문을 매칭하는 지문전문가들을 위한 직관적인 계제 디자인으로 개발되어왔다. 이러한 스킴은 현저하게 국지적 (Local : 예 특징점 기초한 지문 일치 시스템) [1] 이거나 전체적 (Global : Henry System에 기초한 지문분류) [2] 이다. 특징점에 기초한 자동신분 확인 기술들은 입력된 지문의 특징점들의 종류 (단점과 분기점) 와 그것들의 위치, 방향 등을 데이터베이스에 저장된 형판(Template)에 있는 지문들의 특징과 매칭 시킨다. [1] 다양한 개수의 특징점에 기초한 지문인식 시스템은 인덱스 구조 구성이 어려우며, 두 개의 지문 즉, 입력지문과 저장된 지문의 특징점을 매칭 시키기 위한 전형적인 접근방법은 그것들을 매칭 할 수 있도록 비싼 경비가 소요되는 다양한 개수의 특징점 패턴을 정렬하는 것을 요구한다.

#### 2.1 지문 분류

특징점 기초한 지문인식 데이터 베이스에서 인덱스 구조의 제공은 분류에 기초하며 정확하고 일관된 분류는 데이터 베이스에서 지문 인식 시간을 감소시키며 인식율을 높인다. 일반적으로 지문은 5가지 즉, 와상문 (Whorl), 우제상문(Right loop), 좌제상문 (Left loop), 궁상문 (Arch), 솟은궁상문(Tented Arch)으로 분류하며 [3], 분류의 정확성을 높이기 위하여 궁상문과 솟은궁상문을 하나로 통합하여 4가지로 분류하여 정확성을 높이기로 한다 [3]. 지문분류 방법에는 Model based [8], Structure-based [9], 주파수 based, 구문론적 방법 등이 있으며, Hybrid 방법도 있으나 많은 데이터 실험에 의한 검증이 되지 않았다. 지문분류에서 지문의 두 가지 중요 특성을 알 수 있다. 첫째는 지문 중앙부분에서 특별한 형태의 전체적인 융선 모양과 계곡의 구조. 두 번째는 국부적인 융선과 미세하고 상세한 계곡이다. 지문은 특징 (Feature)에 기초하여 분류 (Classification) 되고 특징점 (단점, 분기점)에 기초하여 매칭 되어 인식된다.

#### 2.2 특징점 매칭

대부분의 지문인식 자동화 시스템은 특징점 매칭에 기반을 둔다. 특징점은 지문 패턴 형상에서 부분 불연속 점으로 ANSI (American National Standards Institute)는 4가지 기준, 단점 (Termination 또는 Ridge Ending), 분기점 (Bifurcation), 세 갈

래 (Trifurcate-crossover)와 미결정 [4]에 의한 특징점 구분을 제안하였다. 이 작업에서는 미국의 연방수사국인 FBI (Federal Bureau of Investigation)가 사용한 신분확인 모델을 채택하였으며 대부분의 지문인식 자동 시스템은 이 모델 중 두 가지 특징점 즉 단점 (Ridge ending)과 분기점 (Bifurcation)에 기초하여 많은 문제점을 해결하였으나 아직도 완전히 해결되지는 못하였다. 주요 문제점은 지문의 질이 종종 너무 낮고 노이즈와 때 등에 의해 가짜 특징점이 만들어 질 수 있고, 왜곡에 의해 실제의 특징점들이 나타나지 않는 경우가 발생하는 것이다. 특징점들이 추출된 후에는 신분확인을 위해 데이터베이스에 등록되어 있는 지문의 특징점과 비교하여 일치여부를 확인하는데 이 확인 과정을 매칭이라 하며 정확성 및 효율성을 동시에 만족시키기 위해 많은 연구들을 해왔다. 매칭에는 특징점의 종류 (단점, 분기점, 기타), 위치, 방향, 상호 관계 등이 이용된다. 매칭과정에서 지문이 임의로 회전되어 (Rotation) 획득된 경우와 변형 (Translation), 그리고 지문이 손상되어 저 품질인 경우는 매칭에 매우 큰 어려움이 발생한다.

매칭은 Point set matching, Graph matching, sub-graph Isomorphism matching등의 방법이 있다.

### 3. Gabor filterization에 기초한 지문 매칭

Gabor 필터는 방향성 선택력이 강하고, 주파수 선택력의 특질을 갖는 Band Pass Filter로 공간주파수 도메인 (Domain)의 최적의 집합 분석력을 갖고 있다. Gabor 필터를 통하여 여과된 Gabor Feature들은 분할(Segmentation), 얼굴인식, 필적인식 등에 성공적으로 넓게 적용되어 왔다. 지문인식 분야에의 적용 연구는 1999년도 시작되어 지문의 이미지 향상 [5], 분류 [3], 인식 [5]을 위한 Gabor Filter-based Feature들이 제시되었다. Gabor 필터의 특성에서 주파수와 방향성의 강한 표시는 인간의 시각 시스템과 유사하다. Gabor 필터의 일반적인 공식은 .

$$h(x, y, \theta k, f, \Delta x, \Delta y) = \exp \left[ -\frac{1}{2} \left( \frac{x \theta k^2}{\Delta x^2} + \frac{y \theta k^2}{\Delta y^2} \right) \right]$$

$\times \exp(i 2\pi f x \theta k)$  -(1) 이다. 여기서

$$x \theta k = x \cos \theta k + y \sin \theta k, \quad y \theta k = -x \sin \theta k + y \cos \theta k$$

$f$ 는 싸인 평면파의 주파수이며,

$\theta k$ 는 Gabor 필터의 방향이고,

$\Delta x, \Delta y$ 는  $x$  와  $y$  축을 따라 감싸는 Gaussian의 표준편차이다. 지문을 Gabor 필터에 각도별로 통과시켜 여과하면 그 각도에 대응하는 방향성의 특징들이 강하게 강조되어 보다 효과적인 표현 및 강한 방향성을 갖게된다. 본 논문에서는 Gabor 필터를 사용하여 얻어지는 Gabor Feature를 이용하여 국부적 융선 방향 과 해점을 검출한 후 해점을 기초로 중심점을 정하여 이 중심점을 참조점으로 한 매칭으로 빠르고 정확한 지문인식 방법을 제안한다. 지문에서 특징추출은 전체와 국부의 정보를 학습 스키마의 개발이 바람직하다. 스마트카드에 저장하기 좋을 뿐만 아니라 매칭하는데 적합한 비교적 짧고, 고정된 길이의 데이터 코드를 갖는 Feature Code 라 불리는 새로운 지문표시를 나타낸다. 매칭은 이러한 Feature Code를 사이에서 Euclidean 거리를 찾는 것으로 한정한다. 그러므로 이 매칭은 매우 빠르다. 융선과 계곡의 전체적 흐름과 국부적 융선 특성을, 지문을 위한 짧고 고정된 길이의 Code를 산출하기 위해 두 가지 다 사용한다. Feature Vector는 특징의 배열된 목록으로 이루어졌고 모자이크 세공에 의해 지정된 각 하위 이미지 (Sector)의 국부적 정보로부터 추출됐다.

### 3.1 Gabor 필터에 기초한 특징추출

Gabor feature 추출의 알고리즘에서 중요한 3단계는 i) 지문이미지를 위한 참조 축 결정 ii) Gabor 필터를 사용하여 10개의 다른 방향에서 지문 이미지 여과. iii) Feature Vector 또는 Feature code로 정의하기 위해 필터로 여과된 이미지에서 추출한 참조점 주변의 각Sector들에서 Gray 값의 표준편차 계산하기이다. M x N 지문이미지 내의 Pixel  $(x, y)$ 에서 Gray level 편차를  $I(x, y)$ , 참조점을  $xc, yc$  라표시한다. 관심영역은 모든 Sector들  $Si$ 의 집단(Collection)으로 정의 여기서  $i$  번째 Sector  $Si$ 는 파라메터  $r, \theta$ 의 주기에서 다음 식과 같이 계산된다.

$$Si = \{(x, y) | b(Ti+1) \leq r < b(Ti+2),$$

$$\theta i \leq \theta i + 1, 1 \leq x \leq N, 1 \leq y \leq M\}$$
 -(1) [6]

여기서  $Ti = i \text{ div } k$ ,  $\theta i = (i \text{ mod } k)(2\pi/k)$ ,

$$r = \sqrt{(x - xc)^2 + (y - yc)^2},$$

$$\theta = \tan^{-1}(y - yc)/(x - xc)$$
 이다.

$b$ 는 각 벤드(band)의 넓이로  $b=20$ ,  $k$ 는 각 벤드 내의 분할 된 Sector의 수 ( $k=20$ )이다. 20 pixel의 벤드에는 대략 2개의 융선과 계곡이 획득되어 있고 참조점을 중심으로 6개의 동심원으로 그려 나누고 제일 안쪽의 벤드는 특징점 추출에 사용하지 않는다. 이유는 참조점 가까이 있는 영역의 Sector는 픽셀을 거의 갖지 않기 때문에 이 영역에 있는 특징은 표준평가의 신뢰도가 없기 때문이다. 그러므로 총  $20 \times 5 = 100$  sector ( $S_0 \sim S_{99}$ )를 갖는다. 10 개의 여과된 이미지에 대해 각각 100개의 특징들은 한 개의 지문이미지에서 1,000(10 이미지 x 100sector)개의 특징을 제공한다. 각 특징은 256 값으로 양자화 될 수 있고 1K 바이트 저장공간이 필요하다.

### 3.2 참조 축(Frame) 결정

지문은 눈에 띠는 확실한 특징 구조를 많이 가지고 있고 그 특징들의 어떠한 조합이라도 참조프레임으로 사용할 수 있다. 본 논문에서는 지문 이미지에 있는 융선의 최대 굽곡점을 지문의 참조점으로 정의하며 참조 축은 참조점에서 국지적 대칭이 되는 축으로 정의한다. 참조점과 참조축은 둘 다 주어진 지문 매칭을 위해 참조에서 불변의 참조 축으로 확정하며 참조 축 검출은 [3]에서 사용한 Poincare' index 분석과 국지적 대칭 검출과 유사한 방법을 사용한다. 검출된 참조점은 중심점의 12 픽셀 아래점으로 나타난다. 참조점 프레임 결정에 의한 출력은 그림 (1)에서 보이는 것과 같다.



(그림 1 : 참조 프레임 출력)

### 3.3 Gabor 필터를 이용한 필터링(Filtering)

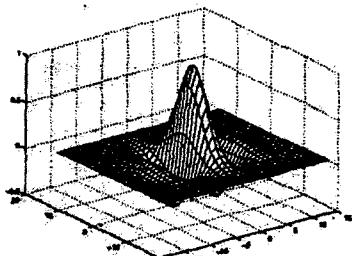
잡음 제거 및 융선과 계곡 구조를 강화하기 위하여 Gabor filter bank를 사용하여 다양한 방향각도에서 지문을 여과한다.[6] 지문은 잘 정의된 국부적 주파수 와 강화된 방향성을 갖는다. 짧은 대칭 Gabor 필터는 공간 도메인에서 다음과 같은 일반적인 공식을 갖는다.

$$G(x, y; f, \theta) = c(x', y', \delta x, \delta y) \cos(2\pi f x') \quad - (2)$$

$$\text{여기서 } c(x', y', \delta x, \delta y) = e^{-0.5((x'/\delta x)^2 + (y'/\delta y)^2)}$$

$x' = x \sin \theta + y \cos \theta$ ,  $y' = x \cos \theta - y \sin \theta$ ,  $f$  는  $x$  축으로부터 방향  $\theta$  를 따르는 Sinusoidal plan 이며  $\delta x, \delta y$  는  $x$  와  $y$  축의 Gaussian 이다.

본 논문에서는  $x$  축과 관련한 각도  $\theta$  에 대하여 10 개의 다른 값을 사용하여 그 값은  $0^\circ, 18^\circ, 36^\circ, 54^\circ, 72^\circ, 90^\circ, 108^\circ, 126^\circ, 144^\circ, 162^\circ$  이다. 지문 이미지에서 관심 있는 영역은 10개의 여과 된 이미지 세트를 산출하기 위하여 각각 10개의 Gabor 필터로 감지 한다.  $0^\circ$  방향의 필터로 감지된 지문은  $x$  축에  $0^\circ$  방향으로 병렬인 융선들이 두드러진다. (그림 2)

(그림 2 :  $0^\circ$  방향 Filter로 감지된 지문)

10 개의 방향 각으로 맞춰진 필터들은 같은 방법으로 실행된다. 이렇게 여과 된 10 개의 지문 이미지를 재구성하면 원래의 이미지 와 유사하지만 융선과 계곡이 보다 강화되었다. (그림 3)



(그림 3 : Filtering 이미지 Sample)

지문을 여과하기 전 관심영역을 Normalize 한다.

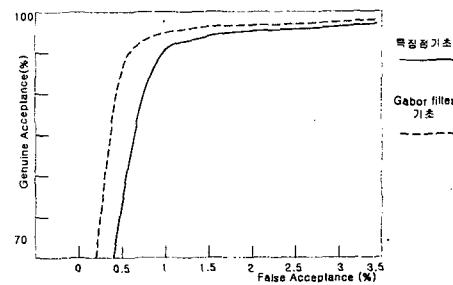
그 이유는 지문 Scanning Sensor 의 잠음 및 손가락의 압력 차이를 제거하기 위한 것이다.

#### 4. 매칭, 실험 및 결과 분석

실험은 Capacitance 측정에 의해 지문이미지를 획득하는 Veridicom사의 FPS110 Solid-State Sensor로 Live Scan 된 100명의 각각 다른 지문을 2회씩 F1과 F2로 나누어 획득하여 (총 200개) F1인 100개 지문은 데이터베이스로, F2의 100개는 테스트 지문으로 사용하였다. 준비된 치문은 획득 할 때  $\pm 1^\circ$  회전 이내의 지문을 날인하도록 세심한 주의를 기울였다. Test는 총  $100 \times 100 = 10,000$ 회를 실행하였다. 매칭이 이루어져 같은 지문을 찾아낸 (Authentic) 예측 분포 수는 100이고, 불일치의 결과가 나올 예측 분포 수는  $100 \times 99 = 9,900$  이다. 회전과 참조점 위치의 불일치로 같은 손가락으로부터온 이미지도 동일한 Feature Code 가 산출되지는 않는다. 그러므로 주어진 매칭 거리 임계값이 같은 손가락에서 획득한 두 개의

지문을 바르게 인식 할 수 있는 인식율에 큰 영향을 준다. 같은 손가락에서 온 두 개의 지문을 인식하는 것은 Genuine Acceptance Rate 이라 하며 다른 손가락에서 온 지문을 잘못 인식하는 것은 False Acceptance rate 라 한다. 이 두 가지의 상관 관계와 시스템의 능률을 표시하는 것을 Receive Operating Characteristic Curve (ROC)라 한다.

이상적인 ROC 커브는 제로 False Acceptance에서의 계단 함수이다. 그림 4는 특징점에 기초한 Matcher [7] 와 본 실험에서 Gabor 필터에 기초한 매칭 결과의 비교 ROC 도표이다.



(그림 4 : ROC Curve)

그림 4 의 곡선에서 보는 바와 같이 Gabor Filter Based Matcher가 특징점에 기초한 Matcher 보다 효율이 좋은 것으로 나타나 매칭이 능률이 향상됨을 보여준다.

#### 5. 결 론

지문이미지를 Gabor 필터를 통과시켜 지문의 융선을 강화하여 전처리 등의 복잡한 과정을 생략하고 강화된 지문 융선만을 가지고 매칭을 하여 기존의 특징점 매칭보다 빠르고 인식율이 향상되었다. Gabor 필터를 이용한 인식에 대한 보다 깊은 연구와 Gabor Filtering 과정에서 많은 시간이 소요되는 문제를 침중 연구하는 것이 다음의 과제이다.

#### <참고 문헌>

- [1] A.K. Jain, L. Hong and R. Bolle, "On-Line fingerprint verification," IEEE Trans. Pattern Analysis Machine Intelligence, vol.19, No.4, pp 302-314. 160-166, 1998.
- [2] T.P. Weldon, W.E. Higgins and D.F. Dunn, "Efficient Gabor Filter design for texture segmentation," pattern Recognition, vol.29, No.12, pp 2005-2015, 1996.
- [3] A.K. Jain, Salil Prabhakar, Lin Hong, "A multichannel approach to fingerprint classification" IEEE Trans on pattern Analysis and machine intelligence, vol.21, No.4, 1999.
- [4] Dario Mail, Davide Maltoni, "Direct Gray-Scale minutiae Detection in fingerprint," IEEE Trans on pattern Analysis and machine intelligence, vol.19, No.1, 1997
- [5] C.J. Lee and S.d. Wang, "Fingerprint feature extraction using Gabor filter" Electronics Letters, vol. 35, No.4, pp.288-290, 1999.
- [6] A. K. Jain, Salil Prabhakar, Lin Hong, Sharath PanKanti "Fingercode: A Filter bank for Fingerprint Representation and Matching"
- [7] A. K. Jain, L. Hong, S. Pankanti, and R. Bolle, "A" Identity Authentication System using Fingerprints" prcessing of the IEEE, vol. 85, No.9, pp. 1365-1388, 1997.
- [8] Lin Hong, A. K. Jain "Classification of Fingerprint Images" Technical report MSUCPS: TR98-18 MSU, 1998.
- [9] G. T. Landela, P.J. Grother, C.I Watson, R. A. Wilkinson and C. L. Wilson " PCASYS-A Pattern Level Classification Automation System for fingerprints" Technical report NISTIR 5647, Apr. 1995.