

## 지문의 방향 성분을 이용한 reference point 검출과 filterbank를 이용한 feature추출 방법

박준범\*, 고한석\*

\*고려대학교 전자공학과

### Reference point detection using directional component of fingerprint and feature extraction using filterbank

Jun-Bum Park\*, Han-Seok Ko\*

\*Dept. of Electronical Engineering, Korea University

#### 요약

본 논문에서는, 지문인증 시스템에 있어서 방향성분의 통계적 방법을 이용한 reference point 검출 알고리즘과 이 reference point를 중심으로 하여 기존의 filterbank의 단점을 개선한 feature 추출 알고리즘을 소개한다. 제안한 reference point검출 알고리즘은 기존의 Poincare방법의 단점인 세밀한 전처리 과정과 arch type의 지문에 대해 장점을 가지며, 개선한 filterbank방법은 기존의 filterbank방법보다 reference point의 검출 위치에 덜 민감하며, 좀 더 높은 인증률을 보였다.

#### I. 서론

현재까지는 열쇠, ID카드, 패스워드 등을 이용한 보안 시스템의 분실, 도난, 망각, 위조, 변조 등의 위험을 가진다. 이와 같은 문제를 해결하기 위한 분야가 생체인식 분야이다. 그중에서도 지문은 그 형태가 개인마다 다르므로 개인의 고유한 특성이 될 수 있다. 이러한 지문 인증을 위해서 가장 중요한 것은 특징점이 될 수 있는 reference point 검출과 그 reference point를 중심으로 feature를 추출하는 것이다. 지문의 reference point 검출에 있어서 지금까지는 Poincare index방법을 많이 사용해 왔다. 하지만, 이 방법은 세밀한 전처리과정을 필요로 하며 arch type과 같은 지문에 대해서는 reference point를 제대로 검출하지 못하는 단점을 가진다. 본 논문에서는 이러한 단점을 보완하기 위해서 방향 정보(0도, 45도, 90도, 135도)를 추출한 후, 확률 분포를 계산하여 4개의 방향성분을 균등하게 포함하는 지점을 검출하는 새로운 reference point검출 방법을 제안한다. 또한, 인증 부분에서는 reference point로부터 거리가 멀어질수록 고유 특성을 잃어버리는 기존 filterbank의 단점을 개선한 filterbank를 제안한다. 제안한 filterbank는 band와 sector를 일정한 간격의 지점들에서 균일한 영역내의 특징값을 추출하는 방법이다. 본 논문은, 1에서는 지문인증 시스템 flow-chart와 reference point 검출, 2에서는 filterbank를 이용한 feature추출, 3에서는 실험 방법 및 결과, III에서

는 결론과 향후 계획에 대해서 논의한다.

#### II. 본론

##### 2. Reference point검출

###### 1) 전반적인 시스템 flow-chart

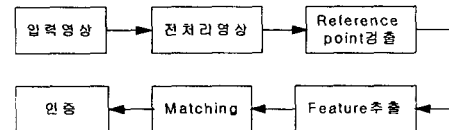


그림 1 : 지문인증 시스템

###### 2) Reference point검출 알고리즘

신뢰성 있는 지문인식 시스템을 위해 reference point의 검출은 중요한 의미를 가진다. 즉, reference point의 정확한 검출에 따라서 개인의 feature를 제대로 추출할 수 있기 때문이다. 기존의 Poincare방법은 gradient의 흐름에 의해 검출되기 때문에 영상의 질에 상당히 민감하다. 즉, 세밀한 전처리가 요구되며, arch type지문에 대해서 단점을 갖는다. 하지만, 제안한 방법은 이런 세밀한 전처리에 상관없이 방향성분들의 확률적 분포를 이용하므로, 기존방법의 단점을 보완할 수 있다.

###### 가. 지문영역 추출

입력 지문 영상으로부터 지문영역을 추출한 영상을 얻는다. 이 영상을 얻기 위해 모든 픽셀값의 평균을 구하여 이 값보다 높은 값으로 임계값을 설정하여 이진영상을 얻은후, dilation과 erosion을 하여 지문 영역을 추출한다. 본 논문에서, 이진영상은 식(1)에 의해서 실험에 의한 값 200으로 설정하였다. 또한 아래 그림에서, dilation 및 erosion에 의한 영상을 DE영상, 지문영역 추출 영상을 FR영상이라 가정한다.

$$(1) \text{ 이진영상} = \begin{cases} 1, & \text{입력영상}(i, j) > \text{임계값}(\text{평균값} + a) \\ 0, & \text{Otherwise} \end{cases}$$



입력영상 DE영상 FR영상  
그림 2 : 지문영역 추출 영상.

나. 융선(ridge)과 골(valley)를 구분한 이진영상

융선과 골을 구분한 이진화 된 영상을 구하는 방법은 조명의 변화에 따라 지문 영상의 픽셀 값의 변화가 심하므로 지역적인 임계값을 사용한 방법을 사용한다. 지역적인 임계값 설정은 입력 영상과 사이즈가 17×17인 단위 원과의 convolution을 연산을 취함으로써 얻어진 지문의 평균영상을 사용하였다.

$$\text{이진영상}(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{FR영상}(i, j) > \text{평균영상}(i, j) \\ 0, & \text{Otherwise} \end{cases}$$

$$\text{평균영상}(i, j) = \text{FR영상}(i, j) * \text{단위원filter} \quad (2)$$

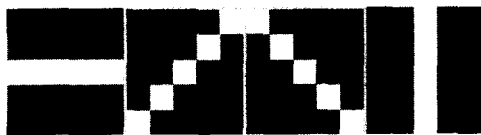
$$\text{단위원filter} = \{ (x-i)^2 + (y-j)^2 = r^2 \}$$



평균영상 이진영상  
그림 3 : 평균영상과 융선과 골을 구분한 이진영상.

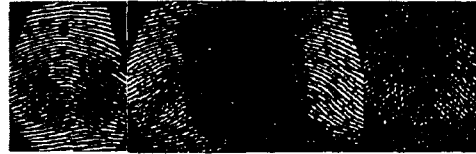
다. 방향필터에 의한 이진영상의 방향성분 추출

그림 4는 이진영상으로부터 4개의 방향성분을 추출하기 위한 필터를 나타낸다. 각 방향의 필터는 실험에 의해서 가장 적절한 값을 가진 필터로 설계를 하였다.



0도방향 45도방향 135도방향 90도방향  
그림 4 : 방향성 필터

위의 각 방향성 필터를 그림3의 이진영상과 convolution연산을 한 영상을 다시 이진화 시키면, 그림 5와 같은 각 방향 성분을 나타내는 이진화 영상을 얻는다.



0도성분 45도성분 135도성분 90도성분  
그림5 : 방향필터에 의해 얻은 이진영상.

라. Reference point검출

본 논문에서는 4개의 방향 성분을 균등하게 포함하는 지점을 reference point라 정의하였다. 이 지점을 찾기 위해서 50×50인 Parzen Window를 사용하였다 즉, 아래의 식(3)에 의해서 각 지점에서의 각 방향성분들의 개수를 count를 한다.

$$P_{\theta}(i, j) = \frac{k_{\theta}}{n_{\theta}} \quad (3)$$

$P_{\theta}(i, j)$ 는 각 방향성분에 대한 (i,j)의 위치에서 Parzen Window내의 각 방향 성분들을 포함하는 확률 값,  $k_{\theta}$ 는 각 방향성분을 포함하는 sampling 개수,  $n_{\theta}$ 는 Parzen Window내의 총 pixel수를 나타낸다. 이런 과정에 의해서 각 지점 (i,j)에서의 각 방향 성분들에 대한 확률 값의 총합이 어느 임계값에 대해 가장 근사한 값을 갖는 지점을 reference point로 찾는다. 아래의 그림 6은 reference point의 결과를 나타낸다.



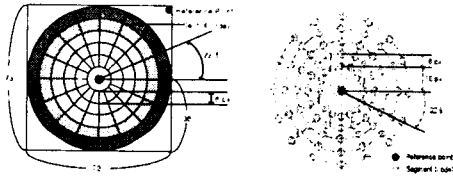
각 방향성분의 확률값 reference point검출 영상  
그림 6. 각 지점에서의 각 방향 성분의 확률값 및 reference point검출.

## 2. Feature 추출

지문인증 시스템에서 feature를 추출하는 것은 개인을 인증을 할 수 있는 특징이므로 중요하다. feature추출을 위하여 filterbank를 이용하는데, 기존의 filterbank방법은, reference point로부터 밀이 질수록 최외각의 sector들은 영역이 넓어져서 고유한 특성을 잃게 된다. 또한, reference point로부터 가장 가까운 sector들은 reference point의 검출 위치에 민감한 단점을 갖는다. 이것은 섹터의 불균일한 분포로부터 feature를 추출하기 때문이다. 그래서, 본 논문에서는 reference point를 중심으로 일정한 간격의 지점들에서 균일한 분포를 가지는 영역내의 특성을 분산 값으로 추출하는 개선된 filterbank방법을 제안한다. 아래 그림

7은 기존의 filterbank와 제안한 filterbank를 보여 준다. 아래의 과정은 제안한 filterbank방법의 단계를 나타낸다.

- 1) 지문 영상으로부터 reference point를 검출한 후, 그 reference point로부터 일정영역을 선택한다.(그림 8(좌)).
- 2) Gabor-filter를 사용하여 선택한 영역에 대해서 8개의 방향(0 - 157.5도 사이의 22.5도 간격) 성분을 추출한다.
- 3) Gabor-filtering된 영상은 지문 영상의 밝기에 대한 영향을 최소화하기 위해서 영상 전체 픽셀의 평균과 분산을 맞추어 주는 normalization 과정을 수행(그림 8(우)).
- 4) 각 normalization된 영상에 대해서 reference point를 중심으로 80개의 feature point를 지정한다.(그림7(우)).
- 5) 8방향에 대해 각각 80개의 feature point에 대해서 일정 영역내의 mean값을 추출한 후, 이를 이용해서 얻은 variance값을 feature값으로 설정한다. 그러므로, feature는 총 640개를 가진다.



기존의 filterbank방법 제안한 filterbank방법  
그림 7 : 기존 filterbank와 제안한 filterbank방법.

위의 단계2)에서 Gabor-filter는 아래의 식(4)와 같이 정의 된다.

$$g(x, y, \theta_k, f, \sigma_x, \sigma_y) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2 \theta_k}{\sigma_x^2} + \frac{y^2 \theta_k}{\sigma_y^2}\right)\right] \times \exp(i2\pi f x \theta_k),$$

$$x \theta_k = x \sin \theta_k + y \cos \theta_k, \quad (4)$$

$$y \theta_k = x \cos \theta_k - y \sin \theta_k,$$

위의 식(4)에서 f는 주파수으로써 band사이의 픽셀수를,  $\theta_k$ 는 gabor-filter의 방향,  $\sigma_x$ 와  $\sigma_y$ 는 x축과 y축을 따라서 gaussian envelop의 편차를 나타낸다. 즉 gabor-filter의 폭을 의미한다. 위의 식(4)을 이용한, gabor-filter에 의한 8개의 방향에 대한 normalization된 영상은 그림 8(우)과 같다. 그리고, 단계5)는 아래의 식(5)와 같이 정의된다.

$$D(\text{deg}, x, y) = \sum_{u=-10}^{10} \sum_{v=-10}^{10} g f(w, v) * g_{b_{uv}}(x+w, y+v) * g_{b_{uv}}(x+w, y+v) - \mu_{gb}^2(x, y), \quad (5)$$

$D(\text{deg}, x, y)$ 는 각 filtering된 영상에 대한 80개의 feature point(x,y)에서의 feature값, 즉 feature

를 말한다. x,y는 feature point의 위치, 는 8방향의 각도, w,v는 feature point로부터의 filter사이즈를 나타낸다. 사이즈 선택시 너무 크면, 주위의 feature point와 겹치게 되어, feature에 대해서 신뢰성을 잃게되는 반면, 너무 작으면, 주위의 적은 양의 데이터로 feature를 얻게되는 단점이 있다. 본 논문에서는 실험에 의해서 사이즈를 선택했다. gf(w,v)는 mean-filter와 gaussian-filter의 convolution에 의한 ifilter를 나타낸다. 아래의 식(6)은 mean filter를 나타낸다.

$$M = \frac{1}{N} \sum_{i=-S}^S \sum_{j=-S}^S P(i, j) \quad (6)$$

위의 식(6)에서, M은 일정영역의 각 픽셀에서의 mean값, Sw와 Sv는 filter의 사이즈, P(i,j)는 (i,j)위치에서의 픽셀값, N은 총 픽셀의 수를 나타낸다. 또한, 아래의 식(7)과 같이 gaussian-filter 사용은 filter사이즈 안의 feature point에 대해 weight를 주기 위함이며, 그 feature point의 부분은 smoothing의 효과를 얻을 수 있는 장점을 가진다.

$$G = e^{-\frac{r^2}{\sigma^2}}, \quad r = \sqrt{(x - \text{size})^2 + (y - \text{size})^2} \quad (7)$$

위의 식(7)에서 G는 gaussian-filter를 나타내고, x, y는 좌표, size는 gaussian-filter의 사이즈를 의미한다. 본 논문에서는 실험에 의한 값으로 18을 사용했다. 는 gaussian-filter의 폭을 나타낸다. 이 값을 설정시 너무 높은 값을 설정하면 잡음을 제거하는 반면에 전체영상의 smoothing의 효과가 커져서 영상 전체가 희미해지는 단점을 갖는다. 반대로 너무 낮은 값을 사용시 잡음에는 약한 단점을 가지지만, 융선과 끝이 뚜렷한 효과를 가져온다. 그러므로, 이 값을 설정할 때는 사용자의 실험에 의해서 얻는다. 본 논문에서는 36으로 설정했다. 그래서, 새로 만든 filter인 gf(w,v)는 아래의 식(8)과 같이, mean-filter와 gaussian-filter의 convolution연산으로 정의 된다.

$$gf(w, v) = G * M \quad (8)$$

그리고,  $\mu_{gb}$  gabor-filtering된 영상과 gf(w,v)와의 convolution을 나타낸다. 즉, 이 연산에 의해서 각각의 일정한 영역내의 mean값을 얻을 수 있다.

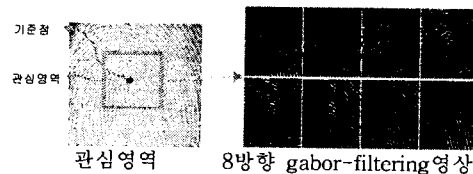


그림 8. reference point를 중심으로 한 관심영역과 이 관심영역에 대한 8방향의 gabor-filtering영상

### 3. 실험방법 및 결과

23명의 사람으로부터 각각 arch, loop, double, whorl type은 51, 68, 46, 46개의 질 좋은 데이터

가 총 211개 사용되었다. 또한, 일반 및 잡음환경에서의 인증률을 테스트 했다. 결과에서 보듯이, 특히, arch type의 지문에 대해서 제안한 방법의 인증률이 높음을 알 수 있었다.

*Analysis and Machine Intelligence*, vol.21, no.4, pp.348-359, April, 1999

[4] Richard O.Duda, Peter E.Hart, David G.Stork, *Pattern Classification*, John Wiley & Sons, 2001.

표 1 : 일반환경에서의 비교 결과

	Loop	Double loop	Whorl	Arch	Total	Verification rate
FRR(%)	5.8	10.8	15.2	13.7	10.9	99.53
FAR(%)	0	0	0	0	0	

제안한 방법의 결과

	Loop	Double loop	Whorl	Arch	Total	Verification rate
FRR(%)	14.7	10.8	8.7	62.7	24.2	98.95
FAR(%)	0	0	0	0	0	

기존 방법의 결과

표 2 : salt and pepper잡음에서의 비교 결과

	Loop	Double loop	Whorl	Arch	Total	Verification rate
FRR(%)	14.7	32.6	19.6	41.2	26.1	98.87
FAR(%)	0	0	0	0	0	

제안한 방법의 결과

	Loop	Double loop	Whorl	Arch	Total	Verification rate
FRR(%)	19.1	13.0	15.2	56.9	26.1	98.87
FAR(%)	0	0	0	0	0	

기존 방법의 결과

표 3 : bright잡음에서의 비교 결과

	Loop	Double loop	Whorl	Arch	Total	Verification rate
FRR(%)	10.3	23.9	19.6	27.5	19.4	99.16
FAR(%)	0	0	0	0	0	

제안한 방법의 결과

	Loop	Double loop	Whorl	Arch	Total	Verification rate
FRR(%)	19.1	10.9	15.2	66.7	28.0	98.8
FAR(%)	0	0	0	0	0	

기존 방법의 결과

### III. 결론 및 향후계획

실험결과에서 알 수 있듯이, 제안한 reference point검출 및 filterbank방법은 일반 및 잡음환경에서 기존의 방법에 비해 높은 인증률을 보였다. 향후에는 잡음환경에서 인증률을 높이기 위해서 전처리 과정에 중점을 두겠다.

### 참고문헌

[1] A.K.Jain, L.Hong, and R.Bolle, "On-Line Fingerprint Verification," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, no 4, pp.302-313, April,1997.

[2] Lin Hong, Yifei Wan, Anil Jain, Fingerprint Image Enhancement: Algorithm and Performance Evaluation *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.20, no.8, pp.777-789, August, 1998.

[3] Anil K.Jain, Salil Prabhakar, and Lin Hong, "A Multichannel Approach to Fingerprint Classification," *IEEE Transactions on Pattern*