

특징점간의 벡터 유사도 정합을 이용한 손가락 관절문 인증

김민기[†]

요약

손가락 관절문(FKP, finger-knuckle-print)을 이용한 개인 인증은 손가락 관절부에 나타나는 주름의 특징을 이용하는 것으로, 텍스처의 방향 정보가 중요한 특징이 된다. 본 논문에서는 SIFT 알고리즘을 이용하여 특징점들을 추출하고, 벡터 유사도 정합을 통해 FKP를 효과적으로 인증할 수 있는 방법을 제안한다. 벡터는 질의 영상에서 추출한 특징점과 이에 대응되는 참조 영상의 특징점을 연결하는 방향 벡터로 정의된다. 국소적인 특징점 쌍으로부터 방향 벡터를 생성하기 때문에 방향 벡터 자체는 국소적인 특징만을 나타내지만, 두 영상 간에 존재하는 다른 벡터들 간의 유사도를 비교함으로써 전역적인 특징으로 확장되는 장점이 있다. 실험결과 제안하는 방법은 기존의 방향코드를 이용한 다양한 방식에 비하여 우수한 성능을 나타내었다.

Finger-Knuckle-Print Verification Using Vector Similarity Matching of Keypoints

Min-Ki Kim[†]

ABSTRACT

Personal verification using finger-knuckle-print(FKP) uses lines and creases at the finger-knuckle area, so the orientation information of texture is an important feature. In this paper, we propose an effective FKP verification method which extracts keypoints using SIFT algorithm and matches the keypoints by vector similarity. The vector is defined as a direction vector which connects a keypoint extracted from a query image and a corresponding keypoint extracted from a reference image. Since the direction vector is created by a pair of local keypoints, the direction vector itself represents only a local feature. However, it has an advantage of expanding a local feature to a global feature by comparing the vector similarity among vectors in two images. The experimental results show that the proposed method is superior to the previous methods based on orientation codes.

Key words: Biometrics(생체인식), Finger-Knuckle-Print(손가락 관절문 인증), Vector Similarity Matching(벡터 유사도 정합)

1. 서론

생체인식(biometrics)이라는 용어는 생명체를 의미하는 bios와 측정이라는 의미의 metrikos라는 그리스어에서 유래한다[1]. 생체인식은 개인의 신체적

특징이나 행위적 특징에 의하여 나타나는 고유한 정보를 이용하여 사용자를 인증하는 연구 분야이다. 지문(fingerprint), 얼굴(face), 홍채(iris), 정맥(vein), 장문(palmprint), 손가락 관절문(FKP, finger-knuckle-print) 등은 개인의 고유한 신체적 특징이고, 억압

※ 교신저자(Corresponding Author): 김민기, 주소: 경남 진주시 진주대로 501 경상대학교 자연과학대학 컴퓨터과 학과(660-701), 전화: (070) 8225-6957, FAX: (055) 772-1389, E-mail: mkkim@gnu.ac.kr

접수일: 2013년 7월 8일, 수정일: 2013년 8월 11일
완료일: 2013년 8월 27일

[†] 경상대학교 컴퓨터과학과 컴퓨터정보통신연구소

(tone), 키스트로크(key stroke), 걸음걸이(gait) 등은 행위적 특징이라고 볼 수 있다. 생체인식 기술은 열쇠나 비밀번호와는 달리 분실이나 복제의 위험성이 없고 편리하게 이용할 수 있기 때문에 보안 분야에 매우 유용하다. 특히 인터넷 뱅킹, 전자상거래 등 가상공간에서의 사용자 인증이 더욱 중요해짐에 따라 이에 대한 활발한 연구가 이루어지고 있다[1,2]. 사람의 손에는 지문, 장문, 손가락 면[3], 손가락 관절문 등의 개인 인증에 활용할 수 있는 다양한 정보가 존재하는데, 이중 손가락 관절문에 대한 연구는 비교적 최근에 시작되었다.

FKP를 이용한 개인 인증은 손가락 관절부에 나타나는 주름의 특징을 이용하는 것으로, 텍스처의 방향 정보가 중요한 특징이 된다. 픽셀 주위의 국소영역에 나타나는 방향 정보를 기술하는 방향코드(orientation code)가 장문에 나타나는 손금이나 주름의 특징을 기술하는데 효과적이라는 것이 여러 연구에서 밝혀졌기 때문에 방향코드를 이용하여 FKP를 인증하려는 다양한 연구가 진행되었다. 장문 인증 연구에서 사용되었던 다양한 방향코드 중에서 비교적 우수한 성능을 보인 CompCode[4]를 개선한 ImCompCode와 Gabor 필터의 응답 중 크기(magnitude) 정보를 이용한 MagCode를 결합한 방식이 제안되었다[5]. 또한 Zhang et. al [6]은 단성신호(monogenic signal) 이론에 기반한 MonogenicCode를 제안하였다. MonogenicCode는 log-Gabor 필터를 통해 얻은 단성신호를 이진화한 3비트 벡터로 픽셀 주변의 방향과 위상 정보를 나타낸다. Kumar and Zhou [7]는 유한 라돈변환(finite Radon transform, FRT)을 이용하여 FKP에 나타나는 주름의 국부적 방향을 기술하는 Knuckle-Code를 제안하였다. 이 방식은 FKP에 나타나는 주름의 명도 값이 주변 화소에 비하여 작게 나타나므로, 이러한 명도 변화를 FRT를 이용하여 추출한 것이다. Li et. al [8]은 적응적으로 조절이 가능한 필터를 통해 국부 방향 정보를 추출하고, 이를 다중레벨 히스토그램 임계값을 통해 양자화한 ASOC(adaptive steerable orientation coding)를 제안하였다. 이와 같이 새롭게 제안된 방향코드들은 기존의 CompCode에 비하여 다소의 성능 향상을 나타내었지만, 장문 인증 연구에서 나타난 결과와 비교해 보면 동일 오류율(EER, equal error rate)이 높게 나타난 것을 알 수 있다. 이것은 방향코드가 각 화소 주위의 국소

윈도우내에서 추출된 방향 정보를 특징으로 하기 때문에 이동이나 회전 변형에 취약한 단점을 반영하는 것으로 볼 수 있다.

결국 FKP의 인증 성능을 개선하기 위해서는 이동이나 회전에 의한 변형을 효과적으로 처리할 수 있는 새로운 방식이 요구된다. Aoyama et. al [9]는 POC(phase-only correlation) 함수를 이용하여 질의 영상과 참조 영상 간의 이동 거리를 보정하고 상관관계를 통해 FKP 인증을 수행하였다. 두 영상이 유사하면 POC 함수는 두드러진 최고점(peak)을 나타내는데, 최고점의 위치는 두 영상간의 이동 좌표를 나타내고 최고점의 높이는 유사도를 나타낸다. Zhang et. al[10]은 POC 함수를 이용하여 이동에 의한 변형을 보정하여 방향코드의 성능을 개선하고 POC 함수로부터 얻은 최고점의 높이를 결합하여 기존의 방향코드 방식에 비하여 획기적인 성능 향상을 이루었다. 최근에는 이동이나 회전 변형을 해결하기 위한 새로운 접근으로 이동이나 회전 변형에 강인한 특징점을 이용하는 방식이 제안되었다[11,13,15]. Morales et. al [11]은 Gabor 필터를 통해 FKP의 주름 방향을 개선한 영상에 scale invariant feature transform (SIFT) 알고리즘을 적용한 FKP 인증 방법을 제안하였다. SIFT는 스케일 공간에서 국부 가우시안 함수의 차(DoG)를 이용하여 극소 값 또는 극대 값을 갖는 특징점을 찾아내는 방식으로, 영상의 이동이나 회전에 무관하게 특징점을 매우 안정적으로 추출하는 것으로 알려져 있다[12]. Le-quiring [13]은 헤시안(Hessian) 행렬을 이용한 speeded-up robust feature(SURF)[14]를 통하여 특징점을 추출한 후, 특징점 정합에서 발생하는 오인식을 줄이기 위하여 무작위표집에 의한 일치도를 통해 위상적 제한조건을 이용하였다. Badrinath et. al [15]은 SIFT와 SURF에 의해 얻은 유사도 점수를 결합하여 인증 성능을 향상시켰으며, 회전 및 크기 변형에 대한 실험을 통해 제안된 방식의 효과성을 입증하였다.

본 논문에서는 SIFT 알고리즘을 이용하여 특징점들을 추출하고 이를 효과적으로 정합할 수 있는 벡터 유사도 기법을 제안한다. 특징점 추출을 위하여 SIFT 알고리즘을 선택한 이유는 FKP 영상에 나타나는 이동, 회전, 크기 변형에 강인한 특징점을 효과적으로 추출할 수 있기 때문이다. 그림 1은 본 논문에서 구현한 FKP 인증 시스템의 전체적인 구성을 다이

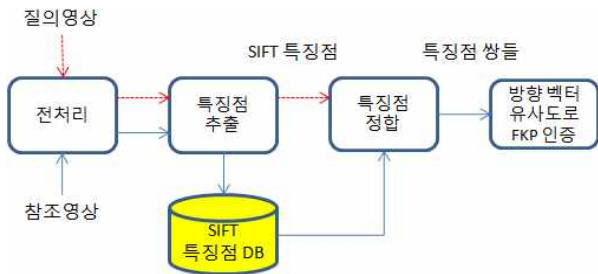


그림 1. FKP 인증 시스템의 구성도

어그럼으로 나타낸 것이다. 생체인식 시스템은 질의 영상에서 추출한 특징과 시스템에 등록된 해당 사용자의 특징을 정합하여 개인의 진위 여부를 판정하는데, 진짜 사용자가 인증을 시도할 때 발생하는 정합을 참 정합(genuine matching)이라고 하고, 가짜 사용자가 인증을 시도할 때 이루어지는 정합을 허위 정합(imposter matching)이라고 한다. 본 논문에서는 특징점 쌍들로부터 생성되는 방향 벡터의 유사도를 이용하여 FKP를 인증하는 방법을 제안한다. SIFT 알고리즘에 의해 질의 영상에서 추출된 특징점들은 이미 데이터베이스에 저장된 참조 영상의 특징점들과 쌍을 이루게 되고, 이들 특징점 쌍을 연결하는 방향 벡터를 생성한다. 본 연구는 참 정합을 수행할 때 추출된 방향 벡터들은 유사한 방향과 크기를 갖게 되고, 허위 정합을 수행할 때 추출된 방향 벡터들은 상이하게 나타날 것이라는 가정에서 출발한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 입력 영상의 전처리 방법에 대하여 기술하고, 3장에서는 SIFT 알고리즘을 이용하여 특징점을 추출하고 벡터 유사도 기법에 의하여 특징점을 정합하는 방법을 설명한다. IITD FKP 데이터베이스를 이용한 실험 결과를 4장에서 제시하고, 제안된 방법의 효과성을 기술한다. 마지막으로 5장에서는 결론 및 향후 연구방

향에 대하여 기술한다.

2. FKP 영상의 전처리

여타의 영상처리 응용에서와 마찬가지로 전처리는 후속되는 특징 추출 및 인식 과정의 성능을 좌우하는 부분이다. 본 연구에서 사용한 FKP 영상은 불균일한 밝기와 낮은 대비를 나타내기 때문에 전처리를 통한 영상 개선이 요구된다. 또한 FKP에 나타나는 주름의 특징을 효과적으로 추출하기 위해서는 주름의 방향 정보가 두드러지도록 영상을 개선할 필요가 있다[11]. Gabor 필터는 특정 방향의 성분을 강조하는데 매우 효과적이기 때문에 본 연구에서는 식 (1)에 제시된 2차원 Gabor 필터를 이용하여 주름의 방향 정보가 잘 드러나도록 하였다.

$$G(x, y, \theta, u, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left\{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right\} \times \exp\{2\pi i(ux\cos\theta + uysin\theta)\} \quad (1)$$

식 (1)에서 u 는 사인 파형의 주파수, σ 는 가우시안 포락선(Gaussian envelope)의 표준편차이며 θ 는 이 함수의 방향을 제어하는 파라미터이다. 본 연구에서 사용한 파라미터 값은 $u=0.1, \sigma=2.0, \theta=\pi/2$ 이다. 그리고 영상이 균일한 밝기를 갖도록 직류(direct current)가 영이 되도록 식 (1)을 아래와 같이 변환하여 적용하였다.

$$G'(x, y, \theta, u, \sigma) = G(x, y, \theta, u, \sigma) - \frac{\sum_{i=-n}^n \sum_{j=-n}^n G(i, j, \theta, u, \sigma)}{(2n+1)^2} \quad (2)$$

여기서 $(2n+1)^2$ 은 필터의 크기를 나타낸다. 그림 2(b)는 원 영상에 식 (2)를 적용하여 주름의 방향을

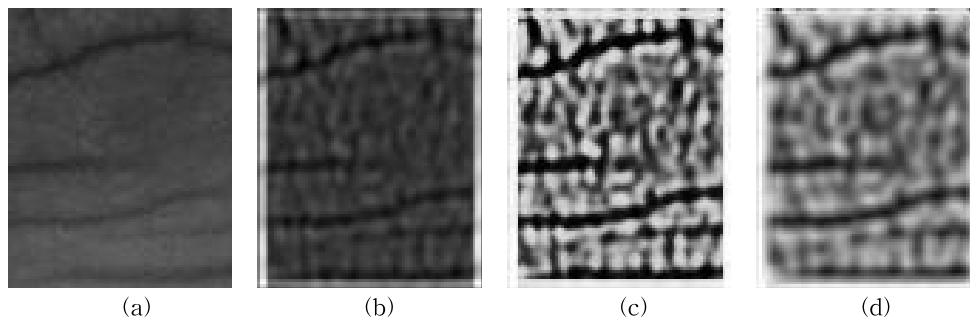


그림 2. FKP 영상의 전처리 (a) 입력 영상, (b) Gabor 필터링에 의하여 주름의 방향이 강조된 영상, (c) 평활화된 영상, (d) 스무딩된 영상

강조시킨 영상이다. 이 영상은 직류 성분이 영이기 때문에 명도 대비가 낮게 나타나게 된다. 따라서 이를 향상시키기 위하여 히스토그램 평활화(equalization)를 수행하였다. 그림 2(c)는 평활화 후의 영상으로 명도 대비가 개선되었음을 알 수 있다. 끝으로 주름에 나타나는 에지의 요철을 제거하기 위하여 평활화된 영상에 5×5 평균 필터를 적용하여 스무딩(smoothing)을 수행 하였다. 에지에 나타나는 요철을 제거하는 이유는 SIFT를 이용한 특징점 추출에서 에지의 요철은 불안정하기 때문에 특징점으로 부적합하기 때문이다.

3. 특징점 추출 및 정합 방법

3.1 SIFT 알고리즘을 이용한 특징점 추출

스케일 공간에서 특징점을 추출하는 SIFT 알고리즘은 네 단계의 처리과정을 거친다[12]. 이를 요약하면 다음과 같다.

- 단계1 (스케일 공간에서 극점 추출): 영상의 스케일 공간은 식 (3)과 같이 가우시안(Gaussian) 함수와 영상 $I(x, y)$ 간의 회선으로 정의되고, 스케일 공간에서의 극점은 영상과 회선된 가우시안의 차(DoG, Difference-of-Gaussian)로부터 구한다. 이것은 식 (4)에 제시된 바와 같이 이웃한 스케일 공간의 차로 계산된다. 스케일 공간에서의 극점은 주변 점들에 비하여 가장 작거나 큰 값을 가지는 점이므로, $D(x, y, \sigma)$ 회소를 현재 스케일 공간과 이웃한 두 스케일 공간에 나타나는 26개의 이웃회소와 비교하여 가장 크거나 작을 때 극점으로 추출한다.

$$I(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \tag{3}$$

$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) = I(x, y, k\sigma) - I(x, y, \sigma) \tag{4}$$

- 단계2 (특징점 확정): 극점들로부터 특징점을 추출하는 단계로, 극점의 보다 정확한 위치를 찾기 위하여 테일러(Taylor) 급수로 DoG 영상을 전개하여 극점들을 정수 도메인에서 실수 도메인으로 근사시킨다. 이 때 극점의 보다 정확한 위치 \hat{x} 에서의 극값 $D(\hat{x})$ 이 0.03보다 작으면 낮은 대비를 나타내므로 해당 극점을 제거한다. DoG 함수는 에지를 따라 큰 값을 나타내지만 노이즈에 민감하므로 에지 주변의

주 곡률(principal curvature)이 임계값 이상이 되는 불안정한 극점을 제거하는 방식으로 특징점을 확정하게 된다. 주 곡률은 식 (5)의 2×2 헤시안(Hessian) 행렬 H 로 계산된다.

$$H = \begin{pmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{pmatrix} \tag{5}$$

H 의 고유 값(eigenvalue)은 D 의 주 곡률과 비례하므로, 고유 값을 직접 계산하지 않고 그 비율만을 고려한다. 가장 작은 고유 값과 가장 큰 고유 값의 비율 r 에 대하여 식 (6)을 만족하지 못하면 해당 극점을 제거한다($r=10$).

$$\frac{\text{Tr}(H)^2}{\text{Det}(H)} < \frac{(r+1)^2}{r} \tag{6}$$

- 단계3 (특징점의 방향 지정): 가우시안으로 스무딩된 영상 $L(x, y)$ 에서 각 특징점 주변의 회소들 값으로 특징점의 그레이디언트(Gradient) 크기 $m(x, y)$ 와 방향 $\theta(x, y)$ 이 식 (7)과 식 (8)로 계산된다.

$$m(x, y) = \sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2} \tag{7}$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1}((L(x, y+1) - L(x, y-1)) / (L(x+1, y) - L(x-1, y))) \tag{8}$$

방향 히스토그램은 36개의 빈(bin)으로 구성되며, 추출된 특징점의 방향은 그레이디언트 크기와 가우시안 가중치를 갖는 윈도우에 의해 가중 값이 반영되어 해당 빈에 누적된다. 최대 빈도를 나타내는 방향을 해당 특징점의 방향으로 설정한다. 최대 빈도의 80%를 초과하는 다른 방향이 존재할 경우 동일한 위치에 서로 다른 방향을 갖는 특징점들이 생성된다.

- 단계4 (특징점 기술자): 특징 벡터가 영상의 회전에 무관하도록 특징점 주변의 그레이디언트 방향을 특징점의 방향을 기준으로 보정된다. 그리고 8방향을 갖는 4×4 크기의 히스토그램 행렬을 이용하여 특징을 기술한다. 따라서 128(=4×4×8) 차원의 특징 벡터가 생성된다.

SIFT 알고리즘은 각 단계별로 여러 파라미터를 갖는데, 파라미터에 따라 알고리즘의 성능이 좌우되므로 파라미터를 적절하게 설정하여야 한다. 본 논문

에서는 Lowe의 연구[12]에서 제시된 주요 파라미터 값을 준용하였다. 초기 가우시안 스무딩을 위한 $\sigma = 1.6$, 옥테이브 당 표본화된 스케일 개수는 3, 주 곡률의 임계값은 10으로 설정하였다. 스케일 공간의 피라미드를 구성하기 전에 입력 영상을 두 배로 확대할 경우 계산시간은 증가하지만 FKP 인증 성능은 그다지 향상되지 않기 때문에 이 방식은 이용하지 않았다. 그림 3은 같은 손가락에서 다른 시점에 획득된 두 영상에 대하여 원 영상과 각각의 전처리 과정에서 생성된 영상에 대해 SIFT 알고리즘을 적용하여 추출한 특징점들을 나타낸 것이다. 원 영상에 바로 SIFT 알고리즘을 적용할 경우 그림 3(a)에 나타난 바와 같이 특징점이 전혀 추출되지 않았다. 그러나 Gabor 필터링, 평활화, 스무딩 과정을 거치면서 영상의 전체 영역에서 특징점들이 안정적으로 추출되었음을 확인할 수 있다.

3.2 특징점 정합

특징점 정합은 두 단계로 이루어진다. 첫 번째 단계는 가장 가까운 두 특징점들 간의 거리의 비율을 이용한다. 이 비율은 식 (9)와 같이 나타나는데, $\| \cdot \|$ 은 특징 벡터 간의 유클리디안 거리를 나타낸다. SIFT 특징 벡터는 128차원의 특징 값들로 구성되어 있으므로, 두 SIFT 특징 벡터간의 유사도는 대응되

는 성분들끼리 유클리디안 거리로 계산할 수 있다. V_q 는 질의 영상에서 추출된 특징점 q 의 특징 벡터를 나타내며, V_{r1} 은 참조 영상의 특징점들 중에서 V_q 와 가장 유사한 특징 벡터, V_{r2} 는 참조 영상의 특징점들 중에서 V_q 와 두 번째로 유사한 특징 벡터를 나타낸다. 식 (9)에서 r 이 작을수록 질의 영상에서 추출한 특징점이 참조 영상에서 추출된 최적합 특징점과의 거리가 차 순위의 특징점간의 거리에 비하여 훨씬 가깝다는 것을 의미하는 것으로, 최적합 특징점과의 일치도가 높다는 것을 나타낸다.

$$r = \frac{\| V_{r1} - V_q \|}{\| V_{r2} - V_q \|} \tag{9}$$

r 이 임계값 T_r 보다 작으면 두 특징 벡터 V_q 와 V_{r1} 에 해당하는 두 특징점을 서로 대응되는 특징점 쌍으로 판정하게 된다. 그림 4는 추출된 특징점들 중에서 식 (3)에 의하여 짝 지워진 일치도가 높은 특징점 쌍을 보여주고 있다. 임계값 T_r 을 0.7, 0.8로 설정하였을 때의 결과를 비교해 보면 T_r 이 커지면 더 많은 특징점 쌍이 추출됨을 알 수 있다.

다음 단계는 대응되는 두 특징점들 간의 기하학적 거리를 제한하여 잘못 짝 지워진 특징점 쌍을 제거하는 것이다. 일반적으로 참조 영상과 질의 영상은 시차를 두고 획득되기 때문에 두 영상 간에는 위치 및 회전 변형이 발생하지만, 영상을 획득할 때 적절한

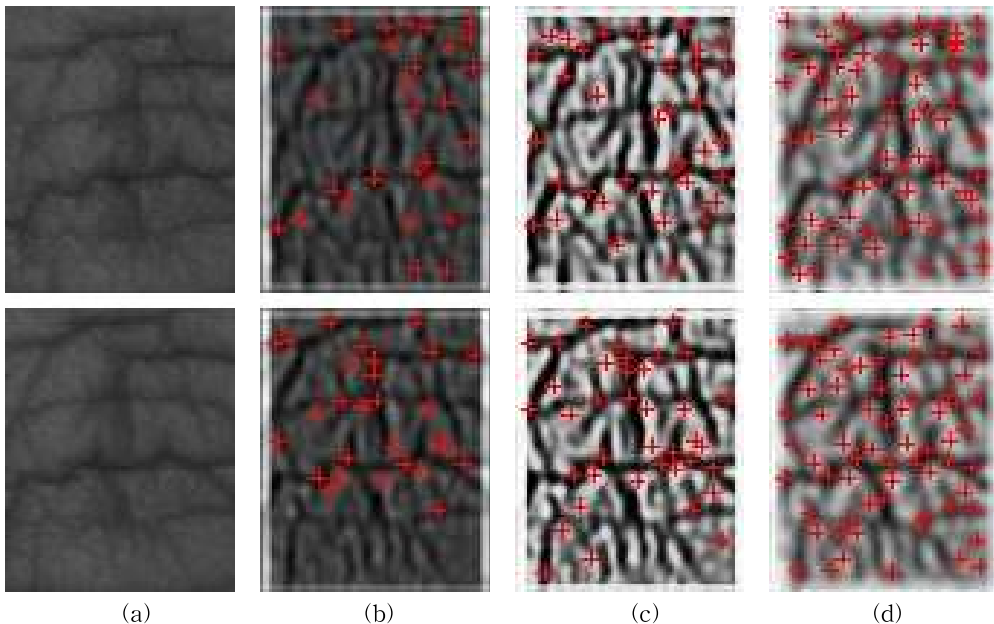


그림 3. 특징점 추출 결과 (a) 입력 영상, (b) Gabor 필터링에 의하여 주름의 방향이 강조된 영상, (c) 평활화된 영상, (d) 스무딩된 영상

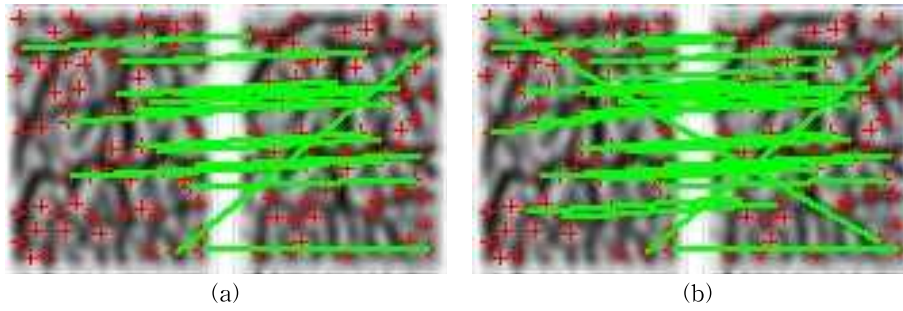


그림 4. 대응되는 특징점 쌍 (a) $T=0.7$, (b) $T=0.8$

제어를 통해 이러한 변형을 최소화하거나 전처리 과정에서 이러한 변형을 보정하게 된다. 그럼에도 불구하고 이러한 변형을 완전하게 해소할 수는 없으므로 동일 위치에서 발생하는 특징점이 참조 영상과 질의 영상에서 약간의 위치 변화가 발생하게 된다. 따라서 이러한 위치 변화를 수용할 수 있도록 식 (10)과 같이 대응되는 두 특징점 $P_1(x_1, y_1)$, $P_2(x_2, y_2)$ 간의 최대 유클리디안 거리를 임계값 T_d 이내로 제한하면, 그림 4에 나타난 부적절한 특징점 쌍을 제거할 수 있다. 그림 5는 $T_d=0.8$ 일 때, 두 특징점 간의 최대 유클리디안 거리를 각각 8, 16으로 설정하였을 때의 결과이다.

$$(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 < T_d \quad (10)$$

3.3 방향 벡터 유사도

특징점 정합을 통해 질의 영상의 특징점들과 일대일로 대응되는 참조 영상의 특징점들을 추출하였다. 이제 질의 영상에 존재하는 특징점을 시점으로 하고, 참조 영상에 나타나는 대응되는 특징점을 종점으로 하는 방향 벡터를 정의할 수 있다. 그림 6(a)는 동일한 손가락에서 추출한 두 영상 간의 방향 벡터들을 나타낸 것이고, (b)는 다른 손가락에서 추출한 두 영상 간의 방향 벡터들을 나타낸 것이다. 그림 6에서 직관적으로 확인할 수 있듯이, 두 영상이 같은 손가락에서 획득되었다면 방향 벡터들은 유사한 길이와 방향을 갖게 되며, 다른 손가락에서 추출되었다면 이

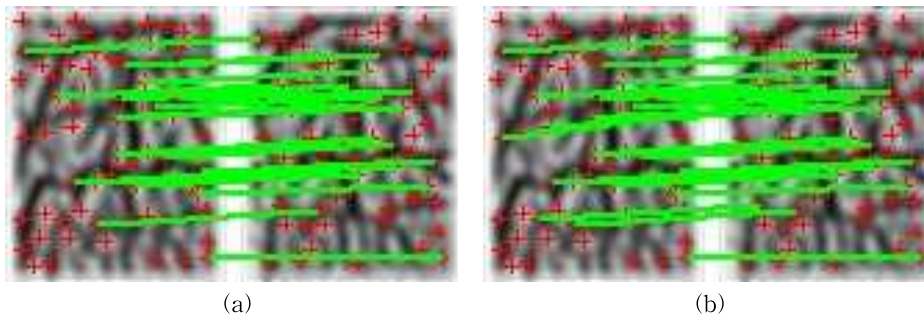


그림 5. 유클리디안 거리를 제한하여 얻은 특징점 쌍 (a) $T_d=8$, (b) $T_d=16$

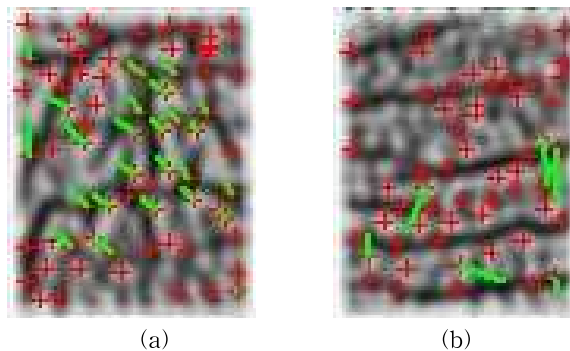


그림 6. 두 영상 간의 방향 벡터 (a) 동일한 손가락, (b) 다른 손가락

들 방향 벡터들의 개수가 적을 뿐만 아니라 방향 벡터들의 길이와 방향이 불균일하게 나타난다. 따라서 두 FKP 영상에서 추출한 방향 벡터들의 유사도를 측정하면 FKP를 인식할 수 있다.

방향 벡터는 길이와 방향으로 기술되므로, 두 방향 벡터 간의 유사도는 식 (11)과 같이 정의할 수 있다. 여기서 l_1 과 l_2 는 벡터 V_1 과 V_2 의 길이, o_1 과 o_2 는 벡터 V_1 과 V_2 의 방향을 나타낸다. 따라서 두 방향 벡터간의 유사도는 0부터 1까지의 값을 갖게 된다.

$$S(V_1, V_2) = \frac{\min(l_1, l_2)}{\max(l_1, l_2)} \times \frac{180 - |o_1 - o_2|}{180} \quad (11)$$

두 FKP 영상간의 유사도는 추출된 특징점 쌍으로부터 얻는 모든 벡터들을 식 (11)에 정의된 벡터 유사도를 확장하여 정의할 수 있다. 식 (12)는 두 영상 I_1 과 I_2 간의 유사도를 정의한 것으로, 두 벡터간의 유사도가 임계값 T_s 보다 큰 벡터 쌍의 개수로 두 영상간의 유사도를 나타낸다. 그림 5(b)에서 추출된 특징점 쌍에 대하여 벡터 유사도 임계값 T_s 를 0.8로 설정하였을 때, 두 벡터간의 유사도가 임계값 T_s 보다 큰 벡터들을 나타낸 것이 그림 6이다.

$$S'(I_1, I_2) = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N F(V_i, V_j), \text{ where } F(V_i, V_j) = \begin{cases} 1, & S(V_i, V_j) > T_s \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

4. 실험 결과

4.1 FKP 실험 영상

실험에 사용된 FKP 영상은 인도 IITD 대학에서 디지털 카메라를 이용하여 구축한 데이터베이스이다. 이 데이터베이스는 IITD 대학의 학생과 교직원 158명으로부터 각각 5장씩 손등을 촬영하여 관심영역인 손가락 관절부를 추출한 것으로, 총 790개의 영상으로 구성되어 있다[16]. 그림 7은 IITD 데이터베이스에서 3명에서 추출한 FKP 영상 표본들이다. 앞의 3자리 숫자는 사람을 식별하는 번호이고, 밑줄 다음에 나타난 번호는 동일인으로부터 획득한 여러 영상을 구분하기 위한 번호이다.

4.2 FKP 인증 실험

제안하는 FKP 인증 방법은 SIFT 알고리즘 자체

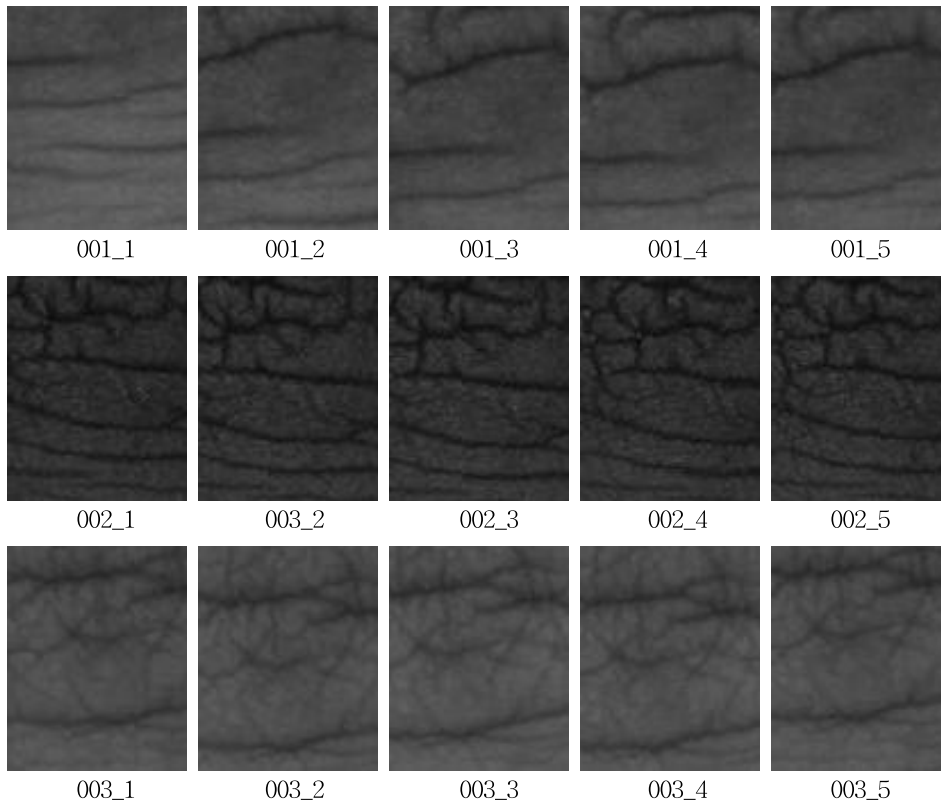


그림 7. IITD FKP 데이터베이스의 영상 표본

에서 설정하는 임계값 외에 세 개의 주요한 임계값이 존재한다. 특징점을 정합할 때 식 (9)와 식 (10)에 제시된 T_r 과 T_d 그리고 두 영상간의 벡터 유사도를 측정을 위한 식 (12)의 T_s 이다. 본 논문에서는 각 임계값이 FKP 인증 성능에 어떤 영향을 미치는가를 조사하기 위하여 임계값을 변화시켜가면서 FKP 인증 실험을 실시하였다. 이 실험에서는 각 데이터 중 첫 번째 영상을 질의 영상으로 사용하고, 나머지 데이터를 참조 영상으로 사용하였다. T_d 값은 질의 영상과 참조 영상의 위치 변이를 흡수할 수 있는 범위를 나타내는 것으로, T_d 값을 8, 16, 32, 64로 변화시켜 가면서 실험한 결과 T_d 값이 64일 때 동일 오류율(EER, equal error rate)이 낮게 나타났다. EER는 인증시스템에 등록되지 않은 사람을 등록된 사람으로 판단하는 오수락률(FAR, false acceptance rate)이 등록자 사용자를 거부하는 오거부율(FRR, false rejection rate)과 일치하는 시점의 오인식률로 생체인식 시스템의 사용자 인증 성능을 측정하는 대표적인 척도이다. T_d 값을 64로 설정한 후, 특징점 정합을 위한 임계값 T_r 과 벡터 유사도 판단을 위한 임계값 T_s 의 다양한 조합에 대하여 실험을 수행하였다. 실험 결과 그림 8에 제시된 바와 같이 $T_r=0.8$, $T_s=0.9$ 일 때, 가장 좋은 성능을 나타내었다.

제안하는 FKP 인증 방법의 성능을 기존 연구 결과와 비교하기 위하여, Kumar and Zhou [7]의 실험 방식과 동일하게 실험을 실시하였다. 각 클래스의 영상 중 번갈아 가면서 한 개를 질의 영상으로 하고, 나머지는 참조 영상으로 설정하여 교차인증 실험을 수행하였다. 그림 9는 교차인증 실험을 통해 얻은 수신자 조작 특성(ROC, receiver operating characteristic) 곡선을 제시한 것이다. ROC 곡선은 오수락률의 변화에 따른 본인수락률(GAR, genuine accept-

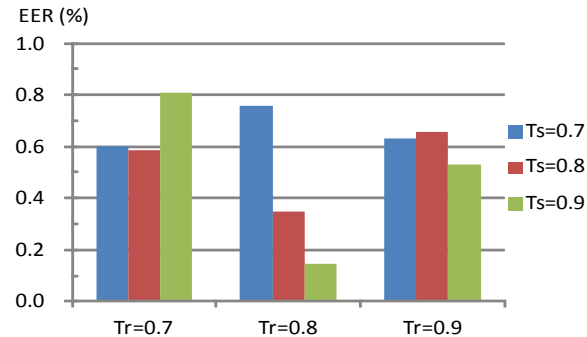


그림 8. 임계값 T_r 과 T_s 의 변화에 따른 FKP 인증 실험 결과

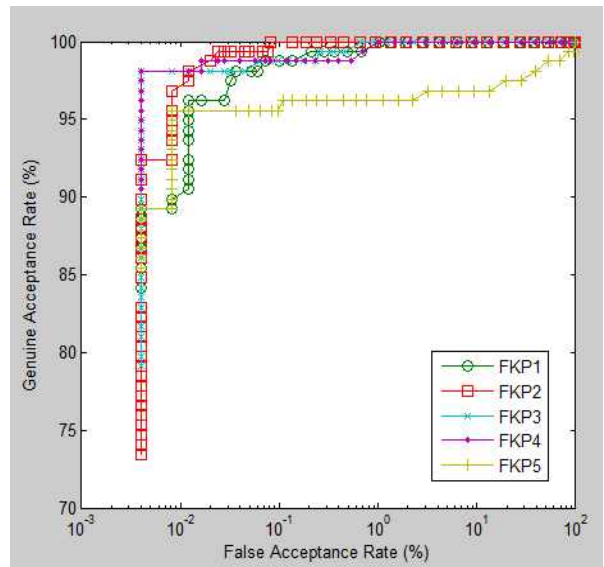


그림 9. ROC 곡선

ance rate)을 나타낸 것으로 생체인식 시스템의 특성을 보여주기 위하여 널리 사용된다. 범례에 제시된 FKP_n 은 각 클래스의 영상 중 n 번째 영상을 질의 영상으로 실험하였을 때의 결과를 나타낸 것으로, 첫 번째와 다섯 번째 영상이 속한 그룹이 다른 것에 비하여 본인수락률이 낮게 나타났다.

질의 영상에 따라 동일 오류율은 0.08%~3.16%로 나타났고 동일 오류율 평균은 1.02%였다. 표 1은 동일한 영상 데이터베이스를 이용한 기존 연구 결과[7]와 제안하는 방법의 성능을 비교하여 제시한 것이다. 세 가지 기존 방식에 대한 성능 측정 결과는 Kumar & Zhou의 연구[7]에서 보고된 것으로 KnuckleCodes (Radon)의 성능과 함께 CompCode[4]를 FKP에 적용한 KnuckleCodes(Gabor)와 부공간(subspace) 방식의 EigenKnuckles[17] 특징을 구현하여 제시한 것이다. 본 논문에서 제안하는 벡터 유사도 정합 방식은 표 1에 제시된 세 가지 기존 방식에 비하여 동일 오류율 평균과 표준편차가 낮게 나타나 FKP 인증에 보다 효과적임을 확인할 수 있다. 인증 시스템 S_i 와 S_j 의 동일 오류율이 각각 EER_i , EER_j 일 때 시스템 S_i 의 성능 향상도를 식 (13)에 의해 정량적으로 계산하였을 때, 제안된 방식은 기존 방식 중 가장 좋은 성능을 보인 KnuckleCodes(Radon)에 비하여 11.8%의 성능이 향상된 것으로 나타났다.

$$I(S_i, S_j) = \frac{EER_i - EER_j}{EER_i} \times 100(\%) \quad (13)$$

표 1. FKP 인증 성능 비교

특 징	EigenKnuckles	KnuckleCodes (Gabor)	KnuckleCodes (Radon)	제안하는 방법 (벡터유사도)
동일오류율 평균	12.6%	2.66%	1.14%	1.02%
표준편차	1.27	1.81	1.37	1.22

5. 결 론

본 논문에서는 이동 및 회전 변형에 강인한 특징점을 기반으로 방향 벡터를 정의하고, 벡터들 간의 유사도를 확장하여 FKP를 인증하는 방법을 제안하였다. 제안하는 방법은 SIFT 알고리즘을 이용하여 특징점을 추출하였으며, 가장 가까운 두 특징점들 간의 거리 비율과 추출된 특징점 쌍 간의 기하학적 거리 제한을 통해 대응하는 특징점 쌍을 효과적으로 추출할 수 있었다. 질의 영상과 참조 영상에서 추출된 국소적인 특징점 쌍으로부터 방향 벡터를 생성하기 때문에 방향 벡터 자체는 국소적인 특징만을 나타내지만, 두 영상 간에 존재하는 다른 벡터들 간의 유사도를 비교함으로써 전역적인 특징으로 확장되는 장점이 있다. 또한 제안하는 정합 방식은 여타의 다른 특징점들도 동일한 방식으로 적용할 수 있는 일반성을 갖고 있다. 실험결과 제안하는 방법은 방향코드를 이용한 기존의 정합방식에 비하여 우수한 성능을 나타내었으며, 라돈 변환을 이용한 KnuckleCodes에 비하여 동일 오류율이 11.8% 향상되었다. 후속 연구에서는 제안된 FKP 인증 방법을 다른 생체인식 분야에 적용하여 제안된 방식의 확장성을 실험을 통해 확인할 계획이다.

참 고 문 헌

[1] K. Delac and M. Grgic, "A Survey of Biometric Recognition Methods," *Proc. of International Symposium Electronics in Marine*, pp. 184-193, 2004.

[2] A.H. Mir, S. Rubab, and Z.A. Jhat, "Biometrics Verification: A Literature Survey," *International Journal of Computing and ICT Research*, Vol. 5, No. 2, pp. 67-80, 2011.

[3] 김희승, 배병규, "손가락 면 영상 판별에 의한 개인 식별 연구," 멀티미디어학회논문지, 제13

권, 제3호, pp. 378-391, 2010.

[4] A. Kong and D. Zhang, "Competitive Coding Scheme for Palmprint Verification," *Proc. of 17th ICPR*, pp. 520-523, 2004.

[5] L. Zhang, L. Zhang, D. Zhang, and H. Zhu, "Online Finger-knuckle-print Verification for Personal Authentication," *Pattern Recognition*, Vol. 43, No. 7, pp. 2560-2571, 2010.

[6] L. Zhang, L. Zhang, and D. Zhang, "MonogenicCode: A Novel Fast Feature Coding Algorithm with Applications to Finger-Knuckle-Print Recognition," *Proc. of International Workshop on Emerging Techniques and Challenges for Hand-Based Biometrics*, pp. 1-4, 2010.

[7] A. Kumar and Y. Zhou, "Personal Identification using finger knuckle orientation features," *Electronics Letters*, Vol. 45, No. 20, pp. 1023-1025, 2009.

[8] Z. Li, K. Wang, and W. Zuo, "Finger-Knuckle-Print Recognition using Local Orientation Feature Based on Steerable Filter," *Communications in Computer and Information Science*, Vol. 304, pp. 224-230, 2012.

[9] S. Aoyama, K. Ito, and T. Aoki, "Finger-knuckle-print Recognition using BLPOC-based local block matching," *Proc. of the Asian Conference on Pattern Recognition*, pp. 525-529, 2011.

[10] L. Zhang, L. Zhang, D. Zhang, and H. Zhu, "Ensemble of Local and Global Information for Finger-knuckle-print Recognition," *Pattern Recognition*, Vol. 44, No. 9, pp. 1990-1998, 2011.

[11] A. Morales, C.M. Travieso, M.A. Ferrer, and J.B. Alonso, "Improved Finger-knuckle-print

Authentication Based on Orientation Enhancement,” *Electronics Letters*, Vol. 47, No. 6, pp. 380-381, 2011.

[12] D.G. Lowe, “Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints,” *International Journal of Computer Vision*, Vol. 60, No. 2, pp. 91-110, 2004.

[13] Z. Le-qing, “Finger Knuckle Print Recognition Based on SURF Algorithm,” *Proc. of International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery*, pp. 1879- 1883, 2011.

[14] H. Bay, A. Ess, T. Tuyellaars, and L.V. Gool, “Speeded-Up Robust Features (SURF),” *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 110, No. 3, pp. 346-359, 2008.

[15] G.S. Badrinath, A. Nigam, and P. Gupta, “An Efficient Finger-knuckle-print Based on Recognition System Fusing SIFT and SURF Matching Scores,” *Proc. of International Conference on Information and Communications Security*, pp. 374-387, 2011.

[16] http://www4.comp.polyu.edu.hk/~csajaykr/IITD/iitd_knuckle.htm, IIT Delhi Finger Knuckle Database Version 1.0, 2009.

[17] A. Kumar and C. Ravikanth, “Personal Authentication using Finger Knuckle Surface,” *IEEE Trans. on Information Forensics and Security*, Vol. 4, No. 1, pp. 98-110, 2009.



김민기

1989년 2월 중앙대학교 전자계산
학과 이학사
1994년 8월 중앙대학교 전자계산
학과 이학석사
1998년 2월 중앙대학교 컴퓨터공
학과 공학박사

1998년~1999년 KRIC 선임연구원
1999년~2000년 KERIS 책임연구원, 연구위원
2000년~현재 경상대학교 컴퓨터과학과 교수(경상대학
교 컴퓨터교육과 겸임) 컴퓨터정보통신연구소
연구원
관심분야: 생체인식, 패턴인식, 영상처리