

논문 2005-42SP-6-11

모바일 카메라를 이용한 지문인식을 위한 지문영역 추출 및 융선방향 추출 알고리즘

(Fingerprint Segmentation and Ridge Orientation Estimation with a
Mobile Camera for Fingerprint Recognition)

이 철 한*, 이 상 훈*, 김 재 희*, 김 성 재**

(Chulhan Lee, Sanghoon Lee, Jaihie Kim, and Sung-Jae Kim)

요 약

본 논문에서는 모바일 카메라를 이용한 지문인식 시스템 개발에서 지문영역 추출 및 융선 방향 정보 추출 방법에 대해 제안한다. 모바일 카메라로 획득한 지문영상은 기존의 지문센서(접촉식 센서)로 획득한 영상과 여러 가지 다른 특성을 나타낸다. 우선 모바일 카메라로 획득한 지문영상은 칼라영상이며, 배경영역이 획득 장소와 시간에 따라 변화가 심하고, 지문 융선과 골의 조도차가 접촉식 센서에서 획득한 영상보다 작아 노이즈에 대한 영향이 크다는 특징이 있다. 이러한 환경에서 지문영역을 추출하고자 손가락의 색 정보와 지문의 주파수 정보를 이용하여 초기영역을 설정하고 설정된 초기영역을 이용하여 영역확장 방법으로 지문영역을 추출하였다. 손가락의 색 정보는 학습과정을 통해 손가락 색의 확률 분포를 LUT (Look Up Table) 기법을 이용해 모델하였고, 주파수 정보는 초점이 맞는 손가락 영역과 초점이 맞지 않는 배경영역의 영상 주파수 특성 차이를 이용하였다. 지문 방향 정보 추출에서는 카메라로부터 발생하는 노이즈나 극단치 (outlier)의 영향을 줄이기 위해 그래디언트 필드에서 초기 방향을 기준으로 노이즈와 극단치를 제거한 후 방향을 구하는 방법을 사용하였다. 실험에서는 모바일 카메라를 이용하여 획득한 지문영상으로 지문영역 추출 및 융선방향 정보 추출에 대한 평가를 했다. 지문영역 추출 알고리즘 평가를 위해 600장의 수동 구분된 지문영상을 사용하였고 융선방향 정보 추출은 지문 인식성능으로 비교 평가 하였다.

Abstract

Fingerprint segmentation and ridge orientation estimation algorithms with images from a mobile camera are proposed. The fingerprint images from a mobile camera are quite different from those from conventional sensor, called touch based sensor such as optical, capacitive, and thermal. For example, the images from a mobile camera are colored and the backgrounds or non-finger regions are very erratic depending on how the image capture time and place. Also the contrast between ridge and valley of a mobile camera image are lower than that of touch based sensor image. To segment fingerprint region, we first detect the initial region using color information and texture information. The LUT (Look Up Table) is used to model the color distribution of fingerprint images using manually segmented images and frequency information is extracted to discriminate between in focused fingerprint regions and out of focused background regions. With the detected initial region, the region growing algorithm is executed to segment final fingerprint region. In fingerprint orientation estimation, the problem of gradient based method is very sensitive to outlier that occurred by scar and camera noise. To solve this problem, we propose a robust regression method that removes the outlier iteratively and effectively. In the experiments, we evaluated the result of the proposed fingerprint segmentation algorithm using 600 manually segmented images and compared the orientation algorithms in terms of recognition accuracy.

Keywords: fingerprint recognition, mobile camera, segmentation, orientation estimation.

* 정회원, 연세대학교 생체인식 연구센터
(Biometrics Engineering Research Center, Yonsei Univ.)

** 정회원, 삼성전자 주식회사
(Samsung Electronics Co., Ltd.)

※ 본 연구는 한국과학재단 생체인식 연구센터(BERC) 와 삼성전자의 지원으로 수행 되었습니다.
접수일자: 2005년5월31일, 수정완료일: 2005년9월22일

I. 서론

지문인식은 사용의 편리성과 성능의 우수성으로 생체인식 분야 중 가장 많이 사용되고 있는 개인 식별 방법이다. 지문인식의 응용 분야로는 PC보안, 인터넷 뱅킹, 범죄자 조회, 자동 출퇴근 시스템, 도어락 등이 있고 최근에는 휴대폰이나 PDA와 같은 모바일 분야에도 적용되고 있다. 그러나 현재 모바일 제품에 사용되는 지문인식 시스템은 부가적인 지문센서의 도입으로 원가 인상과 장비의 내구성을 약화시키는 단점이 있다. 현재 모바일 제품에는 기본적으로 카메라가 장착되어 있고, 장착되어진 카메라는 화소수, 자동 초점기능 등의 하드웨어적인 성능이 계속적으로 향상되고 있으며, 모바일 시스템의 연산능력도 증가되고 있다. 이러한 카메라와 모바일 시스템의 하드웨어적인 향상과 기존 모바일 제품에 사용되는 지문인식 시스템의 단점을 해결하기 위해 모바일 카메라를 이용한 지문인식 시스템 개발이 요구된다.

본 논문에서는 모바일 카메라 모듈을 이용하여 지문영상을 획득하고 획득된 지문영상을 이용해 지문인식을 위한 전처리 알고리즘 중 지문영역 추출방법과 방향정보 추출방법에 관해 제안한다. II장 1절에서는 이 논문에서 사용한 지문영상의 영상획득 방법에 대해 설명하고, II장 2 절에서는 모바일 카메라 모듈로 획득된 지문영상에서 지문영역추출 방법 그리고 II장 3 절에서는 지문 응선 방향 추출 방법에 대해 설명하고, III장에서 실험을 통한 제안 시스템을 평가 하였다.

II. 본론

1. 지문영상 획득

본 논문에서 사용된 지문영상은 그림 1(a)와 같은 방법으로 획득 하였다. 영상획득 센서로는 1.3M 픽셀의 휴대폰용 CMOS 카메라를 사용하였고, 하나의 고휘도 LED를 조명으로 사용하였다. 카메라의 초점거리(Working Distance)를 5cm로 고정 후 손가락을 초점거리에 일치시켜 그림 1(b)와 같은 영상을 획득 하였다. 사용된 조명으로 인해 외부 환경에 영향을 덜 받으며 영상을 획득 할 수 있었다.

2. 지문 영역 추출

사용자로부터 지문영상을 획득 후 지문인식을 위한

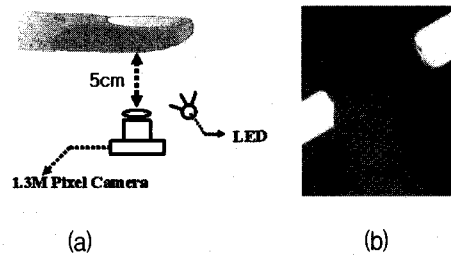


그림 1. (a) 지문 영상획득 방법, (b)획득 영상
Fig. 1. (a) The acquisition of fingerprint image, (b) A acquired image.

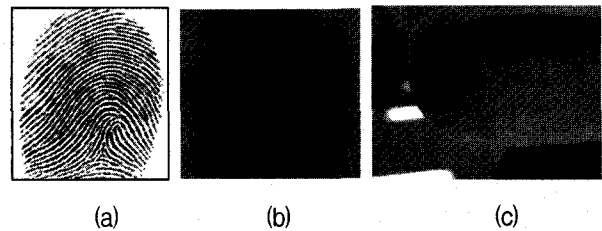


그림 2. 센서별 지문영상: (a)광학식 (b)반도체식 (c)모바일 카메라
Fig. 2. Fingerprint Images: (a) Optical Sensor, (b) Capacitive Sensor, (c) Mobile Camera.

첫 번째 단계는 획득된 영상에서 지문영역과 배경영역을 분리하는 지문영역 추출 (Fingerprint Segmentation)이다. 지문영역 추출은 지문영역에 대해서만 지문인식에서 요구하는 지문영상 처리를 하게 함으로써 속도를 향상시킬 뿐 아니라, 지문영역에서만 인식을 위한 특징점을 추출함으로써 배경영역에서 발생할 수 있는 의사 특징점 (False Minutiae)의 생성을 제거할 수 있어 인식 성능을 향상시키게 된다.

그림 2(a),(b)는 기존 접촉식 지문센서로 획득한 영상이다. 이 영상에서 배경 부분은 센서에 손가락이 접촉되지 않아 발생하는 부분으로 센서에 따라 일률적으로 나타나 비교적 쉽게 지문영역과 배경영역의 분리가 가능하였다. 하지만 휴대폰 카메라 모듈에서 얻은 지문영상의 배경 부분은 그림 2(c)에서 보이는 바와 같이 매우 다양하며 획득 장소와 시간에 따라 변한다. 이러한 환경에서 우리는 지문영역 추출해 지문의 색 (Color)정보와 초점이 맞는 지문의 주파수 정보를 이용하여 초기영역을 설정하고 그 초기영역을 기준으로 영역확장 기법 (Region Growing)을 사용하였다.

가. 색 정보를 이용한 지문영역 추출

색 정보를 이용한 지문영역 추출은 사람의 손가락 색

은 특정 색 좌표계에서 비슷하다는 가정 하에 입력영상 각 픽셀의 색 정보가 얼마나 손가락 색에 가까운 가 (Similarity)로 판단한다. 사람의 피부색은 피부의 멜라닌 (Melanin)에 따라 인종마다 다른 색을 나타내지만, 손가락을 포함한 손바닥은 멜라닌 색소의 결핍으로 혈액 내 산화된 헤모글로빈 (Oxygenated Hemoglobin)의 과장에 따른 흡수율에 주요 영향을 받는다. 따라서 모든 인종의 손가락색은 과장에 따른 비슷한 반사율을 나타낸다.^[1] 이러한 특성으로 Normalized rgb를 사용하여 손가락 색의 모델을 얻으면 모든 인종에 상관없이 적용될 수 있다. 손가락의 색 정보에 대한 모델링 방법으로는 크게 파라메트릭 (Parametric)방법과 논 파라메트릭 (Non-Parametric)방법이 있다.^[2] 파라메트릭 방법은 색 정보의 누적분포를 특정 확률 모델로 모델하는 경우로 가우시안 모델 방법이 가장 많이 쓰이고 있고, 논 파라메트릭 방법으로는 색 정보의 누적분포를 특정 파라미터로 모델하지 않고 형태 그대로를 사용하려는 방법으로 LUT (Lookup Table)^[3]방법이 있다. 색 정보를 이용한 손가락 정보 모델에서는 LUT방법을 사용하였다. LUT방법에 의한 손가락 색 정보의 모델 방법은 다음과 같다.

- 1) 학습영상 생성: 획득 영상에 대해 사람이 직접 영역 분리한다.
- 2) 색 좌표 변화: 학습영상을 이용하여 지문영역에 대해서만 Normalized rgb좌표로 변환한다.
- 3) LUT 생성: 변환된 색 좌표에서 손가락 색에 대한 누적분포를 이용 LUT를 생성한다.

학습영상을 생성하기 위하여 200장의 영상을 사람이 직접 그림 3과 같이 영역 분리하고, 지문영역에 대해서만 Normalized rgb 좌표로 변환 후 누적 분포를 구하였다.(그림 4(a)) Normalized rgb좌표계는 rgb요소가 서로 의존적이므로 (r+g+b=1) 누적 분포에서 r과 b만 사용하였다. 구해진 누적분포에서 LUT 생성을 위해 r과 b 좌표를 작은 셀 (Cell)로 나누고 (Quantization) 각 셀에 누적된 값을 이용하여, 최대 누적치의 10%이상 누적된 셀은 지문영역 색 공간(1로 할당)으로 10%이하 되는 셀은 배경영역 색 공간(0으로 할당)으로 하였다. 그림 4(b)는 셀의 해상도가 256×256일 때 LUT를 보여준다. 색 정보를 이용한 지문영역 추출은 입력영상의 각 픽셀을 Normalized rgb변환 후 각 픽셀 해당하는 LUT를 이용하여 아래 식 (1)과 같이 이루어진다.

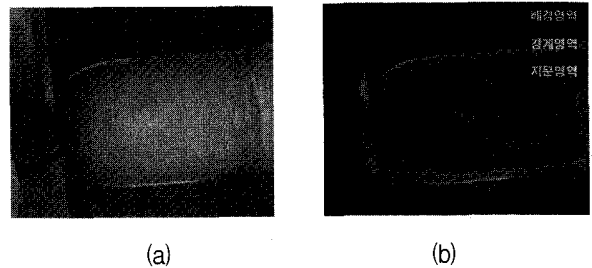


그림 3. 학습 지문영상: (a)원 영상, (b)영역별 분류된 영상

Fig. 3. Training Images: (a)Original Image, (b)Manually Segmented Image.

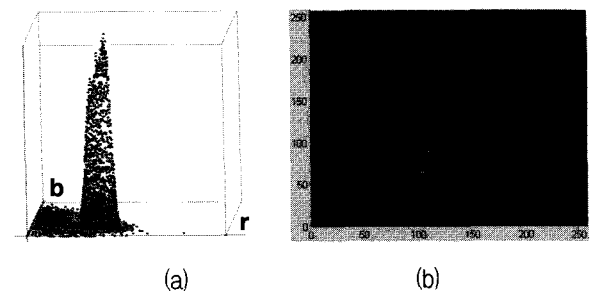


그림 4. 해상도 256×256인 Normalized rb에서 손가락 칼라의 확률밀도분포(a) 와 LUT(b).

Fig. 4. (a)The distribution of the fingerprint color model, (b)LUT of 256×256 Resolution.

$$x(i, j) = \begin{cases} 1 (\text{지문영역}) & \text{if } LUT[r(i, j)][b(i, j)] = 1 \\ 0 (\text{배경영역}) & \text{if } LUT[r(i, j)][b(i, j)] = 0 \end{cases} \quad (1)$$

여기서 $r(i, j)$ 와 $b(i, j)$ 는 입력 영상 한 픽셀 ($x(i, j)$)에 대한 Normalized r과 b값이다. 본 논문에서는 노이즈의 영향을 제거하고자 8×8단위로 R, G, B 각 채널을 평균한 Normalized r과 b를 구해 블록 단위로 지문영역 추출 과정을 실시하였다.

나. 주파수 정보를 이용한 지문영역 추출

카메라를 이용해 지문영상을 촬영할 경우 초점심도 (Depth of Field)가 작아져 카메라와 손가락 사이의 초점이 맞는 허용구간이 작아진다. 이러한 특징으로 입력 영상에서 배경 영역은 초점 거리에서 벗어나 흐려지고 지문영역은 초점이 맞아 융선의 특정 주파수를 갖게 된다. 주파수 정보를 이용한 지문영역 추출은 이러한 초점 차이에 따른 영상의 주파수 변화를 이용하는 것이다.

지문영역 추출을 위한 주파수 정보 측정을 위해 텍스처 분류와 분리에서 많이 사용되는 웨이블릿 (Wavelet) 기반의 알고리즘과 자동초점 기법 (Autofocusing)에서

사용하는 Tenengrad를 고려하였다.^{[4][5]} 웨이블릿 기반의 알고리즘에서 웨이블릿 기저로는 Daubechies 9/7을 이용하였고, 입력영상을 3단계까지 분해(Decomposition)한 후 지문영역 추출을 위한 주파수 정보는 3단계의 고주파 대역(그림 5(a) 2), 3), 4)에서 식 (2)와 같이 구하였다.

$$f(i, j) = \frac{1}{3} \sum_{x=2}^4 s_x(i, j), x \text{는 subband의 index}$$

$$s_x(i, j) = \frac{1}{(2n)^2} \sum_{k=i-n}^{i+n-1} \sum_{l=j-n}^{j+n-1} |g(k, l) - \mu_g| \quad (2)$$

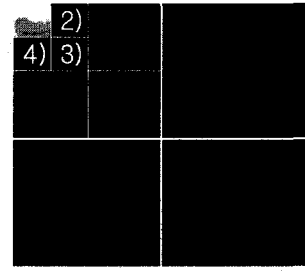
여기서 $g(k, l)$ 은 웨이블릿 도메인에서 계수 값이고, μ_g 는 $2n \times 2n$ 크기의 측정 단위 내의 평균이고($n=4$ 사용), (i, j) 는 3단계 고주파 대역에서 좌표를 나타낸다. Tenengrad를 이용한 주파수 정보 획득은 영상을 소벨(Sobel) 연산자와 컨볼루션(\otimes)으로 그래디언트를 구한 후 그래디언트들의 에너지를 이용하여 아래 식 (3)과 같이 구하였다.

$$Tenengrad(i, j) = \frac{1}{(2m)^2} \sum_{k=i-m}^{i+m-1} \sum_{l=j-m}^{j+m-1} (G_v^2(k, l) + G_h^2(k, l))$$

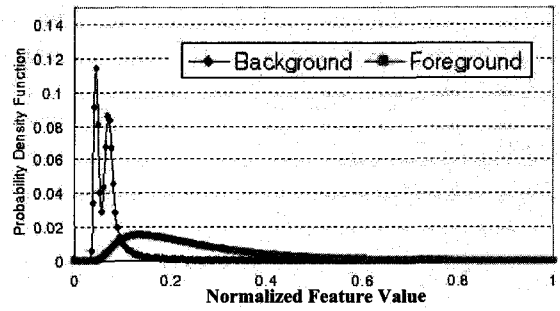
$$G_v(x, y) = I(x, y) \otimes \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad (3)$$

$$G_h(x, y) = I(x, y) \otimes \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{pmatrix}$$

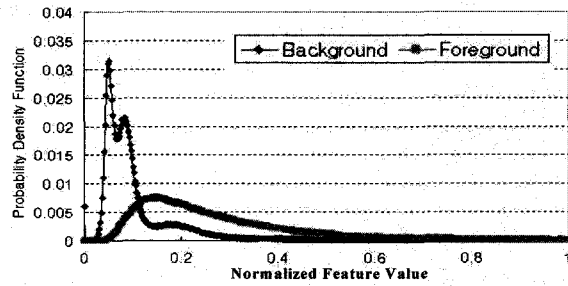
여기서 $I(x, y)$ 는 칼라 영상의 각 픽셀(x, y)의 R,G,B를 평균하여 생성한 영상의 한 픽셀 밝기 값을 나타내고, Tenengrad는 색 정보를 이용한 영역추출 단위와 일치시키기 위해 $8 \times 8(m=4)$ 단위로 측정 하였다. 그림 5(b),(c)는 200장의 학습 DB에 대한 지문영역과 배경영역에 대한 주파수 정보(식 (2)와 식 (3))의 분포를 보여 준다. 분포의 특성을 이용해 지문영역 추출은 임계치 방법을 사용하였다. 임계치의 결정을 위해 구해진 지문영역과 배경영역의 주파수 값의 분포를 이용하여 베이시안 이론(Bayesian Theory)^[6]을 이용하였다. 지문영역과 배경영역의 주파수 분포를 가우시안으로 모델하고 베이시안의 조건 확률(likelihood)로 하였고, 사전 확률(a priori probability)은 같다고 가정하여 베이시안 이론에 의해 사후 확률(posterior probability)이 같아지는 값을 임계값으로 정하였다.



(a)



(b)



(c)

그림 5. 웨이블릿 변환된 지문영상(a), DWT(b) 와 Tenengrad(c)를 이용한 지문영역과 배경영역에 대한 특징 값의 분포

Fig. 5. (a) The Wavelet domain of a fingerprint image, The distribution of DWT(b) and Tenengrad(c) features.

다. 융합 및 영역확장을 이용한 지문영역 추출

색 정보를 이용한 지문영역 추출은 지문영역 부분의 추출은 잘되지만 배경에 손가락과 같은 색이 존재할 경우 지문이라 인식하는 오류가 있으며, 주파수를 이용한 지문영역 추출은 배경 영역부분은 잘 분리하지만 초점이 맞는 손가락 외의 물체를 지문이라 판단하는 오류와 지문영역 내에 초점이 맞지 않는 영역을 배경이라 하는 오류가 발생된다. 이러한 각각의 단점을 보완하고자 우선 색 정보에 의한 지문영역 추출 결과와 주파수 정보

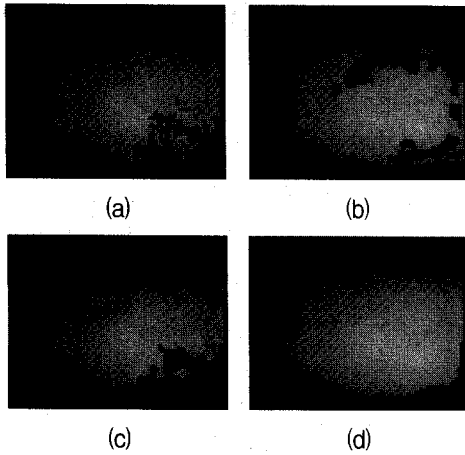


그림 6. 지문영역 추출 결과: (a)색 정보 (b)주파수(DWT) 정보 (c) (a)와(b)의 융합 후 후처리(d)최종 결과 ($T_R=4$ 일때)

Fig. 6. Result images : (a) Color, (b) Contrast, (c) Combine (a) and (b) and postprocessing, (d) Final result.($T_R=4$)

에 의한 지문영역 추출 결과를 AND 연산으로 융합하고 노이즈 제거를 위해 후처리로 모폴로지(Morphological filtering)기법 중 클로징(Closing)을 실시하여 초기 영역을 설정하고 초기 영역에서 영역확장(Region Growing)^[7]을 통해 최종 지문영역을 추출 하였다. 영역 확장을 이용한 영역 추출에서는 초기 영역(Seed regions)과 이웃 픽셀을 확장 할 것인가를 판단하는 측정거리를 결정해야 한다. 초기 영역은 융합된 지문후보영역 중에서 가장 넓은 영역만을 레이블링 알고리즘으로 선택하였고, 영역 확장을 위한 측정거리는 초기 영역의 색 정보를 기준으로 확률 분포를 구해 그 분포를 이용한 마할라노비스 거리(Mahalanobis Distance)로 식 (4)와 같이 최종 지문영역 추출을 실시 하였다.

$$D(i, j) = (x(i, j) - m)^T \Sigma^{-1} (x(i, j) - m)$$

$$D(i, j) < T_R : \text{픽셀 } i, j \text{는 지문영역} \quad (4)$$

$$\text{otherwise: } \text{픽셀 } i, j \text{는 배경영역}$$

여기서 $x(i, j) = [r_{i,j}, b_{i,j}]$ 는 확장될 이웃 픽셀의 Normalized rb로 구성된 벡터이며, $m = (\bar{r}, \bar{b})$ 과 $\Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_{rr} & \sigma_{rb} \\ \sigma_{br} & \sigma_{bb} \end{pmatrix}$ 는 초기영역에서의 Normalized rg의 평균 벡터와 공분산행렬을 나타낸다. 거리 $D(i, j)$ 가 특정 임계 값 (T_R)보다 작으면 그 픽셀을 지문영역으로 확

장하고 특정 임계 값 보다 크면 배경영역으로 한다. 그림 6은 각 정보를 이용한 지문영역 추출 결과와 $T_R=4$ 로 했을 때 최종 지문영역 추출 결과를 보여준다.

3. 지문용선 방향 추출

지문의 용선 방향 정보는 용선 강화(Ridge Enhancement), 특이점 추출(Singular Point Detection), 지문분류(Classification) 등 지문인식 알고리즘에 전반적으로 사용되는 중요 정보이다. 이러한 지문의 용선 방향 정보를 추출하기 위한 대표적인 방법으로는 지문 영상을 블록으로 나누고 블록영상의 그래디언트를 이용하는 그래디언트 기반 방법,^{[8][9][10]} 지문의 용선 흐름을 특정 함수로 모델하여 구하는 모델 기반 방법,^[11] 몇 개의 일정한 방향을 갖는 템플릿을 이용하여 방향정보를 구하는 템플릿 기반의 방법^[12] 등이 있다. 이 방법들 중 그래디언트 기반의 방법이 연산량이 작아 일반적으로 사용되지만 논 화이트가우시안(Non-White Gaussian) 노이즈에 의해 발생하는 극단치(Outlier)에 민감하다는 단점이 있다. 이 절에서는 지문용선 방향 추출을 영상 한 블록의 그래디언트 필드(Gradient Field)에서 그래디언트 요소들이 이루고 있는 2차원 선 정합(Line Fitting)의 문제로 해석하여 그래디언트 기반의 용선 정보 추출 방법의 문제점을 논하고, 극단치(Outlier)에 강인한 새로운 지문용선 추출 알고리즘에 관해 제안한다.

가. 그래디언트 기반 방법의 문제점

그래디언트 기반의 지문용선 방향 정보 추출 방법은 영상 한 블록의 그래디언트 필드가 이루는 주된 방향을 LS(Least Square) 방법으로 구하는 것으로 이는 그래디언트 필드의 공분산 행렬(covariance matrix)의 첫 번째 고유벡터(eigenvector)의 방향과 같다.^[10] (실제 용선 방향은 이 방향의 수직 방향이 된다.) 그림 7(a),(b)는 지문영상과 한 블록에 해당하는 그래디언트 필드를 보여 준다. 그림 7(b)에서 그래디언트 필드가 이루고 있는 주된 방향을 식 (5)와 같은 2차원 선이 이루고 있는 기울기(방향: β)로 해석 할 수 있다.

$$y_i = \beta x_i + \epsilon_i \quad (5)$$

여기서 x_i 와 y_i 는 그래디언트 필드의 한 원소인 G_{x_i} 와 G_{y_i} 이고 ϵ_i 는 노이즈를 나타낸다. 위 식 (5)에서 기울기 β 를 구하는 가장 간단한 방법이 식 (6)과 같이

LS (Least Square)방법을 사용하는 것이다.

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T Y \tag{6}$$

여기서 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ 이고 $Y = [y_1, y_2, \dots, y_n]$ 이다. LS방법은 노이즈의 분포가 화이트 가우시안(White Gaussian)일 때 최적의 해를 구한다. 하지만 실제적인 경우 노이즈를 화이트 가우시안이라 가정할 수 없으며 이 는 화이트 가우시안 노이즈에 의해 생성되는 극단치는 LS 방법에 의한 결과에 큰 영향을 준다.^[13]

나. 반복 회귀 진단에 의한 용선 방향정보 획득

앞 장에서 논한 바와 같이 그래디언트 기반의 방법은 LS 방법을 사용하는 것과 동인한데 이 방법은 극단치에 영향을 크게 받는다. 모바일 카메라로 획득된 영상의 경우 접촉식 센서에서 획득한 영상에 비해 용선과 골의 조도차가 낮아 카메라의 노이즈나 지문의 상처에 대한 영향력이 기존 접촉식 센서에 의한 영상에 비해 커진다. 이러한 현상은 LS기법에서 극단치에 대한 영향력을 증가시켜 잘 못된 용선 방향을 추출 하게 된다. 이러한 극단치의 문제점을 극복하기 위해 우리는 반복적 회귀진단에 의한 극단치에 강인한 새로운 용선 추출 방법을 제안한다. 제안하는 반복적 회귀진단에 의한 용선 추출 방법은 다음과 같다.

i) 2차원 그래디언트($x_i = [G_x, G_y]$): 지문영역이 추출된 영상을 블록으로 나누고, 소벨 연산자를 이용하여 2차원 그래디언트를 구한다.

ii) 초기 방향정보 획득: 계산된 2차원 그래디언트를 이용하여 각 블록에 대해 LS 방법으로 방향 정보를 획득한다.

iii) 백색화: 각 블록의 그래디언트 필드에서 극단치 제거를 위해 그래디언트 필드를 백색화 시킨다.

iv) 극단치 제거 : 백색화 된 이차원 그래디언트 필드에서 백색화 된 그래디언트 요소의 유클리디안 놈(Euclidean Norm: $\|x_i\|_w$)이 2σ 보다 크면 그 그래디언트 요소를 제거한다. 여기서 σ 는 백색화 작업을 거쳤으므로 1이 된다.

v) 방향 재추정: 극단치가 제거된 그래디언트 필드에서 LS기법을 이용하여 방향($\theta(n+1)$)을 재 추정한다.

vi) 반복 작업: 만약 $\theta(n+1) - \theta(n)$ 값이 특정 값 T_θ 보다 작으면 $\theta(n+1)$ 를 한 블록의 용선 방향으로

설정 후 과정을 끝내고 특정 값 T_θ 보다 크면 3단계부터 재 반복한다.

백색화 과정에서 2차원 그래디언트 필드는 아래 식 (7)과 같이 그래디언트 필드의 공분산 행렬을 이용해 백색화 되어지고 백색화 과정을 거쳤으므로 극단치 제거를 위한 측정 거리는 그래디언트의 마할라노비스 놈(Mahalanobis Norm)이 아닌 간단히 유클리디안 놈(Euclidean Norm)으로써 측정된다.

$$\begin{aligned} E^{-1}\epsilon &= E^{-1}Y - E^{-1}X\beta \\ Cov(X, Y) &= \Sigma = E^T E \end{aligned} \tag{7}$$

반복 작업을 통해 극단치를 제거하는 원리는 다음과 같다. 극단치에 해당하는 그래디언트 요소의 영향력이 방향 측정에서 큰 영향력을 준다는 것은 백색화 된 그래디언트 필드에서 극단치에 해당하는 그래디언트 요소가 용선에 해당하는 그래디언트 요소보다 유클리디안 놈이 크다는 것을 의미한다. 그러므로 식 (8)과 같이 백색화 된 그래디언트 필드에서 유클리디안 놈이 2σ 보다 큰 것에 해당하는 그래디언트 요소를 제거하면 극단치가 제거 되게 된다. 화이트 과정을 거쳤으므로 $\sigma = 1$ 이 된다.

$$x_i = \begin{cases} x_i & \text{if } \|x_i\|_w < 2 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \tag{8}$$

또한 이렇게 제거 되는 과정은 아래와 같은 노이즈 모델로 나타낼 수 있다.

$$\epsilon = \sum_{i=1}^n \epsilon_i \tag{9}$$

$$E(\epsilon_i) = 0, \quad Var(\epsilon) = \sigma^2 V = \sum_{i=1}^n \sigma_i V_i \tag{10}$$

$$\sigma_k^2 > \sigma_{k-1}^2 > \sigma_{k-2}^2 \dots$$

V_k : nonsingular positive symmetric matrix

전체 노이즈를 식 (9)와 같이 노이즈의 선형합으로 표현 될 수 있으며 각 노이즈 ϵ_i 의 확률 특성은 식 (10)과 같이 나타낼 수 있다. 극단치를 반복적으로 제거하면 노이즈의 분산이 큰 것부터 제거되어지고 ($\sigma_k > \sigma_{k-1} > \sigma_{k-2} \dots$) 결국 노이즈에 분산은 $\sigma_\epsilon \approx 0$ 가깝게 되어 화이트가우시안 노이즈에 가깝게 변화된다. 이렇게 극단치가 제거된 그래디언트 필드를 이용하여 최종 용선 방향은 LS 방법으로 구해진다. 그림 7

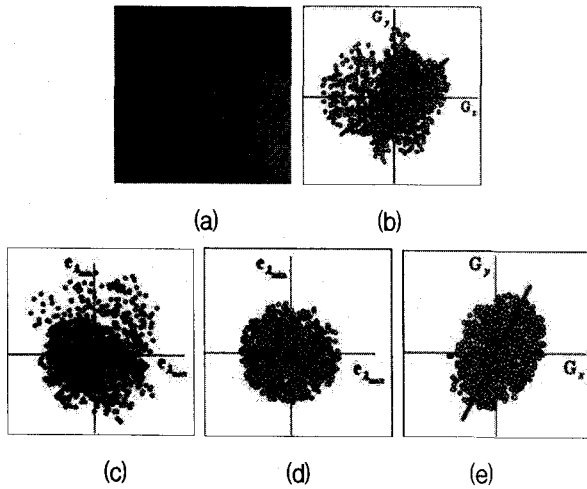


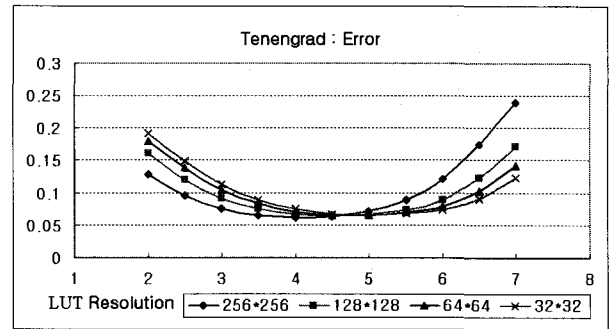
그림 7. (a) 지문영상, (b)(a)그림의 블록에 대한 그래디언트 필드, (c) 백색화된 그래디언트 필드, (d)극단치를 제거한 백색화된 그래디언트 필드, (e) 극단치가 제거된 그래디언트 필드와 방향
 Fig. 7. (a) A sub-block image, (b) A 2D gradient field with outlier, (c) A whitened 2D gradient field, (d) whitened 2D gradient field removing outlier, (e) A 2D gradient field without outlier.

은 제안한 융선정보 추출 알고리즘의 전체 과정을 보여 준다.

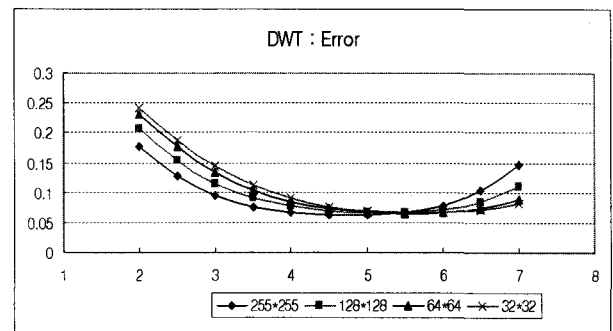
III. 실험

1. 지문영역 추출

지문영역 추출 실험을 위해 II장 1 절에서 언급한 방법으로 획득된 600장의 지문영상들을 수동으로 지문영역, 배경영역, 경계영역으로 구분하고 지문영역과 배경영역에 대해서만 제안한 지문영역 추출 알고리즘과 수동 구분된 영역을 비교하였다. 수동 구분된 결과와 지문영역 추출 알고리즘 결과는 8×8블록 단위에서 처리하였다. 알고리즘 판단 결과의 경우 최종 결과에서 8×8 블록의 픽셀 내에 지문영역이라 판단한 픽셀이 많은 경우는 지문영역으로 그렇지 않은 경우는 배경영역으로 판단하였다. 수동 구분된 결과와 알고리즘에서 판단된 결과가 일치하지 않으면 오류로 하였다. 실험은 색 정보를 이용한 지문영역 추출을 위해 사용된 LUT방법에서 LUT의 해상도를 256, 128, 64, 32와 주파수 정보 측정을 위한 웨이블릿 방법과 Tenengrad 방법 그리고 최종 지문영역 추출을 위한 영역 확장의 임계치에 변화에 따른 전체 성능을 알아보았다. 그림 8은 지문을 배경으로 오인한 오류와 배경을 지문으로 오인한 오류를 합한



(a)



(b)

그림 8. 지문영역 추출 전체오류 (a) 주파수 정보를 Tenengrad를 사용 (b) 주파수 정보를 DWT 사용
 Fig. 8. Fingerprint segmentation total error curve (a) Using Tenengrad for frequency (b) Using DWT for frequency.

전체 오류에 대한 성능을 두 가지 주파수 측정 방법에 따라 LUT 해상도와 영역확장에서의 임계치에 따른 오류 곡선을 보여주고 있다. 그림에서 가로축은 영역 확장의 임계치를 세로축은 전체 오류의 비율을 나타낸다. 결과 그림에서 알 수 있듯이 영역확장을 위한 임계치 (T_R)가 4에서 5일 때 최대 성능을 나타냈으며 LUT의 해상도가 클수록 좋은 성능을 나타냄을 알 수 있다.

2. 지문융선 방향 정보 추출

제안한 융선정보 추출의 방법과 기존 융선 추출 방법은 특징점 기반의 지문인식 알고리즘을 이용해 검증 에러로 비교 평가하였다. 인식 성능에 사용된 지문 DB는 168개의 독립된 지문을 각 5장씩 취득한 840장의 지문영상을 사용하였다. 성능 평가를 위한 지문인식 시스템의 전체 알고리즘은 다음과 같다. 제안한 방법을 이용하여 지문영역 추출과 방향 정보 추출 후 [14]이 제안한 방법으로 융선 강화 과정 (Ridge Enhancement)을 실시하였고(그림 9(b)), 융선 향상된 영상에서 세선화

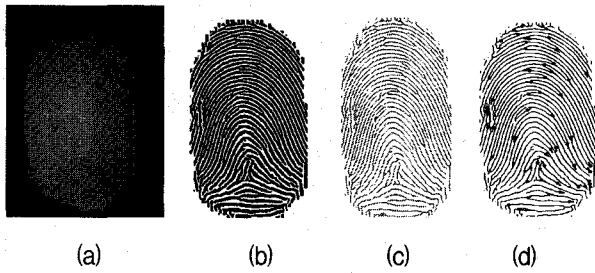


그림 9. 특징점 추출 결과 (a)지문영역 추출 (b)용선 방향 (c)세선화 (d)특징추출

Fig. 9. Minutiae Extraction (a)Fingerprint Segmentation (b)Ridge Enhancement (c)Thinning (d) Minutiae Extraction

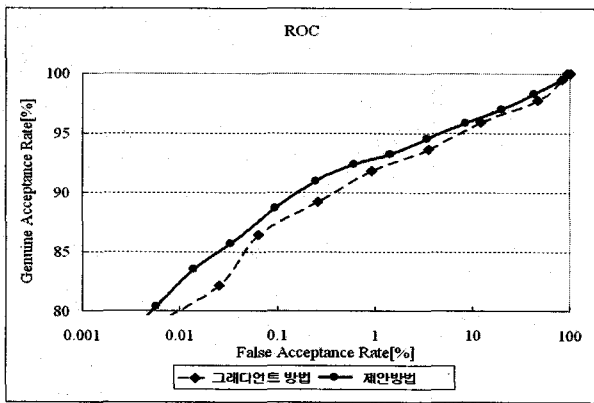


그림 10. 그래디언트 방법과 제안 방법의 ROC곡선

Fig. 10. ROC curve of the gradient based method and proposed method.

과정을 거쳐 그림 9(c)와 같이 한 픽셀 굵기의 용선을 구한 후 마스크를 이용하여 특징점을 추출 하였다(그림 9(d)). 추출된 특징점을 이용해 [15]이 제안한 방법으로 입력 지문과 등록된 지문 템플릿과의 매칭을 실시하였다.

그림 10은 제안한 지문영역 추출 알고리즘을 적용하고 용선 방향 추출 방법으로 기존 그래디언트 기반의 방법과 제안한 회귀적 방법을 적용 후 성능을 나타낸 ROC (Receiver Operating Characteristic) 곡선이다. 적용된 영역추출 알고리즘은 주파수 정보로는 Tenengrad, LUT 해상도는 64, T_R 은 4로 하였다. 결과에서 보듯이 제안한 용선 추출 알고리즘을 적용하면 인식성능이 향상됨을 볼 수 있다. 예를 들어 본인 거부율 (False Acceptance Rate)이 0.1%일 때 기존 그래디언트 방법을 사용해 방향정보를 구한 후 성능을 보면 본인 인식률 (Genuine Acceptance Rate)이 86%이고 제안한 방법을 사용한 경우 88%를 나타냈다. 또한 두 방법의 본인 인식률 차이는 본인 거부율이 낮아지면서 더욱 커지는 경향을 나타낼을 볼 수 있다.

IV. 결 론

본 논문에서는 모바일 카메라에서 획득한 지문영상을 이용한 지문인식 시스템에서 지문영역 추출 및 지문 용선 방향 정보 추출에 대해 논하였다. 다양한 배경을 갖는 입력 영상에서 지문영역 추출을 위해 손가락의 색 정보, 초점이 맞는 지문용선의 주파수 정보를 이용하여 초기 위치를 추출하고 그 초기 위치를 기준으로 영역 확장 방법으로 최종 지문영역을 추출하였다. 지문용선 방향 정보 추출에서는 극단치에 민감한 그래디언트 기법의 단점을 극복하고자 극단치를 효과적으로 극단치를 제거하는 방법에 대해 제안하였다. 향후 연구로는 입력 손가락의 3차원적 변환에 강인한 지문인식 알고리즘과 카메라로부터 획득한 지문영상을 이용한 방법과 기존의 접촉식 센서에 의해 획득한 방법에 대한 비교 평가가 요구된다. 이 비교평가에는 성능 측면에서 뿐 아니라 사용자의 편리성, 입력영상의 품질 등을 평가해야 할 것이다. 또한 제안한 알고리즘을 실제 모바일 제품에서 구동시켜 연산량 및 성능에 대한 비교가 요구된다.

참 고 문 헌

- [1] Angelopoulou Elli, "Understanding the Color of Human Skin."Proceedings of the 2001 SPIE conference on Human Vision and Electronic Imaging VI, SPIE Vol. 4299, pp. 243-251, May 2001.
- [2] V. Vezhnevets and V. Sazonov and A. Andreeva, "A survey on pixel-based skin color detection techniques", Graphicon 2003, 13th International Conference on the Computer Graphics and Vision, Moscow, Russia, September, 2003.
- [3] Zarit, B. D., Super, B. J., and Quek, F.K.H. "Comparison of Five Color Models in Skin Pixel Classification" International Workshop on Recognition, Analysis, and Tracking of Faces and Gestures in Real-Time Systems, pp. 58-63, 1999.
- [4] Trygve Randen, John Håkon Husøy, "Filtering for Texture Classification: A Comparative Study", *IEEE Transactions on PAMI*, Vol.21 No.4, pp.291-310, April 1999.
- [5] NK Chern, PA Neow, MH Ang Jr. "Practical issues in pixel-based autofocusing for machine vision", Int. Conf. On Robotics and Automation,

- pp.2791- 2796, 2001.
- [6] Richard O. Duda et al, "*Pattern Classification*", Wiley-Interscience, Second Edition, 2002.
- [7] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, "*Digital Image Processing*", Addison-Wesley, Second Edition, pp. 613, 2002.
- [8] Michael Kass, Andrew Witkin, "Analyzing oriented pattern", *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, Vol. 37, Issue 3, pp.362-385, 1987.
- [9] Nalini K., Ratha, Chen Shaoyun, Anil K. Jain, "Adaptive flow orientation-based feature extraction in fingerprint images", *Pattern Recognition*, Vol. 28, Issue 11, pp. 1657-1672, November 1995.
- [10] A.M. Bazen and S.H. Gerez, "Directional field computation for fingerprints based on the principal component analysis of local gradients", in *Proceedings of ProRISC2000, 11th Annual Workshop on Circuits, Systems and Signal Processing*, Veldhoven, The Netherlands, November 2000.
- [11] Jie Zhou, Jinwei Gu, "A model-based method for the computation of fingerprints orientation field", *IEEE Transactions of image processing*, vol.13, No.6, pp.821-835, 2004.
- [12] Stock R.M. and Swonger C.W., "Development and Evaluation of a Reader of Fingerprint Minutiae", Tech. Report: no. XM-2478-1:13-17, 1969.
- [13] Douglas C. Montgomery, Elizabeth A. Peck, G. Geoffrey Vining, "Introduction to Linear Regression Analysis" 3rd Edition, John Wiley Sons. Inc., 2001.
- [14] 장원철, 이동재, 김재희, "변형된 게이버 필터를 사용한 지문영상의 향상" 대한전자공학회 논문지 제 30권 SP편 제1호 pp. 103-113, 2003년 1월.
- [15] D. Lee, K. Choi and Jaihie Kim, "A Robust Fingerprint Matching Algorithm Using Local Alignment", *International Conference on Pattern Recognition*, Quebec, Canada, August 2002.

저 자 소 개



이 철 한(정회원)
 2000년 명지대학교 전자공학과
 학사 졸업
 2002년 연세대학교 전기전자
 공학과 석사 졸업
 2005년 연세대학교 전기전자
 공학과 박사 과정

<주관심분야 : 생체인식, 컴퓨터 비전, 패턴인식>



이 상 훈(정회원)
 1997년 명지대학교 전자공학과
 학사 졸업
 1999년 명지대학교 전자공학과
 석사 졸업
 2005년 연세대학교 전기전자
 공학과 박사 과정

<주관심분야 : 생체인식, 컴퓨터 비전, 패턴인식>



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

2005년 연세대학교 전기전자공학부 교수
 2005년 과학기술부 지정 생체인식 연구센터 소장
 <주관심분야 : 생체인식, 패턴인식, 컴퓨터 비전,
 영상인식>



김 성 재(정회원)
 1987년 성균관대학교 전자공학과
 학사 졸업
 1998년 University of Pittsburgh,
 Electrical Engineering, 박사 졸업
 2005년 (주)삼성전자 SOC 연구소
 책임연구원

<주관심분야: Security (Cryptography 등), 생체
인식, Digital Signal Processing>