

論文2003-40CI-6-11

# 지문 인식을 위한 Gradient의 확률 모델을 이용하는 강인한 기준점 검출 및 특징 추출 방법

(Robust Reference Point and Feature Extraction Method for  
Fingerprint Verification using Gradient Probabilistic Model)

朴 竣 範 \* , 高 漢 錫 \*

(Junbum Park and Hanseok Ko)

## 요 약

본 논문에서는 지문인증 시스템에서 인증 성능을 향상시키기 위한 기준점 검출 알고리즘과 특징 추출에 있어서 새로운 filterbank방법을 제안한다. 제안한 기준점 검출 알고리즘 GPM(Gradient Probabilistic Method)은 4개의 방향성분을 추출하여 방향성분을 가장 균일하게 가지는 지점을 검출하는 방법이며, 기존의 Poincare index방법과 달리 수학적 통계적 방법을 사용하기 때문에 지문의 용선에 대한 세부적이고 세밀한 전처리 과정이 불필요하며, arch형태 지문의 기준점 검출에 대한 단점을 해결한다. 또한, 제안한 filterbank방법은 기존 filterbank방법에서 특징의 불균일한 분포로 생기는 단점을 균일한 분포로 만들어 추출함으로써 해결한다. 제안한 GPM의 실험결과 기존의 Poincare index방법에 비해서, 일반환경뿐 아니라 잡음환경에서의 특징 추출 시간과 인증률에서 우수함을 보여준다. 특히, 제안한 GPM은 Poincare index방법에 비해서, arch type의 지문에 대한 FAR은 일반 환경에서 49%, 밝기 잡음환경에서 39.2%, salt and pepper 잡음환경에서 15.7%의 향상을 보여준다. 또한, 기준점 검출 시간에 있어서, 제안한 GPM방법은 기존의 Poincare index방법보다 0.07초의 감소를 보여주며, 특징추출 시간에 있어서도 제안한 filterbank 알고리즘은 기존의 filterbank 방법에 비해서 0.06sec의 감소를 보여준다.

## Abstract

A novel reference point detection method is proposed by exploiting the gradient probabilistic model that captures the curvature information of fingerprint. The detection of reference point is accomplished through searching and locating the points of occurrence of the most evenly distributed gradient in a probabilistic sense. The uniformly distributed gradient texture represents either the core point itself or those of similar points that can be used to establish the rigid reference from which to map the features for recognition. Key benefits are reductions in preprocessing and consistency of locating the same points as the reference points even when processing arch type fingerprints. Moreover, the new feature extraction method is proposed by improving the existing feature extraction using filterbank method. Experimental results indicate the superiority of the proposed scheme in terms of computational time in feature extraction and verification rate in various noisy environments. In particular, the proposed gradient probabilistic model achieved 49% improvement under ambient noise, 39.2% under brightness noise and 15.7% under a salt and pepper noise environment, respectively, in FAR for the arch type fingerprints. Moreover, a reduction of 0.07sec in reference point detection time of the GPM is shown possible compared to using the leading the Poincare index method and a reduction of 0.06sec in code extraction time of the new filterbank method is shown possible compared to using the leading the existing filterbank method.

**Keywords :** 지문인식, 기준점, filterbank, 확률모델, Gabor-filter, 특징추출

\* 正會員, 高麗大學校 電子컴퓨터工學科

(Department of Electronics & Computer Engineering

of Korea University)

接受日字:2002年12月12日, 수정완료일:2003年10月13日

I. 서론

첨단 정보화 사회가 도래하면서 상호간의 정보에 대한 보안성의 요구가 증대되고 있다. 지금까지의 열쇠, ID카드, 패스워드 등을 이용한 기존의 보안 시스템은 분실, 도난, 망각, 위조, 변조 등의 위험이 있다. 이러한 문제해결을 위해서 최근에 각광을 받고 있는 분야가 생체인증 분야이다. 그중에서도 지문은 그 형태가 개개인마다 다르고, 지문에 상해를 입지 않는 한 변하지 않는 고유특성 때문에, 현재는 보안 시스템으로 가장 많이 사용한다. 지문 인증에서 기준점(Reference point) 검출과 기준점을 중심으로 한 특징(Feature)추출이 중요하다. 본 논문에서, 기준점이란 지문윤선의 방향성분(0도, 45도, -45도, 90도)을 확률적으로 가장 균일하게 포함하고 있는 지점으로 정의하며, 기준점 검출 목적은 각 개인 지문의 인증을 위한 특징을 추출하기 위함이다. 또한, 특징추출 목적은 각 개인을 인증할 수 있는 기준이 되기 때문이다. 기준점 검출에 있어서 지금까지는 Poincare index방법을 많이 사용해 왔으며, 이 방법은 각 픽셀에서의 gradient성분의 변화를 가지고 검출하는 방법이므로 영상의 질에 상당히 민감하고 세부적인 전처리 과정을 필요로 하는 단점을 가진다<sup>[1-3]</sup>. 또한, arch type의 지문에 대해서는 gradient성분의 변화가 작기 때문에, 기준점을 제대로 검출하지 못하는 단점도 가지고 있다<sup>[3]</sup>.

본 논문에서는 이러한 단점을 보완하기 위해서 지문의 윤선의 방향성분(0도, 45도, -45도, 90도)을 추출한 후, 확률 분포를 계산하여 4개의 방향성분을 균등하게 포함하는 지점을 검출하는 새로운 기준점 검출 방법을 제안한다. 또한, 특징 추출에 있어서 기준점을 중심으로 일정영역을 띠(band)와 구간(sector)으로 나누어서 특징을 추출하는 filterbank방법은 기준점으로부터 거리가 멀어질수록 최외각 띠의 구간들은 영역이 넓어져서 고유한 특성을 잃어버리는 단점과 기준점으로부터 가장 가까운 띠들의 구간들은 기준점의 검출 위치에 상당히 민감한 단점을 가지고 있다. 이러한 단점을 보완하기 위해서 일정한 간격을 둔 지점들에서 균일한 영역내의 지문의 윤선과 골의 특성을 분산 값으로 추출하는 개선된 filterbank방법을 제안한다. 본 논문의 구성은 II 장은 지문인증 시스템의 구성도 및 기준점 검출, III 장은 특징 추출 방법, IV 장은 실험 및 결과, V 장은 결

론 및 향후계획으로 구성되어 있다.

II. 기준점 검출

1. 지문인증 시스템의 구성도

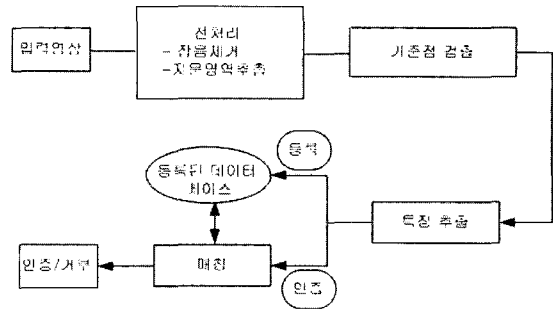


그림 1. 지문 인증 시스템의 구성도  
Fig. 1. Fingerprint verification system diagram.

2. 기준점 검출

신뢰성 있는 지문인증 시스템을 위해 기준점의 검출은 중요한 의미를 가진다. 즉, 기준점의 정확한 검출에 따라서 개인의 특징을 잘 추출할 수 있기 때문이다. 여기에서, 기준점이란 확률적으로 방향성분을 가장 균일하게 가지는 지점으로 정의한다. 기존의 Poincare index방법은 gradient의 흐름에 의해 검출되기 때문에 영상의 질에 상당히 민감하며 세밀한 전처리가 요구된다<sup>[2-3, 8]</sup>. 하지만, 제안한 기준점 검출 방법은 방향성분들의 확률적 분포를 이용하므로, 끊어진 윤선을 있는

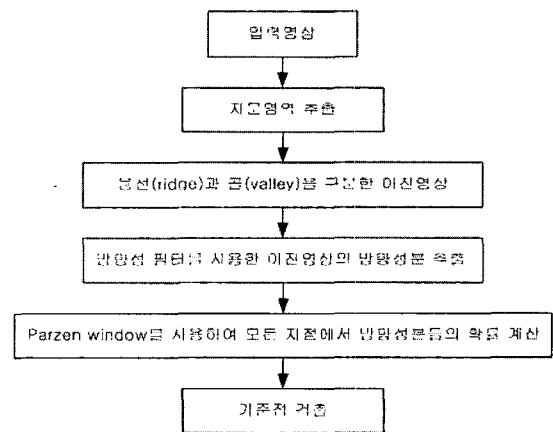


그림 2. 제안한 기준점 검출 알고리즘 절차  
Fig. 2. Proposed reference point detection algorithm procedure.

세밀한 전처리가 필요없는 장점을 갖는다. 제안한 기준점 검출 알고리즘의 절차는 <그림 2>와 같다.

2.1 지문영역 추출

입력 지문 영상으로부터 지문영역을 추출한 영상을 얻는다. 이 영상을 얻기 위해 모든 픽셀 값의 평균을 구하여 이 값보다 높은 값으로 임계값을 설정하여 이진영상을 얻은 후, dilation과 erosion연산을 수행하여 지문 영역을 추출한다. <그림 3>은 지문 영역을 추출한 영상을 나타낸다. 아래의 식 (1)에서, 임계값은 실험에 의한 값 200으로 설정하였다. 여기에서 dilation 및 erosion연산에 의한 영상을 DE영상, 지문영역 추출영상을 FR영상이라 가정한다.

$$DE \text{ 영상} = \begin{cases} 1, & \text{입력영상}(i, j) > \text{임계값} (\text{평균값} + \alpha) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

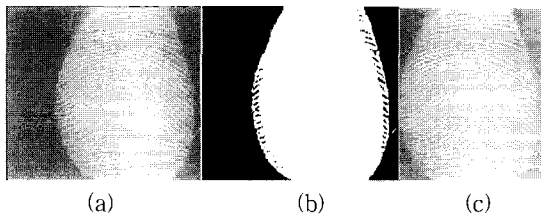


그림 3. 지문 영역 추출 영상 (a) 입력영상 (b) DE영상 (c) FR영상

Fig. 3. fingerprint region extraction image. (a) Input image. (b) DE image. (c) FR image.

2.2 융선(ridge)과 골(valley)을 구분한 이진영상

지문의 방향 성분을 추출하기에 앞서 입력 FR 영상으로부터 융선과 골을 구분한 이진영상을 얻어낸다. 이 이진영상을 구하는 방법은 전체 임계값을 사용한 방법과 지역적인 임계값을 사용한 방법으로 나눌 수 있다. 본 논문에서 사용한 지문 영상인 경우 조명의 변화에 따라 입력 지문 영상의 주변 픽셀 값이 밝거나 어두울 수 있기 때문에 전체 임계값을 설정하기가 어렵다. 따라서 지역적인 임계값을 사용하여 융선과 골을 구분한다. 지역적인 임계값 설정은 입력 영상과 반지름 사이즈가 17인 단위원과의 convolution연산을 수행함으로써 얻어진 지문의 평균영상을 사용하였다. 지문 영상의 지문 영역 내에서 어두운 값을 갖는 부분이 융선에 해당하기 때문에 융선과 골을 구분하는 이진영상(<그림

4(c)>)은 아래의 식 (2)로부터 얻어진다. 다음의 식 (2)에서, 단위원 filter는 <그림 4(a)>를 나타내고, 평균영상은 이 단위원 filter와 <그림 3(c)>의 FR영상과의 convolution연산에 의해서 얻어진다. 결국, 이진영상은 FR영상과 평균영상의 각 픽셀에서의 값을 비교하여 얻어진다.

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

$$\text{평균영상}(i, j) = \text{FR 영상}(i, j) * \text{단위원 filter} \quad (2)$$

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

위의 식 (2)에서  $i, j$ 는 입력영상의 각 픽셀 좌표,  $r$ 은 단위원 filter의 반지름을 나타낸다.

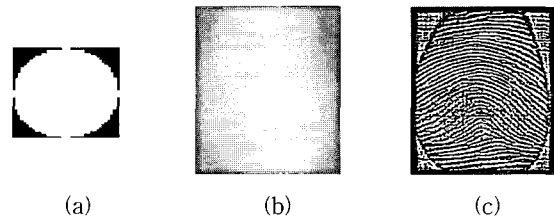


그림 4. 단위원 filter, 평균영상, 융선과 골을 구분한 이진영상 (a) 단위원 filter (b) 평균영상 (c) 융선과 골을 구분한 이진영상

Fig. 4. Unit circle filter, mean image and binary image distinguishing ridge from valley. (a) Unit circle filter. (b) Mean image. (c) Binary image distinguishing ridge from valley.

2.3 방향성 필터를 사용한 이진영상의 방향성분 추출

<그림 5>는 이진영상으로부터 4개의 방향성분(0도, 45도, -45도, 90도)을 추출하기 위한 방향필터를 나타낸다. 필터는 실험에 의해서 설계 하였으며, 크기는 5×5를 사용하였다. 여기에서 실험은 각 방향의 필터의 값을 변화 시켜가면서 이진영상과의 convolution연산시 네 방향 성분의 이진영상을 가장 잘 표현할 수 있는 필터로 설계 하였으며, 이를 값으로 표현하면 <그림 6>과 같다. 여기에서,  $A_i$ 는  $i$  방향 filter의 값을 행렬로 표현한 것이다.

위의 방향성필터를 <그림 4(c)>의 이진영상과 convolution 연산을 한 영상을 식 (2)에 적용하여 단위

원 필터에 의해서 평균영상을 얻고, 이 평균영상을 이용하여 다시 이진화 시키면, <그림 6>과 같은 각 방향 성분을 나타내는 이진영상을 얻는다.

$$A_0 = \begin{bmatrix} -1.6 & -1.6 & -1.6 & -1.6 & -1.6 \\ 0.4 & 0.4 & 0.4 & 0.4 & 0.4 \\ 2.4 & 2.4 & 2.4 & 2.4 & 2.4 \\ 0.4 & 0.4 & 0.4 & 0.4 & 0.4 \\ -1.6 & -1.6 & -1.6 & -1.6 & -1.6 \end{bmatrix} \quad A_{45} = \begin{bmatrix} -2.6 & -1.6 & -0.6 & 0.4 & 2.4 \\ -1.6 & -0.6 & 0.4 & 2.4 & 0.4 \\ -0.6 & 0.4 & 2.4 & 0.4 & -0.6 \\ 0.4 & 2.4 & 0.4 & -0.6 & -1.6 \\ 2.4 & 0.4 & -0.6 & -1.6 & -2.6 \end{bmatrix}$$

(a) (b)

$$A_{-45} = \begin{bmatrix} 2.4 & 0.4 & -0.6 & -1.6 & -2.6 \\ 0.4 & 2.4 & 0.4 & -0.6 & -1.6 \\ -0.6 & 0.4 & 2.4 & 0.4 & -0.6 \\ -1.6 & -0.6 & 0.4 & 2.4 & 0.4 \\ -2.6 & -1.6 & -0.6 & 0.4 & 2.4 \end{bmatrix} \quad A_{90} = \begin{bmatrix} -1.6 & 0.4 & 2.4 & 0.4 & -1.6 \\ -1.6 & 0.4 & 2.4 & 0.4 & -1.6 \\ -1.6 & 0.4 & 2.4 & 0.4 & -1.6 \\ -1.6 & 0.4 & 2.4 & 0.4 & -1.6 \\ -1.6 & 0.4 & 2.4 & 0.4 & -1.6 \end{bmatrix}$$

(c) (d)

그림 5. 방향 행렬 (a) 0도 행렬 (b) 45도 행렬 (c) -45도 행렬 (d) 90도 행렬  
 Fig. 5. Direction matrix. (a) 0° matrix. (b) 45° matrix. (c) -45° matrix. (d) 90° matrix.

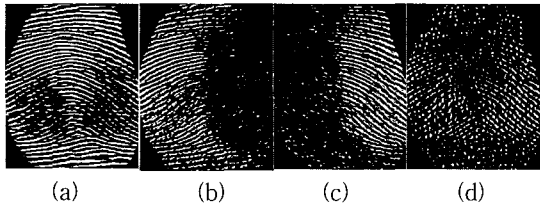


그림 6. 각 방향성분의 이진영상 (a) 0° 방향 성분의 이진영상 (b) 45° 방향 성분의 이진영상 (c) -45° 방향 성분의 이진영상 (d) 90° 방향 성분의 이진영상  
 Fig. 6. Binary image of each direction component. (a) 0° binary image. (b) 45° binary image. (c) -45° binary image. (d) 90° binary image.

2.4 기준점 검출

2.3절에서 검출된 이진영상을 통해서 네 방향성분을 균등하게 포함하는 지점의 검출을 위해서 50×50의 Parzen Window<sup>[5]</sup>를 이용한다. Parzen Window는 Window내의 밀도를 계산하는데 사용되므로, 네 방향 성분이 확률적으로 가장 균등하게 포함되는 지점을 찾는다. 즉, Parzen Window를 사용하여, 각 이진영상의 좌표에 대해서, 50×50 영역내의 각 방향성분의 개수를 계산함으로써, 각 좌표의방향성분의 확률 값을 구한다. 다음은 Parzen Window에 의한 방향성분의 확률 값을 얻는 과정이다.

- ① 고정된 N×N사이즈의 Parzen Window를 설정한다.
- ② <그림 6>의 네 방향 성분들과 단계 1에서 설정된 Parzen Window와의 convolution연산을 하여 일정 영역 안의 방향 성분들의 개수를 계산한다<sup>[5]</sup>.
- ③ 네 방향의 성분을 가장 확률적으로 가장 균등하게 포함하는 지점을 선택한다.

단계 ①에서, Parzen Window의 일반적인 식은 식 (3)에서 정의된다. 여기에서, Parzen Window의 사이즈는 실험에 의해서 50×50으로 설정했으며, 이 Parzen Window는 총 2005개의 픽셀을 포함한다. 즉, 총 2500개의 픽셀중에서, 실질적으로 관심있는 영역은 <그림 4(a)>에서와 같이 값을 1을 가지는 원 영역이기 때문에, 이 원 영역의 픽셀수가 2005개임을 나타낸다.

$$P(x) = \frac{k_n/n}{V(x)} \tag{3}$$

$$P(x) \times V(x) = \frac{k_n}{n} \tag{4}$$

식 (3)에서, P(x)는 PDF(Probability Density Function), V(x)는 Parzen Window의 사이즈, n은 Parzen Window내의 총 픽셀수, k<sub>n</sub>는 Parzen Window내에서의 총 픽셀수에 대한 정보를 포함하는 픽셀수를 나타낸다. 그러므로, P(x)×V(x)는 고정된 사이즈의 Window내에서 각 정보들의 샘플수를 나타낸다. 즉, 확률값을 나타낸다. 결국, P(x)×V(x)는 Parzen Window내의 총 픽셀수에 대한 방향성분의 픽셀수를 나타내는 k<sub>nθ</sub>/n<sub>θ</sub>로 정의될 수 있으므로 식 (4)는 식 (3)에 의해서 유도된다.

위의 식 (4)를 본 논문에 적용하면, 식 (5)와 같이 표현될 수 있다. 식 (5)는 네 방향의 이진영상의 모든 지점에 대해서, Parzen Window영역 내의 방향성분을 가진 픽셀들의 수를 계산해서 전체 Parzen Window영역 내의 총 픽셀수로 나누면 각 픽셀에서의 각 방향성분에 대한 확률 값을 나타낸다. 즉, 단계 ②에서 네 방향 성분을 나타내는 이진영상의 모든 픽셀에서의 확률 값은 식 (5)에 의해서 계산된다.

$$P(I_i(x, y)) = \frac{count(I_i(x, y))}{S} \tag{5}$$

위의 식 (5)에서, I<sub>i</sub>(x, y)는 네 방향 이진영상의 픽셀들의 좌표(x, y), P(I<sub>i</sub>(x, y))는 좌표(x, y)에서

Parzen Window내의 각 방향성분의 확률 값, S는 Parzen Window의 영역. 즉, Parzen Window내의 모든 픽셀수를 나타낸다. 또한,  $i$ 는 네 개의 방향을 나타낸다.

영상에서 모든 픽셀의 방향성 확률 값이 계산된 후에, Relative Entropy(식 (7))사용하여 네 방향성분의 가장 균등한 확률 값을 가지는 지점을 찾는다. 여기에서, 균등한 지점이 곧 기준점이 된다. 이상적인 경우의 기준점은 각 픽셀에서 네 방향 성분의 확률 값이 각각 0.25이며, 합이 1인 경우가 된다. 하지만, 실제로 모든 성분을 똑같이 포함하는 지점은 거의 존재하지 않으므로, 네 방향의 성분을 포함하는 지점의 확률 값이 각각 0.25에 가장 근접한 지점을 찾는다. 이 지점이 기준점이 되고, 그 외의 지점은 기준점이 아님을 의미한다. 아래의 식 (6)은 기준점과 기준점이 아닌 지점의 확률 모델을 나타낸다.

$$\sum_{x=1}^{size_x} \sum_{y=1}^{size_y} \left( \sum_i p_i(x, y) \right) = 1$$

$$\begin{cases} \text{reference point,} & p_0(x, y) \cong p_{45}(x, y) \\ \text{otherwise,} & p_0(x, y) \neq p_{45}(x, y) \end{cases}$$

$$\cong p_{-45}(x, y) \cong p_{90}(x, y) \cong 0.25 \quad (6)$$

$$\neq p_{-45}(x, y) \neq p_{90}(x, y) \neq 0.25$$

식 (6)에서  $i$ 는 네 방향,  $x, y$ 는 네 방향의 이진영상의 픽셀의 좌표,  $size_x$ 와  $size_y$ 는 이진영상의 크기를 각각 나타낸다. 또한  $p_i(x, y)$ 는  $i$ 방향 이진영상의 모든 픽셀의 좌표에서의 확률 값을 나타낸다.

아래의 식 (7)은 Relative Entropy(H)를 나타낸다.

$$H(x, y) = \left| \sum_{x=1}^{size_x} \sum_{y=1}^{size_y} \left( \sum_i p_i(x, y) \log \frac{p_i(x, y)}{q_i(x, y)} \right) \right| \quad (7)$$

위의 식 (7)에서, P와 Q는 모든 픽셀의 PDF,  $H(x, y)$ 는 좌표( $x, y$ )에서 P와 Q사이의 Relative Entropy, 즉, 유사도를 의미한다.  $p_i(x, y)$ 는 각  $i$  방향 이진영상의 좌표 ( $x, y$ )에서 Parzen Window에 의해서 계산된 PMF(Probability Mass Function),  $q_i(x, y)$ 는 각  $i$  방향 이진영상의 좌표 ( $x, y$ )에서 기준이 되는 임계값 PMF,  $i$ 는 네 방향의 각도,  $size_x$ 와  $size_y$ 는 이진영상의 크기를 나타낸다.

위의 식 (7)의 오른쪽 부분은 각각의 4개의 방향을 가지는 이진영상의 모든 픽셀의 같은 위치에 대해서 Parzen Window에 의해서 계산된 PMF와 기준이 되는 PMF의 Relative Entropy를 계산하기 때문에, P와 Q사이의 거리(유사도)를 측정한다. 그러므로, P와 Q가 더욱 유사할수록, Relative Entropy(H)는 더욱 작아진다. 즉, 식 (6)에서와 같이 한 지점에 대해서 기준이 되는 PMF값 0.25에 네 방향에 대한 PMF값이 거의 근사화됨을 의미한다. 여기에서 절대값 기호는 거리를 측정하므로 항상 양수를 가져야 하기 때문에 표시를 하였다. 마지막으로, 식 (7)에 의해서 각 방향성을 가진 이진영상의 모든 픽셀에서의 Relative Entropy를 계산후에, 식 (8)에 의해서 Relative Entropy  $H(x, y)$ 가 가장 최소 값을 가지는 지점을 기준점으로 선택을 한다. 즉, 위에서 언급했듯이 가장 최소값을 가지는 지점을 선택한다는 의미는 네 방향성분을 가장 균등하게 포함함을 나타내며, 네 방향의 확률값이 0.25에 가장 근사화 되었을 경우를 나타냄을 의미한다.

$$\arg \{ \min (H(x, y)) \} \quad (8)$$

여기에서,  $H(x, y)$ 는 네 방향 이진영상의 각각 위치가 같은 지점의 모든 픽셀에서 계산된 PMF값을 합한 Relative Entropy의 값, ( $x, y$ )는 영상내의 모든 좌표,  $i$ 는 네방향의 각도를 나타낸다.

<그림 7>은 Relative Entropy를 사용하여 PDF P와 Q사이의 거리를 계산하는 하나의 예를 나타낸다. 여기에서 굵은 실선 화살표는 각 방향의 모든 픽셀들에 대해서 기준이 되는 PMF를 나타내고, 점선 화살표는 각 좌표에서 Parzen Window에 의해 계산된 PMF를 나타

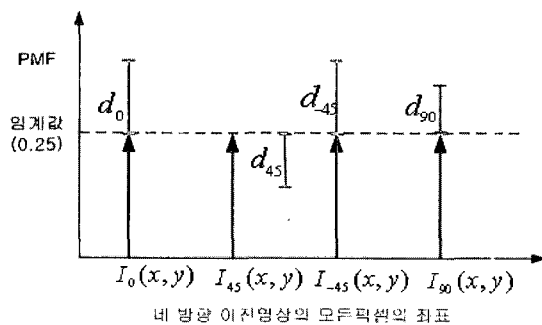


그림 7. Relative Entropy를 사용한 두 PMF사이의 거리  
Fig. 7. Distance between two PMFs using Relative Entropy.

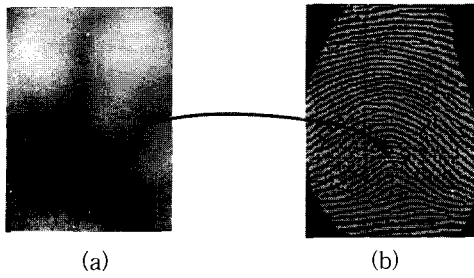


그림 8. Relative Entropy에 의한 영상과 기준점 검출 영상 (a) Relative Entropy에 의한 영상 (b) 기준점 검출 영상  
 Fig. 8. Image by Relative Entropy and reference point detection image. (a) Image by Relative Entropy. (b) Reference point detection image.

낸다. 또한  $I_i(x, y)$ 는  $i$  방향 이진영상의 좌표  $(x, y)$ ,  $d_i$ 는 각각  $i$  방향의 이진영상에서의 Relative Entropy의 값. 즉, 기준이 되는 PMF와 Parzen Window에 의해서 계산된 PMF 사이의 거리의 차이(유사성)를 나타낸다. 결국, 식 (8)에서와 같이 네 방향에 대해서 Relative Entropy가 가장 최소가 되는 지점이 균등한 확률 값을 가지기 때문에 이 지점을 기준점으로 선택한다.  
 <그림 8>은 Relative Entropy를 사용하여 그 값이 최소가 되는 기준점을 나타낸다.

### III. 특징(Feature)추출

지문인증 시스템에서 특징추출은 개인 인증의 기준이 되므로 중요하다. 기존의 특징추출 filterbank방법은 기준점으로부터 멀어질수록 외각의 구간(sector)들은 영역이 넓어져서 고유한 특성을 잃게 되며, 기준점으로부터 가까운 구간(sector)들은 기준점의 검출위치에 민감하다. 즉, 구간의 불균일한 분포로부터 특징을 추출하기 때문이다. 그래서, 본 논문은 기준점을 중심으로 일정한 간격의 위치에서 균일한 분포를 가지는 분산 값을 특징으로 추출하는 개선된 filterbank방법을 제안한다. 아래의 <그림 9>는 기존의 filterbank와 제안한 filterbank를 보여준다. 다음은 제안한 filterbank방법의 단계를 보여준다.

- ① 지문 영상으로부터 기준점을 검출한 후, 그 기준점으로부터 일정영역을 선택한다(<그림 10(a)>).
- ② Gabor-filter를 사용하여 선택한 영역에 대해서 8개

의 방향( $0 - 157.5$ 도 사이의  $22.5$ 도 간격) 성분을 추출한다<sup>[4, 6-8]</sup>. Gabor-filter는 실험에 의해서 적당한  $128 \times 128$ 의 사이즈를 선택했다.

- ③ Gabor-filtering된 영상은 지문 영상의 밝기에 대한 영향을 최소화하기 위해서 영상 전체 픽셀의 평균과 분산을 맞추어 주는 정규화(normalization)과정을 수행(<그림 10(b)>).
- ④ 각 정규화된 영상에 대해서 기준점을 중심으로 80개의 특징 지점을 지정한다.(<그림 9(b)>).
- ⑤ 8방향에 대해 각각 80개의 특징 지점에 대해서 일정 영역내의 평균값을 추출한 후, 이를 이용하여 얻은 분산 값을 특징 값으로 설정한다. 그러므로, 특징 지점은 총 640개를 가진다.

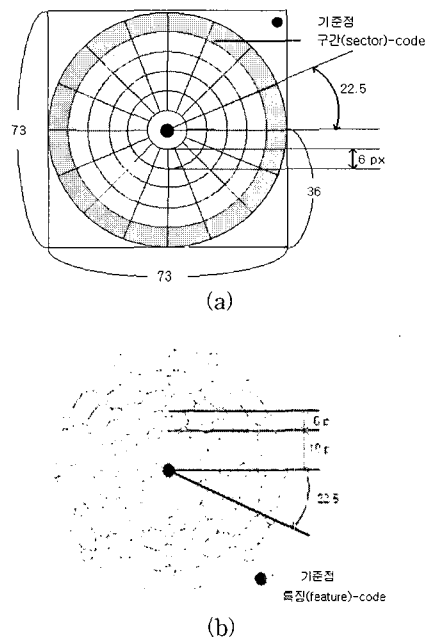


그림 9. 기존의 filterbank방법과 제안한 filterbank방법 (a) 기존의 filterbank방법 (b) 제안한 filterbank방법  
 Fig. 9. Existing filterbank method and Proposing filterbank method. (a) Existing filterbank method. (b) Proposing filterbank method.

위의 단계②에서 Gabor-filter는 아래의 식 (9)와 같이 정의된다<sup>[4, 6-8]</sup>.

$$g(x, y, \theta_k, f, \sigma_x, \sigma_y) = \exp \left[ -\frac{1}{2} \left( \frac{x_{0i}^2}{\sigma_x^2} + \frac{y_{0i}^2}{\sigma_y^2} \right) \right] \times \exp(i2\pi f_{0i}), \quad (9)$$

$$x_{\theta_k} = x \sin \theta_k + y \cos \theta_k, \quad y_{\theta_k} = x \cos \theta_k - y \sin \theta_k$$

위의 식에서  $f$ 는 주파수로써 띠(band)사이의 픽셀 수,  $\theta_k$ 는 Gabor-filter의 방향,  $\sigma_x$ 와  $\sigma_y$ 는  $x$ 축과  $y$ 축의 Gaussian 포락선(envelope)의 편차. 즉, Gabor-filter의 폭을 나타낸다. Gabor-filter에 의한 8개의 방향에 대한 정규화(normalization)된 영상은 <그림 10(b)>과 같고, 단계⑤는 다음식과 같이 정의된다.

$$D(\text{deg}, x, y) = \sum_{w=-10}^{10} \sum_{v=-10}^{10} g_f(w, v) * g_{\text{deg}}(x+w, y+v) * g_{\text{deg}}(x+w, y+v) - \mu_g^2(x, y)$$

$$\mu_g(x, y) = \sum_{u=-10}^{10} \sum_{v=-10}^{10} g_f(u, v) \cdot g_{\text{deg}}(x+u, y+v) \quad (10)$$

위의 식에서,  $D(\text{deg}, x, y)$ 는 각 Gabor-filtering된 영상에 대한 80개의  $(x, y)$ 위치에서의 특징 벡터를 나타낸다. 이 특징벡터는 위의 식 (10)에서와 같이 분산을 이용해서 얻어진다.  $x, y$ 는 특징지점의 위치,  $g_{\text{deg}}$ 는 8방향의 Gabor-filtering된 영상,  $w, v$ 는 특징 지점으로부터의 filter의 크기를 나타낸다. 크기 선택시 너무 크면, 주위의 특징지점과 겹치게 되어, 특징에 대한 신뢰성을 잃게 되는 반면, 너무 작으면, 적은 양의 데이터로 특징을 얻게 되는 단점을 가진다. 본 논문에서는 실험에 의해  $21 \times 21$ 크기를 선택했다.  $g_f(w, v)$ 는 평균 filter와 Gaussian-filter의 convolution연산에 의한 새로운 filter를 나타낸다. 이 새로운 filter를 적용함으로써, 계산량을 줄일 수 있다. 즉, Gabor-filtering된 영상과 평균 filter의 convolution연산을 한 후, 다시 Gabor-filtering된 영상과 gaussian filter의 convolution연산을 하게 되는데, 계산량이 많아진다. 그래서, 식 (13)에서와 같이 평균filter와 gaussian filter의 convolution연산을 통해 새로운 filter  $g_f(w, v)$ 를 미리 설계한 후, 적용하면 Gabor-filtering된 영상과 새로운 필터와의 단 한번의 convolution연산을 하게 되므로 계산량을 줄인다. 아래의 식 (11)은 평균 filter를 나타낸다.

$$M = \frac{1}{N} \sum_{i=S_w}^{S_u} \sum_{j=S_v}^{S_r} P(i, j) \quad (11)$$

위의 식에서,  $M$ 은 일정영역의 각 픽셀에서의 평균값,  $S_w$ 와  $S_r$ 는 filter의 사이즈,  $P(i, j)$ 는  $(i, j)$ 위치의 픽셀 값,  $N$ 은 총 픽셀의 수를 나타낸다. 또한, 아래의 식

(12)와 같이 Gaussian-filter사용은 filter내의 특징 지점에 대해 가중치를 주고, 그의 부분은 smoothing의 효과를 얻기 위함이다.

$$G = e^{-\frac{r^2}{\sigma^2}}, \quad r = \sqrt{(x - \text{size})^2 + (y - \text{size})^2} \quad (12)$$

위의 식에서  $G$ 는 Gaussian-filter,  $(x, y)$ 는 좌표,  $\text{size}$ 는 Gaussian-filter의 사이즈를 나타낸다. 본 논문에서는 실험에 의한 값을 18로 설정했다.  $\sigma$ 는 Gaussian-filter의 폭을 나타내며, 이 값의 설정시 너무 높은 값을 설정하면 잡음을 제거하는 반면에 전체영상의 smoothing의 효과가 커져서 영상 전체가 희미해지는 단점을 갖는다. 반대로 너무 낮은 값의 설정시 잡음에는 약한 단점을 가지지만, 융선과 골이 뚜렷한 효과를 가져온다. 그러므로, 이 값을 설정할 때는 실험에 의해서 적당한 값을 얻는다. 본 논문에서는 36으로 설정했다. 그래서, 새로 만든 filter인  $g_f(w, v)$ 는 아래 식처럼, 평균 filter와 Gaussian-filter의 convolution연산으로 정의 된다.

$$g_f(w, v) = G * M \quad (13)$$

그리고,  $\mu_g$ 는 Gabor-filtering된 영상과  $g_f(w, v)$ 와의 convolution연산을 나타낸다. 즉, 이 연산에 의해서 각각의 일정한 영역내의 평균값을 얻을 수 있다. 이렇게 얻어진 평균값을 이용하여 식 (10)에서와 같이 분산을 구하여 특징벡터를 얻는다.

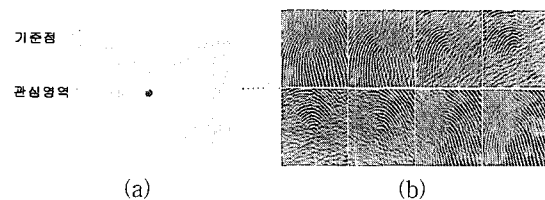


그림 10. (a) 기준점 중심의 관심영역 (b) 8방향의 Gabor-filtering된 정규화(normalization)된 영상  
Fig. 10. (a) Region of interest. (b) Eight direction normalization image by Gabor-filter.

#### IV. 실험방법 및 결과

##### 1. 기준점 검출 정확성 실험

이 실험은 기존의 Poincare index방법과 제안한

GPM(Gradient Probabilistic Method)간의 기준점 검출 위치의 정확성을 위한 실험이다. 실험 방법은 20명의 사람으로부터 동일인의 지문을 각각 6장을 수집하여, 총 120장의 지문 데이터를 수집했다. 각각 동일인 지문 데이터 6장중 가장 질 좋은 데이터 1장을 실험에 의해서 기준점으로 결정한 후, 나머지 지문데이터에 대해서 그 지점과 같은 위치를 미리 찾아놓고, 실험에 의해 검출된 위치(거리)를 비교한다. 또한, 일반환경 뿐 아니라, 잡음환경(밝기잡음(brightness noise), salt and pepper 잡음)에서도 비교실험을 하였다. <표 1>은 일반환경에서 각 지문의 형태에 대한 기준 기준점으로부터의 평균 거리를 구한 결과이다. 결과에서 특히, Poincare index방법은 arch형태의 지문에 큰 단점을 가진다. 즉, 대부분의 arch형태의 지문에 대해서 검출된 기준점은 지문 영역 외 부분 또는 기준점이라고 정의한 위치와 차이가 많이 났다. <그림 11>은 arch형태의 지문에 대해서 각각 Poincare index방법과 GPM을 사용했을 때의 검출 위치를 나타낸다.

표 1. 일반환경에서의 각 지문의 형태에 대한 거리의 평균값

Table 1. Distance mean value of each fingerprint type under general environment.

	Loop	Double loop	Whorl	Arch
GPM	5.12(pixel)	6.39(pixel)	6.14(pixel)	6.08(pixel)
Poincare index	7.08(pixel)	2.78(pixel)	5.39(pixel)	20(pixel) 이상

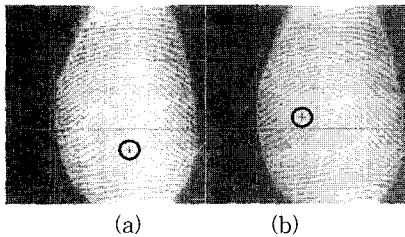


그림 11. Arch형태의 지문에 대한 제안한 GPM방법과 기존의 Poincare index방법과의 기준점 검출 위치 비교 (a) 제안한 GPM방법의 결과 (b) Poincare index방법의 결과

Fig. 11. Reference point detection position comparison between proposing GPM and existing Poincare index method for arch type fingerprint.

<표 2>와 <표 3>은 각 지문의 형태에 대한 밝기잡음(brightness noise)과 salt and pepper잡음에서의 기준점으로부터의 평균 거리를 구한 결과이다. 결과에서 일반환경에서와 마찬가지로, Poincare index방법은 arch

표 2. 잡음환경(밝기잡음(brightness noise))에서의 각 지문의 형태에 대한 거리의 평균값

Table 2. Mean distance of each fingerprint type under brightness noise environment.

	Loop	Double loop	Whorl	Arch
GPM	7.22(pixel)	7.33(pixel)	6.87(pixel)	6.74(pixel)
Poincare index	7.14(pixel)	3.72(pixel)	7.68(pixel)	20(pixel) 이상

표 3. 잡음환경(salt and pepper noise)에서의 각 지문의 형태에 대한 거리의 평균값

Table 3. Mean distance of each fingerprint type under salt and pepper noise environment.

	Loop	Double loop	Whorl	Arch
GPM	6.07(pixel)	6.47(pixel)	6.53(pixel)	7.4(pixel)
Poincare index	7.32(pixel)	3.65(pixel)	6.89(pixel)	20(pixel) 이상

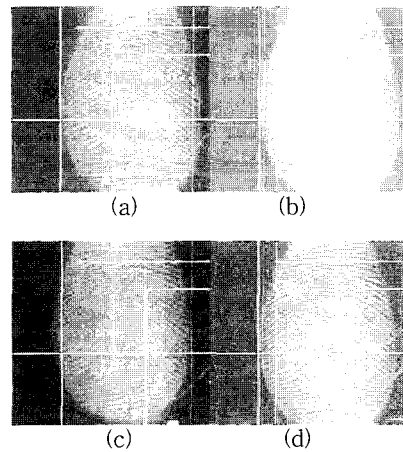


그림 12. 잡음 영상의 예 (a) 원영상 (b) 밝은영상 (c) 어두운영상 (d) salt and pepper잡음 영상

Fig. 12. Examples of noise image. (a) Original image. (b) Bright image. (c) Dark image. (d) Salt and pepper noise image.



형태의 지문에 큰 단점을 가진다. <그림 12(b), 12(c)>는 밝기잡음의 지문의 예를 보여주고, <그림 12(d)>는 salt and pepper잡음 지문의 예를 보여준다.

2. 인증률 실험

지문의 데이터는 지문센서를 개발중인 TLI회사의 LCD형태의 광학용 센서를 사용하여 256×256사이즈, 400dpi해상도, 그레이 레벨의 영상을 23명의 사람으로부터 각각 arch, loop, double, whorl type은 51, 68, 46, 46개의 비교적 질 좋은 데이터를 총 211개 수집하였다. 또한, 일반 및 잡음환경에서의 인증률을 실험했다. 결과에서 특히 arch type의 지문에 대해서 제안한 방법의 인증률이 높음을 알 수 있다. <표 4, 5, 6>은 각각 일반환경, 밝기 잡음 환경, salt and pepper잡음 환경에서의 GPM과 Poincare index방법의 각 지문에 대한 인증률과 에러율을 나타낸다. 밑의 표에서 FRR과 FAR은 전체 211개의 지문 데이터에 대해서 각각 동일인의 지문인 경우에 거부한 에러율과 타인의 지문에 대해서 수락한 에러율을 나타낸다.

위의 결과에서 제안한 GPM은 기존의 Poincare index에 비해서 Arch 및 Loop형태의 지문에 대해서 더 좋은 성능을, Whorl 및 Double loop형태의 지문에 대해서는 성능이 다소 떨어지는 결과를 얻었다. 이 두 형태의 지문에 대해서 성능이 떨어지는 이유는 Arch 및

표 4. 일반환경에서의 GPM과 Poincare index방법의 인증결과

Table 4. Verification result between GPM and Poincare index method under general environment.

(a) GPM 인증결과

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

(b) Poincare index방법의 인증결과

	Loop	Double loop	Whorl	Arch	Total	Poincare Verification rate
FRR (%)	14.7	6.8	8.7	62.7	24.2	98.95
FAR (%)	0	0	0	0	0	

표 5. 밝기 잡음 환경에서의 GPM과 Poincare index방법의 인증결과

Table 5. Verification result between GPM and Poincare index method under brightness noise environment.

(a) GPM 인증결과

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

(b) Poincare index방법의 인증결과

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

표 6. Salt and pepper잡음 환경에서의 GPM과 Poincare index방법의 인증결과

Table 6. Verification result between GPM and Poincare index method under salt and pepper noise environment.

(a) GPM 인증결과

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

(b) Poincare index방법의 인증결과

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

Loop형태의 지문은 방향성을 가장 균등하게 포함하는 지점이 core지점의 근처에서 검출되지만, Double loop 형태는 core지점이 두개가 존재하기 때문에, 두개의 core근처에서 검출되며, Whorl형은 원 형태이기 때문에, 원 근처의 상당히 많은 지점에서 검출 될 수 있다. 그러므로, 제안한 GPM은 두 형태 지문에 대해서 성능

이 좀 떨어진다.

3. Parzen Window 사이즈 변화시의 GPM의 인증률 비교실험

이 실험은 GPM을 사용하여 Parzen Window사이즈를 변화시켜 가면서 전체 인증률과 각각의 지문 형태에 대해서 FRR(%)과 FAR(%)을 비교하기 위한 실험이다. <그림 13>은 이의 결과를 나타낸다.

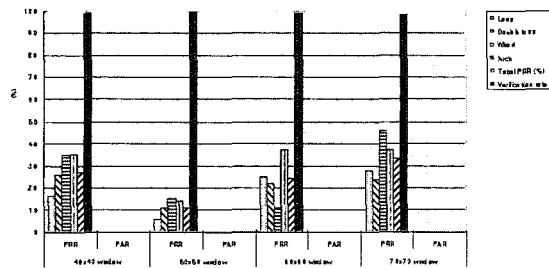


그림 13. 4개의 Parzen window사이즈를 사용한 GPM의 인증률 비교

Fig. 13. Verification rate of the GPM method using 4 Parzen window sizes.

4. 기준점 검출 및 특징 검출 시간 비교실험

이 실험은 제안한 GPM과 Poincare index방법에 대한 기준점 검출시간, 기존의 filterbank방법과 제안한 filterbank방법의 code추출 시간을 비교하기 위한 실험

표 7. 기준점 검출시의 GPM과 Poincare index방법의 검출시간

Table 7. Detection time comparison of Novel GPM and Existing Poincare index method.

	기준점 검출시간
GPM	0.88sec
Poincare index method	0.95sec

표 8. 특징추출시의 기존의 filterbank방법과 제안한 filterbank방법의 특징추출시간

Table 8. Feature extraction time comparison of Existing filterbank method and Novel filterbank method.

	특징(code) 추출시간	특징(code) 비교시간	인증시간
Existing filterbank	0.7 sec	0.01 sec	0.71 sec
Novel filterbank	0.64 sec	60.01 sec	0.65 sec

이다. 아래의 <표 7>과 <표 8>은 각각 기준점 검출의 시간과 code추출 시간을 나타낸다.

V. 결론 및 향후계획

본 논문에서는 온라인상의 지문의 기준점 검출 및 특징 추출 방법을 제안하고, 지문인증 시스템을 개발하였다. 이전의 결과에서 제안한 GPM은 기존의 Poincare index방법에 비해서 일반환경 뿐 아니라 잡음환경에서도 더 우수한 성능을 보여주었다. 또한, GPM은 기존의 Poincare index방법과 달리 수학적 확률적 방법을 사용하기 때문에 지문의 용선에 대한 세밀한 전처리 과정이 불필요함을 알 수 있었으며, Poincare index방법의 arch형태의 지문에 대한 단점을 해결할 수 있었다. 특히, arch형태의 지문에 대해서는 우수한 성능을 보여주었다. 또한, 인증 실험에서는 일반환경에서는 49%, 밝기 잡음환경에서는 39.2%, salt and pepper 잡음환경에서는 15.7%의 향상을 보여주었다. 또한 기준점 검출 시간에서도 GPM이 Poincare index방법보다 0.07초, 특징추출 시간에서도 제안한 filterbank방법이 기존의 filterbank방법보다 0.06초의 향상을 보여주었다.

향후 계획은 일반환경 보다는 잡음환경에서 기준점 검출 정확성 및 인증 성능이 떨어지는 단점이 있는데 이는 잡음이 영상에 큰 영향을 미치기 때문이다. 따라서 입력영상에 첨가되는 잡음을 최대한 제거하여 원영상과 가장 유사한 영상으로 복원하여, 기준점 검출 정확성 및 인증 성능을 보완, 향상시킬 계획이다. 따라서, 전처리 과정에 있어서 좀 더 깊은 연구를 할 계획이다.

참 고 문 헌

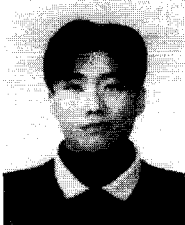
[1] A. K. Jain, L. Hong, and R. Bolle, "On-Line Fingerprint Verification," in IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 19, no. 4, pp. 302-313, April 1997.

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

[3] Kalle Karu and Anil K. Jain, "Fingerprint

- Classification,” in Pattern Recognition, vol. 29, no. 3, pp. 389-404, 1996.
- [4] Anil K. Jain, Salil Prabhakar, and Lin Hong, “A Multichannel Approach to Fingerprint Classification,” in IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 21, no.4, pp. 348-359, April 1999.
- [5] Richard O. Duda, Peter E. Hart, David G. Stork, Pattern Classification, John Wiley & Sons, 2001.
- [6] Y. Hamamoto, S. Uchimura, M. Watanabe, T. Yasuda, Y. Mitani and S. Tomita, “A Gabor filter-based method for recognizing handwritten numerals,” in Pattern Recognition, Vol. 31, No. 4, pp. 395-400, 1998.
- [7] Anil. K. Jain, Salil Prabhakar, Lin Hong, and Sharath Pankanti, “Filterbank-based Fingerprint Matching,” IEEE Transactions on Image Processing, vol. 9, no. 5, pp. 846-859, May 2000.
- [8] Chih-Jen Lee, Sheng-De Wang, and Kuo-Ping Wu, “Fingerprint Recognition Using Principal Gabor Basis Function,” in Proceedings of 2001 International Symposium on Intelligent Multimedia, Video and Speech Processing, pp. 393-396, May 2-4 2001, Hong Kong.
- [9] Anil K. Jain, Lin Hong, Sharath Pankanti, and Ruud Bolle, “An Identity-Authentication System Using Fingerprints,” in Proceedings of the IEEE, vol. 85, no. 9, pp. 1365-1204, September 1997.

저 자 소 개



朴 竣 範(正會員)

2001년 2월 : 한성대학교 정보공학(학사). 2003년 2월 : 고려대학교 전자공학(석사). 2003년 3월~현재 : 고려대학교 전자컴퓨터 공학(박사과정). <주관심분야 : 영상신호처리, 영상 추적 및 인식>



高 漢 錫(正會員)

1982년 5월 : 미국 카네기 멜론 대학교 전기공학(학사). 1986년 5월 : 미국 메릴랜드 대학교 시스템공학(석사). 1988년 5월 : 미국 존스 홉킨스 대학교 전기공학(석사). 1992년 5월 : 미국 카톨릭 대학교 전기공학(박사). 1995년 3월~현재 : 고려대학교 전자컴퓨터 공학과 교수. <주관심분야 : 영상 및 음성 신호처리, 패턴 인식, 데이터 융합>