웨이블릿 변환을 이용한 장문인식시스템

Palmprint recognition system using wavelet transform

*최승달, **남부희
Seung Dal Choi, Boo Hee Nam

Abstract - This paper is to propose the palm print recognition system using wavelet transform. The palm print is frequently used as the material for the biometric recognition system such as the finger print, iris, face, etc. Since the palm print has lots of properties which include principle line, wrinkles, ridge and so forth, the ways of the implementation of the system are various. In this paper, at first, the palm print image is acquired and then some level of wavelet transform is performed. The coefficients become to be some blocks size of M by N after divided into the horizontal, vertical, diagonal components each level. The mean values, which are calculated with values of each block, are used as the feature vector. To compare between the stored template and the acquired vectors, we adopt the PNN (Probability Neural Network) method.

Key Words : Palmprint, wavelet transform, PNN

1. 서 론

생체인식(Biometric Recognition)은 사람의 신체적·행동적 특징을 자동화된 장치를 거쳐 측정하여 개인 식별의 수단으로 활용하는 기술로 정의될 수 있다.

최근 정보화 기술의 발달로 개인의 신체적 특징은 각 사람마다 유일해야 하고 측정 시간에 관계없이 항상 불변하는 특징을 가져야 한다. 흔히 사용되는 신체적 특징으로는 지문, 얼굴, 홍채, 망막, 정맥, 장문 등을 들 수 있다. 가장 많이 연구되고 개발되었으며, 현재 많이 상용화되어 있는 지문의 경우, 특징점들이 좁은 영역에 집중되어 있어서 획득이 용이하고, 주름의 방향 및 모양이 사람마다 다르다는 장점이 있다.

하지만, 지문은 한정된 영역에 많은 특징적인 정보들이 집중되어 있어서 부분적인 위조가 용이하며 직업적으로 손을 많이 사용하여 지문이 닳거나 없어질 수도 있다.

따라서, 본 논문에서는 지문에 비하여 닳거나 없어지지 않아 견고성을 가지고 있으며, 식별 정보가 넓게 분포되어 있어 부분적인 위조에도 강한 특성을 가지고 있는 장문을 위한 인식시스템을 구현하였다. 장문의 단점으로써 입력 장치를 통한 특징영역의 정확한 채취라 어렵고 특징들이 넓게 분포하여 데이터양이 많다는 것이 문제가 된다.

이러한 부분을 보완하기 위해 특징영역 채취를 위한 알고리즘을 제안하고, 데이터양을 줄이기 위해 웨이블릿 변환을 적용하였다.

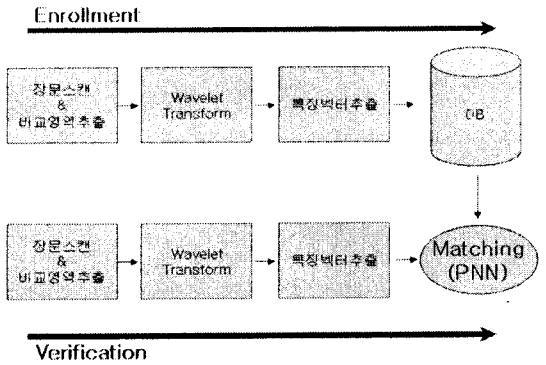

그림 1. 시스템 구성

Fig. 1. System Architecture

마지막으로 회전 및 위치이동에 의해 변화된 부분을 확률적으로 추적하기 위해 PNN(Probabilistic Neural Network)를 채택하였다.

그림 1은 시스템의 전체 구성을 보여주고 있다.

2. 장문 획득

2.1 장문 고정 장치

본 논문에서는 장문의 획득을 위해 스캐너를 사용하였다.

저자 소개
* 최승달 : 江原大學 電子通信學科 碩士課程
** 남부희 : 江原大學 電子通信學科 敎授·工博

스캐너를 통해 이미지를 획득하는 데에 주의할 점은 물리적으로 장문의 위치 및 회전에 대해 변화가 없도록 하여야 한다. 이는 후에 변환 및 처리를 하는 데에 있어 인식의 오류를 최소화 하기 위함이다. 장문을 고정하기 위해 두 개의 고정점을 이용하여 장문의 위치 및 회전에 대한 보상을 하였다.

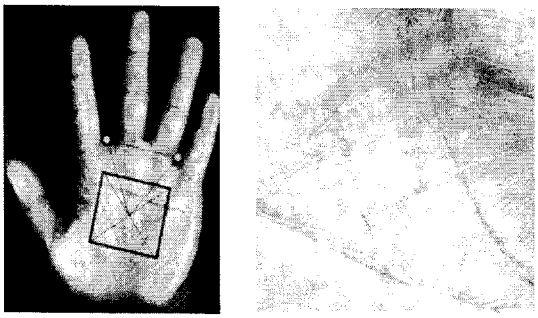

그림 2 비교영역 추출 및 획득영상

Fig. 2. Extracting Comparison region and obtained image

2.2 장문 추출

장문 고정 장치를 축으로 하여 특징점이 많이 분포한 비교영역을 추출한다. 그림 2의 좌측 그림은 비교영역 추출하기 위한 알고리즘이다. 우측 그림이 획득된 이미지이다. 이미지는 320x320 픽셀의 마스크를 사용하여 획득하였다. 이 이미지는 칼라성분을 포함하고 있기 때문에, 계산량을 줄이기 위해 256 그레이 레벨로 변화시킨 후 특징벡터를 추출하였다.

3. 장문 인증

3.1 웨이블릿 변환(Wavelet transform)

웨이블릿 변환이란 데이터를 다른 주파수 성분으로 분해하고 그 크기에 맞는 해상도를 이용하여 각각의 성분을 연구하는 수학적인 함수이다. 웨이블릿 변환은 신호의 시간-주파수 표현을 제공하여 동시에 시간과 주파수에 대한 정보를 제공할 수 있다.

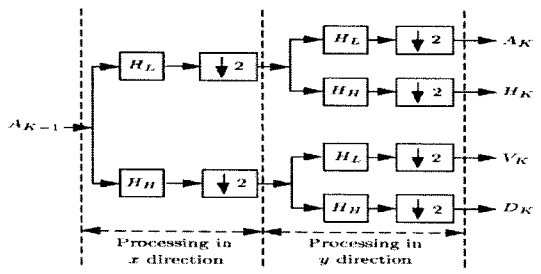

그림 3. 2차원 DWT

Fig. 3. Two-dimensional DWT

그림 3은 K-th level 웨이블릿 분해를 보여주고 있다. A_k-1은 (K-1)-th level 분해의 근사이미지를 보여주고 있고, A_k, H_k, V_k, D_k는 각각 근사, 수평, 수직, 대각선 방향의 K-th level의 세부 이미지 분해를 보여준다. 본 논문에서는 이러한 분해된 각각의 이미지를 MxN 서브이미지로 분할하여 각각의 평균을 구해 그 값을 특징값으로 정하여 장문을 인식하고자 한다.

우선 획득된 영상을 256x256 픽셀 크기로 정규화 한 후 그레이 레벨로 변환한다. 그리고, DWT를 이용하여 웨이블릿 변환을 한다.

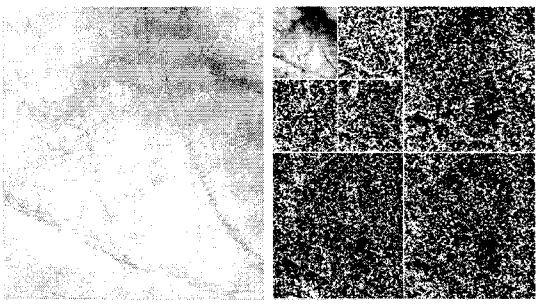

그림 4 (a) 256x256 그레이 레벨 이미지 (b) 2단계 웨이블릿 변환 이미지(Haar 웨이블릿 사용)

Fig. 4. (a) 256x356 Gray level image (b) 2-th wavelet transform image(Using Haar wavelet)

그림 4는 그레이 레벨 256x256 이미지와 2단계 웨이블릿 변환 이미지를 보여주고 있다.

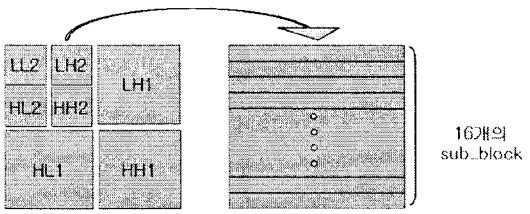

그림 5 각 분해 계수를 MxN개의 서브블록으로 분해

Fig. 5. Decompose sub_block from each coefficients

그림 5는 그림 4의 (b)의 이미지에서 각 계수들을 MxN 형태의 서브블록으로 나누는 것을 나타낸 것이다. 분해된 각 블록의 평균은 인식을 위한 특징벡터로 사용된다.

$$V_i = \frac{\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N} f(i,j)}{M \times N}$$

이렇게 계산된 각 서브블록의 평균은 다음과 같이 표현된다.

$$V_F = (V_{11}, V_{12}, \ldots, V_{1(3\times M\times N)})$$

V_F는 각 서브블록의 평균으로 구성되는 특징벡터가 된다. V_F는 같이 나타난다. 이 특징벡터는 PNN을 거쳐 데이터베이스에 저장된다.

4. 장문 인식

4.1 특징벡터 매칭

그림 6(a)의 특징벡터는 동일인의 두 번에 걸쳐 획득된 데이터이며, V_1, V_2은 유사한 특징벡터를 가지고 있다.

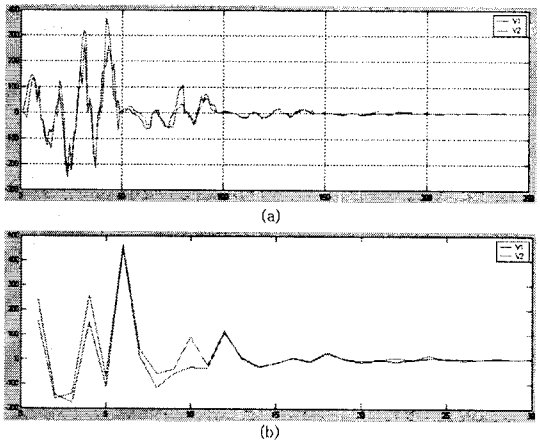

그림 6 (a) 특징벡터 V1과 V2 (b) V1과 V2의 1D-DWT

Fig. 6. (a) Feature vector V1 and V2
(b) 1D-DWT of V1 and V2

그림 6(b)는 특징벡터 V1과 V2를 1D-DWT를 이용하여 변환한 데이터로써 그림 6(a)의 특징벡터를 간결화 시켜주며 주요 특징들만 가지고 있어 데이터 비교 및 인식에 있어서 계산량과 소요시간을 줄여준다.

완전히 일치하지 않은 부분은 우선 장문획득 과정에서 장력의 강약 차이로 인한 노이즈의 간섭과 회전 및 이동으로 인한 정확히 같은 이미지 추출의 실패로 판단된다.

4.2 PNN(Probabilistic Neural Network)

웨이블릿 변환을 통해 구해진 특징벡터를 저장한 후, 새롭게 입력된 장문 이미지에 대해서 PNN을 이용하여 오차범위내의 동일인을 찾아내도록 한다.

PNN은 다음과 같은 식으로 나타낼 수 있다.

$$D_{ij} = \exp(-\frac{1}{2\sigma^2} d_{ij})$$

$$d_{ij} = \sum_{k=1}^{n} (x_i(k) - x_j(k))^2$$

n : size of feature vector x_i

d_{ij} : distance of the x_i from x_j

σ : smoothing parameter

D_{ij} : output activation of PNN

V1과 V2을 PNN을 이용한 도출 결론은 그림 7과 같다.

5. 결 론

본 논문은 생체인식 분야 중 장문에 대한 인식시스템을 위해 웨이블릿 변환과 PNN 신경망 방법을 제안하였다. 장문으로부터 특징벡터를 추출하여 시뮬레이션을 한 결과 이진화나 다른 필터를 쓰는 방법보다 손실이 거의 없는 특징벡터를 사용할 수 있었으며, 매칭 결과도 만족스럽게 나왔다.

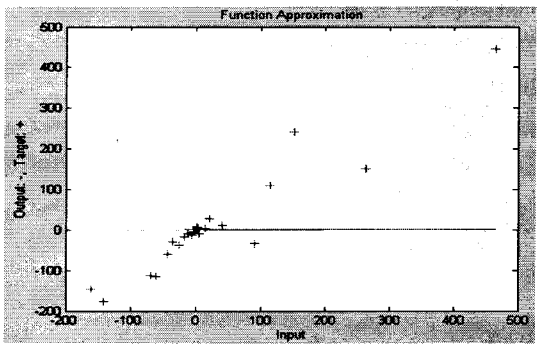

그림 7 PNN 결과

Fig. 7. Result of PNN

하지만, 실제 사용에 있어서 스캐너는 가격이 비싸고, 인식에 걸리는 시간이 오래 걸리는 단점이 있으므로, 이를 보상하기 위해 카메라를 사용하는 방법이 제안될 수 있으며, 획득과정에서 주변의 노이즈에 대한 간섭을 최소화할 수 있는 방법이 모색되어야 할 것이다.

참 고 문 헌

[1] Xiang-Qian Wu, Kuan-Qang Wang, and David Zhang , "Wavelet Energy Extraction and Matching for Palmprint Recognition", J.Comput. Sci. & Technol. , May 2005, Vol.20, No. 3, pp.411-418

[2] 신광규, 이강현, " Hu 불변 모멘트를 이용한 장문인식 알고리즘, 전자공학회 논문지, 제 42권 CI 제 2호, pp.119-418

[4] 송해진, 고병철, 변혜란, "웨이블릿 변환 기반의 실시간 얼굴 검출 및 추적 알고리즘", 한국정보과학회 논문집, Vol. 29, No. 2, pp.535-537

[3] Rafael C.Gonzalez, Richard E. Woods, Steven L.Eddins , "Digital Image Processing using MATLAB", Prentice Hall, 2004, pp.257-302