

論文2003-40SP-4-4

방향성 필터 뱅크를 이용한 지문 기반 개인 인증

(Fingerprint-Based Personal Authentication Using Directional Filter Bank)

朴哲玄*, 吳相根**, 金範洙***, 元鍾雲****, 宋映澈*,
李駿宰*****, 朴吉欽*

(Chul-Hyun Park, Sang-Keun Oh, Bum-Soo Kim, Jong-Un Won,
Young-Chul Song, Joon-Jae Lee, and Kil-Houm Park)

요약

지문을 기반으로 하는 생체 인식 시스템이 보다 실용적이고 높은 신뢰성을 가지기 위해서는, 입력지문의 회전에 강인해야 할 뿐만 아니라 검증이나 인식에 소요되는 응답 시간이 짧아야 한다. 따라서 본 논문에서는 회전에 강인할 뿐만 아니라 처리속도가 빠른 방향성 필터 뱅크 기반의 지문 특징 추출 및 정합 방법을 제안한다. 제안한 방법은 영상을 방향별 대역 영상으로 효과적으로 분해해 주는 방향성 필터 뱅크를 이용하여 지문 패턴의 특징을 빠른 속도로 추출할 뿐만 아니라 특징 벡터 간 유클리드 거리에 기반하여 정합을 수행하기 때문에 전체 응답 속도가 매우 빠르다. 회전에 대해 강인한 특성을 가지도록 하기 위해 방향성 필터 뱅크에 의해 분해된 대역 영상에서 다양한 회전을 고려한 특징 벡터 집합을 구성한 다음 등록된 단일 템플릿 특징 벡터와 정합을 수행한다. 실험 결과 제안한 방법이 기존의 방법 중 선두적인 방법 중의 하나인 Gabor 필터 뱅크 기반 방법에 상응하는 정확도를 가지면서 훨씬 빠른 속도로 검증을 수행할 뿐만 아니라 회전에 강인한 특성을 가짐을 보여 주었다.

Abstract

To improve reliability and practicality, a fingerprint-based biometric system needs to be robust to rotations of an input fingerprint and the processing speed should be fast. Accordingly, this paper presents a new filterbank-based fingerprint feature extraction and matching method that is robust to diverse rotations and reasonably fast. The proposed method fast extracts fingerprint features using a directional filter bank, which effectively decomposes an image into several subband outputs. Since matching is also performed rapidly based on the Euclidean distance between the corresponding feature vectors, the overall processing speed is so fast. To make the system robust to rotations, the proposed method generates a set of feature vectors considering various rotations of an input fingerprint and then matches these feature vectors with the enrolled single template feature vector. Experimental results demonstrated the high speed of the proposed method in feature extraction and matching, along with a comparable verification accuracy to that of other leading techniques.

Keywords : Personal authentication, fingerprint, directional filter bank(DFB), Biometrics.

* 正會員, 慶北大學校 電子工學科

(Dept. of Electronics, Kyungpook Nat'l University)

** 正會員, LG 電子技術院 Mobile Multimedia 研究所
(Mobile Multimedia Lab, LG Electronics Inst. of Technology)

*** 正會員, 嶺南理工大學 電子情報系列
(Division of Electronics and Information Engineering,

Yeungnam College of Science & Technology)

**** 正會員, ETRI 郵政技術研究센터

(Postal Technology Research Center, ETRI)

***** 正會員, 동서大學校 인터넷工學部

(Division of Internet Engineering, Dongseo University)

接受日字:2002年11月1日, 수정완료일:2003年7月18日

1. 서론

최근 보안에 대한 요구가 증가함에 따라 개인의 생리학적 혹은 행동적인 특징을 이용하여 개인을 식별하는 생체 계측학 혹은 생체 인식 기술에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 일반적으로 사용자 인증이나 개인 식별에 사용되고 있는 생체 특성으로는 지문, 홍채, 얼굴, 망막, 손, 음성, 및 서명 등이 있다. 이 중에서 지문은 오래 전부터 널리 사용되어 온 생체 특성으로, 개인마다 고유한 패턴을 지니고 있으며 그 형태가 일생 동안 거의 바뀌지 않아 개인 식별을 위한 생체 특성으로서 기본적으로 가져야 하는 유일성과 불변성을 충분히 가지고 있다. 그리고 다른 생체 특성에 비해 풍부한 정보를 포함하고 있어서 신뢰도가 가장 높은 생체 특성 중의 하나이다^[1]. 게다가 최근 컴퓨터 기술의 발전과 함께 고화질의 지문 영상을 디지털 형태로 바로 획득할 수 있는 반도체, 광학 센서 등을 이용한 다양한 종류의 지문 입력기가 개발되어 있고, 다른 생체 정보를 얻기 위한 장비들에 비해 비용도 저렴해 여러 산업 분야에 활발하게 활용되고 있는 추세이다.

지문은 손가락 표면의 땀샘이 융기하여 특정 패턴을 형성한 것으로서 대부분의 영역은 <그림 1>에서와 같이 국부적으로 융선들이 약간의 간격을 두고 특정 방향을 가지면서 어느 정도 평행하게 분포되어 있는 모양이고, 부분적으로 특정한 방향성이나 평행성이 명확하지 않은 특이점 영역과 융선이 끝나거나 분기하는 특징점 등으로 그 세부 패턴을 이루고 있다. 지문 인증 및 식별 시스템에서는 이러한 지문 패턴의 특징을 잘 추출하여 특징 벡터를 구성한 뒤 이를 이용하여 정합을 수행하고 정합 결과에 따라 개인에 대한 검증이 이루어진다.



그림 1. 지문의 특이점과 특징점
Fig. 1. Singular points and minutia points in fingerprint.

기존의 지문 특징 추출 방법은 크게 두 가지의 범주로 분류할 수가 있는데, 하나는 지문에 존재하는 특징점(minutiae)의 추출과 이 특징점에서의 정보를 이용하는 방법이고^[2,3], 다른 하나는 특징점 추출 과정 없이 지문 영상에 전처리를 수행한 다음 상관도에 기반하여 정합을 수행하거나 필터링이나 변환을 이용하여 영상으로부터 특징을 추출한 뒤 이를 이용하여 정합하는 이미지 기반 방법이다^[4-6]. 특징점에 기반한 방법들은 일반적으로 영상 개선, 이진화 및 세션화 등의 복잡한 전처리 과정을 거친 후 분기점과 끝점으로 구성되는 특징점을 찾아 기준점에서의 상대적인 위치와 각각의 특징점에서의 융선의 방향 등을 특징 벡터로 구성하여 정합을 수행한다. 그러나 이 방법의 경우 각각의 특징점들을 자동으로 검출하기가 쉽지 않고 영상의 화질 및 획득된 영상의 크기에 따라 충분한 수의 특징점이 검출되지 않는 경우가 발생할 수 있으며 무엇보다 지문에 존재하는 풍부한 융선의 구조를 잘 이용하지 못한다는 단점이 있다. 이와 달리 이미지 기반 방법 중 영상의 상관도에 기반한 방법은 특징점 추출과정 없이 상관도를 이용하여 정합을 수행하지만, 지문 입력 시 손가락의 압력이나 습도 등의 차이로 인해 영상이 비선형적으로 왜곡되거나 지문 내에 융선 굵기에 심한 차이가 발생할 경우 성능이 급격하게 떨어지게 된다. 이미지 기반 방법 중에 필터링이나 변환을 이용하여 특징을 추출하는 방법은 복잡한 특징점 추출 과정이 필요하지 않고 일반적으로 작고 고정된 크기의 특징 벡터를 생성한다는 장점이 있으나 이들 대부분의 방법은 입력 지문의 회전에 대해 거의 다루지 않고 있다^[4]. 제안된 Gabor 필터 뱅크에 기반한 방법은 회전에 대한 보정을 수행하였으나 그 회전 보정 효과가 크지 않고 필터링에 많은 시간이 소요된다는 문제점을 가지고 있다.

따라서 본 논문에서는 회전에 강인하면서 처리 속도가 빠른 새로운 이미지 기반 지문 특징 추출 방법을 제안한다. 제안한 방법은 특징 추출을 위해 방향성 필터 뱅크를 이용하는데, 이 방향성 필터 뱅크는 영상을 여러 개의 방향별 대역 영상으로 정확하게 분할할 뿐 아니라 그 구조가 1차원 단일 필터 원형을 이용하는 구조이고 분리 가능한 형태로 이루어져 있기 때문에^[7], 특징 추출을 수행하는 속도가 Gabor 필터 집합을 이용하는 것 보다 훨씬 빠르다. 제안한 방법에서는 먼저 기준점을 검출하고 기준점을 중심으로 일정 거리의 범위

에 해당하는 영역을 특징 추출을 위한 관심 영역으로 정한다. 추출된 관심 영역은 이후의 특징 추출 과정과 회전에 대한 보정을 용이하게 하기 위해 극 좌표계로 변환한다. 극좌표계로 변환된 관심 영역으로부터 방향성 필터 बैं크(Directional Filter Bank, DFB)를 이용하여 방향별 대역 영상을 구한 다음, 각각의 대역 영상을 일정한 영역으로 분할하여 각 영역의 표준편차를 구하고 이를 특징 벡터로 사용한다. 그리고 입력 영상의 특징 벡터와 데이터베이스에 있는 템플릿 특징 벡터 간 유클리드 거리를 계산함으로써 정합을 수행한다. 한편 정합 시, 회전에 강한 특성을 가지도록 하기 위해, 입력 영상의 특징 벡터 추출 시 방향성 필터 बैं크를 이용해 얻어진 방향별 대역 영상을 어느 일정 범위 안에서 좌우로 순환 이동시켜 회전을 고려한 여러 개의 특징 벡터를 구한다. 이렇게 얻어진 입력 영상의 특징 벡터 집합과 데이터베이스 내에 있는 단일 템플릿의 특징 벡터와 정합을 수행하여 구한 최소 거리를 입력 영상과 템플릿 영상 간의 거리로 사용한다. 특정 기준 값보다 작은 거리를 가지는 입력에 대해 수용하고 그렇지 않은 경우 거부함으로써 개인 검증이 이루어진다. 제안한 지문 검증 시스템의 전체 블록도를 <그림 2>에 나타내었다.

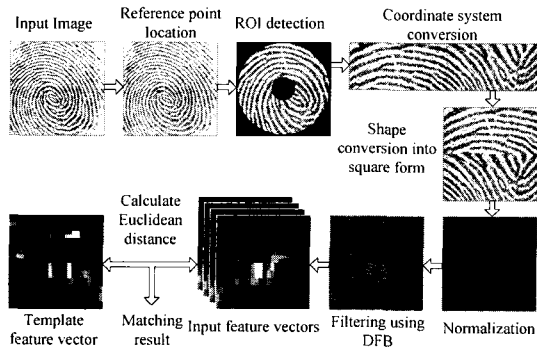


그림 2. 제안한 지문 검증 시스템
Fig. 2. System diagram of proposed fingerprint verification system.

II. 방향성 필터 बैं크

제안한 방법의 관심 영역 검출과 특징 추출 과정 그리고 정합을 포함하는 전체 과정이 방향성 필터 बैं크에 기반하여 이루어지므로 먼저 방향성 필터 बैं크의 특성과 구조에 대해 간단히 살펴보고자 한다.

방향성 필터 बैं크는 입력 영상을 여러 개의 방향별 대역 영상으로 효율적으로 분해해 주는 필터 बैं크로서, 방향성 대역통과필터들의 연결로 이루어지며 원영상으로부터 여러 방향성 대역영상을 구하는 분해과정과 방향별 대역영상들로부터 원영상을 만드는 합성과정으로 구성된다^[7,8]. 방향성 필터 बैं크를 이용하여 통과시킬 각 주파수대역 및 분해후의 방향별 대역영상들의 위치를 <그림 3>에 나타내었다.

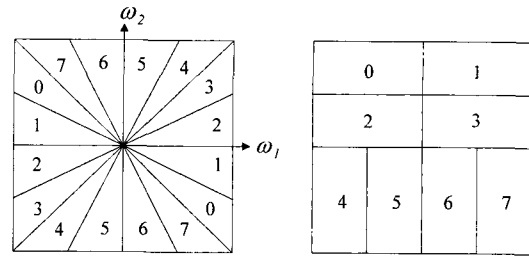


그림 3. 방향성 필터 बैं크의 방향별 통과대역 및 대역 영상의 위치
Fig. 3. Frequency partition map for eight-band DFB and position of directional subband image.

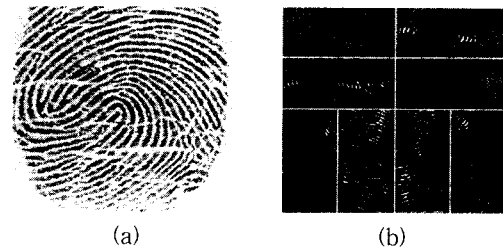


그림 4. 방향성 필터 बैं크를 이용한 지문 영상의 분해
(a) 원영상 (b) 분해된 방향별 대역 영상
Fig. 4. Analysis of fingerprint image using DFB.
(a) Original image. (b) Subband images.

$N \times N$ 영상의 경우, 사용하는 표본화과정 및 필터링의 특성상 8개 부 대역 영상 중에서 0에서 3 방향 대역영상들은 $N/4 \times N/2$ 의 크기를 가지고 나머지 4에서 7 방향 대역영상들은 $N/2 \times N/4$ 의 크기를 가진다. <그림 4(a)>의 지문 영상을 8대역 방향성 필터 बैं크를 이용하여 분해하면 <그림 4(b)>와 같이 나타난다. 각 방향별 성분이 상응하는 방향별 대역영상에서 두드러지게 나타나는 것을 확인할 수 있다. 본 논문에서는 특징 추출이 목적이므로, 방향성 필터 बैं크의 분해 단계만을 이용한다.

III. 방향성 필터 뱅크를 이용한 특징 추출

제안된 지문 특징 추출 알고리즘은 크게 관심 영역 추출, 정규화 그리고 방향성 필터 뱅크를 이용한 특징 벡터 생성 단계로 구성되어 있다.

1. 관심 영역 추출

제안한 방법에서는 지문의 동일한 부분이 특징 추출을 위해 사용되도록 기준점을 설정하고 이 점을 기준으로 특정 범위 안에 들어오는 영역을 특징 추출을 위한 관심 영역으로 이용한다. 따라서 기준점 검출 과정이 필요한데, 대부분의 지문인식을 위한 기준 점으로 core 점이 많이 사용된다. 본 논문에서는 기존의 core 점 검출 방법 중에서 수행 시간이 빠르고 회전에 강인한 Poincaré index 분석에 기반한 core 점 검출 방법을 사용한다^[29].

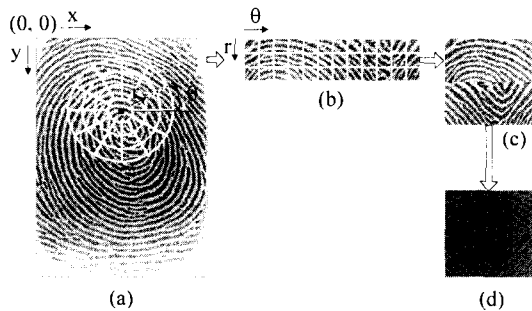


그림 5. 관심 영역 추출 및 영상 정규화 과정 (a) 추출된 관심 영역 (b) 극 좌표계로 변환된 관심 영역 (c) 정방형태로 재구성한 관심영역 (d) 정규화된 관심영역

Fig. 5. ROI extraction and normalization. (a) Extracted ROI, (b) ROI converted to polar coordinate system, (c) ROI shape converted to square form, and (d) normalized ROI.

검출된 기준점을 중심으로 <그림 5(a)>에서와 같이 반지름이 특정 범위 안에 들어오는 부분의 정보를 이용하여 특징을 추출하게 된다. 기준점에 인접한 영역은 각각의 섹터 별 화소 수가 너무 작아 신뢰성 있는 특징을 추출하기 어려우므로 관심 영역에서 제외된다. 추출된 관심 영역은 특징 추출 과정을 용이하게 하고 정합 시 회전에 대한 보정을 쉽게 할 수 있도록 <그림 5(b)>에서와 같이 극 좌표계로 전환된다. 좌표계 변환 시 약간의 정보 손실이 발생할 수도 있으나 제안한 방

법에서는 기하학적 특성이 아닌 블록의 방향별 에너지 값을 특징 값으로 사용하기 때문에 좌표계 변환이 특징 추출에 미치는 영향은 매우 작은 반면에 특징 추출 과정 및 회전 보정 과정의 처리는 쉬워진다. 관심 영역 내 (x, y) 좌표 값을 극 좌표계 (r, θ) 로 변환하는 식은

$$r = \sqrt{(x - x_c)^2 + (y - y_c)^2} - W_B \quad (1)$$

$$\theta = \tan^{-1} \left(\frac{-(y - y_c)}{x - x_c} \right) \quad (2)$$

과 같다. 여기서 (x_c, y_c) 는 검출된 기준점의 좌표이고, W_B 는 한 밴드의 폭이다. 제안한 방법에서는 특징 추출을 위해 방향성 필터 뱅크를 사용하는데, 방향성 필터 뱅크를 사용하기 위해서는 영상의 크기가 높고 너비가 같은 정방 형태가 되어야 한다. 따라서 제안한 방법에서는 <그림 5(c)>에서와 같이 관심 영역에서 180 360 도에 해당하는 부분을 아래 쪽으로 보내어 정방 형태로 만든다. 이와 같이 관심 영역을 재 구성할 경우, 영상의 위 부분과 아래 부분의 경계 지점에 불연속성으로 인한 artifact가 발생하지만 제안한 방법의 블록의 에너지를 이용하므로 그 영향이 크지 않은 반면에 처리 속도는 훨씬 빨라지는 장점을 가진다.

2. 정규화

지문 영상 획득 시 압력이나 온도 등의 차이로 인해 같은 사람의 지문이라 할지라도 영상 간 및 영상 내 국부영역간 밝기 값의 차이가 나타난다. 이러한 오차를 줄이기 위해, 제안한 방법에서는 각각의 블록이 특정한 평균값과 분산값을 가지도록 블록별로 정규화를 하며, 사용한 식은

$$N_k(i, j) = \begin{cases} M_k + \sqrt{\frac{V_k \times (I(i, j) - M_k)^2}{V_k}}, & \text{if } I(i, j) > M_k \\ M_k - \sqrt{\frac{V_k \times (I(i, j) - M_k)^2}{V_k}}, & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (3)$$

과 같다^[6]. 여기서 $I(i, j)$ 는 좌표 (i, j) 에서의 화소 밝기 값이고, M_k, V_k 는 각각 k 번째 블록에서 계산된 화소 밝기의 평균과 분산값이다. 그리고 M_k, V_k 는 각각 원하는 평균과 분산값이며, $N_k(i, j)$ 는 좌표 (i, j) 에서

의 정규화된 값이다. 정규화된 결과가 <그림 5(d)>에 나타나 있다. 실험에서는 M_d 와 V_d 값을 모두 100으로 정하였다.

3. 특징 벡터 생성

<그림 6(a)>에서와 같이 정규화된 관심 영역의 데이터를 8 대역 방향성 필터 뱅크를 이용하여 필터링을 하면 <그림 6(b)>에서와 같이 8개의 방향별 대역 영상을 얻게 된다. $N \times N$ 화소 크기의 영상의 경우 각 방향별 대역 영상의 크기는 방향성 필터 뱅크의 특성상 0-3 방향 대역 영상은 $N/4 \times N/2$ 의 크기를 가지고, 나머지 4-7 방향 대역 영상은 $N/2 \times N/4$ 의 크기를 가진다. 이렇게 구해진 각각의 방향별 대역 영상을 더 작은 블록으로 분할 한 다음 블록별로 특징 값을 계산한다. 관심 영역의 k 번째 블록에 상응하는 방향 대역 영상 블록 $S_{k\theta}$ 의 (x, y) 위치에서의 계수 값을 $f_{k\theta}(x, y)$ 라고 두면, k 번째 블록의 θ 방향 특징값 $v_{k\theta}$ 는

$$v_{k\theta} = \frac{255 \times (\sigma_{k\theta} - \sigma_{\min})}{\sigma_{\max} - \sigma_{\min}} \quad (4)$$

$$\sigma_{k\theta} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{x,y \in S_i} (f_{k\theta}(x, y) - \bar{f}_{k\theta})^2} \quad (5)$$

과 같이 구해진다. 여기서 $[x]$ 는 x 에 가장 가까운 정수로 변환시켜주는 함수이고, M , $\bar{f}_{k\theta}$ 은 각각 대역 영상 블록 $S_{k\theta}$ 의 픽셀 개수와 평균 계수 값이다. 그리고

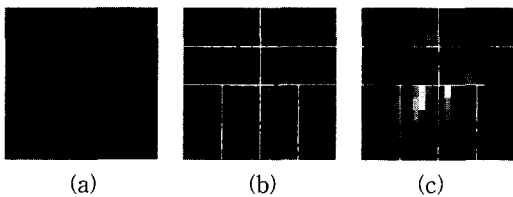


그림 6. 특징 벡터 추출 (a) 정규화된 관심 영역 (b) 8 밴드 방향성 필터뱅크를 이용해 생성된 8개 대역 영상 (c) 블록의 표준편차를 이용해 생성된 특징 벡터

Fig. 6. Extraction of feature vector. (a) Normalized ROI, (b) 8 directional subband outputs generated by 8-band DFB, and (c) feature vector constructed by computing standard deviation for each subband block.

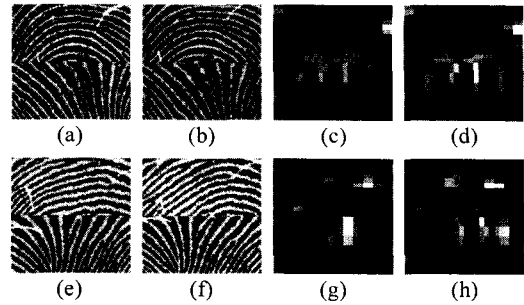


그림 7. 특징 벡터의 예 (a) 손가락 1의 첫 번째 획득 지문 (b) 손가락 1의 두 번째 획득 지문 (c) (a)의 특징 벡터 (d) (b)의 특징 벡터 (e) 손가락 2의 첫 번째 획득 지문 (f) 손가락 2의 두 번째 획득 지문 (g) (e)의 특징 벡터 (h) (f)의 특징 벡터

Fig. 7. Examples of feature vectors. (a) First impression of finger 1, (b) second impression of finger 1, (c) feature vector of (a), (d) feature vector of (b), (e) first impression of finger 2, (f) second impression of finger 2, (g) feature vector of (e), and (h) feature vector of (f).

σ_{\max} 과 σ_{\min} 는 각각 모든 k, θ 에 대한 $\sigma_{k\theta}$ 의 최대값과 최소값이다. 즉, 각 블록의 표준편차를 0-255 사이의 정수값으로 정규화 및 양자화함으로써 <그림 6(c)>에서와 같은 최종 특징 벡터를 생성하게 된다. 다양한 지문에 대해 생성된 특징 벡터를 <그림 7>에 나타내었다. 동일인의 지문으로부터 생성된 특징 벡터들은 약간 이동된 것 외에는 시각적으로 유사한 반면 다른 사람의 지문으로부터 생성된 특징 벡터 간에는 시각적 차이가 존재함을 확인할 수 있다.

IV. 정합

지문의 정합은 입력된 지문 영상의 특징 벡터와 이미 데이터 베이스에 등록된 템플릿 영상의 특징 벡터와의 유클리드 거리를 계산함으로써 수행된다. 제안하는 방법의 특징 추출 과정이 블록별로 이루어지고 지문 영상에서 융선의 방향성이 서서히 변하는 특성을 가지기 때문에 회전에 대한 별도의 보정을 하지 않더라도 약간의 회전에 강인한 특성을 가지나 회전이 심하게 발생할 경우 그 성능이 급격하게 떨어지게 된다. [4]에서는 생성된 지문 영상의 특징 벡터를 섹터 단위로 순환 회전시켜 템플릿 특징 벡터와 비교 후 최소

유클리드 거리를 찾음으로써 회전에 대한 보정을 수행한다. 그러나 이 방법은 하나의 섹터를 이루는 각도의 절반에 해당하는 11.25도 단위의 회전 값에 대해 강한 보정 성능을 나타내지만 더 미세한 단위의 회전에 대해 강한 특성을 가지려면 데이터베이스에 다양하게 회전된 지문 영상의 템플릿 특징 벡터를 등록해 두어야 한다는 단점이 있다.

제안한 방법에서는 회전에 대한 효과적 보정을 위해 입력 영상에 대해 하나의 특징 벡터를 구성해서 정합하는 것이 아니라 회전을 고려한 여러 개의 특징 벡터를 구성하여 단일 템플릿 특징 벡터와의 정합을 시도한다. 지문 영상이 입력되면 방향성 필터 뱅크를 이용하여 8개의 방향별 대역 영상을 구한 다음 각각의 대역 영상을 좌우로 순환 이동시켜 블록별 표준 편차를 구함으로써 여러 개의 특징 벡터를 구성한다. 대역 영상에서의 이동의 최소 단위는 4-7 방향 대역 영상이 좌우로 한 픽셀 이동하는 것을 의미하고 이는 추출된 관심영역에서 4픽셀에 해당한다. 이를 각도로 환산하면 관심 영역의 크기가 $N \times N$ 의 크기를 가지는 경우 $180 \times (4/N)$ 도이다. 따라서 관심 영역이 144×144 크기 일 경우, 5도에 해당하고 결과적으로 2.5도 단위의 회전에 대해 강한 정합을 수행할 수 있다. 입력 영상의 $R \times 180 \times (4/N)$ 도 회전을 고려한 k 번째 블록에 대응하는 θ 방향 대역 영상 블록의 특징 값을 $v_{k\theta}^R$, 템플릿 영상의 k 번째 블록에 대응하는 θ 방향 대역 영상 블록의 특징 값을 $t_{k\theta}$ 로 두었을 때, 입력 영상과 템플릿 영상 간 거리 d 는

$$d = \min_R \sqrt{\sum_k \sum_{\theta} (v_{k\theta}^R - t_{k\theta})^2} \quad (6)$$

과 같이 주어진다. 여기서 R 은 -10에서 10 사이의 정수이며 회전의 크기를 나타낸다. 총 21개의 입력 벡터와 등록된 단일 템플릿 특징 벡터와의 유클리드 거리를 계산해 최소 거리 값을 입력 영상과 템플릿 영상 간 거리로 사용한다. 본 논문에서는 관심 영역에서의 좌우 40픽셀 이내의 이동 즉 원 영상에서의 좌우 약 50도 이내의 회전을 고려한 총 21개의 특징 벡터를 이용하여 템플릿 특징 벡터와의 정합을 수행한다.

회전을 고려한 특징 벡터를 생성할 때, 사용된 관심 영역이 <그림 5(c)>에서와 같이 극좌표계로 변환된

후 180-360도에 해당하는 오른 쪽 부분을 아래로 이동시켜 재구성한 것이므로, 이와 같은 관심 영역의 모양을 고려한 순환 이동이 이루어져야 한다.

V. 실험결과 및 고찰

실험에 사용된 지문 영상의 획득을 위해 휴노 테크놀로지사의 반도체 방식의 지문 입력기(MagicSecure 2,000)를 이용하여 한 사람에 대해서 좌우 엄지 손가락의 지문을 각각 10장씩 총 105명으로부터 2,100장의 지문 영상을 획득하였다. 이 중에서 core 점의 위치가 가장 자리에 근접해서 제안한 방법에 의한 특징 추출이 어려운 영상과 지문의 화질이 심하게 좋지 못한 40장의 영상을 빼고 나머지 2,060장의 지문 영상을 가지고 실험을 수행하였다. 동일인의 지문이라도 좌우 모양이 다르므로 실험에 사용된 데이터베이스의 클래스의 수는 206개이다. 영상 획득시 피 실험자에게 날인하는 손가락의 위치에 있어서의 변환과 좌우로의 회전을 요구하였다. 획득된 지문 영상은 500 dpi 영상으로 364×256 화소 크기의 공간 해상도를 가지는 256 그레이 스케일 영상이다. 실험은 Pentium III 1GHz의 CPU 속도를 가지는 PC에서 수행되었다.

특히 본 논문에서는 제안된 방법의 성능 평가를 위해 제안된 방법의 실험 결과와 Gabor 필터뱅크를 이용한 방법⁽⁴⁾을 비교하였다. 두 가지 방법 모두 기준점을 찾고 기준점으로부터 일정 반지름 안에 드는 영역을 관심 영역으로 지정하고 이 관심 영역으로부터 특징을 추출한다. 실험에 사용한 지문 영상은 반도체 방식의 지문 입력기를 이용하여 획득된 것으로 세로로는 364 픽셀로 비교적 길지만 폭이 256 픽셀로 너무 좁은 특성을 가지고 있다. 따라서 Gabor 필터뱅크를 이용한 방법에서와 같이 5개의 밴드를 사용하지 못하고 3개의 밴드를 이용하여 특징을 추출하였다. 각각의 밴드 폭의 크기는 평균적으로 한 개의 융선과 골을 포함하도록 20 픽셀로 설정하였다. 따라서 사용된 관심 영역은 기준점으로부터 반지름이 80픽셀 이내의 영역 중에서 가장 안쪽에 위치한 반지름 20 픽셀 이내 영역이 제외된 부분이다. 관심 영역 추출 시, 기준점의 위치가 영상의 가장 자리에 위치할 경우 관심 영역 확보가 어려울 수 있으나 이 경우에는 이미지 바깥 영역을 "don't care" 영역으로 설정하고 특징 추출과 매칭 시 이 부분을 제외시킴으로써 문제를 해결할 수 있다. 그러나 실험에서

는 관심 영역의 밴드를 3개로 작게 설정한 결과 이러한 가장자리 문제가 발생하지 않아서 “don't care” 영역에 대한 고려는 생략되었다.

제안한 방법의 경우 기준점 검출 이후, 좌표계 변환을 수행한 뒤 관심 영역을 36개(6×6)의 부 블록으로 분할하여 특징을 추출한다. 8개의 방향별 대역 영상으로부터 각각 36개의 특징 값을 추출하므로 전체 특징 벡터는 288의 크기를 갖는다. 각각의 특징 값은 0과 255 사이의 정수값으로 양자화된 값이므로, 제안한 방법의 특징 벡터를 저장하기 위해 필요한 메모리의 크기는 288 바이트에 불과하다. Gabor 필터 बैं크를 이용한 방법의 경우, 8방향의 33×33 크기를 가지는 원도우를 가지는 Gabor 필터 집합을 이용하였다. 주파수는 평균 용선간 거리의 역수인 0.1로 설정하여 실험하였다.

본 논문에서는 입력된 영상이 누구의 것인지 알아내는 인식과 입력된 영상이 저장된 템플릿 영상과 일치하는 사람의 것인지 알아내는 검증 모드 중에서 검증에 대한 제안한 방법의 성능을 평가하였다. 제안한 방법의 검증 성능을 평가하기 위해 먼저 동일 클래스 즉, 동일인(genuine)의 영상간 유클리드 거리 분포와 서로 다른 클래스 즉, 비동일인(imposter)의 영상간의 유클리드 거리 분포를 구하였다. 동일인간 유클리드 거리 분포를 구하기 위해 데이터 베이스에 존재하는 동일인의 영상간 유클리드 거리를 조사하였고, 비동일인간 유클리드 거리 분포를 얻기 위해 영상 집합 내에서 모든 가능한 다른 클래스간의 영상 쌍을 구해 각각의 유클리드 거리를 계산하였다.

유클리드 거리의 분포는 동일인의 영상간 유클리드 거리의 평균값과 비동일인의 영상간 유클리드 거리의 평균값의 차이가 클수록, 각각의 분포의 분산이 작을수록 좋다. 두 개의 분포가 얼마나 떨어져 있는가를 가늠할 수 있는 척도로 결정가능성 지수(decidability index)가 있다. 각각의 분포가 가지는 평균을 μ_1 , μ_2 로 하고 표준편차를 σ_1 , σ_2 라고 했을 때, 결정가능성 지수 d' 는

$$d' = \frac{\mu_1 - \mu_2}{\sqrt{(\sigma_1^2 + \sigma_2^2)/2}} \quad (7)$$

로 정의된다^[10]. 각각의 분포에 대한 실험 결과 값이 <표 1>에 나타나 있다. 결정가능성 지수로 본 특성은 제안한 방법이 2.8472으로 2.6134의 값을 가지는 Gabor

필터 बैं크를 이용하는 방법보다 우수한 것으로 나타났는데, 이는 제안한 방법의 동일인간 분포와 비동일인간 분포가 Gabor 필터 बैं크에 기반한 방법 보다 잘 분리되어 있음을 나타낸다.

표 1. 제안한 방법과 Gabor 필터 बैं크를 이용한 방법에 대한 동일인간 분포 및 비동일인간 분포의 통계적 특성과 결정가능성 지수

Table 1. Statistical characteristics of genuine and imposter distributions and decidability index for each method.

Method	Genuine distribution		Imposter distribution		Decidability index
	Mean	Variance	Mean	Variance	
Gabor	440	155	907	200	2.6134
Proposed	447	122	850	159	2.8472

전체 시스템의 성능을 평가할 수 있는 수단으로 ROC(Receiver Operating Characteristic) 곡선이 있는데, 이는 FAR(False Acceptance Rate)에 따른 GAR(Genuine Acceptance Rate)의 변화를 도식적으로 표현한 것이다. 여기서 FAR은 사칭자가 본인으로 잘못 인식되는 비율로써 FMR(False Match Rate)라고도 한다. 그리고 GAR은 본인을 본인으로 제대로 인식할 확률이다. 각각의 방법에 대한 ROC 곡선을 <그림 12>에 나타내었다. ROC 곡선에서는 매우 낮은 FAR을 요구하는 경우 Gabor 필터 बैं크를 이용한 방법이 제안한 방법에 비해 조금 더 우수한 것을 확인할 수 있다. 그러나 2% 이하의 매우 낮은 FAR을 요구하는 경우가 아니라면 제안하는 방법이 기존의 Gabor 필터 बैं크에 상응하는 성능을 가짐을 확인할 수 있다.

제안한 방법은 Gabor 필터 बैं크와 같이 용선간 평균 거리의 역수에 해당하는 주파수 부근의 대역 영상을 사용하여 특징을 추출하지 않고, <그림 13>에서와 같이 특정 방향의 모든 대역 정보를 이용하여 특징을 추출한다. Gabor 필터 बैं크의 경우 사용된 파라미터 값들에 따라 조금 차이는 있으나 방향간 주파수의 겹침 혹은 누락이 존재한다. 즉 8개의 Gabor 필터링된 영상을 가지고 복원을 하게 되면 원 영상이 완전하게 복원이 되지 않는다. 이에 반해 방향성 필터 बैं크의 경우 방향별 대역 영상간 정확한 분해 특성을 가지고 있어서 8개의 방향별 대역 영상이 있을 경우 완전 복원이

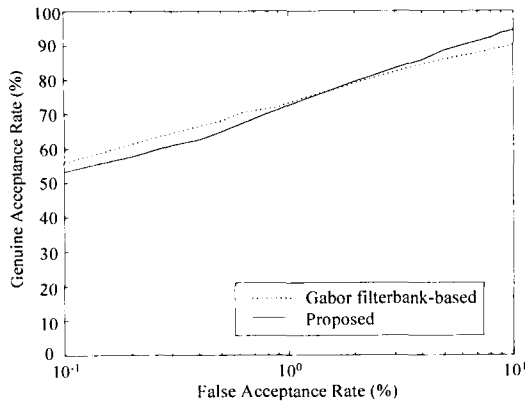


그림 8. 제안한 방법과 Gabor 필터 बैं크 기반 방법의 ROC 곡선
 Fig. 8. ROC Curves for proposed method and Gabor filter bank-based method.

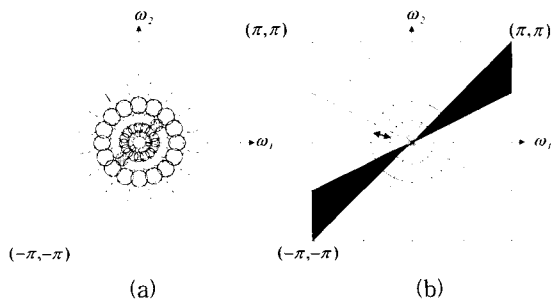


그림 9. 특징 추출을 위해 사용된 영역 (a) Gabor 필터 बैं크 (b) 방향성 필터 बैं크
 Fig. 9. Subband regions used by (a) Gabor filter bank-based method and (b) proposed method for feature extraction.

가능하다. 그리고 이러한 정확한 방향별 분해 특성은 지문 영상에 많이 분포하는 선형 성분의 특징(linear feature)을 Gabor 필터 बैं크 보다 더 잘 표현해 줄 수 있음을 의미한다^[11]. <그림 8>에 나타난 ROC 곡선을 통해서 제안한 방법에서와 같이 방향별 대역 영상의 모든 주파수 대역을 이용하여 특징을 추출하더라도 특정 주파수 대역을 사용하는 Gabor 필터 बैं크를 이용한 방법에 상응하는 성능을 가짐을 알 수 있다. 제안한 방법에서 저역 통과 필터를 이용하여 $\pi/2$ 이상의 고주파 잡음 성분을 제거하고 특징을 추출할 경우 약간의 성능 향상이 있었으나 <그림 9(b)>에서와 같이 대역 통과 필터를 이용하여 Gabor 필터 बैं크와 같이 음선 간 평균거리의 역수에 해당하는 주파수 부근의 일정 밴드만 추출한 다음 특징을 추출할 경우 오히려 성능이 떨어

어졌다. 이러한 실험 결과로부터 Gabor 필터 बैं크를 이용한 방법에서 특정 방향, 특정 주파수 대역 정보를 이용하여 특징을 추출하는 것은 지문의 두드러진 주파수 성분을 강조하고 잡음 성분을 감소시키는 효과가 있으나 반대로 지정된 주파수 대역 이외의 유용한 정보 또한 억제된다는 사실을 알 수가 있다.

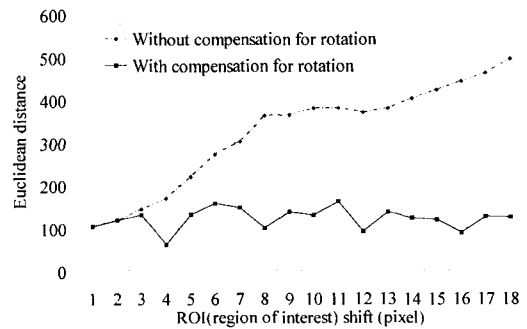


그림 10. 정합시 회전에 대한 보정 결과
 Fig. 10. Changes in Euclidean distances with respect to extent of ROI shift.

제안한 방법이 회전에 대해 어느 정도 강인한가를 알아보기 위해 동일 영상에 대해 관심 영역을 이미지 영역에서 1픽셀 단위로 이동 시킬 경우 회전에 대한 보정을 하지 않았을 때의 유클리드 거리 값과 회전에 대한 보정을 수행한 경우의 유클리드 거리 값을 조사한 후 그 결과를 <그림 10>에 나타내었다. 회전에 대한 보정을 수행하지 않은 경우 회전이 많이 발생할수록 특징 벡터 간 유클리드 거리가 지속적으로 증가하나 회전에 대한 보정을 적용한 경우에는 거의 일정하게 유지되고, 특별히 4의 배수에 해당하는 위치에서 유클리드 거리가 극부적으로 최소가 되는 것을 확인할 수 있다. 4의 배수가 되었을 경우 유클리드 거리가 0이 되지 않는 이유는, 회전을 고려한 입력 영상에 대한 특징 벡터 집합을 생성할 때, 방향성 필터 बैं크를 이용한 필터링을 1회 실시한 다음 대역 영상에서 회전에 대한 보정이 이루어지기 때문이다. 이미지 영역에서의 회전 보정 후 각각의 보정된 영상에 대해 필터링과 특징 벡터 값의 계산을 수행할 경우, 회전에 대해서는 강인한 특성을 나타내지만 계산 시간이 훨씬 증가하게 된다. 따라서 제안한 방법에서는 대역 영상에서의 보정을 이용하여 입력 영상에 대한 특징 벡터 집합을 구하였다.

제안한 방법과 Gabor 필터 बैं크를 이용한 방법의 수행 속도를 비교한 결과가 <표 2>에 나타나 있다. 제안

표 2. Gabor 필터 बैं크 기반 방법과 제안한 방법의 수행시간

Table 2. Processing times of Gabor filter bank-based method and proposed method.

Method	Processing time (sec)			
	ROI extraction	Normalization	Feature vector	Total
Gabor	0.030	0.011	0.561	0.601
Proposed	0.030	0.011	0.210	0.251

한 방법의 특징 추출을 위해 소요되는 시간은 약 0.251 초로 Gabor 필터 बैं크에 기반한 방법보다 약 두 배 이상 빠름을 알 수 있다. Gabor 필터 बैं크를 이용한 방법의 경우 33×33 크기를 가지는 필터 마스크의 계수를 그대로 사용하여 필터링을 수행할 경우, 5초 이상의 처리 시간이 소요되지만, 마스크의 계수 중에 크기가 0.05 이하인 것은 상승 적분 시 제외시킬 경우 처리 속도가 훨씬 빨라지게 된다^[4]. 제안한 방법이 더 많은 수의 특징 벡터를 생성 시켜 검증에 사용함에도 불구하고 Gabor 필터 बैं크를 이용한 방법 보다 수행 속도가 더 빠른 이유는 방향성 필터 बैं크에 의한 필터링 시간이 Gabor 필터 बैं크에 의한 필터링 시간 보다 훨씬 빠를 뿐만 아니라 다양한 회전을 고려한 20개의 부가적 특징 벡터를 생성하는 과정이 필터링된 영상의 순환 이동과 특징 값 재계산과 같은 비교적 단순한 연산에 의해 이루어지기 때문이다. 제안한 방법의 정규화된 관심 영역으로부터 특징 벡터를 추출하는데 약 0.2초의 시간이 소요되었는데, 이 중에 실제 필터링에 소요되는 시간은 0.1초 정도이고 나머지는 20개의 추가적인 특징 벡터를 생성하는데 소요되는 시간이다. 제안한 방법은 기준점 검출, 관심 영역 추출, 정규화, 특징 벡터 추출 및 정합을 포함하는 전체 과정을 0.3초 안에 수행해 전용 하드웨어의 도움 없이도 실시간 처리가 가능하다는 사실을 알 수 있다.

VI. 결 론

본 논문에서는 방향성 필터 बैं크를 이용한 새로운 이미지 기반 지문 특징 추출 및 정합 방법을 제안하였다. 제안한 방법은 방향성 필터 बैं크에 의해 생성된 방향별 대역 영상을 이용하여 지문 영상의 특정 블록에서의 방향별 에너지를 특징 벡터화함으로써 지문의 전

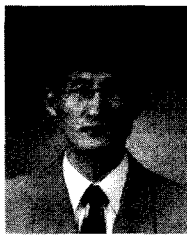
역적, 국부적 특성을 효과적으로 추출해낸다. 특별히 입력 지문에 대해 단일 특징 벡터를 이용하지 않고 방향별 대역 영상을 순환 이동시켜 다양한 회전에 대해 보정된 특징 벡터 집합을 이용하여 정합을 수행하기 때문에 미세한 각도 단위의 회전에 강인한 특성을 나타낸다. 그리고 생성된 특징 벡터는 288바이트의 아주 작 으면서도 고정된 크기를 가진다. 제안한 방법을 반도체 방식의 지문 입력기를 이용하여 획득한 2,060장의 지문 영상에 적용해 본 결과 기존의 Gabor 필터 बैं크를 이용한 방법에 상응한 정확도를 나타내면서 훨씬 빠른 수행 속도를 보여주었다. 제안한 방법이 기준점 검출의 정확도에 따라 전체 시스템 성능에 영향을 많이 받으므로, 향후 회전이나 저화질의 영상에서도 기준점을 정확하게 검출해 낼 수 있는 방법과 더 많은 영역을 특징 추출을 위한 관심 영역으로 사용할 수 있는 방법에 대한 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] S. Pankanti, S. Prabhakar, and A. K. Jain, "On the individuality of fingerprints," *IEEE Trans. PAMI*, vol. 24, no. 8, pp. 1010~1025, 2002.
- [2] A. K. Jain, L. Hong, and R. Bolle, "On-line fingerprint verification," *IEEE Trans. PAMI*, vol. 19, no. 4, pp. 302~314, 1997.
- [3] D. Maio and D. Maltoni, "Direct gray-scale minutiae detection in fingerprints," *IEEE Trans. PAMI*, vol. 19, pp. 27~40, Jan. 1997.
- [4] A. K. Jain, Salil Prabhakar, Lin Hong, and Sharath Pankanti, "Filterbank-based fingerprint matching," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 9, no. 5, May 2000.
- [5] C.-J. Lee and S.-D. Wang, "Fingerprint feature extraction using Gabor filters," *Electronics Letters*, vol. 35, no. 4, pp. 288~290, Feb. 1999.
- [6] M. Tico, P. Kuosmanen, and J. Saarinen, "Wavelet domain features for fingerprint recognition," *Electronics Letters*, vol. 37, no. 1, pp. 288~290, Jan. 2001.
- [7] R. H. Bamberg and M. J. T. Smith, "A filter bank for the directional decomposition of images: Theory and design," *IEEE Trans.*

- Signal Processing, vol. 40, no. 4, pp. 882~893, 1992.
- [8] S. Park, M. J. T. Smith, and R. M. Mersereau, "A new directional filter bank for image analysis and classification," in Proc. ICASSP 1999, vol. 3, pp. 1417~1420, 1999.
- [9] K. Karu and A. K. Jain, "Fingerprint classification," Pattern Recognition, vol. 29, no. 3, pp. 389~404, 1996.
- [10] J. A. Swets, ed., Signal detection and recognition by human observers, Wiley, 1964.
- [11] R. H. Bamberger and Mark J. T. Smith, "A multirate filter bank based approach to the detection and enhancement of linear features in images," in Proc. ICASSP 1991, pp. 2557~2560, 1991.

저 자 소 개



朴 哲 玄(正會員)
 1996년 : 경북대학교 전자공학과 학사. 1999년 : 경북대학교 전자공학과 석사. 1999년 2월~현재 : 경북대학교 전자공학과 박사과정. <주관심분야 : 영상처리, 패턴인식, 컴퓨터 비전, Biometrics>

吳 相 根(正會員)
 1996년 : 경북대학교 전자공학과 학사. 1998년 : 경북대학교 전자공학과 석사. 2003년 : 경북대학교 전자공학과 박사. 2003년 6월~현재 : LG 전자 기술원 Mobile Multimedia 연구소 선임 연구원. <주관심분야 : 영상처리, 패턴인식, 지문인식>

金 範 洙(正會員)
 1997년 : 경북대학교 전자공학과 학사. 1999년 : 경북대학교 전자공학과 석사. 2003년 : 경북대학교 전자공학과 박사. 2003년 3월~현재 : 영남이공대학 전자 정보 계열 강사. <주관심분야 : 내용기반 영상검색, 영상 분할, 영상 워터마킹>

元 鍾 靈(正會員)
 1996년 : 한국해양대학교 제어계측공학과 학사. 1998년 : 한국해양대학교 제어계측공학과 석사. 1999년 3월~현재 : 경북대학교 전자공학과 박사과정. 2003년 1월~현재 : ETRI 우정기술연구센터 <주관심분야 : MPEG, 컴퓨터 비전, 영상처리>

宋 映 澈(正會員)
 2001년 8월 : 광운대학교 전기공학과 박사. 2002년~현재 : 경북대학교 조교수. <주관심분야 : 의료영상처리, 지문인식, 워터마킹>

李 駿 宰(正會員)
 1986년 : 경북대학교 전자공학과 학사. 1990년 : 경북대학교 전자공학과 석사. 1994년 : 경북대학교 전자공학과 박사. 1995년~현재 : 동서대학교 인터넷 공학부 교수. <주관심분야 : 영상처리, 3차원 비전, 지문인식>

朴 吉 欽(正會員)
 1982년 : 경북대학교 전자공학과 학사. 1984년 : KAIST 전기 및 전자공학과 석사. 1990년 : KAIST 전기 및 전자공학과 박사. 1984년~현재 : 경북대학교 전자 전기 컴퓨터 공학부 교수. <주관심분야 : 영상처리, 패턴인식, 컴퓨터 비전>