Journal of The Institute of Electronics and Information Engineers Vol.52, NO.4, April 2015 http://dx.doi.org/10.5573/ieie.2015.52.4.135
ISSN 2287-5026(Print) / ISSN 2288-159X(Online)

논문 2015-52-4-17

1차원 가우시안 모델을 이용한 지문 땀샘 추출 방법

(Fingerprint Pore Extraction Method using 1D Gaussian Model)

최 균 건*, 나 문 수**, 김 회 율***

(Junjian Cui, Moonsoo Ra, and Whoi-Yul Kim©)

요 약

지문의 땀샘(pore)은 지문인식 분야에서 아주 유용한 특징의 하나이고 땀샘에 기반한 지문인식 시스템도 많이 제안되었다. 땀샘 정보를 이용하여 지문을 인식하려면 땀샘을 정확하게 추출하는 것이 아주 중요하다. 기존의 땀샘 추출 방법은 2차원 모델정합 기법을 이용하여 땀샘 중심을 검출한다. 본 논문에서는 2차원 모델보다 간단한 1차원 가우시안 모델을 이용한 땀샘 추출 방법을 제안한다. 1차원 모델을 이용하여 모델정합하는 과정에 2차원 모델보다 적은 연산량을 필요한다는 장점이 있다. 제안하는 방법은 먼저 국부적 융선(ridge)의 방향을 계산하고 융선 마스크(ridge mask)를 생성한 다음 땀샘 중심이 주변보다 밝다는 성질을 이용하여 사이즈가 각각 3×3 과 5×5인 필터로 땀샘 후보를 찾는다. 검출된 땀샘 후보에 대하여 1차원 가우시간 모델정합을 적용하여 땀샘 중심을 검출한다. 땀샘 추출 실험을 통하여 제안하는 방법은 기존의 2차원 모델에 기반한 방법보다 더 높은 땀샘 검출률을 보여주었고 땀샘 매칭 실험을 통하여 제안하는 땀샘 추출 방법이 지문인식에 사용될 수 있음을 보여준다.

Abstract

Fingerprint pores have proven to be useful features for fingerprint recognition and several pore-based fingerprint recognition systems have been reported recently. In order to recognize fingerprints using pore information, it is very important to extract pores reliably and accurately. Existing pore extraction methods utilize 2D model fitting to detect pore centers. This paper proposes a pore extraction method using 1D Gaussian model which is much simpler than 2D model. During model fitting process, 1D model requires less computational cost than 2D model. The proposed method first calculates local ridge orientation; then, ridge mask is generated. Since pore center is brighter than its neighboring pixels, pore candidates are extracted using a 3×3 filter and a 5×5 filter successively. Pore centers are extracted by fitting 1D Gaussian model on the pore candidates. Extensive experiments show that the proposed pore extraction method can extract pores more effectively and accurately than other existing methods, and pore matching results show the proposed pore extraction method could be used in fingerprint recognition.

Keywords : Fingerprint recognition, pore extraction, ridge orientation, 1D Gaussian model

* 학생회원, 도쿄공업대학 기계저어시스템전공
(Department of Mechanical and Control Engineering, Tokyo Institute of Technology)
** 학생회원, *** 정회원, 한양대학교 전자컴퓨터통신공학과
(Department of Electronics and Computer Engineering, Hanyang University)
© Corresponding Author(E-mail: wykim@hanyang.ac.kr)
※ 본 연구는 미래창조과학부 및 정보통신산업진흥원의 대학 IT연구센터 육성지원 사업의 연구결과로 수행되었음 (NIPA-2014-H0301-14-1018).
Received ; October 14, 2014 Revised ; February 3, 2015
Accepted ; March 30, 2015

Ⅰ. 서 론

자동지문인식시스템은 법의학, 액세스제어 등 분야에 널리 사용되고 있으며 그 중요성이 날로 부각되고 있다. 자동지문인식시스템은 지문의 유일성과 영구성을 이용하여 지문을 인식하고 신분을 식별한다.

지문인식 분야에서 사용되는 지문의 특징은 세 개의 레벨(레벨 1, 레벨 2, 레벨 3)로 나눌 수 있다[1]. 레벨 1은 지문의 거시적인 부분인 패턴 유형과 융선의 방향

등을 말하고 레벨 2는 minutiae로서 융선(ridge)의 끝점이나 분기점을 말하며 레벨 3은 융선의 내부 특성으로서 융선의 너비, 융선의 외곽선, 융선에 있는 땀샘(pore) 등이 포함된다.

기존의 지문인식시스템은 대부분 지문의 레벨 2 특징을 이용하여 지문을 인식한다. 하지만 보안 등급에 대한 요구가 날로 높아짐에 따라 더 많은 특징을 추가로 이용하여 지문인식의 정확도를 높이는 것이 연구되었고 결과적으로 레벨 3 특징을 고려한 지문인식 방법이 제안되었다. 레벨 3 특징 중 땀샘은 그 특이성과 불변성으로 지문인식 분야에 많이 사용되고 있다[2]. 그림 1(a)는 지문영상을 보여주고 그림 1(b) 는 (a)에서 땀샘을 추출한 결과를 노란색 원으로 보여준다. 땀샘은 지문 영상에서 원에 가까운 모양으로 나타내고 있고 땀샘의 지름은 0.06mm부터 0.25mm 사이에 있다[3]. Lumenera Camera LU135M로 찍은 해상도가 1200dpi인 지문영상에서 땀샘영역이 차지하는 픽셀 수는 3픽셀부터 30픽셀 사이에 있다[4]. 그리고 그림 1에서 확인할 수 있듯이 땀샘은 융선 위에만 분포되어

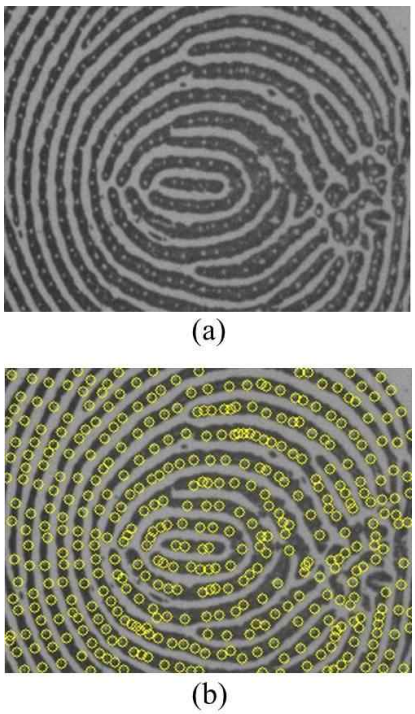

그림 1. (a) 지문 영상과
(b) 추출된 땀샘 (노란색 원으로 표기)
Fig. 1. (a) Example of a fingerprint image and
(b) extracted pores on it (pores are marked by yellow circles).

있다. 최근의 연구[4]에서는 땀샘이 비등방성 성질을 갖고 있고 융선의 방향을 따른 땀샘의 단면이 가우시안 모델 모양과 비슷하다는 것을 발견하였다.

본 논문에서는 1차원 가우시안 모델을 이용한 땀샘 추출 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 먼저 국부적 융선 방향을 계산하고 융선 마스크를 생성한 다음 사이즈가 다른 두 개의 필터로 땀샘 후보를 검출한다. 검출된 땀샘 후보의 위치에서 1차원 가우시안 모델정합을 수행하여 땀샘 중심을 찾는다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. Ⅱ장에서는 관련 연구 대하여 간략히 소개하고 Ⅲ장에서는 제안하는 땀샘 추출 방법에 대하여 자세히 서술하며 Ⅳ장에서는 실험결과를 통하여 제안하는 방법의 성능을 분석한 후 Ⅴ장에서 결론을 맺는다.

Ⅱ. 관련 연구

초기의 땀샘 추출 방법은 모두 골격화(skeletoniza－tion) 기반의 방법[2~3]이었다. 골격화 기반의 방법은 먼저 이진 지문영상을 얻은 후 이 영상을 골격화 한다. 다음 지문의 골격(skeleton)을 추적하면서 미리 정해진 여러 개의 기준에 부합되는지 여부를 판단하여 땀샘을 검출한다. 골격화 기반의 방법의 단점은 많은 연산량이 필요하다는 것과 노이즈 및 피부의 상태에 민감하다는 것이다.

골격화 기반의 방법의 단점을 해결하기 위하여 2차원 모델정합 기반의 방법들이 제기되었다. Ray[5] 등은 등방성 가우시안 모델로 지문 영상을 정합하면서 에러맵(error map)을 계산하였다. 에러맵의 매 원소는 그 픽셀을 중심으로 한 영역의 밝기 값과 모델 사이의 SSD(sum of squared difference)이다. 나중에 에러맵에서 국부적 최소치를 찾는 방법으로 땀샘을 검출하게 된다. Ray의 방법의 문제점은 비등방성인 땀샘을 등방성 모델로 간주하였다는 것이다. Parsons[6]등은 땀샘이 원과 비슷하다고 가정하여 DOG필터를 이용하여 땀샘을 추출하였다. Parsons의 방법의 단점도 땀샘을 등방성 모델로 간주하였다는 것이다. 반면에 Jain[1]등은 땀샘 주변의 픽셀 값이 큰 수치로부터 작은 수치로 급격히 변화할 때 웨이블릿변환이 큰 음의 값을 가진다는 성질을 이용하여 대역필터를 이용하여 이러한 큰 음의 값을 검출하여 땀샘을 추출하였다. Jain의

방법에서 웨이블릿변환에 필요한 파라미터는 실험적으로 정하였기 때문에 특정한 데이터셋에만 적용된다. 그리고 Jain의 방법의 단점도 땀샘을 등방성 모델로 간주하였다는 것이다.

Zhao[4]등은 땀샘이 비등방성 성질을 갖고 있고 융선의 방향을 따른 땀샘의 단면이 가우시안 모델 모양과 비슷하다는 것을 발견하였다. 이러한 발견에 기초하여 Zhao등은 융선 방향과 융선 빈도를 모두 고려한 적응적 비등방성 모델을 제안하였다. Zhao의 방법은 국부적 밝기 대비와 융선 방향 확신도를 이용하여 지문 영상을 전경블록과 배경블록으로 나눈다. 매개 블록에 대하여 각각 적응적 비등방성 모델을 생성하여 블록마다 모델정합을 수행하여 땀샘 중심을 추출한다. Zhao의 방법은 어느 정도 좋은 성능을 보여주었지만 2차원 모델을 적용하였기 때문에 모델정합 단계에 1차원 모델정합보다 많은 연산량이 필요하다.

Ⅲ. 제안하는 방법

1. 제안하는 방법의 흐름도

그림 2는 본 논문에서 제안하는 방법의 흐름도를 보여준다. 제안하는 방법은 먼저 입력된 지문 영상에 대하여 밝기 정규화를 하여 지문 영상이 미리 정해진 평균 밝기와 분산을 갖도록 한다. 밝기 정규화를 한 후 국부적 융선 방향을 계산하고 융선 마스크를 생성한다. 융선 마스크는 이진 영상으로서 융선은 0으로 표시되고 골(valley)은 1로 표시된다. 융선 마스크를 이용하여 융선 위에서만 땀샘 후보를 검출할 수 있다. 땀샘 후보는 3×3 필터와 5×5 필터를 순서대로 적용하여 검출한다. 검출된 땀샘 후보에 대하여 융선 방향에 따라 회전된 1차원 가우시안 모델을 적용하여 땀샘 중심을 추출한다. 추출된 땀샘 중심에 대하여 후처리를 수행하여 겹친 땀샘들을 하나의 땀샘으로 통합한다.

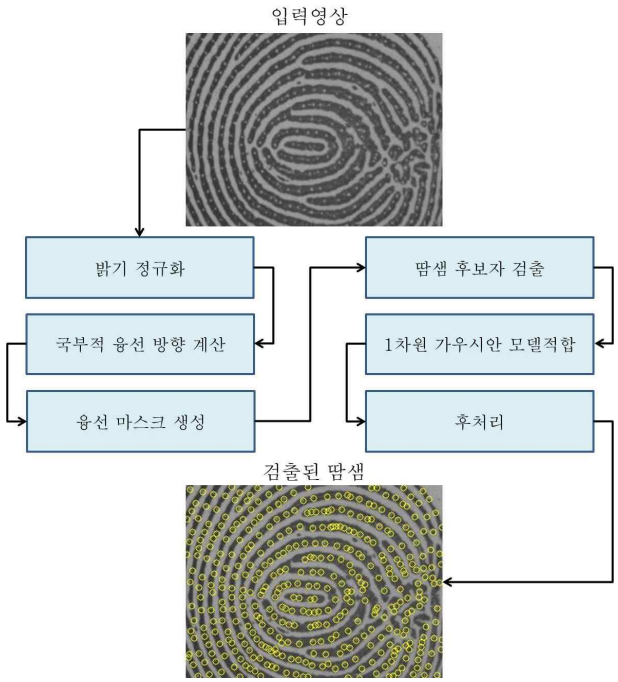

그림 2. 제안하는 방법의 흐름도
Fig. 2. Flowchart of the proposed method.

2. 밝기 정규화

다른 시기에 찍힌 지문 영상들은 밝기 정도가 서로 다르다. 밝기 정도의 이러한 차이가 뒤의 처리과정에 끼치는 영향을 줄이기 위하여 밝기 정규화가 필요하다. 입력된 그레이스케일 지문 영상 I의 사이즈가 $M\times N$이고 $I(i,j)$로 픽셀 (i,j)의 밝기를 표시하면 영상 I의 밝기 평균값 m와 분산 v는 다음과 같다.

$$m=\frac{1}{MN}\sum_{i=0}^{M-1}\sum_{j=0}^{N-1}I(i,j) \tag{1}$$

$$v=\frac{1}{MN}\sum_{i=0}^{M-1}\sum_{j=0}^{N-1}(I(i,j)-m)^2 \tag{2}$$

m와 v를 이용한 밝기 정규화 계산식[7]은 다음과 같다.

$$G(i,j)=\begin{cases}m_0+\sqrt{\dfrac{v_0(I(i,j)-m)^2}{v}}, & \text{if } I(i,j)>m\\ m_0-\sqrt{\dfrac{v_0(I(i,j)-m)^2}{v}}, & otherwise\end{cases} \tag{3}$$

식 (3)에서 G는 밝기 정규화 된 지문영상이고 $G(i,j)$는 픽셀 (i,j)의 정규화 된 밝기 값이며, m_0과 v_0은 사용자가 사전에 정한 평균 밝기와 분산이다.

3. 국부적 융선 방향 계산

국부적 융선 방향은 땀샘 추출에 있어서 아주 유용한 정보이다. 국부적 융선 방향 정보는 뒤에서 설명할 융선 마스크 생성과 1차원 가우시안 모델정합에

사용된다.

국부적 융선 방향을 계산하기 위하여 지문영상은 먼저 가우시안 필터로 노이즈를 제거하고 스무딩 된 지문영상은 서로 겹치지 않은 블록으로 나눈다. 각 블록의 사이즈는 $w \times w$ $(w = 16)$이고 지문영상은 MN/w^2개의 블록으로 나뉜다.

지문영상을 블록으로 나눈 후, 각 픽셀의 기울기(gradient)를 계산한다. 픽셀 (i,j)에서의 기울기의 크기(magnitude) $S(i,j)$와 각도(angle) $\phi(i,j)$는 다음과 같다.

$$S(i,j) = \sqrt{g_x^2(i,j) + g_y^2(i,j)} \tag{4}$$

$$\phi(i,j) = \arctan\left[\frac{g_y(i,j)}{g_x(i,j)}\right] \tag{5}$$

식 (4)와 (5)에서 $g_x(i,j)$와 $g_y(i,j)$는 각각 픽셀 (i,j)에서의 기울기의 x와 y성분이다.

식 (4)와 (5)를 통하여 얻어진 기울기의 크기와 각도를 이용하여 매 블록의 국부적 융선 방향을 계산할 수 있다. 동일한 블록에 속해있는 픽셀들은 모두 똑같은 국부적 융선 방향을 갖게 된다. 픽셀 (i,j)와 (u,v)가 모두 (p,q)를 중심으로 한 블록에 속한다고 할 때, 픽셀 (i,j)에서의 국부적 융선 방향 $\psi(i,j)$ 은 식 (6)에 따라 계산된다.

$$\psi(i,j) = \frac{\sum_{u=p-\frac{w}{2}}^{p+\frac{w}{2}} \sum_{v=q-\frac{w}{2}}^{q+\frac{w}{2}} z_{pq}(u,v)\phi_{pq}(u,v)}{\sum_{u=p-\frac{w}{2}}^{p+\frac{w}{2}} \sum_{v=q-\frac{w}{2}}^{q+\frac{w}{2}} z_{pq}(u,v)} \tag{6}$$

식 (6)에서 $z_{pq}(u,v)$와 $\phi_{pq}(u,v)$는 각각 픽셀 (u,v)에서의 가중치와 기울기 각도이고 가중치 $z_{pq}(u,v)$는 식 (7)을 통하여 구해진다.

$$z_{pq}(u,v) = \begin{cases} S_{pq}(u,v), & \text{if } S_{pq}(u,v) > S_{pq}{}' \\ 0, & otherwise \end{cases} \tag{7}$$

식 (7)에서 $S_{pq}{}'$는 픽셀 (p,q)를 중심으로 하는 블록의 픽셀의 기울기 크기의 평균값이고 $S_{pq}(u,v)$는 픽셀 (u,v)에서의 기울기의 크기이다. 본 논문에서는 기울기의 크기를 가중치로 하여 그 크기가 $S_{pq}{}'$보다 큰 값만 사용하여 국부적 융선 방향을 계산한다.

식 (7)에서 얻어진 방향은 융선 방향과 수직인 방향이다. 때문에 국부적 융선 방향 $\theta(i,j)$는 식 (8)로 표현된다.

$$\theta(i,j) = \begin{cases} \psi(i,j) + \frac{\pi}{2}, & \text{if } \psi(i,j) \le 0 \\ \psi(i,j) + \frac{\pi}{2}, & \text{if } \psi(i,j) > 0 \end{cases} \tag{8}$$

지문영상에 minutiae와 땀샘 등이 존재하기 때문에 위의 수식들로 계산된 국부적 융선 방향은 정확하지 않을 수 있다. 한 지문영상에서 국부적 융선 방향은 천천히 변화하기 때문에 본 논문에서는 저역 필터를 적용하여 국부적 융선 방향을 매끈하게 한다.

저역 필터를 적용하기 위하여 위에서 얻어진 융선 방향은 먼저 식 (9)과 (10)을 이용하여 연속적 벡터장으로 변환한다[7].

$$\Theta_x(i,j) = \cos(2\theta(i,j)) \tag{9}$$

$$\Theta_y(i,j) = \sin(2\theta(i,j)) \tag{10}$$

식 (9)와 (10)에서 $\Theta_x(i,j)$와 $\Theta_y(i,j)$는 벡터장의 x축과 y축 성분이다. 연속적 벡터장으로 변환한 후 식 (11)과 (12)를 이용하여 저역 필터를 적용한다.

$$\Theta_x{}'(i,j) = \sum_{u=-\frac{w_\Phi}{2}}^{\frac{w_\Phi}{2}} \sum_{v=-\frac{w_\Phi}{2}}^{\frac{w_\Phi}{2}} [H(u,v) \times \Theta_x(i-uw, j-vw)] \tag{11}$$

$$\Theta_y{}'(i,j) = \sum_{u=-\frac{w_\Phi}{2}}^{\frac{w_\Phi}{2}} \sum_{v=-\frac{w_\Phi}{2}}^{\frac{w_\Phi}{2}} [H(u,v) \times \Theta_y(i-uw, j-vw)] \tag{12}$$

식 (11)과 (12)에서 H는 저역 필터이고 필터의 사이즈는 $w_\Phi \times w_\Phi$이다. 본 논문에서는 H의 사이즈를 5×5로 설정하였다.

연속적 벡터장에 저역 필터를 적용한 후 최종적으로 국부적 융선 방향 $O(i,j)$을 계산할 수 있다. 그 계산식은 다음과 같다.

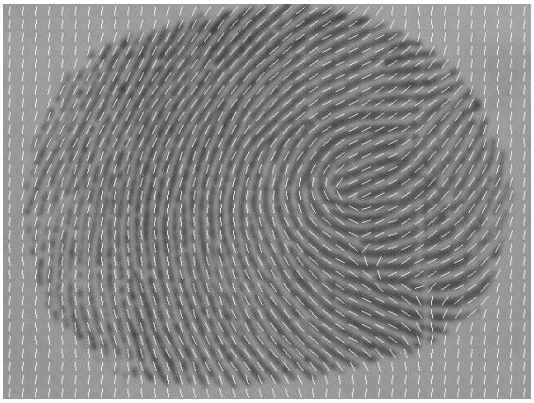

그림 3. 국부적 융선 방향 계산의 예
Fig. 3. Example of local ridge orientation calculation.

$$O(i,j) = \arctan\left(\frac{\Theta_y'(i,j)}{\Theta_x'(i,j)}\right) \tag{13}$$

그림 3은 위의 방법으로 국부적 융선 방향을 계산한 예를 보여준다.

4. 융선 마스크 생성

땀샘은 융선 위에만 존재하고 골에는 존재하지 않기 때문에 융선 마스크를 이용하면 융선 위에서만 땀샘을 검출할 수 있어서 검출의 정확도를 높일 수 있다. 융선 마스크는 이진영상으로서 이 영상에서 융선 영역의 픽셀 값은 모두 0이고 골 영역의 픽셀 값은 1이다.

본 논문에서는 1차원 평균필터로 융선 마스크를 생성한다. 1차원 평균필터를 적용하기 위하여 필터는 먼저 국부적 융선 방향에 따라 회전하여 필터의 방향과 그 픽셀에서의 융선 방향이 평행되게 한다. 다음 회전된 평균필터는 정규화 된 영상 G에 적용하여 영상 G'을 얻게 된다. 본 논문에서 사용한 1차원 평균필터의 사이즈는 $w_f = 15$이고 G'을 계산하는 식은 다음과 같다.

$$G'(i,j) = \frac{1}{w_f}\sum_{u=-\frac{w_f}{2}}^{\frac{w_f}{2}} G(i + u\cos[O(i,j)], j + u\sin[O(i,j)]) \tag{14}$$

G'을 얻은 후 영상 G'에 대하여 임계값을 설정하여 이진 영상을 얻으면 융선 마스크를 생성할 수 있다. 그림 4는 생성된 융선 마스크의 예를 보여준다.

그림 4. 융선 마스크의 예. 위: 지문 영상, 아래: 생성된 융선 마스크
Fig. 4. Example of ridge mask image. Top: fingerprint image, bottom: generated ridge mask.

5. 땀샘 후보 검출

앞의 절에서 얻어진 융선 마스크와 땀샘의 중심이 주변 영역보다 밝다는 성질을 이용하여 땀샘 후보를 검출할 수 있다. 본 논문에서는 사이즈가 각각 3×3와 5×5인 필터로 땀샘 후보영역을 검출한다. 그림 5와 6은 땀샘 후보를 검출하기 위하여 사용한 두 필터를 보여준다.

땀샘은 융선 위에만 존재하기 때문에 융선 마스크에서 픽셀 값이 0인 위치에서만 땀샘 후보를 검출한다. 땀샘 후보 여부를 판단하고자 하는 픽셀을 c로 표시하고 3×3 필터에서 c와 인접된 8개의 픽셀을 집합 $E = \{e_1, e_2, ..., e_8\}$로 표시한다. c의 픽셀 값은 E에 속하는 모든 픽셀의 값과 비교하여 c의 값이 E에 속하는 픽셀 개수의 3/4 이상 즉 6개 이상의 픽셀의 값보다 크면 5×5필터를 적용한다. 아니면 c는 땀샘 후보가 아니라고 판단하고 다음 픽셀로 넘어가서 다음 픽셀의 땀샘 후보 여부를 판단한다.

5×5필터의 변두리의 픽셀들의 집합을 $F = \{f_1, f_2, ..., f_{16}\}$ 라고 하면 c의 픽셀 값은 F에

e_8	e_1	e_2
e_7	c	e_3
e_6	e_5	e_4

그림 5. 3 × 3 필터
Fig. 5. 3 × 3 filter.

f_{15}	f_{16}	f_1	f_2	f_3
f_{14}				f_4
f_{13}		c		f_5
f_{12}				f_6
f_{11}	f_{10}	f_9	f_8	f_7

그림 6. 5 × 5 필터
Fig. 6. 5 × 5 filter.

속하는 모든 픽셀의 값과 비교한다. 만약 c의 값이 F에 속하는 픽셀 개수의 3/4 이상 즉 12개 이상의 픽셀의 값보다 크면 c는 땀샘 중심 후보로 판단된다.

6. 1차원 가우시안 모델정합

2장에서 설명했듯이 Zhao의 연구에 따르면 땀샘의 융선 방향을 따른 단면은 가우시안 모델 모양과 비슷하다. 본 논문에서는 땀샘의 이러한 성질을 이용하여 땀샘 중심을 검출한다.

본 논문에서 제안한 1차원 가우시안 땀샘 모델은 다음과 같다.

$$\begin{cases} P_0(i) = \exp(-i^2) \\ -3 \le i \le 3 \end{cases} \tag{15}$$

$$\begin{cases} P_\theta(i) = Rot(P_0, \theta)\exp(-i_\theta^2) \\ -3 \le i_\theta \le 3 \end{cases} \tag{16}$$

식 (15)는 표준모델이고 식 (16)은 회전된 모델이며 그림 7은 표준모델을 보여준다. 식 (16)에서 θ는 방향을 표시하는 변수로서 그 값은 국부적 융선 방향과 같다.

모델정합을 수행하기 전, 먼저 1차원 가우시안

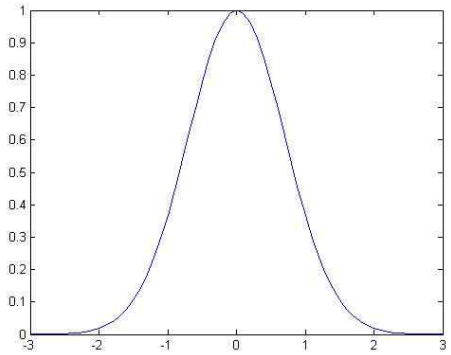

그림 7. 땀샘의 표준모델
Fig. 7. Reference pore model.

모델을 회전하여 모델의 방향과 그 픽셀에서의 융선 방향이 평행되게 한다. 다음, 매개 땀샘 후보의 위치에서 모델과의 SSD(Sum of squared distance)를 계산한다. SSD를 계산하기 위하여 픽셀 값 정규화가 필요한데 정규화 과정은 다음과 같다.

$$\begin{cases} G_N\{i + u\cos[O(i,j)], j + u\sin[O(i,j)]\} \\ = \dfrac{G\{i + u\cos[O(i,j)], j + u\sin[O(i,j)]\}}{G(i,j)} \\ -3 \le u \le 3 \end{cases} \tag{17}$$

식 (17)에서 G_N는 SSD를 계산하기 위하여 정규화된 픽셀 값이다. 픽셀 값 정규화를 한 다음 SSD는 식 (18)을 이용하여 계산된다.

$$SSD(i,j) = \sum_{u=-3}^{3} \left[\exp(-u^2) - G_N(i_\theta, j_\theta)\right]^2 \tag{18}$$

식 (18)에서 i_θ와 j_θ는 다음과 같다.

$$\begin{cases} i_\theta = i + u\cos[O(i,j)] \\ j_\theta = j + u\sin[O(i,j)] \end{cases} \tag{19}$$

5절에서 추출된 모든 땀샘 후보에 대하여 각각 SSD를 계산한 후 임계값을 설정하여 땀샘 후보 중 SSD가 이 임계값보다 작은 후보를 최종적으로 땀샘 중심이라고 판정한다.

1차원 가우시안 모델의 사이즈가 n이라고 가정하면 크기가 $M \times N$인 영상을 정합할 때 필요한 연산량은 $O(MNn)$이다. 반대로 사이즈가 $n \times n$인 2차원 가우시안 모델로 영상을 정합할 경우 연산량은 $O(MNn^2)$이다. 때문에 1차원 가우시안 모델로 영상을 정합할 경우 더 적은 연산량이 필요하다.

7. 후처리과정

하나의 땀샘에 대하여 중복 추출이 생길 가능성이 있으므로 이러한 중복 추출을 하나로 합쳐야 한다. 때문에 땀샘 추출에 있어서 마지막 과정은 서로 중복 추출된 결과를 하나로 합치는 후처리과정이다. Zhao의 연구에 따르면 지문영상에서 땀샘의 사이즈는 일정한 범위 (3픽셀부터 30픽셀)안에 있어야 한다. 본 논문에서는 땀샘은 크기가 5×5인 영역 안에 있다고 가정한다. 만약 추출된 두 땀샘의 영역이 서로 겹치면 두 땀샘 중심의 평균값이 새로운 땀샘 중심으로 된다. 이러한 후처리 과정을 거치면 땀샘이 아닌 것을 땀샘이라고 판단하는 false positive를 줄일 수 있다.

Ⅳ. 실 험

제안하는 땀샘 추출 방법의 성능을 검증하기 위하여 두 개의 실험을 진행하였다. 하나는 땀샘 추출 결과의 정확도를 측정하는 실험이고 다른 하나는 추출된 땀샘으로 지문 매칭을 하였을 때의 매칭 정확도를 측정하는 실험이다.

제안하는 방법은 C++로 구현하였고 3.4GHz인 PC에서 작동한다.

1. 땀샘 추출 결과

땀샘 추출 결과의 정확도를 검증하기 위하여 PolyU-HRF database[8]의 24장의 부분지문영상이 사용되었다. 이 24장 영상의 사이즈는 320×240이고 database에는 땀샘 중심 위치의 ground truth가 있다.

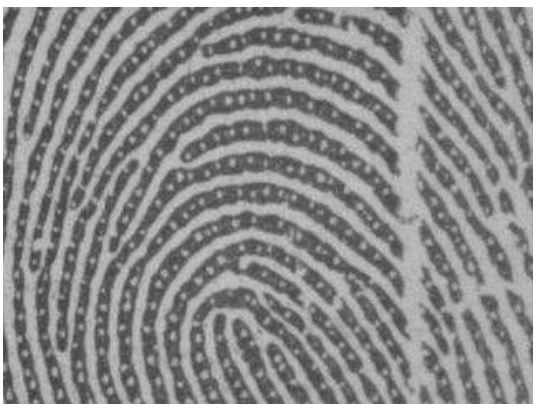

그림 8. 실험에 사용된 지문영상의 예
Fig. 8. Example image used to evaluate pore extraction method.

그림 8은 실험에 사용된 영상의 한 예를 보여준다. 이러한 지문영상들을 이용하여 제안하는 방법은 Ray[5], Jain[1], Parsons[6], Zhao[4]의 방법과 비교하였다.

그림 9는 그림 8에 제안하는 방법을 적용했을 때의 땀샘 추출 결과를 보여준다. 그림 10부터 그림 13은

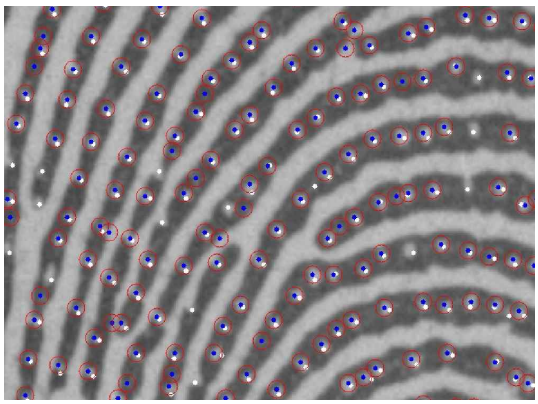

그림 9. 땀샘 추출 결과 (제안하는 방법)
Fig. 9. Pore extraction result of the proposed method.

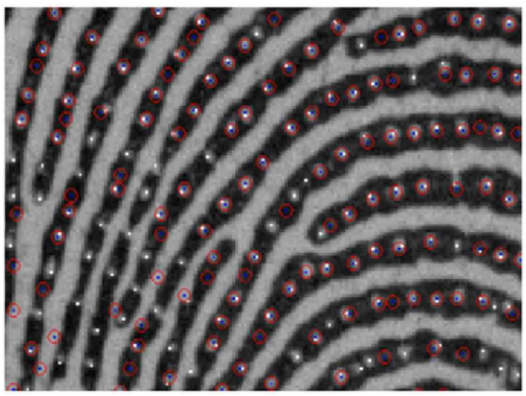

그림 10. 땀샘 추출 결과 (Ray[5]의 방법)
Fig. 10. Pore extraction result of Ray[5]'s method.

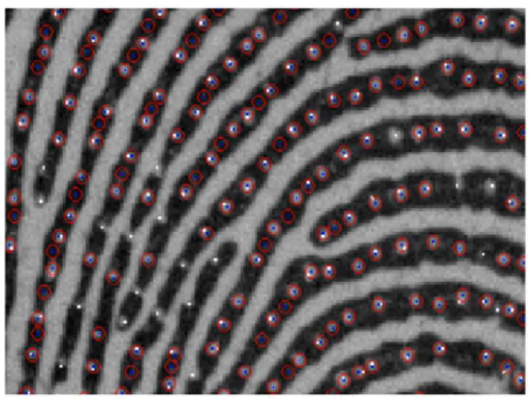

그림 11. 땀샘 추출 결과 (Jain[1]의 방법)
Fig. 11. Pore extraction result of Jain[1]'s method.

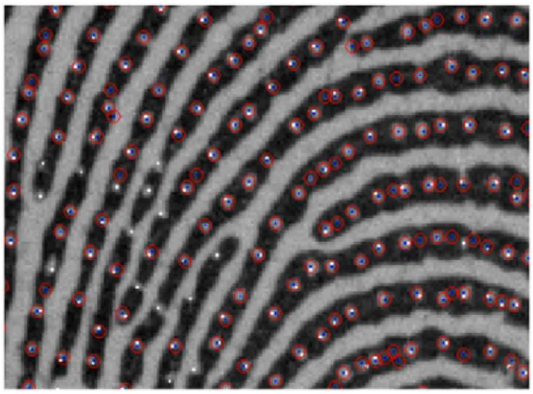

그림 12. 땀샘 추출 결과 (Parsons[6]의 방법)
Fig. 12. Pore extraction result of Parsons[6]'s method.

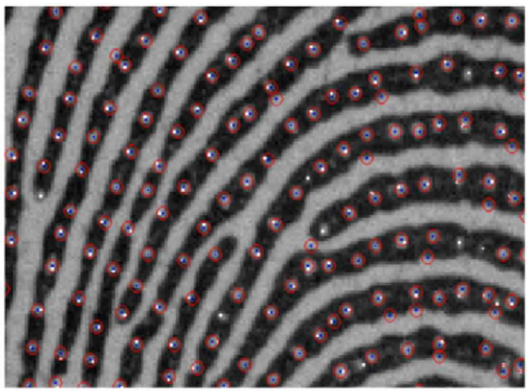

그림 13. 땀샘 추출 결과 (Zhao[4]의 방법)
Fig. 13. Pore extraction result of Zhao[4]'s method.

동일한 영상에 Ray, Jain, Parsons, Zhao의 방법을 적용했을 때의 결과(참고 문헌[4]에 실린 영상)를 보여준다. 그림에서 ground truth 땀샘 중심은 밝은 점으로 표시하였고 추출된 땀샘은 붉은색 원으로 표시하였으며 추출된 땀샘 중심은 파란색 점으로 표시하였다.

위의 그림들로부터 제안하는 방법은 시각적으로 다른 방법들과 비교하였을 때 비교적 괜찮은 결과를 얻었음을 보여준다.

실험에서는 또 양적으로 땀샘 추출 결과를 측정하였다. 본 실험에 사용된 양은 R_T(true positive rate)와 R_F(false positive rate)이다. R_T와 R_F는 다음과 같이 정의된다.

$$R_T = \frac{\text{검출된 땀샘의 개수}}{\text{실제로 존재하는 땀샘의 개수}} \tag{20}$$

$$R_F = \frac{falsely\,\text{검출된 땀샘의 개수}}{\text{검출된 땀샘의 총 개수}} \tag{21}$$

표 1. 땀샘 검출 평균 R_T와 R_F
Table 1. Average pore detection R_T and R_F.

방법	R_T (%)	R_F (%)
Ray[5]	60.6	30.5
Jain[1]	75.9	23.0
Parsons[6]	80.8	22.2
Zhao[4]	84.8	17.6
제안하는 방법	85.1	17.7

표 1은 24장의 부분지문영상에 대하여 여러 가지 방법을 적용한 평균 R_T와 R_F를 보여준다.

표 1에서 볼 수 있듯이 제안하는 방법은 제일 높은 R_T를 보여주는 동시에 두 번째로 낮은 R_F를 보여주고 있다. 제안하는 방법은 Ray, Jain, Parsons 의 방법들보다는 훨씬 좋은 성능을 보여주고 있으며 지금까지 성능이 제일 좋다고 평가되는 Zhao의 방법보다 약간 더 좋음을 보여준다.

2. 땀샘 매칭 결과

본 논문에서는 검출된 땀샘 중심을 이용하여 땀샘 매칭을 수행하였다. 땀샘 매칭에는 PolyU-HRF의 180장의 풀사이즈 지문영상(사이즈: 640×480)을 사용하였다. 이 180장의 지문영상은 30개의 서로 다른 손가락으로부터 얻어졌고 매 손가락은 6장의 지문영상을 갖고 있다. 그중 세장은 같은 시기에 찍은 것이고 나머지 세장은 2주 후에 찍은 것이다. 이 180장의 영상은 두 장씩 뽑아 매칭스코어를 계산하는 방식으로 총 $C_{180}^2 = 16110$번 진행하였다.

실험에서는 Cui[9]의 방법으로 땀샘 매칭을 수행하였다. Cui의 방법은 폴라 히스토그램을 이용하여 땀샘의 기술자를 생성하여 매칭하는 방법으로서 본 논문의 실험에서는 폴라 히스토그램의 반지름을 120픽셀로 설정하였고 거리 bin의 개수를 15개, 각도 bin의 개수를 12개로 설정하였다.

실험에서는 FAR(false acceptance rate), FRR(false rejection rate) 및 EER(equal error rate)를 측정하였다. 그림 14는 FAR와 FRR 곡선을 보여주고 그림 15는 ROC 곡선을 보여준다. ROC 곡선은 알고리즘의 성능을 보여주는 곡선으로서 곡선이 왼쪽 윗부분에 가까울수록 성능이 더 우수하다고 판단한다.

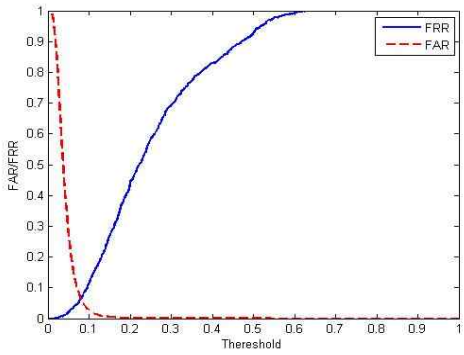

그림 14. 매칭결과의 FAR와 FRR 곡선
Fig. 14. FAR/FRR curves for matching results.

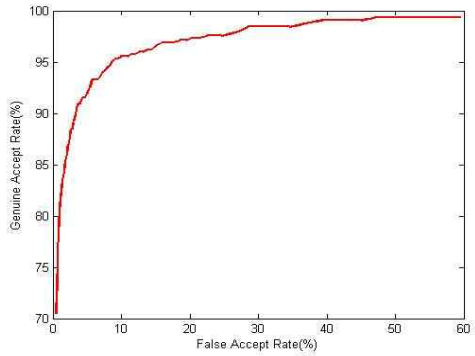

그림 15. 매칭결과의 ROC 곡선
Fig. 15. ROC curve for matching results.

실험에서 계산된 EER는 6.68%였다. 이것은 EER가 약 20%인 다른 땀샘 방법[10]보다 더 좋은 결과를 얻었음을 보여주며 또 제안하는 방법으로 추출된 땀샘 중심으로 땀샘 매칭을 수행할 때 비교적 신뢰도가 높은 결과를 얻을 수 있음을 보여준다.

V. 결 론

본 논문에서는 1차원 가우시안 모델을 이용하여 지문영상에서 땀샘을 추출하는 방법을 제안하였다. 제안하는 방법은 먼저 국부적 융선 방향을 계산하고 융선 마스크를 생성한다. 앞에서 계산된 융선 방향에 따라 1차원 가우시안 모델을 회전하고 융선 마스크에 회전된 가우시안 모델을 정합하여 땀샘을 추출한다. 실험 결과 제안하는 방법은 땀샘 추출 정확도 면에서 기존의 방법보다 더 좋은 성능을 보여주고 있으며 땀샘 매칭 실험을 통하여 제안한 방법으로 추출된 땀샘으로 지문인식을 수행할 수 있음을 보여준다. 향후 땀샘과 minutiae를 결합하여 지문을 매칭하는 방법을 연구할 예정이다.

REFERENCES

[1] A.K. Jain, Y. Chen, and M. Demirkus, “Pores and ridges: high-resolution fingerprint matching using level 3 features,” IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 29, no. 1, pp. 15-27, Jan. 2007.
[2] A.R. Roddy and J.D. Stosz, “Fingerprint features-statistical analysis and system performance estimates,” Proc. IEEE, vol. 85, no. 9, pp. 1390 - 1421, Sep. 1997.
[3] K. Kryszczuk, A. Drygajlo, and P. Morier, “Extraction of level 2 and level 3 features for fragmentary fingerprints,” Proc. the 2nd COST Action 275 Workshop, pp. 83 - 88, 2004.
[4] Q. Zhao, D. Zhang, L. Zhang, and N Luo, “Adaptive fingerprint pore modeling and extraction,” Pattern Recognition, vol. 43, no. 8, pp. 2833-2844, Aug. 2010.
[5] M. Ray, P. Meenen, and R. Adhami, “A novel approach to fingerprint pore extraction,”Proc. the 37th South-eastern Symp. Syst. Theory, pp. 282 - 286, Mar. 2005.
[6] N. Parsons, J. Smith, E. Thonnes, L. Wang, and R. Wilson., “Rotationally invariant statistics for examining the evidence from the pores in fingerprints,” Law, Probability and Risk, vol. 7, no. 1, pp. 1-14, Jul. 2008.
[7] L. Hong, Y. Wan, and A.K. Jain, “Fingerprint image enhancement: algorithm and performance evaluation,” IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 20, no. 8, pp. 777-789, Aug. 1998.
[8] http://www4.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/.
[9] J. Cui, M.-S. Ra, and W.-Y. Kim, “Fingerprint pore matching method using polar histogram,” Proc. 18th IEEE Int. Symp. Comsumer Electron., Jun. 2014.
[10] Q. Zhao, L. Zhang, D. Zhang, and N. Luo, “Direct pore matching for fingerprint recognition,” Proc. Int. Conf. Biometrics, pp. 597 - 606, 2009.

저 자 소 개

최 균 건(학생회원)
2010년 중국 칭화대학교 공정물리학부 학사 졸업
2014년 한양대학교 전자컴퓨터통신공학과 석사 졸업
2014년～현재 일본 도쿄공업대학교 기계제어시스템전공 박사과정
<주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터비젼, 패턴인식 등>

김 회 율(정회원)
1980년 한양대학교 전기공학과 학사 졸업
1983년 Pennsylvania State University 전기공학과 석사 졸업
1989년 Purdue University 전기공학과 박사 졸업
1989년～1994년 University of Texas 조교수
1994년～현재 한양대학교 융합전자공학부 정교수
<주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터비젼, 패턴인식, 머신비젼, 지능형 자동차 등>

나 문 수(학생회원)
2011년 한양대학교 전자컴퓨터통신공학과 학사 졸업.
2014년～현재 한양대학교 전자컴퓨터통신공학과 석박사통합과정
<주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터비젼, 패턴인식, 영상감시, 지능형자동차 등>