

논문 2008-45SP-1-7

# 노이즈에 강인한 지문 융선의 방향 추출 알고리즘

(Robust Orientation Estimation Algorithm of Fingerprint Images)

이 상 훈\*, 이 철 한\*, 최 경 택\*, 김 재 희\*\*

(Sanghoon Lee, Chulhan Lee, Kyoungtaek Choi, and Jaihie Kim)

## 요 약

지문의 방향 정보는 융선 강화, 정합, 분류기 등과 같이 전반적인 지문 인식 알고리즘의 기반 정보로 사용하므로 방향 정보의 오차는 지문 인식 성능에 직접적인 영향을 준다. 지문의 방향은 대부분의 영역에서는 융선의 흐름이 완만하게 변하는 전역적인 특성과 중심점(core point)이나 삼각주(delta point)와 같은 특이점(singular point) 부근에서 융선의 흐름이 급격히 변하는 지역적인 특성을 모두 갖고 있다. 따라서 융선의 방향 추출 시에 지역적인 특성만 강조하면 특이점 부근에서의 방향 변화를 민감하게 표현해 줄 수 있지만 노이즈에 취약한 단점이 발생하고 전역적인 특성만 강조하면 노이즈에 강인한 특성을 보이지만 특이점 부근에서 방향 변화에 둔감해진다.

본 논문에서는 지역적인 특성에 민감하면서도 노이즈에 강인한 적응적 지문 방향 추출 방법에 대하여 제안하였다. 또한, 상처에 의해 발생하는 방향성 노이즈는 반복 회귀 진단으로 이상치(outlier)들을 선별하여 제거함으로써 이에 대한 영향을 최소화하였다. 그리고 영역별로 측정 사이즈를 다르게 하여 노이즈에 강인하면서 특이점 부근에서는 융선 변화에 민감하게 방향을 추정하였다. 제안 방법의 평가를 위해 인조 지문(synthetic fingerprint)과 지문 인식의 성능 평가용으로 많이 사용되는 FVC 2002 데이터베이스를 사용하였다. 융선 방향 추출의 정확성은 융선의 방향 값을 사전에 알고 있는 인조 지문 데이터를 생성하여 평가하였고 최종 지문 인식 성능의 평가는 FVC 2002 데이터베이스를 사용하였다.

## Abstract

Ridge orientations of fingerprint image are crucial informations in many parts of fingerprint recognition such as enhancement, matching and classification. Therefore it is essential to extract the ridge orientations of image accurately because it directly affects the performance of the system. The two main properties of ridge orientation are 1) global characteristic (gradual change in whole part of fingerprint) and 2) local characteristic (abrupt change around core and delta points). When we only consider the local characteristic, estimated ridge orientations are well around singular points but not robust to noise. When the global characteristic is only considered, to estimate ridge orientation is robust to noise but cannot represent the orientation around singular points. In this paper, we propose a novel method for estimating ridge orientation which represents local characteristic specifically as well as be robust to noise. We reduce the noise caused by scar using iterative outlier rejection. We apply adaptive measurement resolution in each fingerprint area to estimate the ridge orientation around singular points accurately. We evaluate the performance of proposed method using synthetic fingerprint and FVC 2002 DB. We compare the accuracy of ridge orientation. The performance of fingerprint authentication system is evaluated using FVC 2002 DB.

**Keywords :** fingerprint recognition, orientation estimation, synthetic fingerprint.

## I. 서 론

지문 인식 시스템은 사용의 편리성, 우수한 인식 성

능, 그리고 상대적으로 저렴한 가격 때문에 생체인식 시스템 중에서 가장 널리 사용되고 있다. 지문 인식 시스템은 매년 응용 범위가 넓어지고 있고 그에 따라 더 높은 인식 성능이 요구되어 지고 있다. 인식 성능을 높이기 위해서는 지문 인식 시스템을 구성하는 융선 강화, 정합, 그리고 분류기와 같은 알고리즘들이 개선되어져야한다<sup>[1~4]</sup>. 따라서 이러한 알고리즘들의 기반 정보로 사용되는 융선 방향<sup>[5]</sup> 정보를 노이즈에 강인하면서 안

\* 학생회원, \*\* 정회원-교신저자, 연세대학교 생체인식 연구센터

(Biometrics Engineering Research Center, Yonsei Univ.)

※ 본 연구는 과기부/과학재단 지정 생체인식 연구센터 (BERC) 의 지원으로 수행 되었습니다.

접수일자: 2007년5월28일, 수정완료일: 2007년12월28일

정적으로 추출하는 방법이 절실하게 요구된다. 지문의 융선 방향을 추정하기 위해서 지금까지 많은 연구가 이루어 졌다. Hong 등<sup>[6]</sup>은 그래디언트 기반으로 고정된 측정 사이즈를 선택하여 방향을 추정하였다. 그리고 Hainsworth 등<sup>[7]</sup>은 16개의 양자화된 방향을 설정하여 각 방향 위의 픽셀들의 주기를 조사하였다. 이 중에서 가장 높은 주파수를 갖는 방향을 선택하여 지문 영상의 주파수와 방향을 모두 구하였다. 고정 측정 사이즈<sup>[6-7]</sup> 방법은 선택한 사이즈에 따라서 방향 특성이 달라진다. 고정된 측정 사이즈가 갖는 단점을 보완하기 위해서 Feng 등<sup>[8]</sup>은 다중 해상도의 지문 영상에서 각각 방향을 구하고 칼만 필터를 이용하여 저해상도에서 고해상도로 방향을 갱신하는 방법을 사용하였다. 이 방법은 전역적, 지역적 방향 특성을 모두 고려했지만 노이즈 특성이 백색 가우시안 노이즈(white Gaussian noise)를 갖는 지문 영상에서만 강인한 특성을 보이고 상처가 있는 지문 영상에서는 취약한 단점이 있다. Gu 등<sup>[9]</sup>은 중심점 영역과 그 외 부분을 나누어서 융선 방향을 추정하였다. 중심점 부근은 포앙카 모델(point-charge model)을 사용하였고, 그 외 부분은 다항 접근법(Polynomial Approximation)을 사용하였다. 이 방법은 부분적으로 저 품질 지문 영상이 입력되어도 강인하게 융선 방향을 추정할 수 있는 장점이 있지만 중심점이 정확히 구해져야 하고 오류가 발생하면 전체 융선 방향에 영향을 주는 단점이 있다.

본 논문에서는 지문 방향 정보의 전역적인 특성과 지역적인 특성을 함께 고려한 방법을 사용하였다. 블록(8×8 픽셀)별로 융선의 방향을 측정하고 위치에 따라서 블록별 평활화(smoothing) 크기, 즉 방향 측정 해상도를 다르게 하였다. 중심점 부근에서는 평활화 범위가 작은 고해상도 측정, 일반 영역에서는 일반 해상도 측정, 그리고 저 품질 영역에서는 평활화 범위가 큰 저해상도로 측정하는 다중 해상도 측정방식의 방향 추출 알

고리즘을 사용하였다. 2.1절은 일반적인 방향 추출에서 어려움을 유발하는 원인을 소개하고 2.2절은 2.1절에서 소개한 요소들을 감쇠시키는 방법을 제안하였다. 2.3절에서는 중심점 추출 알고리즘을 설명하고 2.4절에서는 측정 해상도를 선택하는 방법을 제안하였다. 3장의 실험을 통하여 제안하는 시스템의 성능을 평가하였고 4장에서 실험 결과를 통해서 얻은 최종적인 결론을 도출하였다.

## II. 본 론

### 1. 융선 방향 추출

융선의 방향을 측정하는 방법 중에서 그래디언트(Gradient) 기반의 방향 측정은 계산 과정이 간단하여 가장 많이 사용되고 있다. 그래디언트를 계산하는 방법은 Prewitt 연산, 소벨(Sobel) 연산, 그리고 Marr-Hildreth 연산[10]등이 있다. 본 논문에서는 계산이 간단 하면서 노이즈에 강인한 소벨 연산을 사용하였다. 그림 1(a)는 입력된 지문 영상의 일부분이고 이 영상에서 소벨 연산을 사용하여 그래디언트를 계산하면 그림 1(b)의 분포를 얻을 수 있다. 계산된 그래디언트는 식 (1)로 표현해 줄 수 있다.

$$y_i = \beta x_i + \epsilon_i \quad (1)$$

$x_i$ 와  $y_i$ 는  $i$ 번째 픽셀의 x축과 y축 그래디언트이고  $\beta$ 는 그래디언트 분포의 기울기, 그리고  $\epsilon_i$ 은 노이즈를 나타낸다.  $\beta$ 는 융선 방향(그림 1(b)의 선분)과 수직이고 식 (2)와 같이 최소평균자승(Least Mean Square)을 사용하여 간단하게 계산 할 수 있다.

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (2)$$

여기서  $X = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n]^T$ ,  $Y = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_n]^T$ 이다.

#### 가. 고정된 측정 해상도의 문제점

지문 영상에서 융선의 방향은 전반적으로 천천히 변하는 전역적인 특성과 중심점 부근에서 빠르게 변하는 지역적인 특성을 모두 가지고 있다. 따라서 전역적인 특성의 영역에서는 저해상도, 지역적인 특성의 영역에서는 고해상도로 측정했을 때 안정적으로 융선 방향을 추출할 수 있다. 고정된 측정 해상도로 방향을 측정하면 선택한 측정 해상도에 따라서 다른 특성을 보여준다(그림 2). 그림 2(a)는 고해상도(3×3 블록 평활화) 측정

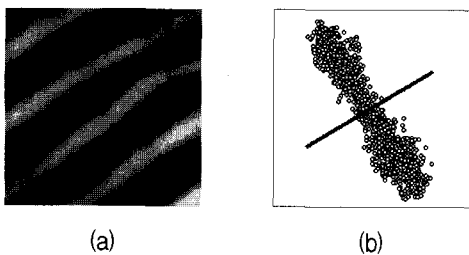


그림 1. 융선 방향 추출 (a)입력 영상 (b)융선방향 추출  
Fig. 1. The extraction of ridge orientation.  
(a) input image (b) extracted ridge orientation

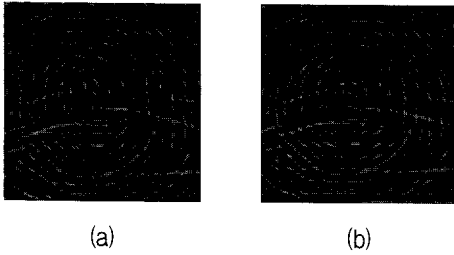


그림 2. 측정 해상도에 따른 융선 방향 특성  
(a)고해상도 (b)저해상도

Fig. 2. The characteristic of ridge characteristic according to measurement resolution.  
(a) high resolution (b) low resolution

을 한 예를 보여준다. 지역적인 특성을 갖는 중심점 부근의 융선 방향은 잘 표현해 주지만 노이즈에 영향을 많이 받는 것을 볼 수 있다. 그림 2(b)는 저해상도(7x7블록 평활화) 측정한 예를 보여준다. 전역적인 특성을 갖기 때문에 노이즈에는 강인하지만, 중심점 부근의 융선 방향 변화를 잘 표현해주지 못하는 것을 볼 수 있다. 그러므로 지문의 위치에 따라서 융선 방향의 측정 해상도를 알맞게 선택해주면, 노이즈에 강인하면서 지역적인 특성을 모두 표현해줄 수 있다.

나. 방향성 노이즈 의한 영향

노이즈( $\epsilon_i$ )가 화이트 가우시안의 통계적 특성을 갖는 경우 평균( $E\epsilon$ )이 0이고, 서로 간에 상관관계가 없으므로 공분산은  $Var(\epsilon) = \sigma^2 I$  으로 쓸 수 있다. 여기서  $\epsilon = [\epsilon_1 \epsilon_2 \dots \epsilon_n]^T$ ,  $\sigma$ 는 표준 편차,  $I$ 는  $n \times n$  단위행렬이다. 하지만 지문에 상처가 존재하면 노이즈는 일정한 방향을 갖게 되고, 노이즈 간에 상관성(Correlation)이 존재하여 공분산은  $Var(\epsilon) = \sigma^2 V$  으로 변형된다. 여기서  $V$  는  $n \times n$  정방대칭행렬(square symmetric matrix)이다. 노이즈가 융선 신호보다 상대적으로 작은 경우에는 무시할 수 있지만, 유사하거나 큰 경우에는 더 이상 최소평균자승(Least Mean Square)으로 융선 방향을 찾을 수 없다<sup>[11]</sup>. 그림 3은 방향성 노이즈에 의해서 추정 오류가 발생하는 예를 보여준다. 그림 3에서 A지역의 그래디언트들은 상처지역과 같이 부분적으로 방향성 노이즈가 심각한 지역에서 추출되었다고 가정하였다.  $\bar{\theta}_1$ 는 A지역의 그래디언트를 포함하여 최소평균자승으로 계산한 방향이고,  $\bar{\theta}_2$ 는 A지역을 제외한 그래디언트 분포의 방향이다.  $\bar{\theta}_2$ 와  $\bar{\theta}_1$ 의 방향이 차이가 나는 것을 볼 수 있다. A지역의 그래디언트와 같이, 소수

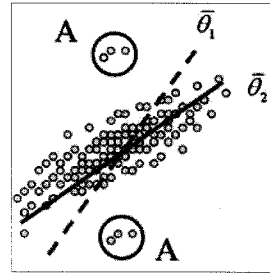


그림 3. 이상치에 의한 융선 방향 추정 오류  
Fig. 3. Error between ideal and estimated orientation.

지만 영향력이 큰 그래디언트들을 이상치(outlier)라고 정의하였다. 이상치는 상대적으로 잔여 그래디언트들에 비해서 진폭이 클수록, 그리고 잔여 그래디언트들의 방향에 수직일수록 영향력이 커진다.

2. 반복 회귀 진단을 이용한 방향성 노이즈 제거

단일 블록에서 추정된 융선 방향의 오류를 줄이기 위해서는 이상치에 의한 영향을 제거해야 한다. 이상치에 대한 영향을 줄이는 방법은 이상치를 선택하여 제거하는 방법과 일반화된 최소평균자승(Generalized Least Mean Square)이 있다<sup>[11]</sup>. 제안된 방법에서는 연산량이 적은 반복 회귀 진단을 이용하여 이상치를 제거하는 방법을 사용하였다. 그림 4는 반복 회귀진단으로 이상치를 제거하는 방법을 블록다이어그램으로 표현하였다.

소벨 연산으로 2차원 그래디언트를 계산하고 블록단위로 융선의 방향을 구한다. 식 (3)과 같이 픽셀 단위로 마할라노비스 거리(Mahalanobis distance)[12]를 계산하고 그 거리가 임계치 이상인 픽셀의 그래디언트를 제거한다. 이러한 이상치 제거 후에 잔여 그래디언트로 융선 방향을 구하여 방향의 변화가 없으면 종료하고 변화가 있으면 계산을 반복한다.

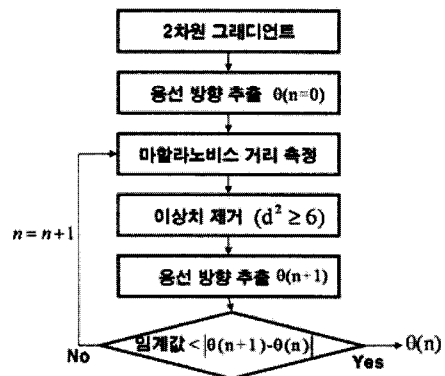


그림 4. 반복 회귀진단의 블록다이어그램  
Fig. 4. The overall blockdiagram of iterative outlier rejection.

$$d^2 = (x_i, y_i) \Sigma^{-1} (x_i, y_i)^T \quad (3)$$

여기서  $\Sigma$ 는 x축과 y축 그래디언트들의 공분산 (Covariance) 행렬이고 각 그래디언트들의 평균은 0으로 가정하였다. 이 과정에서 방향성 노이즈가 소거되는 원리는 다음과 같다. 대부분의 그래디언트들은 융선 수직 방향으로 분포되어 있고 소수의 이상치들은 융선 방향과 상관없이 일정한 방향으로 분포되어 있다. 그리고 융선 방향 측정에 영향을 주는 이상치들은 융선의 그래디언트의 방향과 차이가 나거나 또는 진폭이 유난히 크다. 따라서 마할라노비스<sup>[12]</sup> 거리를 계산하면 이상치들의 거리는 다수의 그래디언트들에 비해서 상대적으로 매우 커진다. 따라서 임계 거리를 기준으로 제거하면 이상치들을 제거할 수 있다.

본 논문에서는 임계거리를 6으로 실험적으로 정하였다. 표준정규분포에서 6 이상 거리에 있는 요소들은 전체에서 약 1% 이하에 해당한다. 영향력이 높은 순으로 제거되므로 회귀 분석을 반복할수록 제거되는 노이즈의 에너지는 점점 더 작아지고 추정 방향은 일정한 값으로 수렴한다. k번 반복 회귀 진단 후에 측정된 방향을  $\theta_k$ 라고 한다면, 각도의 차이  $(|\theta_{k-1} - \theta_k|)$ 가 임계값 이하일 때 반복 회귀 진단을 종료하였다. m번 반복 회귀 진단 후 반복이 종료되었을 때, 잔여 노이즈의 공분산은 식 (4)와 같다.

$$Var(\mathcal{J}_m) \approx \sigma_\xi^2 V' \quad (4)$$

여기서  $\mathcal{J}_m$ 는 m번 반복 회귀 분석 후에 잔여 노이즈들을 나타낸다. 잔여 노이즈 신호는 지문 융선 방향을 추정하는데 영향을 주지 못할 정도로 세기가 너무 작아졌거나( $\sigma_\xi^2 \approx 0$ ) 노이즈가 방향성을 잃어( $V' \approx I$ )서 최소평균자승으로 방향을 계산할 수 있다. 따라서 잔여 그래디언트들을 이용하여 최소평균자승방법으로 계산하면 방향성 노이즈에 의한 영향을 덜 받으면서 융선의 방향을 계산할 수 있다. 그림 5는 상처가 존재하는 영상의 그래디언트 분포에서 제안하는 방법으로 방향성 노이즈가 제거되는 예를 보여주고 있다. 그림 5(b)는 그림 5(a)의 사각형 내부 지문 영상이 입력되었을 때 그래디언트 분포이고 선분은 최소평균자승으로 융선의 방향을 계산한 결과다. 이상치들을 제거하지 않고 계산한 융선 방향은 상처 방향으로 계산되어진 것을 볼 수 있다(그림 5(b)). 원인은 융선 신호의 세기보다 상처에 의한 방향성 노이즈 신호의 세기가 더 강하기 때문이다. 그림 5(c)는 회귀 진단으로 이상치를 1회, 그림 5(d)는 2회 반복해서 이상치를 제거한 후의 잔여 그래디언트 분포와 그 때 계산된 융선 방향을 보여주고 있다. 점차적으로 실제 융선 방향으로 수렴하는 것을 볼 수 있었다. 그림 6은 그림 5에서 반복 회귀 진단으로 제거된 노이즈들과 방향성 노이즈가 없는 영상의 이상치들의 위치를 살펴보았다. 그림 6(b)는 그림 6(a)에서 실선 안의 지문 영상에서의 이상치의 위치(검은색)를 보여주고 있고 그림 6(c)는 그림 6(a)에서 점선 안의 영상으로 상처가 없는 지문 영상에서의 이상치(검은색)의 위치를 보여주고 있다. 그림 6(b)에서 상처는 융선을 가로지르고 있고 상처 부근의 픽셀들이 대부분 이상치로 정의된 것을 볼 수 있다. 여기서 계산된 그래디언트들은 융선 방향 측정에서 제외되었다. 하지만 그림 6(c)와 같이 상처가 없

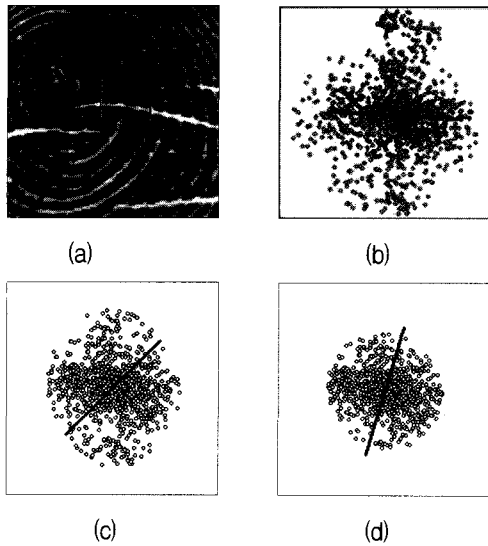


그림 5. 반복회귀진단 방법으로 방향성 노이즈 제거  
(a) 입력 영상 (b) 제거전  
(c) 1회 제거 (d) 2회 제거

Fig. 5. Denoising by iterative outlier rejection.  
(a) input image (b) before denoising (c) result of first iteration (d) result of second iteration

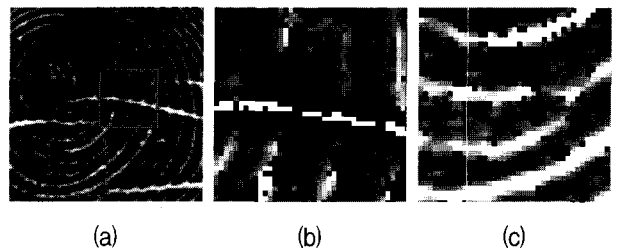


그림 6. 지역에 따른 이상치 분포  
(a) 입력 영상 (b) 상처 지역 (c) 일반 영역  
Fig. 6. Ideal distribution according to fingerprint area.  
(a) input image (b) scar area (c) common area

는 지문 영상에서는 이상치로 정의된 픽셀이 거의 없는 것을 볼 수 있다.

### 3. 다중 해상도를 갖는 용선 방향 측정

제안하는 방법은 지문 위치에 따라 측정 해상도를 세 가지(고해상도, 일반, 저해상도)로 나누어서 사용하였다. 이전 장에서 설명한 반복회귀진단 방법으로  $8 \times 8$  픽셀 사이즈를 갖는 블록 단위로 방향을 구하고 블록별 방향 정보를 해상도에 따라서 블록 평활화 하였다. 고해상도의 측정은  $3 \times 3$ , 일반 해상도 측정은  $5 \times 5$ , 저해상도 측정은  $7 \times 7$  블록 평활화로 설정하였다. 방향성 노이즈에 강인하게 일반 해상도로 용선 방향을 일차적으로 추출하고 이를 이용하여 대략적인 중심점 위치를 찾는다. 지문 영상에서 중심점 부근은 용선 변화가 심하므로 측정 해상도를 고해상도 영역으로 변경한다. 그리고 용선 방향의 신뢰도가 낮은 지역은 노이즈에 강인할 수 있도록 측정 해상도를 저해상도 영역으로 변경하여 다시 재계산하였다.

#### 가. 중심점 추출 알고리즘

중심점은 이상치에 대한 영향을 줄이고 고정 해상도로 추정된 용선 방향을 기반으로 추출하였다. 중심점 추출 과정은 지문 영역과 인접한 배경 영역에서 출발하여 용선 방향의 수직으로 추적한다<sup>[13]</sup>. 또한, 블록 단위로 추적하고 추적 방향은 8방향으로 양자화하였다. 양자화된 용선의 수직 방향으로 추적하면서 추적했던 위치를 블록 단위로 누적하여 최대 누적 위치를 중심점으로 정하였다<sup>[13]</sup>. 기존 방법<sup>[13]</sup>은 최대 누적값 위치를 중심점으로 설정하므로 두 개의 중심점을 갖는 홀(whole) 형에서는 하나의 중심점만 찾아지는 단점이 있었다. 제안하는 방법은 이런 단점을 극복하기 위해서 추적하는 방향의 사인 성분(sin component)을 누적하였다. 기존 방법에 비해서 사인 성분을 누적시켰을 때의 장점은 다음과 같다. 추적의 상하 방향( $0 \leq \theta < \pi$ )은 양수, 반대 방향( $\pi \leq \theta < 2\pi$ )은 음수로 누적되어서 홀 형과 같이 두 개의 중심점을 갖는 지문 영상에서 중심점(upper core) 위치에서는 가장 높은 양수 값이 누적되고 아래 중심점(lower core)은 가장 낮은 음수 값이 누적된다. 그림 7은 중심점 추출 예를 보여주고 있다. 그림 7(a)는 용선의 수직 방향으로 추적하고 그림 7(b)는 추적했던 위치에서 추적 방향의 사인 성분을 누적한 결과이다. 여기서 누적 값들의 양수 최대 및 음수 최소값을 갖는 위치를 살펴보면 그림 7(c)와 같이 두 개의 중심점 모

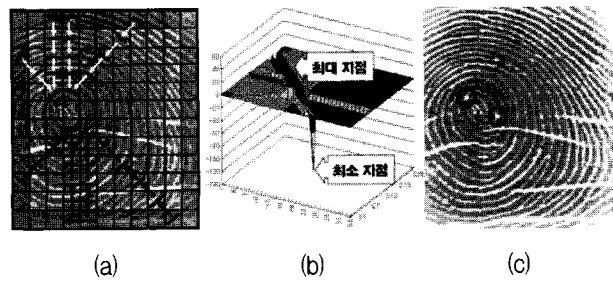


그림 7. 중심점 추출 (a)중심점 추적 (b)추적 자취 누적값 (c)중심점 추출

Fig. 7. Extraction of core point. (a) Tracking core point (b) accumulated tracking values (c) extraction of core point

두가 추출된 것을 볼 수 있다. 중심점을 하나 갖는 다른 타입의 지문 영상에서는 상하 방향의 추적 방향은 한 곳으로 집중되어 높은 양의 누적값을 갖고 반대 방향의 추적은 발산하여 영에 가까운 음의 누적값을 갖는다. 추출된 중심점을 기준으로 일정 영역은 고해상도 측정으로 재계산 하였다.

#### 나. 지역별 용선 방향의 측정 해상도 결정

지문 방향의 저해상도 측정은 지문의 지역적인 특성에 약하지만 노이즈에 강인한 특성을 갖는다. 지문의 중심점을 제외한 지역 중에서 추출된 용선 방향의 신뢰도가 떨어지는 지역은 저해상도 측정을 통해서 그 지역의 용선 방향을 재계산 해주었다. 일차적으로 일반 해상도에서 계산된 용선 방향 중에서 추출 에러가 발생하는 지역은 용선의 구조가 파괴되거나 특히 그림 6(b)와 같이 방향성 노이즈가 존재하는 지역이다. 이러한 지역은 반복회귀진단으로 방향성 노이즈에 대한 영향을 줄일 수 있지만 한 블록 내의 픽셀들만 이용해서 정확하게 용선 방향을 추출하기에는 한계가 있다. 또한 이러한 지역(그림 6(b))은 반복회귀진단에 의해서 많은 픽셀들이 이상치들로 정의되어 용선 방향 계산 시에 제외된다. 따라서 잔류하는 잔여 픽셀들로 계산된 용선 방향은 정확성이 떨어질 가능성이 높다. 식 (5)은 한 블록 내의 신뢰도를 계산하는 식이다. 신뢰도가 낮을수록 해당되는 블록은 잔류 픽셀 개수가 적거나 잔류 픽셀들의 기여도가 적기 때문에 용선 방향의 정확성이 떨어질 확률이 높은 지역이다. 따라서 이러한 영역은 측정 해상도를 낮추어 노이즈에 강인하게 하였다. 그림 8은 중심점 위치 및 신뢰도를 이용하여 지역에 따라 용선 방향의 측정 해상도를 결정하는 예를 보여주고 있다. 그림 8(a) 영상이 입력되었을 때, 그림 8(b)는 식 (5)을 이용

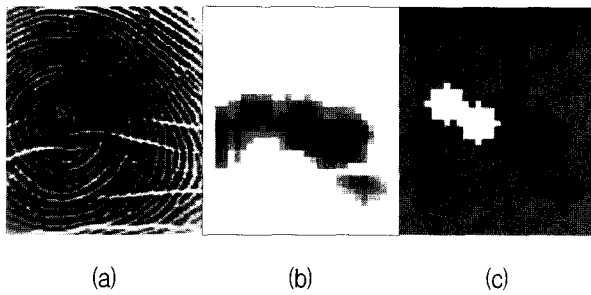


그림 8. 융선 방향의 측정 해상도 (a) 입력 영상 (b) 신뢰도 (c) 측정 해상도

Fig. 8. Adaptive measurement resolution. (a) input image (b) reliability (c) measurement resolution

하여 블록별로 신뢰도를 그레이 스케일로 표현한 영상이다. 밝을수록 블록 내에서 신뢰도가 높고 어두울수록 신뢰도가 낮다. 그림 8(c)은 계산된 중심점의 위치와 그림 8(b)을 이용하여 블록별 측정 해상도를 결정한 결과이다. 저해상도 측정 영역은 실험적으로 임계값을 결정했다. 그림 8(c)에서 밝을수록 고해상도 측정 영역이고 어두울수록 저해상도 측정 영역이다.

$$\text{신뢰도} = \frac{E_{inlier}}{E_{inlier} + E_{outlier}} \quad (5)$$

여기서  $E$  는 잔여(inlier) 또는 이상치 그래디언트의 에너지를 나타낸다.

### III. 실험

실험에서 기존의 융선 방향 추정 방법들과 제안하는 방법은 세 가지 타입으로 비교 분석해 보았다. 첫 번째 실험은 공인 지문 영상 데이터를 이용하여 여러 가지 지문 타입에서 추정된 방향을 가지적으로 살펴보았다. 두 번째 실험은 인조(Synthetic) 지문 영상을 이용하여 방향 추정의 정확성을 정량적으로 비교 하였다. 세 번째 실험은 동일한 지문 인식 시스템에서 융선 방향 추정 알고리즘을 변경하여 인증 성능을 비교하였다. 지문의 융선 방향의 추정은 모두  $8 \times 8$  픽셀 크기의 블록 단위로 계산하였다.

#### 1. 융선 방향 추출 실험

이 장에서는 제안된 방법을 사용했을 때 여러 가지 타입의 지문 영상들의 융선 방향 추출 결과를 살펴보고 노이즈가 포함된 영상에서 기존 알고리즘과 비교 결과를 보여준다. 그림 9는 여러 가지 타입의 지문 영상에

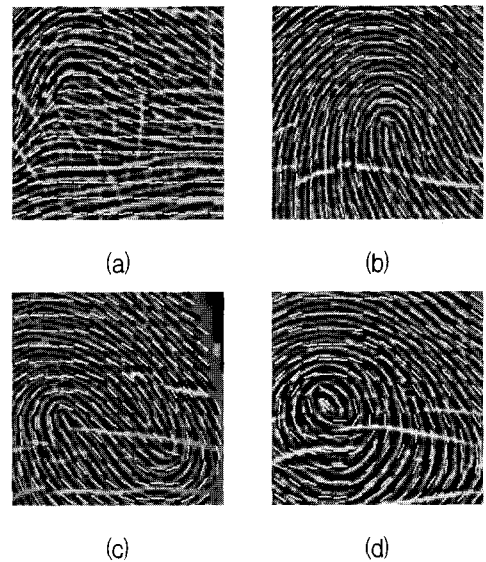


그림 9. 융선 방향 추정 예 (a) 아크 (b) 루프 (c) 이중 루프 (d) 홀

Fig. 9. Examples of orientation estimation. (a) Arch (b) Loop (c) Twin Loop (d) Whorl

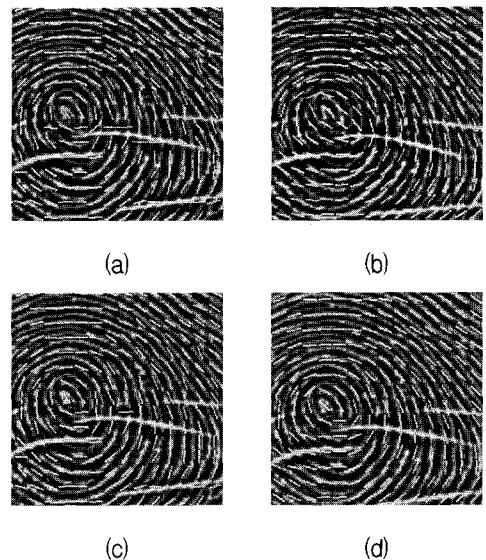


그림 10. 융선 방향 추출 비교 (a) 단일블록방향 (b) 평탄화 (c) 가중화된 평탄화 (d) 제안방법

Fig. 10. Comparative results between proposed method and other methods. (a) Block orientation (b) Smooth (c) Weighted smooth (d) Proposed method

서 제안한 방법으로 추정된 방향들을 보여주고 있다. 아크 타입(그림 9(a))을 제외한 다른 타입(그림 9(b-d))의 지문 영상들은 융선 변화가 급격한 영역과 융선 변화가 완만한 부분을 모두 갖고 있다. 제안하는 방법을 사용했을 때, 상처와 같은 노이즈에 강인하면서 지역적인 특성과 전역적인 특성을 모두 잘 표현해 주는 것을

가시적으로 확인할 수 있다. 특히 이중 루프(그림 9(c))와 홀(그림 9(d))과 같이 중심점이 두 개 존재하는 영상에서도 용선의 변화를 잘 표현해 주는 것을 볼 수 있다. 그림 10은 노이즈가 포함된 지문 영상에서 알고리즘에 따라서 추정된 용선 방향을 비교하였다. 그림 10(a)는 단일 블록에서 최소평균자승으로 용선 방향을 계산한 결과다. 중심점 부근의 용선 변화는 잘 표현해주고 있지만 노이즈에 너무 민감하다. 그림 10(b)는 그림 10(a)에서 계산된 값을 평탄화 하였다<sup>[6]</sup>. 노이즈에 강한 특성을 보이지만 중심점 부근의 용선 변화는 잘 표현해주지 못하는 것을 볼 수 있다. 여기서 평탄화 범위를 넓히면 용선의 전역적인 특성이 강조되어서 노이즈에 강인해지지만 지역적인 특성이 사라지고 평탄화 범위를 좁히면 반대가 된다. 그림 10(c)는 Feng<sup>[8]</sup>이 제안한 방법으로 다중해상도로 계산한 용선 방향을 가중치를 다르게 하여 계산한 방법이다. 이 방법은 화이트 가우시안 노이즈에 강하지만 상처와 같은 방향성 노이즈에 민감하여 상처 주위(그림 10(c))에서 추정 오류가 발생하였다. 그림 10(d)는 제안하는 방법으로 계산된 결과로 중심점 부근의 용선 변화도 잘 표현해주고 노이즈에도 강인한 것을 볼 수 있다.

2. 인조 지문 영상을 이용한 방향 추정 성능 비교  
 이 장에서는 기존 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 용선 방향 추정 성능을 비교하였다. 각 알고리즘에 의해서 계산된 용선 방향은 기준 방향과 비교하여 성능을 계산한다. 하지만 실제 지문 영상에서 기준 방향을 얻

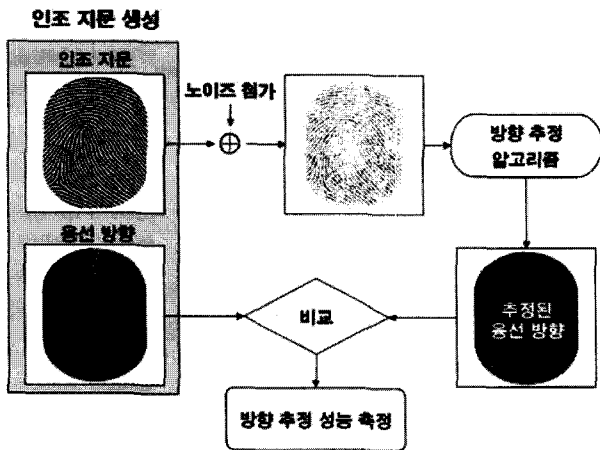


그림 11. 인조 지문 영상을 이용한 방향 추정 성능 분석 방법

Fig. 11. Overall scheme of measuring orientation accuracy using synthetic fingerprint.

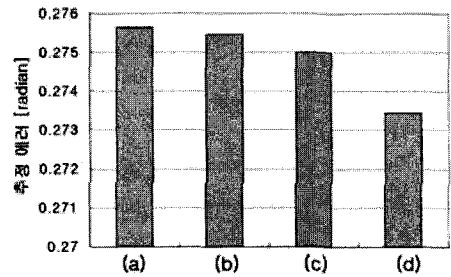


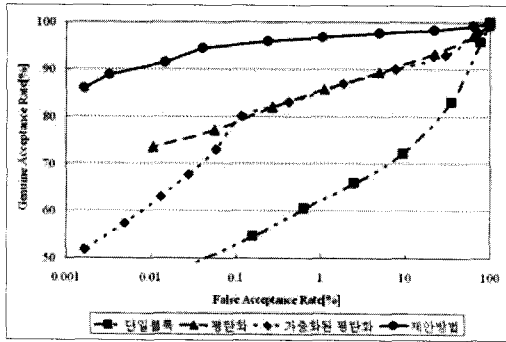
그림 12. 알고리즘별 용선 방향 추정 오류  
 (a)단일블록방향 (b)평탄화<sup>[6]</sup>  
 (c)가중화된 평탄화<sup>[8]</sup> (d)제안방법

Fig. 12. Errors of Estimated Ridge orientation in each algorithm. (a) Block orientation (b) Smooth<sup>[6]</sup> (c) Weighted smooth<sup>[8]</sup> (d) Proposed method

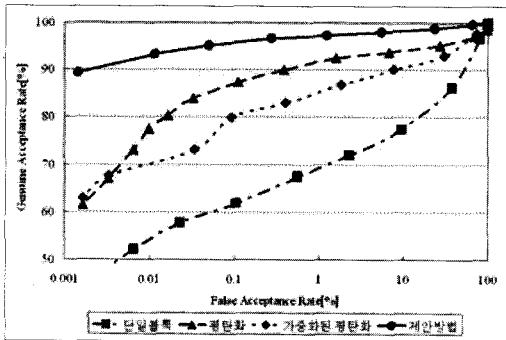
는 것은 불가능하므로 본 실험에서는 기준 방향을 미리 알고 있는 인조 지문 영상을 이용하였다. 인조 지문 영상은 대용량 지문 데이터베이스를 제공하기 위해서 만들어 졌고, 실제 지문 영상과 유사한 인식 성능을 제공한다<sup>[14]</sup>. 그리고 국제 지문인식 알고리즘 콘테스트 FVC(Fingerprint Verification Competition)에서도 사용되었다<sup>[15~18]</sup>. 본 실험에서 사용된 인조 지문 영상에서는 노이즈 첨가하는 방식을 실제 지문과 유사하게 하기 위해서 Cappelli<sup>[19]</sup>가 제안한 방법을 사용하였다. 그림11은 방향 추정 성능을 계산하는 개략적인 과정을 보여주고 있다. 그림 12는 인조 지문을 이용하여 그림 11에서 제시한 방법으로 기존 알고리즘과 용선 추정 오차를 계산하는 결과를 보여주고 있다. 실험에서 총 10000장의 인조 지문 영상을 사용하였다. 그리고 영상에 첨가된 상처는 개수(0~10개), 길이, 폭 그리고 위치는 임의로 주었다. 실험 결과 제안하는 방법으로 추정된 용선 방향이 오차가 가장 낮은 것을 볼 수 있다.

### 3. 인증 성능 비교

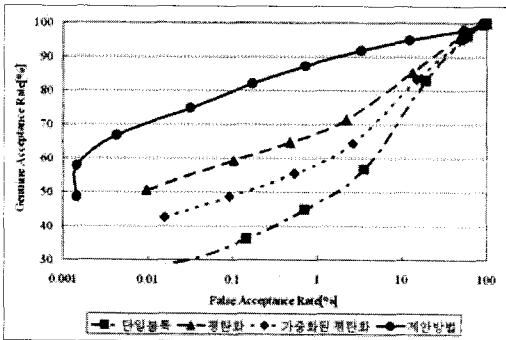
이 장에서는 용선 방향 추정 알고리즘에 따른 인증 성능을 비교하였다. 인증 성능 비교 방법은 인증 시스템에 사용된 전처리, 용선 주파수 측정<sup>[20]</sup>, 특징추출<sup>[21]</sup>, 정합<sup>[22]</sup> 알고리즘은 동일하게 사용하고 용선 방향 추출 알고리즘만 다르게 사용하였다. 지문 영상은 2002년도 FVC(Fingerprint Verification Competition) 데이터베이스 I, II III을 사용하였다. 그림 13은 각각 다른 지문 영상에서 인증 성능을 보여 주고 있다. 실험에 사용된 모든 지문 영상에서 제안하는 알고리즘을 사용한 인증 시스템의 성능이 가장 우수한 것을 볼 수 있다.



(a)



(b)



(c)

그림 13. ROC 비교 (a) FVC 2002 DB1 (b) FVC 2002 DB2 (c) FVC 2002 DB3

Fig. 13. ROC Comparison. (a) FVC 2002 DB1 (b) FVC 2002 DB2 (c) FVC 2002 DB3

IV. 결 론

본 논문에서는 지역적인 특성에 민감하면서 노이즈에 강인한 적응적 지문의 방향 추출 방법에 대하여 제안하였다. 제안하는 방법은 그래디언트 기반으로 하였고 융선 방향 계산 시 최소평균자승 방법은 방향성 노이즈에 쉽게 영향을 받으므로 반복 회귀진단으로 이상치를 선별하여 방향성 노이즈를 제거하였다. 또한 지문의 위치에 따라서 다른 측정 해상도를 설정하여 융선의 방향을 결정하였다. 측정해상도는 중심점 근처에서

는 고해상도, 노이즈가 약한 부분은 일반 해상도, 노이즈가 심한 부분은 저해상도 측정을 하였다. 실험에서는 기존 알고리즘과 세 가지 방법으로 비교하였다. 첫 번째 실험에서는 여러 가지 타입의 지문 영상에서 융선 방향 추출 결과를 살펴보고 노이즈가 첨가된 지문 영상에서 추출된 융선 방향을 가시적으로 비교하였다. 두 번째 실험에서는 융선 정보를 미리 알고 있는 인조 지문 영상을 사용하여 방향 추정의 정확도를 정량적으로 비교하였다. 세 번째 실험에서는 지문 인식시스템에서 구성 요소 중에서 융선 방향 알고리즘만 다르게 하여 기존 방법과 제안하는 방법의 인식 성능을 비교하였다. 실험결과 모든 실험 조건에서 기존 방법에 비해서 제안하는 알고리즘의 성능이 가장 우수한 것을 확인하였다. 따라서 융선 강화, 정합, 분류기 등과 같이 전반적인 지문 인식 알고리즘의 기반 정보로 사용되는 방향 정보의 안정적인 추출로 인하여 인식 성능 향상을 기대할 수 있다.

참 고 문 헌

- [1] A. Jain, L. Hong, S. Pankanti, R. Bolle, "An identity-authentication system using fingerprints", Proc. IEEE 85 (9), 1365 - 1388, 1997.
- [2] D. Maio, D. Maltoni, "Direct gray-scale minutiae detection in fingerprints", IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 19 (1) 27 - 40, 1997.
- [3] X. Jiang, W. Yau, "Fingerprint minutiae matching based on the local and global structures", Proceedings of the 15th International Conference on Pattern Recognition, vol. 2, pp.1042 - 1045, September 2000.
- [4] R. Cappelli, A. Lumini, D. Maio, D. Maltoni, "Fingerprint classification by directional image partitioning", IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 21 (5), 402 - 421, 1999.
- [5] M.Kass, A.Witkin, "Analyzing Oriented Pattern", Computer Vision, Graphics, and Image Processing, Vol. 37, 362-385, 1987.
- [6] L. Hong, Y. Wan, and A. Jain, "Fingerprint Image Enhancement: Algorithm and Performance Evaluation", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 20, pp. 777 -789, August 1998.
- [7] K. Mardia, A. Baczkowski, X. Feng, T. Hainsworth, "Statistical Methods for Automatic Interpretation of Digitally Scanned Fingerprints", Internal Report STAT 97/23, 12, 1997.
- [8] X. Feng, P. Milanfar, "Multiscale Principal



Components Analysis for Image Local Orientation Estimation”, The 36th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers , 2002.

[9] Jinwei Gu, Jie. Zhou, David Zhang, “A combination model for orientation field of fingerprints”, Pattern recognition, vol. 37, 2004, pp. 543-553,

[10] D. Marr, “Vision” San Francisco, California: Freeman, 1982.

[11] Douglas C. Montgomery, Elizabeth A. Peck, G. Geoffrey Vining, “Introduction to Linear Regression Analysis, 3rd Edition”, John Wiley Sons. Inc. 2001.

[12] R. Dula, P. Hart, D. Stork, “Pattern Classification”, John Wiley Sons. Inc, 2001.

[13] S. Huvanandana, C. Kim, J. Hwang, “Reliable and fast fingerprint identification for security applications”, 2000 International Conference on Image Processing , Volume: 2, Jan. 2001 Page(s): 503 -506

[14] D. Maltoni, D. Maio, A. Jain, and S. Prabhakar, “Handbook of Fingerprint Recognition”, Springer, NewYork: 2003.

[15] FVC2000, <http://bias.csr.unibo.it/fvc2000>

[16] FVC2002, <http://bias.csr.unibo.it/fvc2002>

[17] FVC2004, <http://bias.csr.unibo.it/fvc2004>

[18] FVC2006, <http://bias.csr.unibo.it/fvc2006>

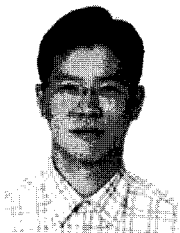
[19] R. Cappelli, D. Maio, and D. Maltoni, “An Improved Noise Model for the Generation of Synthetic Fingerprints”, in Proceedings 8th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision, Kunming, China, 6-9th, December 2004.

[20] D. Maio, D. Maltoni, “Ridge-line Density Estimation in Digital Images”, International Conference on Pattern Recognition, Australia, August 1998.

[21] W. Jang, D. Park, D. Lee, and S. Kim, “Fingerprint Image Enhancement Based on a Half Gabor Filter”, Proc. IAPR Intl. Conf. on Biometrics, ICB, Springer LNCS-3832, pp. 258-264, Hong Kong, January 2006.

[22] D. Lee, K. Choi, and J. Kim, “A Robust Fingerprint Matching Algorithm Using Local Alignment”, International Conference on Pattern Recognition, Quebec, Canada, August 2002.

저 자 소 개



이 상 훈(학생회원)  
 1997년 명지대학교 전자공학과 학사  
 1999년 명지대학교 전자공학과 석사  
 2008년 연세대학교 전기전자 공학부 박사 과정

<주관심분야 : 생체인식, 컴퓨터 비전, 패턴인식>



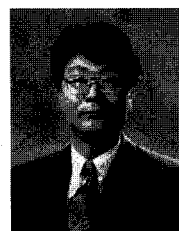
이 철 한(학생회원)  
 2000년 명지대학교 전자공학과 학사  
 2002년 연세대학교 전기전자 공학부 석사  
 2007년 연세대학교 전기전자 공학부 박사

<주관심분야 : 생체인식, 컴퓨터 비전, 패턴인식>



최 경 택(학생회원)  
 2001년 중앙대학교 전기전자 공학부 학사  
 2003년 연세대학교 전기전자 공학부 석사  
 2008년 연세대학교 전기전자 공학부 박사 과정

<주관심 분야 : 인공지능, 영상처리, 생체인식(지문인식)>



김 재 희(정회원)-교신저자  
 1979년 연세대학교 전자공학과 졸업  
 1982년 Case Western Reserve University 전기공학 석사  
 1984년 Case Western Reserve University 전기공학 박사

현재 연세대학교 전기전자공학부 교수  
 과학기술부 지정 생체인식 연구센터 소장  
 <주관심분야 : 생체인식, 패턴인식, 컴퓨터 비전, 영상인식>