

웨이블릿변환과 상관관계를 이용한 지문의 분류 및 인식

Fingerprint Classification and Identification Using Wavelet Transform and Correlation

이석원, 남부희
(Seok Won Lee and Boo Hee Nam)

Abstract : We present a fingerprint identification algorithm using the wavelet transform and correlation. The wavelet transform is used because of its simple operation to extract fingerprint minutiae features for fingerprint classification. We perform the rowwise 1-D wavelet transform for a 256x256 fingerprint image to get a 1x256 column vector using the Haar wavelet and repeat 1-D wavelet transform for a 1x256 column vector to get a 1x4 feature vector. Using PNN(Probabilistic Neural Network), we select the possible candidates from the stored feature vectors for fingerprint images. For those candidates, we compute the correlation between the input binary image and the target binary image to find the most similar fingerprint image. The proposed algorithm may be the key to a low cost fingerprint identification system that can be operated on a small computer because it does not need a large memory size and much computation.

Keywords : fingerprint, wavelet transform, correlation

I. 서론

지문인식은 사람을 판별할 수 있는 가장 흥미로운 패턴인식 중의 하나이다. 지문인식은 기존의 화상 처리와는 달리, 지문자체의 기준 좌표축이나 좌표 원점이 없으며, 신체의 일부로서의 유연성으로 인하여 절대 좌표계를 사용하고 전적인 방법을 구사할 수 없는 문제를 추가로 가지는 난점이 있다. 또한 보안 시스템 영역이 기본적으로 추구하고 있는 고신뢰성과 출입 통제를 위한 실시간 처리라는 목표점도 지문 인식 시스템의 구현을 더욱 어렵게 만드는 요인이 되어 왔다. 지문의 인식을 위해 사용하는 알고리즘은 빠르고 뛰어난 변별력 등을 위해 대형 시스템이나 병렬 처리가 가능한 시스템을 사용하여 왔다[1,3]. 특정한 모양을 형태의 데이터를 대상 지문에 대한 convolution을 취하여 똑같은 데이터가 나타나는 곳을 특징점으로 인식하여 이 점들간의 상대적 위치를 이용하여 지문을 인식하는 방법[4], K-L 변환을 이용한 지문의 융선의 기울기를 구하여 기울기 값이 변하는 곳을 경계로 하여 나뉘어진 영역의 모양을 이용하여 지문을 분류하는 방법[5], 웨이브릿 광필터와 푸리에 광필터를 사용하여 연산속도를 높이는 방법[2,6]은 처리 속도는 높일 수 있지만 기구적인 장치가 커지는 부담이 있다. 일반적인 지문인식 알고리즘은 전처리 과정인, 평활화(smoothing), 이진화(binariization), 세선화(thinning) 등을 거친 후 특징점 추출 과정을 거쳐 식별 및 인증 과정을 거치게 된다. 이러한 기존의 방식들은 많은 계산량과

고속 컴퓨터를 필요로 한다. 그러나 지문인식 시스템은 그 수요가 날로 증가하고 있는 추세이지만 고비용 요소들

로 인하여 아직까지는 사용이 보편화되어 있지 않다.

본 논문에서는 PC 혹은 그 이하의 시스템의 환경에서 제한된 개수의 지문을 인증하는 알고리즘에 대하여 연구한다. 입력된 지문 이미지에 대하여 웨이블릿 변환을 사용하여 특징벡터를 추출하고 화를 신경회로를 통하여 인증한다. 이를 더 보강하기 위하여 상관관계를 이용한다

II. 제안된 알고리즘

1. 전처리

본 논문에서 다룬 지문 데이터는 256 그레이 레벨의 데이터이다. 이미지 데이터의 크기는 256x256의 이미지로 제한을 하였다. 이 데이터에 대한 전처리 과정으로 Low-pass filtering과 2진화 과정을 거친다. Low-pass filtering은 하르(Haar)웨이블릿 계수를 이용하였다. 이때 이진화 과정은 32x32크기의 국소 영역에 대한 지역 이진화를 시행한다. 이것은 전체 입력 이미지 데이터의 그레이값의 분포가 일정하지 않기 때문에 2진화에 따른 데이터의 손실을 막기 위한 것이다. 또한 2진화는 threshold 값을 조정하여 2진화를 하게 되는데, 2진화된 이미지 데이터의 합이 항상 이미지 크기의 반이 되도록 아래 (1)과 같이 정규화 하였다.

$$\sum_{i=1}^q \sum_{j=1}^q I(i,j) = \frac{pq}{2} \quad (1)$$

$I(i,j) = 1 \text{ or } 0$ (이미지의 2진화 크기)

p, q : 이미지 행렬의 크기

아래 그림 1은 그레이레벨의 데이터를 이진화한 것을 보여준다.

그림 2에서, 2진화된 지문 데이터의 256개의 행 벡터에 대해 웨이블릿 변환을 반복하여 1개의 값을 얻는다. 그러

면 지문의 이미지는 256×1 의 데이터로 바뀐다. 이 데이터에 대해서 계속 웨이블릿 변환을 하여 4×1 의 데이터를 얻는다. 이 얻어진 4×1 벡터와 이미 저장되어 있는 같은 형태의 데이터와 비교하여 입력된 데이터의 인증 절차를 수행하게 된다.



그림 1. 그레이레벨의 지문이미지(a)와 이진화된 이미지 (b).

Fig. 1. (a)Gray level finger print and (b) its binarized image.

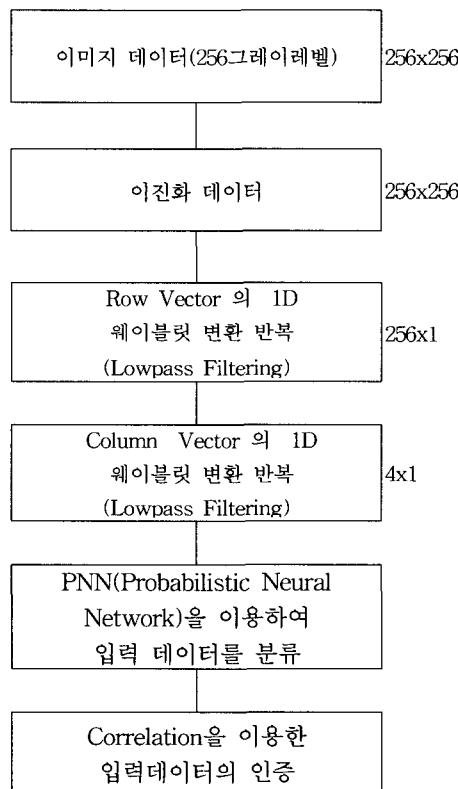


그림 2. 제안된 알고리즘의 블록선도.

Fig. 2. Block diagram of proposed algorithm.

III. 웨이블릿 변환을 이용한 특징 표현

1. 지문의 웨이블릿 변환

DWT(Discrete Wavelet Transform)을 수행하면 입력 데이터를 Low-pass filtering, High-pass filtering을 수행한 후, 출력된 값을 다운샘플링한다. 그림 3에서 X는 1×256 의 데이터 크기를 가지고, A1과 D1은 각각 Low-pass 와 High-pass 필터를 거친 데이터이며, 각각 1×128 의 크기를 갖는다. 이렇게 반복하여 A6는 1×4 의 값

을 갖는다.

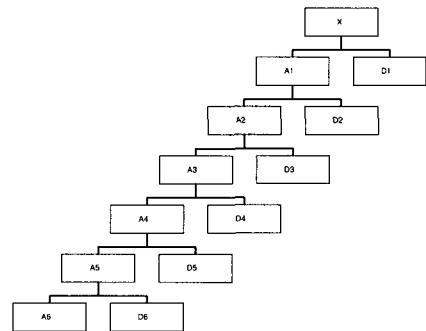


그림 3. 웨이블릿 변환 블럭도.

Fig. 3. Wavelet transform block diagram.



그림 4. 지문이미지(a)와 웨이블릿 변환 후의 값(b).

Fig. 4. Fingerprint(a) and output value of wavelet transform.

지문이미지의 각 행을 웨이블릿변환을 하면 저주파 필터를 통과한 데이터와 고주파 영역을 통과한 데이터 두 개의 데이터가 나온다. 이때 나오는 각각의 데이터는 원래 크기가 반으로 준다. 이것은 웨이블릿변환을 수행한 후 다운 샘플링 하기 때문이다. 본 논문에서는 저주파필터를 거친 결과를 여러 번 반복해서 웨이블릿 변환하여 값이 하나가 나올 때까지 수행한다. 여기서 사용한 웨이블릿은 Haar(Daubichies Db1)이다. 그림 4는 지문 이미지와 이 이미지 행렬의 각각의 행에 대해 웨이블릿 변환 후의 값을 도식한 것이다. 그림 4의 (a)지문은 특징은 지문의 상부는 응기되어 있고 하부는 수평에 가까운 형태로 되어있다. 즉 각각의 행에 저주파 필터를 통과시킬 때 지문의 윗 부분은 응선과 계곡의 변화가 심하지만 아래 부분은 그 변화가 심하지 않다. 그러므로 그림 4의 (b)에서와 같이 0부터 150까지의 값들은 그 크기의 변화가 심하지 않지만 200에서 250 부근의 값들은 변화의 폭이 큰 것을 알 수 있다. 그러므로 그래프의 형태로 지문의 형태를 짐작할 수 있다. 또한 지

문의 융선의 자체의 넓이에 따라서도 이러한 그래프의 형태는 각기 다르게 나온다. 이 그래프의 데이터 크기는 256×1 이므로 계산량을 줄이기 위하여 이 데이터에 대하여 웨이블릿 변환을 하여 데이터의 크기를 4×1 까지 줄인다. 이것은 많은 비교대상 지문중에서 인식 후보 지문을 분류하는 과정의 연산을 줄이기 위한 것이다. 좀더 정확한 분류를 위해서는 데이터의 크기를 8×1 혹은 16×1 등으로 늘릴 수 있다.

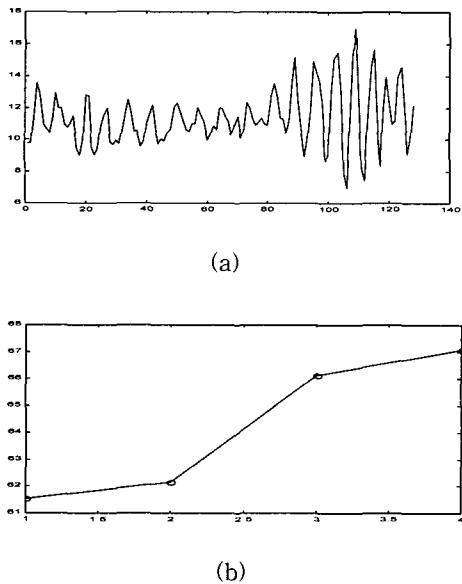


그림 5. (a) 한번 웨이블릿변환한 경우 특징벡터,
 (b) 6번 웨이블릿변환 한 경우 특징벡터.
 Fig. 5. (a) Feature vector for the 1st wavelet transform, (b) Feature vector for the 6th wavelet transform.

그림 5는 그림 4의 (b)를 각각 1번, 6번 웨이블릿 변환한 후의 데이터를 보여준다. 전처리 과정에서 2진화 작업을 하는 과정에서 모든 지문의 이진화 데이터를 정규화 하여 주었기 때문에 지문을 4개의 값으로 표시하여도 충분할 것으로 고려된다. 다음은 몇 개의 지문과 그것을 표시하는 값을 그래프로 도시하였다.

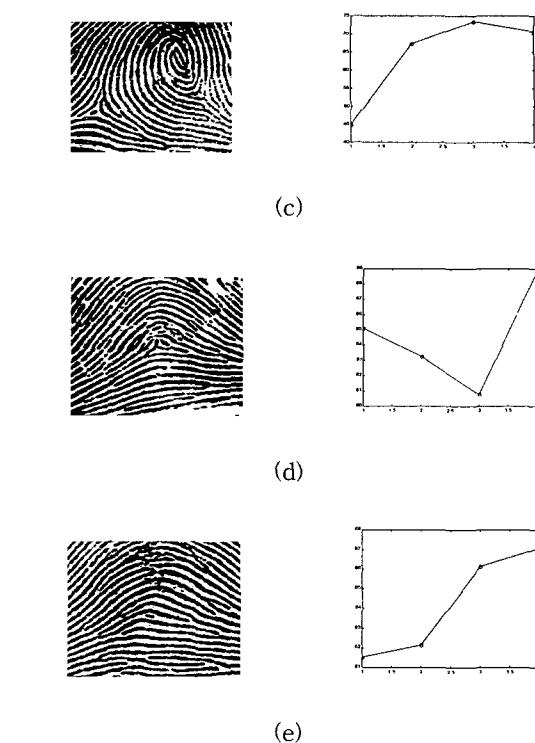
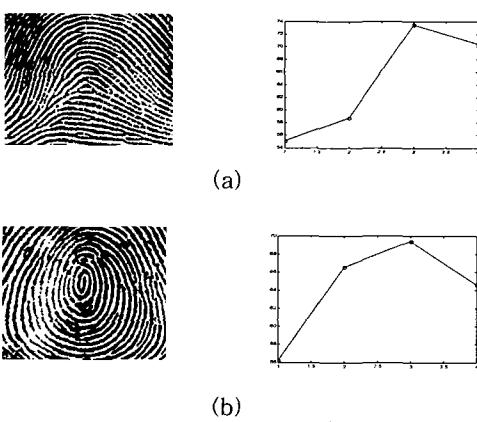


그림 6. 지문의 웨이블릿 변환 예.

Fig. 6. Examples of wavelet transform of fingerprints.

그림 6에서 몇 개의 지문을 제안된 알고리즘에 의해 웨이블릿변환 한 값들을 보았다. 각각이 다른 패턴을 가지고 있음을 알 수 있다.

IV. 확률 신경회로를 이용한 지문 분류

1. PNN(Probabilistic Neural Network)분류기

PNN분류기는 다음 식과 같이 나타낼 수 있다.

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

$$d_{ij} = \sum_{k=1}^n (x_i(k) - x_j(k))^2 \quad (3)$$

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

본 논문에서는 제안된 알고리즘에 의해서 웨이블릿 변환을 통하여 얻은 특징 값들을 저장한 후, 입력된 새로운 이미지에 대해서 같은 방법으로 웨이블릿 변환하여 얻은 값을 PNN을 이용하여 허용범위 내의 비교대상의 지문을 찾는다.

그림 7은 그림 6의 웨이블릿 변환을 통해 얻은 값들과 그림 6(a)와의 거리를 구한 것이다. 이렇게 구한 벡터거리를 PNN함수에 입력하면 그 출력은 다음 그림과 같다.

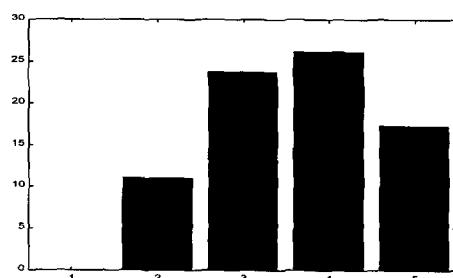


그림 7. 그림6의 (a)와 (b),(c),(d),(e) 간의 벡터거리.

Fig. 7. Vector distance between (a), (b), (c), (d), (e) in Fig. 6.



그림 8. PNN의 출력값.

Fig. 8. Output of PNN.

그림 8은 그림 7의 벡터거리를 PNN에 입력한 결과를 나타낸 것이다. (a)는 벡터거리가 0 이므로 출력값이 1이나와서 정확도가 1인 것을 알 수 있고 다른 것들은 벡터거리가 크므로 정확도가 0 이나온 것을 알 수 있다. (2)의 σ 값을 조정함으로서 그림 8의 결과처럼 벡터거리의 값이 크더라도 PNN의 출력값이 0이 나오지 않게 할 수 있다. 이 값을 조정함으로서 타인수락률(FAR : False Acceptance Ratio) 본인거부율(FRR : False Rejection Ratio)을 조정할 수 있다. 그림 9는 그림 6(d) 지문의 원래 이미지에 'Salt & Pepper' 노이즈를 밀도(density) 0.05로 포함시켰을 때의 그림이고, 그림 10은 노이즈가 포함된 이미지의 웨이블릿변환을 한 결과이다. 그리고 그림 11은 그림 6의 (a), (b), (c), (d), (e)와 노이즈가 섞인 이미지와의 패턴 일치도를 나타낸 것이다.



그림 9. 'Salt & Pepper' noise를 포함한 이미지.

Fig. 9. 'Salt & Pepper' noised image.

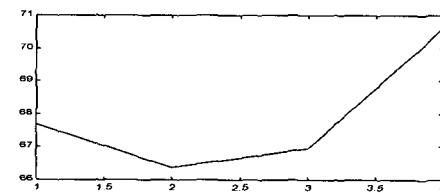


그림 10. 노이즈 이미지의 웨이블릿변환.

Fig. 10. Wavelet transform of noised image.

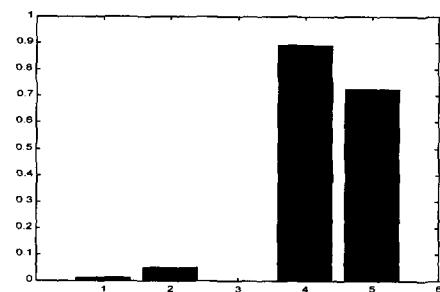


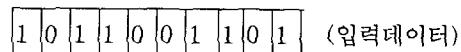
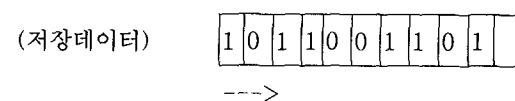
그림 11. 그림 8의 PNN 출력값.

Fig. 11. Output of PNN from Fig 8.

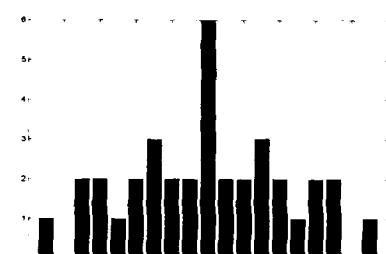
그림 11에서의 결과에서 인증 비교 대상지문을 4번과 5번으로 설정하였다.

V. 상관관계를 이용한 지문 인식

그림 12에서 보듯이 저장되어 있는 이진 데이터와 입력된 2진 테이터의 컨볼루션의 값을 보면 똑같은 패턴이 일치될 때 가장 큰 값을 가진다. 또한 그 값은 데이터의 합과 같다. 실제로 컨볼루션의 연산에서는 입력 데이터의 좌



(a)

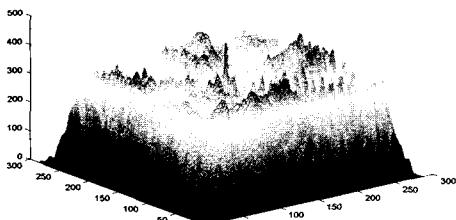


(b)

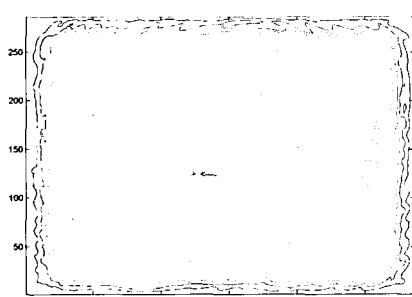
그림 12. (a) 1-D이진화 데이터의 컨볼루션 도식, (b) 수행된 결과.

Fig. 12. (a) 1-D Convolution diagram of binarized data and (b) its result.

우가 바뀌어 연산되므로 미리 입력데이터의 좌우를 바꾼 후 컨볼루션 연산을 한다. 이렇게 컨볼루션을 수행하면 최대값이 나오고 최대값을 입력데이터의 합으로 나눈 값이 일치도이다. 입력데이터는 1차원데이터 뿐만 아니라 2차원데이터를 이용할 수 있고, 정확도를 높이기 위하여 데이터의 크기를 늘릴 수 있다.



(a)



(b)

그림 13. 2-D. (a)샘플 데이터의 컨볼루션 결과의 mesh, (b) 그것의 contour.

Fig. 13. (a) mesh plot of the 2-D sample data,
(b) its contour plot.

그림 13은 샘플 지문에 대하여 2-D 컨볼루션 값을 3차원과 등고선 그림으로 나타낸 것이다. 가로축과 세로축은 컨볼루션된 데이터의 가로, 세로 크기를 나타낸다. 그림 13(a)의 가운데 부분의 피크를 확인할 수 있다.

VI. 실험 및 결과

1. 실험장치

실험에 사용된 지문은 NIST(National Institute of Science and Technology, 미국)로부터 입수한 지문 중 일부분과 지문용 스템프를 이용하여 지문을 종이에 날인한 후 스캐너를 이용하여 입력받은 것이다. 이 시스템을 이용하여 입력받은 지문과 PC에 저장되어있는 10개의 지문을 비교하여 정확도가 높은 지문을 선택하는 실험을 수행하였다.

2 실험방법

실험은 10개의 이진화된 지문과 각각의 특징값을 저장한 상태에서 시행한다.

- 1) 그레이레벨의 입력지문에 대한 이진화를 수행한다.
- 2) 이진화 된 지문을 DWT하여 특징 값을 추출한다.
- 3) 특징 값을 저장되어있는 지문데이터들의 특징 값을 비교한다.

4) 오차허용범위 안에 있는 대상지문과 입력지문의 상관관계를 이용하여 인증한다.

3. 실험결과

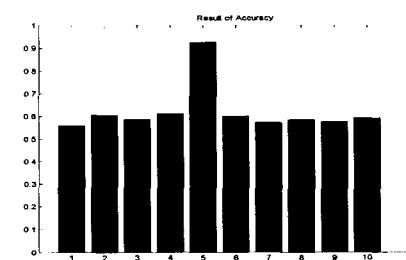
그림 14의 (a)는 PC안에 다른 9개의 지문과 함께 저장되어있는 목표 지문이고, (b)는 정상적으로 입력한 지문이다. (c)는 (b)를 입력하였을 때의 결과이다. (d)는 지문을 인위적으로 약 6 °회전시켜 입력한 것이고 (e)는 (d)를 입력했을 때의 결과이다. (f)는 입력지문을 인위적 우하측으



(a)



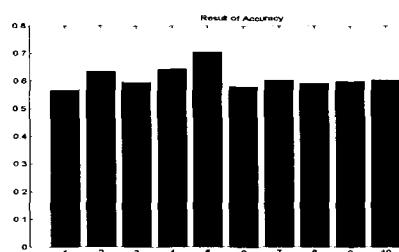
(b)



(c)



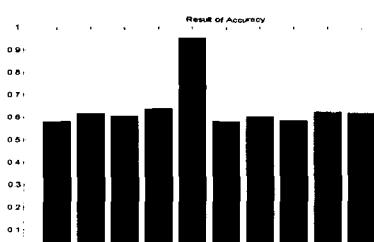
(d)



(e)



(f)



(g)

그림 14. (a) 목표지문, (b) 정상입력지문, (c) (b)의 입력결과, (d) 회전된 입력지문, (e) (d)의 입력결과, (f) 이동된 입력지문, (g) (f)의 입력결과.

Fig. 14. (a) Target fingerprint, (b) normal input (c) output of (b), (d) rotated input, (e) output of (d), (f) shifted input, (g) output of (f).

로 이동시켜 입력한 지문이고, (g)는 (f)의 입력결과이다.

이 석 원

1969년 4월 1일생. 강원대학교 제어계측공학과 학사(1995) 및 석사(1997). 1997년 ~ 현재 강원대학교 제어계측공학과 박사과정. 관심분야 : 소프트 모델, 웨이블릿 응용 (지문 인식), MPEG Audio, Gateway for TCP/IP and fieldbus, Mobile Robot.



그림에서 알 수 있듯이 제안된 알고리즘은 회전에 대하여 변별력이 떨어지나, 이동에 대해서는 강인함을 보여주었다.

실제 구현에 있어서는 입력장치에 손가락의 회전을 억제하는 가이드를 설치하면 지문의 회전을 최소화 할 수 있다. 위의 비교결과에서 일치도가 제일 높은 것을 제외하면 나머지는 비슷한 결과 값을 보이는데 이것은 지문의 전처리과정에서 지문 이미지가 같은 에너지의 값을 갖도록 하였기 때문이다.

VII. 결론

본 논문에서는 지문의 국부이진화와 DWT를 이용하여 지문의 분류에 필요한 특징벡터를 얻을 수 있는 알고리즘을 제안하였고, PNN과 상관관계를 이용하여 분류된 후보지문들에 대하여 입력된 지문을 인식 할 수 있는 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘에서, 크기가 256x256인 지문 1개의 저장량은 8K byte이고, FFT등을 사용하는 기존의 방법과 달리 DWT를 사용하여 연산량을 줄여 마이크로프로세서를 이용한 지문인식시스템에 적합하도록 하였다.

참고문헌

- [1] Henry C. LEE and R. E. Gaenslen, *Advances in fingerprint Technology*, CRC Press, 1994.
- [2] C. L. Wilson, C. I. Watson, and E. G. Paek, "Combined optical and neural network fingerprint matching," SPIE vol. 3073, pp. 373-382, 1997.
- [3] 안도성, 김학일, "블럭FFT를 이용한 실시간 지문 인식 알고리즘," 전자공학회 논문지, pp. 89-101, 제6권, 1995.
- [4] Harold Szu, Charles Hsu, Joe Garcia, and Brian Telfer, "Fingerprint data acquisition, de-smearing, wavelet feature extraction & identification," SPIE vol. 2491, pp. 96-118, 1995.
- [5] Raffaele Cappelli, Alessandra Lumini, and Dario Maio, "Fingerprint classification by directional image partitioning," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 21, no. 5, pp. 402-421, May 1999.
- [6] 이하운, 김정우, 김수중, "광웨이브렛 fSDF 필터를 이용한 회전불변 지문인식," 한국통신학회논문지, vol. 20, no. 7, pp. 1822-1832, 1995.

남 부 희

1950년 12월 2일생. 1974년 서울대학교 전기공학과(학사), 1976년 서울대학교 대학원(석사). 1976년 ~ 1978년 울산 공대 조교 및 전임강사. 1978년 ~ 1980년 충남대학교 전임강사. 1983년 미국Iowa State University 전기공학과(Ph. D.). 1983년 9월 ~ 현재 강원대학교 전기전자정보통신공학부/제어계측공학과 교수. 1984년 IEEE Circuits and System Society Guillemin-Cauer Prize Paper Award (with A.N. Michel and R.K.Miller). 관심분야는 비선형제어, 신경회로, 자동화네트워크(필드버스), 웨이블릿응용.

