

국부 이진패턴 히스토그램을 이용한 장문인식

김민기*

Palmpoint Verification Using the Histogram of Local Binary Patterns

Min-Ki Kim*

요약

본 논문은 물리적 제약이 없는 자연스러운 인터페이스에서 획득한 장문영상을 효과적으로 인식하는 방법을 제안한다. 손의 위치 이동이나 회전으로 인하여 손바닥 영상에서 관심영역의 위치나 방향이 다양하게 나타나므로, 장문인식을 위해서는 안정적인 관심영역 추출이 필요하다. 본 논문은 검지와 중지, 소지와 약지 사이의 손 가랑이 구간의 중심점을 기준으로 관심영역을 추출하는 방법을 제시하고, 국부 이진패턴 히스토그램을 이용한 장문인식 방법을 제안한다. 제안된 방법의 성능을 측정하기 위하여 100인으로부터 획득한 총 1,597개의 장문영상을 대상으로 실험을 수행하였다. 실험 결과 ROI 추출 성공률이 99.5%였고, 장문인식 성능을 보여주는 동일오류율과 결정계수 d' 를 측정된 결과 각각 0.136, 3.539를 보였다. 이러한 결과는 제안된 방법이 손의 위치나 회전 변형에 강인함을 나타낸다.

Abstract

This paper proposes an efficient method for verifying palmprint which is captured at the natural interface without any physical restriction. The location and orientation of the region of interest (ROI) in palm images are variously appeared due to the translation and rotation of hand. Therefore, it is necessary to extract the ROI stably for palmprint recognition. This paper presents a method that can extract the ROI, which is based on the reference points that are located at the center of the crotch segments between index finger and middle finger and between ring finger and little finger. It also proposes a palmprint recognition method using the histogram of local binary patterns (LBP). Experiments for evaluating the performance of the proposed method were performed on 1,597 palmprint images acquired from 100 different persons. The experimental results showed that ROI was correctly extracted at the rate of 99.5% and the equal error rate (EER) and the decidability index d' indicating the performance of palmprint verification were 0.136 and 3.539, respectively. These results demonstrate that the proposed method is robust to the variations of the translation and rotation of hand.

• 제1저자 : 김민기

• 투고일 : 2010. 07. 31, 심사일 : 2010. 08. 23, 게재확정일 : 2010. 08. 27.

* 경상대학교 컴퓨터교육과 교수, 컴퓨터정보통신연구소 연구원

▶ Keyword : 장문인식(Palprint Verification), 관심영역(Region of Interest), 국부 이진패턴(Local Binary Patterns)

I. 서론

생체인식(biometrics)은 토큰(token)이나 키(key) 기반의 전통적인 개인 식별 방법을 대체하거나 보완할 수 있는 방법으로 많은 관심을 받고 있다. 개인을 식별하기 위해 사용되는 신체적 특징으로는 지문(fingerprint), 홍채(iris), 얼굴(face), 장문(palprint) 등이 있다. 지문에 대한 연구는 오래전부터 시작되어 이미 상용화된 제품이 이용되고 있으나, 장문인식은 비교적 최근에 연구가 시작되었다. 지문, 홍채, 얼굴은 영상 획득과정에서 사용자에게 정서적 또는 신체적 거부감을 주는데 비하여, 장문은 이러한 거부감이 상대적으로 적다. 또한 지문에 비하여 닳아 없어지지 않아 견고성이 높고, 식별 정보가 넓게 분포되어 있어 부분적인 변형에도 강한 특성을 가지고 있다[1].

초기의 장문인식 연구들은 400dpi 이상의 고해상도 영상을 주로 이용하였으나, 장문은 지문이나 홍채에 비하여 넓은 영역을 차지하고 있기 때문에 고해상도 영상을 이용할 경우 신속한 처리가 곤란하다. 이러한 이유로 최근 연구들은 대부분 200dpi 이하의 저해상도 영상을 다루고 있다. 장문인식을 위해서는 먼저 획득된 입력 영상으로부터 관심영역(ROI, region of interest)에 대한 추출이 필요하다. 장문등록 단계에서 ROI로부터 추출한 특징이 저장되고, 입력영상의 ROI로부터 특징을 추출하여 비교함으로써 장문인식을 수행하게 된다.

얼굴인식에 사용된 부 공간(subspace) 기반의 주성분분석(PCA, Principal Component Analysis)[2], 선형식별분석(LDA, Linear Discriminant Analysis)[3] 등이 장문인식에 적용되었으나, 이 방법은 장문영상 전역의 명도 값을 특징으로 이용하기 때문에 장문영상을 획득할 때 조명의 변화에 민감한 단점이 있다. 장문영상에서 손금(principal line)과 주름(winkle)은 조명 변화에 강인한 특성을 나타내므로, 이들 특징을 효과적으로 추출하려는 다양한 연구가 이루어졌다. 손금이나 주름 부분은 명도 값이 주변 부에 비하여 낮게 나타나므로 이러한 명도 변화를 감지하여 이들 방향을 추출할 수 있다. Kong & Zhang[4]는 6개 방향의 2차원 Gabor 필터를 적용하여 실수부의 값이 최소가 되는 방향을 해당 화소(pixel)의 방향으로 결정하였다. Wu 외[5]는 화소의 방향을 검출하기 위하여 4방향의 필터를 제안하였으며, Jia 외[6]는 변형된 Radon 변환을 이용하여 화소의 방향을

검출하였다. Radon 변환을 이용하면 영상의 선형적 특성을 검출할 수 있는데, Radon 변환은 입력 영상을 주기 영상(periodic image)으로 간주하므로 양끝이 겹치는 효과를 제거하기 위하여 수정된 Radon 변환을 적용하였다. 화소의 방향(orientation) 정보를 이용하는 방법들은 점 기반 정합(point-based matching)을 이용하기 때문에 회전이나 위치 이동이 발생할 경우 인식 성능이 크게 저하되는 단점이 존재한다.

장문획득 과정에서 손의 위치를 고정시킬 수 있는 핀(pin)이나 유도 막대(peg)를 설치하면[1, 7] 빠르고 안정적인 관심영역(ROI) 추출이 가능하여 회전이나 위치 이동에 의한 성능 저하를 최소화할 수 있다. 그러나 이러한 제약은 사용자에게 불편함을 유발하므로 물리적 제약이 없는 자연스러운 인터페이스를 제공하기 위해서는 손의 위치에 대한 제약이 없는 상태에서 ROI를 안정적으로 추출할 수 있어야 하고 회전 및 위치 이동에 강인한 새로운 특징이 요구된다. 본 논문에서는 물리적 제약이 없는 장문획득 환경에서 안정적인 ROI 추출 방법을 제시하고, ROI 영상을 국부 이진패턴 히스토그램으로 변환하여 통계적 특징을 추출하는 장문인식 방법을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 장문영상의 특징을 기술하기 위하여 사용한 국부 이진패턴(LBP, local binary patterns)에 대하여 살펴보고, 3절에서는 ROI 추출 방법과 LBP를 이용한 장문인식 방법에 대하여 기술한다. 4절에서 실험결과를 통해 제안된 방법의 성능을 평가한 후, 5절에서 결론을 맺는다.

II. 국부 이진패턴

LBP는 텍스트 분류를 위하여 Ojaja 외[8]가 제안한 패턴 기술 방법으로, 텍스트 분류뿐만 아니라 얼굴인식, 영상검색 등에도 이용되고 있다[9, 10, 11]. 명도 값 g_c 를 갖는 중심화소에서 P 개의 이웃화소를 갖는 영상의 국부 패턴 T 를 식 (1)과 같이 나타내면,

$$T = t(g_c, g_0, \dots, g_{P-1}) \dots \dots \dots (1)$$

동일한 거리에 위치한 주변 화소들의 명도 값 $g_n(n=0, P-1)$ 을 식 (2)에 의해 이진패턴으로 기술할 수 있다. $s(x)$ 는 부호를 나타내는 함수로 x 가 음수이면 0, 그렇지 않으면 1을 반환한다.

$$T \approx t(s(g_0 - g_c), s(g_1 - g_c), \dots, s(g_{L-1} - g_c)) \dots \dots (2)$$

LBP는 식 (2)의 이진패턴에 가중치를 부여한 합으로 정의된다. 식 (3)에서 P 는 중심 화소로부터 반지름이 R 인 이웃 화소들 중에서 등 간격으로 추출한 화소의 개수를 나타낸다.

$$LBP_{P,R} = \sum_{n=0}^{P-1} s(g_n - g_c) 2^n \dots \dots \dots (3)$$

그림 1은 3×3윈도우에서 8방향 이웃화소들에 대한 이진패턴의 예를 제시한 것으로, 우측 이웃화소부터 반 시계방향으로 순서를 부여하면 8비트의 LBP를 얻을 수 있다.

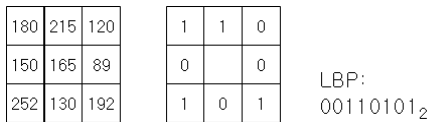


그림 1. 3×3윈도우에서 LBP의 예
Fig 1. An example of LBP in 3×3 window

영상을 구성하는 각 화소를 LBP로 변환한 영상 $f(x, y)$ 에 대한 히스토그램은 식 (4)와 같이 정의할 수 있다. n 은 LBP에 의한 패턴의 가지 수를 나타내며, $I(A)$ 는 논리식 A 가 참이면 1, 거짓이면 0을 반환하는 함수를 나타낸다.

$$H_i = \sum_{x,y} I\{f_i(x, y) = i\}, i = 0, \dots, n - 1 \dots \dots \dots (4)$$

LBP 히스토그램은 에지(edge), 반점(spot), 평원(flat area) 같은 국부적인 패턴에 대한 분포를 나타내므로, 영상을 하위 영역들로 분할한 후 각 영역에 대한 LBP 히스토그램을 구하면 해당 영역의 국부적인 특징을 기술할 수 있다. 식 (4)에 제시된 영상 전체에 대한 LBP 히스토그램을 영역별 LBP 히스토그램으로 분할하면 다음과 같이 기술할 수 있다. m 은 영역의 개수를 나타낸다.

$$H_{i,j} = \sum_{x,y} I\{f_i(x, y) = i\} I\{(x, y) \in R_j\}, \dots \dots \dots (5)$$

$i = 0, \dots, n - 1, j = 0, \dots, m - 1$

III. 장문인식 방법

3.1 ROI 추출

장문을 인식하기 위해서는 획득된 영상으로부터 장문의 특성이 잘 나타나는 ROI를 추출해야 한다. 특히 물리적인 제약이 없는 자연스러운 인터페이스로 영상을 획득할 경우 손의

위치와 손이 놓인 방향에 대한 변이가 크기 때문에 안정적인 ROI 추출이 더욱 중요시 된다. Kumar 외[12]는 모멘트(moment)를 이용하여 최적의 타원을 만들고, 이로부터 ROI의 위치와 방향을 추정하였다. Shang & Li[13]는 중지와 소지의 중심점과 손목부의 중심점을 연결하는 선을, Zhang 외[7]은 검지와 중지, 소지와 약지 사이의 손 가랑이를 잇는 선에 직교하는 선을 기준으로 ROI를 추출하였다. 본 연구에서는 Zhang 외[7]의 아이디어를 근간으로 기존 연구[14]를 보완하여 ROI를 추출하였다. 그림 2는 ROI를 추출하는 과정을 도식화한 것이다.

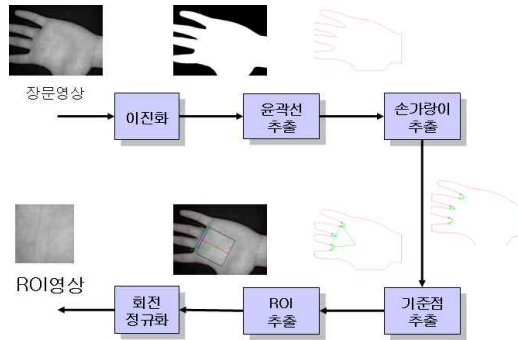


그림 2 ROI 추출 과정
Fig 2. Overview of ROI extraction

본 연구에서는 조명의 변화에 적응하면서 신속하게 이진화를 수행할 수 있도록 Otsu[15]의 방법을 적용하였다. 이진화된 영상에서 전경에 대한 외부 윤곽선을 추적하여 손에 대한 전체 윤곽을 파악한다. 이진화된 영상에서 추출한 윤곽선은 국소적 요철이 발생하므로 이를 제거하기 위하여 식 (6)에 제시된 가우시안 함수를 적용하였다.

$$G(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \dots \dots \dots (6)$$

가우시안 함수를 적용하여 평활화된 윤곽선의 굴곡을 분석하여 손 가랑이 구간을 추출한다. 본 논문에서는 윤곽선 상의 일정 거리만큼 떨어진 세 점 P_1, P_2, P_3 이 이루는 각도가 임계값 이내가 되는 구간을 손 가랑이 구간이라고 정의하고, 손 가랑이 구간의 시작점과 끝점을 잇는 선분의 중점을 손 가랑이 중심점이라고 정의한다. 손 가랑이 구간은 영상에 따라 3개 또는 4개가 추출된다. 임의의 손 가랑이 구간 중심점 P_c 를 기준으로 윤곽선 진행방향과 그 역방향으로 이웃한 두 손 가랑이 구간들의 중심점들을 각각 P_s, P_b 라 할 때, 두 선분 P_cP_s 와 P_cP_b 의 거리의 합이 최소가 되는 P_c 가 검지와 약지 사이의

손 가량이 중심점이 된다. 이때 두 이웃한 손 가량이 구간 중심점 P 와 P_0 를 잇는 선분을 한 변으로 하는 손바닥 내부의 정삼각형을 생성한 후, 정삼각형의 꼭지점에서 검지와 중지, 소지와 약지 사이의 손 가량이 구간의 점들 간의 거리가 최소가 되는 점을 기준점으로 설정한다. 이 두 기준점을 연결하는 선과 평행을 이루는 선분을 한 변으로 하는 정사각형 영역을 ROI로 설정하고(그림 3), ROI의 밑변과 수평선이 이루는 각도를 추정한 후 역회전시켜 회전 정규화를 수행한다.

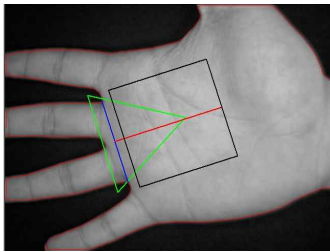


그림 3. ROI 검출
Fig 3. Detection of ROI

3.2 특징 추출 및 정합

ROI 영상의 특징을 기술하기 위하여 ROI 영상을 $N \times N$ 의 하위 블록으로 분할한 후 각 하위 블록에서 LBP 히스토그램을 생성한다. 모든 화소에 대하여 LBP를 계산하면 처리시간이 길어지므로, 이웃한 화소들의 평균을 구하여 다운 샘플링한 후 LBP를 추출하였다. 본 연구에서는 가로와 세로를 모두 1/2로 다운 샘플링 하였다.

식 (3)에서 이웃화소의 개수(P)가 4이면 총 16가지의 패턴이 존재하지만, P 가 8이면 총 2^8 가지의 패턴이 존재하며, P 가 16이 되면 패턴의 개수는 2^{16} 가지로 급격히 늘어나게 된다. 패턴의 개수가 늘어나면 LBP 히스토그램의 빈(bin)의 개수가 늘어나 저장 공간이 이에 비례하여 증가할 뿐만 아니라 정합 단계에서 비교 시간이 늘어나게 된다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 본 연구에서는 균일 패턴(uniform patterns)이라고 불리는 LBP[9, 10]를 적용하여 패턴의 개수를 축소하였으며, P 가 8보다 큰 경우는 연속된 8개 이웃화소별로 그룹을 묶어 LBP 패턴을 생성하였다.

균일 패턴이란 LBP의 이진스트링이 0에서 1로 혹은 1에서 0으로 전환되는 횟수가 2 이하인 패턴을 말한다. 단, 이진 스트링은 순환적으로 본다. 예를 들어 00000000, 00011111, 11000001은 모두 균일 패턴에 속하며, 00110001과 10100101은 균일 패턴에 속하지 않는다. 텍스처 영상에 대한 Ojala 외[9]의 실험결과 $P=8$, $R=1$ 과 $P=16$, $R=2$ 일 때 균일 패턴은

각각 약 90%와 70%를 차지하는 것으로 나타났다. 즉, 균일하지 않은 패턴들은 그 종류에 비하여 빈도가 매우 낮게 나타나므로, 본 연구에서는 균일 패턴에 속하지 않는 패턴들은 모두 한 개의 레이블을 할당하여 LBP 히스토그램을 생성하였다.

특정 정합(feature matching)은 LBP 히스토그램으로 기술되어 등록된 개인의 장문 특징 M 을 입력 영상으로부터 추출한 LBP 히스토그램 S 와 비교하는 과정으로, 두 히스토그램들 간의 거리 측정은 식 (7)에 제시된 카이제곱 통계[10]를 이용하였고, 최 근접 이웃 분류기(nearest-neighbor classifier)를 적용하여 장문인식을 수행하였다.

$$\chi^2(S, M) = \sum_{i,j} \frac{(S_{i,j} - M_{i,j})^2}{S_{i,j} + M_{i,j}} \dots\dots\dots (7)$$

IV. 실험 결과 및 분석

물리적 제약이 없는 자연스러운 인터페이스를 통해 획득된 CASIA 장문 데이터베이스[16]에서 100인으로부터 획득한 총 1,597개의 장문영상을 대상으로 실험을 수행하였다.

CASIA 장문 데이터베이스는 1인 당 왼손과 오른손 각각 8개 내외로 구성되어 있다. 그림 4는 CASIA 장문영상 중 임의로 선택한 특정인의 장문영상으로, 상단에 있는 것이 오른손이고 하단에 있는 것이 왼손이다. 이와 같이 장문 획득 장치에 물리적 제약을 가하지 않음으로 인하여 동일인의 영상임에도 불구하고 손의 위치와 방향이 모두 다르게 나타남을 알 수 있다.

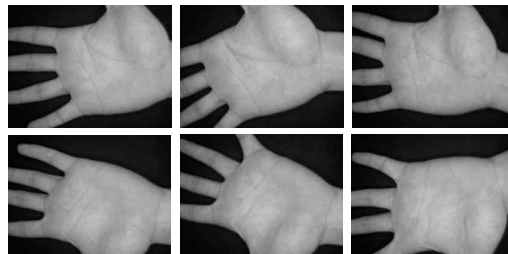


그림 4. CASIA 영상의 예
Fig 4. Samples of CAISA images

4.1 ROI 추출 성능

전체 1,597개의 장문영상을 대상으로 실험한 결과 8개를 제외한 1,589개의 장문영상에 대하여 안정적으로 ROI를 추출하여, 99.5%의 ROI 추출 성공률을 나타내었다. 그림 5는 제안된 방법을 이용하여 그림 4의 각 영상으로부터 추출한 ROI 영상들을 제시한 것이다. 그림 5에 나타난 바와 같이 제

안된 방법은 손의 위치 이동이나 회전 변형에 무관하게 안정적으로 ROI를 추출하고 있음을 알 수 있다. 그림 6은 추출된 ROI 영역이 손바닥을 벗어난 영상들로 안정적인 ROI 추출에 실패한 예이다. 장문영상을 획득할 때 사용자에게 물리적 제약은 가하지 않지만 손가락을 펴고 바닥이 카메라 렌즈에 수평이 되도록 요구한다. 그러나 이러한 요구사항이 엄격히 준수되지 않기 때문에 이러한 조건에 크게 벗어난 장문영상은 ROI 추출에 실패하였다.

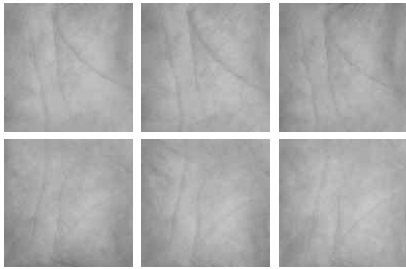


그림 5. 올바르게 추출된 ROI 영상
Fig 5. Correctly extracted ROI images

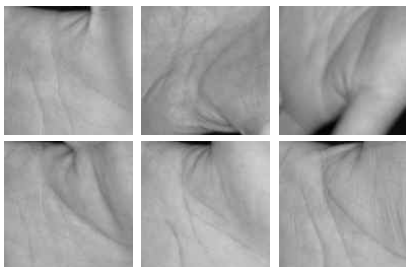


그림 6. 손바닥을 벗어난 ROI 영상
Fig 6. Incorrectly extracted ROI images

4.2 장문인식 성능 측정

본 연구에서는 장문에 대한 식별력을 측정하기 위하여 동일 오류율(EER, Equal Error Rate)과 결정계수 d' 를 사용하였다. EER은 오인식율(FAR, False Acceptance Rate)과 오거부율(False Rejection Rate)이 일치할 때의 오인식률로 값이 낮을수록 인식 성능이 우수함을 나타낸다. 결정계수 d' 는 Daugman[17]이 홍채 인식 성능을 측정하기 위한 수단으로 제안한 것으로, 진짜와 가짜에 대한 양자택일의 결정 문제에서 두 집단의 분포가 얼마나 잘 분리되어 나타나는지를 보여준다. 결정계수 d' 가 높을수록 두 집단이 잘 분리됨을 나타낸다. 결정계수 d' 는 식 (8)과 같이 계산 된다. μ_1 과 μ_2 는 두 집단의 평균을 나타내고, σ_1 과 σ_2 는 두 집단의 표준편차를 나타낸다.

$$d' = \frac{|\mu_1 - \mu_2|}{\sqrt{(\sigma_1^2 + \sigma_2^2)/2}} \dots\dots\dots (8)$$

LBP는 중심 화소에서 반지름이 R 인 원주 상에 있는 이웃 화소들 중에서 등 간격으로 추출한 P 개의 화소로 결정되고, LBP 히스토그램은 분할된 영역에 나타나는 LBP들의 통계적 특징으로 영상을 기술한다. 이들 파라미터 값의 변화에 따른 장문인식 성능을 측정하기 위하여 오른손을 대상으로 실험을 수행 하였다. 각 사람의 첫 번째 획득 영상 100개를 훈련 데이터로 사용하고, 나머지 699개 영상을 검증 데이터로 사용하였다. 그림 7과 그림 8은 ROI를 4×4 와 8×8 로 분할하여 각 영역으로부터 LBP 히스토그램을 생성하였을 때, 각각에 대하여 중심화소와 이웃화소간의 거리, 즉 반지름 R 을 변화 시키면서 EER과 d' 를 측정 한 결과이다. 영역을 8×8 로 분할한 경우가 4×4 로 분할한 경우에 비하여 EER과 d' 모두 우수한 성능을 보였다. 8×8 로 영역을 분할한 경우 $R=4$ 일 때 EER이 최소가 되었고, $R=8$ 일 때 d' 가 최고로 나타났다. 그러나 그 차이는 그다지 크지 않았다. 이것은 중심화소에서 4 이상 떨어진 이웃화소를 LBP로 표현할 때 장문영상의 특징이 잘 기술됨을 의미한다. R 은 특징 추출 및 정합을 위한 처리 속도에 영향을 미치지 않으나, 영역 분할은 미세하게 나눌수록 영역의 개수는 늘어나고 이에 비례하여 메모리 공간과 정합을 위한 처리시간이 늘어난다.

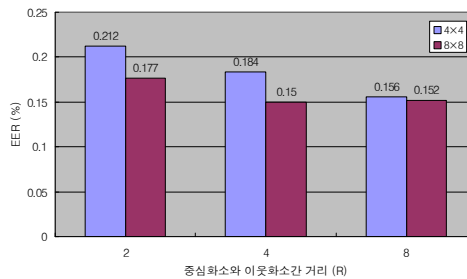


그림 7. 반지름 R 이 EER에 미치는 효과
Fig 7. Effect of radius R on EER

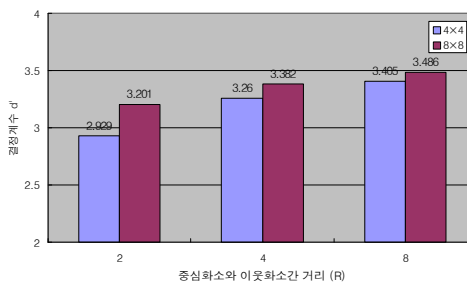


그림 8. 반지름 R 이 d' 에 미치는 효과
Fig 8. Effect of radius R on d'

영역 분할을 8×8, 반지름 R=4로 고정하였을 때, LBP를 기술하기 위한 이웃화소의 개수 P를 4, 6, 8, 16으로 변화시켜 가면서 장문인식 성능을 측정하였다. 그림 9에 제시된 실험 결과에서와 같이 LBP 기술을 위해 8개의 이웃화소를 사용할 경우가 최고의 성능을 나타내었다. 이웃화소의 개수 P가 증가하면 이에 비례하여 특징 추출과 정합을 위한 처리시간이 모두 증가하게 된다.

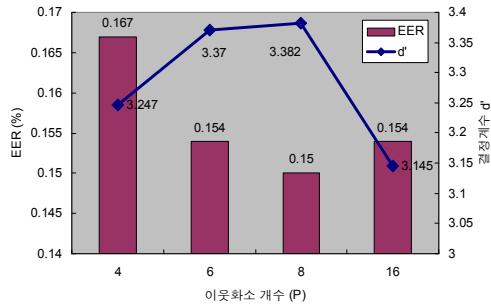


그림 9. 이웃화소 개수가 EER과 d'에 미치는 효과
Fig. 9. Effect of the number of neighbor pixels on EER and d'

4.3 기존 연구와의 성능 비교

기존 연구들은 대부분 편이나 유도 막대 등을 통해 물리적 제약을 가한 상태에서 획득한 장문영상을 대상으로 실험한 결과를 제시하고 있기 때문에, 기존 연구의 실험 결과를 본 연구의 결과와 직접 비교하는 것은 무의미 하다. 본 연구에서는 동일한 실험 데이터를 이용하여 성능을 비교하기 위하여 자주 인용되는 방법들을 구현하였다. 구현된 기존 방법들은 Garbor 필터를 이용한 CompCode(Competative Code)[4], 4방향의 선형 필터를 이용한 POC(Palmprint Orientation Code)[5], 수정된 Radon 변환을 이용한 RLOC(Robust Line Orientation Code)[6] 이다. 이들은 모두 손금이나 주름의 방향을 특징으로 하는 방법들로 부 공간 기반의 PCA나 LDA 방식에 비하여 성능이 우수한 것으로 알려져 있어 벤치마킹에 자주 인용되고 있다.

기존 연구와 제안된 방법에 대한 장문인식 성능을 비교하기 위하여 왼손과 오른손 전체를 대상으로 실험을 수행하였다. 각 사람의 첫 번째 획득 영상 200개를 훈련 데이터로 사용하고, 나머지 1,397개 영상을 검증 데이터로 사용하였다. 표 1은 이에 대한 실험 결과를 제시한 것이다. 기존 방법들에 대한 성능 측정 결과는 예상한 바와 같이 CompCode와 RLOC 방식이 POC 방식에 비하여 우수한 성능을 나타내었다. 그리고 유도 막대를 이용하여 손의 위치나 방향 등이 물

리적으로 제한된 환경에서 획득된 장문영상에 대한 실험 결과 [4, 5, 6]에 비하여 성능이 낮게 나타났다. 제안된 방법의 성능은 영역 분할을 8×8, 반지름 R=4, 이웃화소의 개수 P=8로 설정하였을 때의 측정 결과로, 기존 연구들에 비하여 뛰어난 성능을 나타내었다. 이러한 결과는 제안된 특징 기술 방식이 장문영상 획득 과정에서 발생하는 손의 위치나 회전에 의한 변형에 강인함을 의미한다.

표 1. 장문인식 성능 비교
Table 1. Comparison of palmprint verification accuracy

구분	EER (%)			d'		
	오른손	왼손	평균	오른손	왼손	평균
CompCode	0.248	0.256	0.252	2.868	3.128	2.998
POC	0.841	0.932	0.887	1.391	1.572	1.482
RLOC	0.288	0.246	0.267	3.040	3.151	3.096
제안된 방법	0.150	0.122	0.136	3.382	3.695	3.539

장문 인식에 사용된 특징에 무관하게 대체로 왼손에 비하여 오른손에 대한 인식 결과가 낮게 나타났다. 오인식된 장문영상을 분석한 결과 오른손 영상이 왼손 영상에 비하여 X축과 Y축에 의한 3차원 공간상의 회전 변형이 더 많이 발생하였으며, 이로 인해 오인식이 발생하였다. 그림10은 동일인으로부터 획득한 장문 영상들로 (b)와 (c) 두 영상들 간에는 3차원 공간에서 Z축에 의한 회전, 즉 2차원 XY평면에서의 회전 변형이 나타나지만, (b)와 (d) 영상들 간에는 이와 더불어 3차원 공간에서의 회전 변형이 함께 나타난다. 제안된 방법은 Z축에 의한 회전 변형에는 강인한 특성을 보였으나, 3차원 공간에서 X축과 Y축에 의한 회전 변형에는 취약함을 나타내었다.

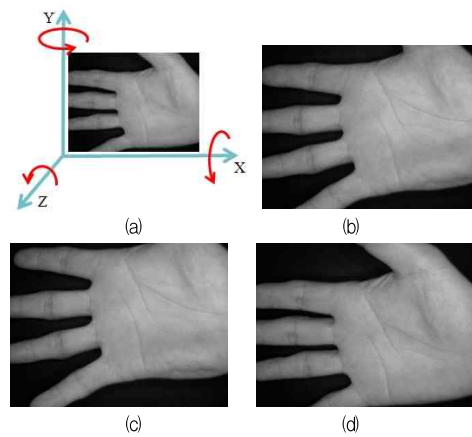


그림 10. 회전 변형된 장문 영상의 예
Fig. 10. Examples of rotated images

V. 결 론

장문인식 시스템을 구축하기 위해서는 고성능의 장문인식 엔진뿐만 아니라 장문영상을 획득할 때 사용자에게 편리한 인터페이스를 제공해야 한다. 손의 위치나 방향에 대한 물리적 제약을 없앤 자연스러운 인터페이스에서는 손의 위치나 회전에 의한 변형이 발생하므로, 이러한 변형을 극복할 수 있는 안정적인 ROI 추출 및 특징 기술 방법이 필요하다. 본 연구에서는 검지와 중지, 소지와 약지 사이의 손 가랑이 구간의 중심점을 기준으로 안정적으로 ROI를 추출하는 방법을 제안하였으며, 텍스트 분류 및 얼굴인식에 사용되었던 LBP를 이용하여 장문의 특징을 기술하고 인식하는 방법을 제안하였다. 실험 결과 제안된 방법을 통해 안정적인 ROI 추출이 가능함을 알 수 있었으며, 손금이나 주름의 방향을 특징으로 하는 기존 연구들에 비하여 LBP를 이용한 특징 기술 방법이 장문 인식에 보다 효과적임을 알 수 있었다.

감사의 글

본 연구는 Chinese Academy of Sciences' Institute of Automation(CASIA)에서 수집한 장문영상 데이터베이스를 이용하였음을 밝히며, 연구 목적으로 데이터를 제공해 준 Tieniu Tan 교수께 감사드린다.

참고문헌

- [1] 신광규, 이강현, "Hu 불변 모멘트를 이용한 장문인식 알고리즘," 전자공학회논문지, 제 42권, 제 2호, 31-38쪽, 2005년 3월.
- [2] G. Lu, D. Zhang, K. Wang, "Palmpoint Recognition Using Eignepalms Features," Pattern Recognition Letters, Vol. 24, pp.1463-1467, 2003.
- [3] X. Wu, D. Zhang, K. Wang, "Fisherpalms Based Palmpoint Recognition," Pattern Recognition Letters, Vol. 24, pp. 2829-2838, 2003.
- [4] A.W.K. Kong, D. Zhang, "Competitive Coding Scheme for Palmpoint Verification," Proc. of the 17th ICPR, Vol. 1, pp. 520-523, 2004.
- [5] X. Wu, K. Wang, D. Zhang, "Palmpoint Authentication Based on Orientation Code Matching," AVBPA 2005, LNCS 3546, pp. 555-562, 2005.
- [6] W. Jia, D.-S. Huang, D. Zhang, "Palmpoint Verification Based on Robust Line Orientation Code," Pattern Recognition, Vol. 41, pp. 1504- 1513, 2008.
- [7] D. Zhang, W.-K. Kong, J. You, M. Wong, "Online Palmpoint Identification," IEEE Trans. on PAMI, Vol. 25, No. 9, pp. 1041-1050, 2003.
- [8] T. Ojala, M. Pietikainen, D. Harwood, "A Comparative Study of Texture Measures with Classification Based on Feature Distributions," Pattern Recognition, Vol. 29, No. 1, pp. 51-59, 1996.
- [9] T. Ojala, M. Pietikainen, T. Maenpää, "Multiresolution Gray-Scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns," IEEE Trans. on PAMI, Vol. 24, No. 7, pp. 971-987, 2002.
- [10] T. Ahonen, A. Hadid, M. Pietikainen, "Face Recognition with Local Binary Patterns," ECCV 2004, LNCS 3021, pp. 469-481, 2004.
- [11] V. Takala, T. Ahonen, M. Pietikainen, "Block-Based Methods for Image Retrieval Using Local Binary Patterns," SCIA 2005, LNCS 3540, pp. 882-891, 2005.
- [12] A. Kumar, D.C. Wong, H.C. Shen, A.K. Jain, "Personal Verification using Palmpoint and Hand Geometry Biometric," Proc. of the 4th International Conference on Audio- and Video-based Biometric Person Authentication, pp. 668-678, 2003.
- [13] P. Shang, T. Li, "Multifractal characteristics of palmpoint and its extracted algorithm," Applied Mathematical Modeling, Vol. 33, pp. 4378- 4387, 2009.
- [14] 김민기, "장문인식을 위한 적응적 관심영역 추출 방법," 한국콘텐츠학회 춘계종합학술대회 논문집, 제 8권, 제 1호, 336-338쪽, 2010년 5월.
- [15] N. Otsu, "A Threshold Selection Method from Gray Level Histograms," IEEE Trans. on SMC, Vol. 9, pp. 62-66, 1979.
- [16] CASIA-PalmpointV1, available at <http://www.cbsr.ia.ac.cn/PalmDatabase.htm>
- [17] J. Daugman, "The importance of being random: statistical principals of iris recognition." Vol. 36, pp. 279-291, 2003.

저자 소개



김민기

1989: 중앙대학교 이학사

1994: 중앙대학교 이학석사

1998: 중앙대학교 공학박사

1998 ~ 1999: KRIC 선임연구원

1999 ~ 2000: KERIS 책임연구원,
연구위원

2000 ~ 현재: 경상대학교 컴퓨터교육과
교수, 컴퓨터정보통신

연구소 연구원

관심분야: 생체인식, HCI, 내용기반
영상검색