

이산 웨이블릿 변환을 이용한 지문의 계층적 분류

Hierarchical classification of Fingerprints using Discrete Wavelet Transform

권 옹 호* 이 정 문**
Kwon, Yong-Ho Lee, Jung-Moon

Abstract

An efficient method is developed for classifying fingerprint data based on 2-D discrete wavelet transform. Fingerprint data is first converted to a binary image. Then a multi-level 2-D wavelet transform is performed. Vertical and horizontal subbands of the transformed data show typical energy distribution patterns relevant to the fingerprint categories. The proposed method with moderate level of wavelet transform is successful in classifying fingerprints into 5 different types. Finer classification is possible by higher frequency subbands and closer analysis of energy distribution.

Keywords : *Fingerprint, Hierarchical classification, Discrete Wavelet Transform, Energy distribution*

1. 서론

사람을 식별하기 위한 방법으로 홍채 인식, 정맥 인식, 지문 인식 등의 여러 가지 방법이 소개되고 있다. 각각의 방법에는 장단점이 있으나 지문 인식은 장치의 가격이 비교적 저렴하고 패턴을 추출하기에 편리한 장점을 가지고 있다.

인터넷의 보급과 인구의 증가에 따라 정보의 공유량이 많아지고 신분을 확인해야 하는 일이 빈번해지므로 지문과 같이 정확한 ID식별 방법이 요구되고 있다. 그러나 지문의 경우 검색해야 할 데이터의 양이 많기 때문에 빠른 검색속도와 더불어 정확도 향상을 위한 분류방법이 동시에 개발되어야 한다. 또한 지문 데이터베이스가 구축되어 있는 일반 사무실이 아닌 현장에서 원격으로 데이터 베이스에 접근하여 지문 데이터를 검색할 경우, 빠른 시간 내에 데이터를 검색하는 것이 중요하고 관공서나 기업에서도 위와 같은 분류시스템이 업무시간 단축에 큰 도움을 줄 것이다.

본 논문에서는 웨이블릿을 이용한 지문의 계층적 분류방법을 제안한다. 우선 기존의 분류방법에 대하여 고찰하고 문제점을 논의한 다음, 웨이블릿이 기존의 영상 신호처리 방법과 다른 차이점을 들어 이러한 특성을 이용한 새로운 알고리즘을 제안한다.

알고리즘을 적용하기에 앞서 간단한 전처리 과정을 실제 지문 데이터에 적용하고 실험결과와 새로운 알고리즘의 개선 방안을 제안하였다.

2. 기존 분류방법과 문제점

지금까지 제안된 지문 패턴의 분류 방법으로 Hexagonal 고속 푸리에 변환[1], 구조적인 접근 방법 [4], 지문의 방향성에 의한 패턴 분류 방법[2] 등 여러 가지가 소개되고 있다. 이러한 방법들의 공통된 특징은 지문 채취 시 양질의 지문 영상을 확보해야 하는 것인데 종이와 잉크를 이용한 고전적인 방법으로는 채취 시 주변 환경에 따라 영상의 질이 달라진다. 따라서 주변 조건에 따라 발생하는 잡음을 없애기 위해 다양한 전처리 과정이 제안되었으며 고속 푸리에 변환을 이용한 인텍싱 기법[7]의 경우에는 Hit-and-miss나

* 강원대학교 대학원 제어계측공학과 석사과정
** 강원대학교 전기전자공학부 교수

pruning과 같은 Morphology 기법의 전처리 과정을 도입하였다. 그러나 Morphology 기법의 경우에는 연산량이 많기 때문에 분류시스템 전체의 속도가 저하될 수 있으며 푸리에 변환을 적용한 분류방법도 역시 디지털 신호처리의 복잡성에 의해 시스템 전체가 복잡해지는 단점이 있다.

지문은 사람의 시각적인 관점에 따라 보통 6가지로 분류되는데[2][3], 지문의 위아래 중심점(upper · lower core)과 삼각주(delta)를 정의하여 이들의 상관관계로부터 지문에 존재하는 삼각주의 존재와 위치에 따라 패턴을 분류하게 된다.

Arch란 삼각주(delta)가 존재하지 않는 형태이며 Tented Arch는 삼각주가 중심점과 같은 선상에 있는 것을 말한다. Left loop는 중심점이 삼각주의 왼쪽에 놓이고 Right Loop는 중심점이 삼각주의 오른쪽에 놓인 형태이다. Whorl은 삼각주가 2개인형태로 중심점의 좌 · 우측에 놓이고 Twin Loop는 중심점이 2개이며 삼각주가 2개인 형태이다.

그러나 위에서 언급한 6가지 분류 방법은 다음의 두 가지 경우에 어려움이 따른다.

첫 번째는 지문은 사람마다 고유하기 때문에 다양한 형태가 존재한다. 따라서 위의 6가지 범주에 포함되지 않거나, 어느 쪽에도 속할 수 있는 지문이 있을 수 있다. 예를 들어 그림1에서 1)은 중앙의 모양은 whorl type이지만, 외각의 양쪽에 존재하는 삼각주 때문에 left loop나 right loop에도 속할 수 있다. 또한 그림1의 2)에서도 마찬가지로 중앙은 double loop와 유사하지만 외각의 delta에 의해 다른 범주에도 속할 수 있다.

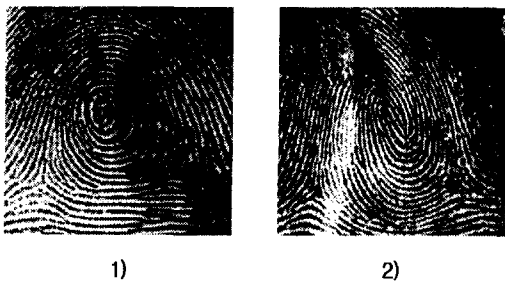


그림1. 분류하기 어려운 지문의 예

두 번째의 문제점은 인종에 따라서 지문의 형태가 편중되어 나타난다는 것이다. 동양인의 경우에는 Whorl 형태의 지문이 많고 Arch나 Tented Arch는 거의 찾아보기 힘든 반면에 서양인의 경우에는 반대로 Arch 형태의 지문이 많다. 이렇게 인종이나 지역에 따른 지문 형태의 편중은 단순히 6가지 범주로 구분 짓는 것으로는 검색속도를 향상시키는데 큰 도움을 주지

못하기 때문에 다시 고려되어야 한다.

이 두 가지 문제점을 고려할 때 지문의 분류는 단순한 6가지 범주를 벗어난 새로운 방법이 제시되어야 한다. 즉 지문을 계층적인 디렉토리 형태로 분류하고 분류를 위한 인덱스를 지문 데이터로부터 추출함으로써 검색속도를 향상시키는 것이다.

2. 전처리 과정

2.1 전처리의 목적

기존에 제시되었던 고속 푸리에 변환방법이나 Hexagonal 고속 푸리에 변환 방법은 지문 데이터의 전처리 과정으로 Hit-and-miss나 pruning과 같은 Morphology 방법을 사용하는데 이것은 지문을 세선화하여 중심점 찾거나 단선검색을 용이하게 하기 위한 방법이다. 그러나 Morphology 방법은 연산량이 대단히 크기 때문에 전체 분류과정에서 큰 부하로 작용할 수 있다.

본 논문에서는 이진 영상을 사용하므로 이진 영상으로의 변환을 고려해야 한다. 256레벨의 흑백영상을 이진 영상(binary image)으로 변환할 때 단순히 히스토그램만을 분석하여 변환한다면 다음과 같은 문제로 원하는 영상을 얻기 힘들다.

첫째, 지문을 채취할 때 발생하기 쉬운 잡음의 영향으로 지문의 선이 겹치게 된다.

둘째, 잉크에 의한 지문 채취는 눌러지는 압력에 의해 256 레벨의 분포가 다르게 나타나게 되어 이진 영상으로 변환할 때 부분적으로 선이 사라지게 된다.

2.2 영상의 잡음 제거

전처리과정을 요약하면 그림2와 같은데, 크게 저대역 통과 필터(LPF)를 통한 잡음제거와 이진화 과정의 두 가지로 요약할 수 있다.

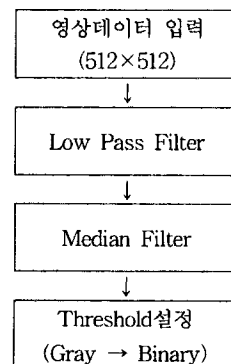


그림2. 전처리 순서도

첫 번째인 저대역 통과 필터는 Gaussian 필터와 Median 필터를 사용하며 Gaussian 필터는 입력된 영상의 모든 부분에 걸쳐 잡음을 제거한다. 즉 전체적으로 영상의 급격한 변화를 완화시키는 역할을 하기 때문에 검은 색 선과 흰색선의 사이에 들어가 있는 잡음을 어느 정도 제거한다.

Median 필터는 3×3 블록을 사용하며 블록내의 9개의 값 중에서 가운데 값을 찾아 이것으로 대체하는 기능을 하는데 이보다 큰 필터를 사용할 경우 지문 선의 범위를 벗어나게 되고 Median 필터의 기능이 떨어지게 된다. 즉, 필터의 크기가 이보다 크면 지문의 선과 그 외의 값들이 블록 안에 함께 존재하게 되므로 잡음이 어느 것인지 분간하기 어렵다.

두 번째 과정은 이진화 과정으로 블록별로 영상을 분할한 다음 각 블록 내에 존재하는 영상들의 평균값을 threshold 값으로 사용하였다.

3. DWT를 이용한 영상처리

3.1 이진영상에서의 DWT 특성

영상 신호처리 분야에서 대부분의 영상들은 공간적으로 매우 높은 상관관계(Correlation)를 갖고 있으나, 에지(edge)나 물체의 외각선과 같이 상관관계가 적은 예외적인 부분은 전체 영상이 갖는 에너지에 비해 적은 양의 에너지를 갖고 있는 것으로 고려된다.

기존의 영상처리분야에서는 - 예를 들면 DCT - 영상의 공간적인 정보를 주파수 정보로 변환하는데 변환 과정에서 에지나 외각선의 정보는 전체 주파수 영역으로 에너지가 분산되어 작은 계수로 표현된다. 극단적인 경우 JPEG 알고리즘에서 적은 비트율로 영상을 표현하면 중요한 정보를 포함한 에지 정보가 손실되는 경우가 허다하다.

그러나 웨이블릿 기술은 아주 작은 비트율로 정보를 표현함에도 불구하고 영상의 전체적인 정보뿐만 아니라 에지와 같은 미세한 정보도 scale 계수로 모두 유지시킨다[5]. 따라서 계수들이 변환 전 영상의 위치정보를 포함하기 때문에 사용자가 원하는 영상정보를 변환 후에도 유지시킬 수 있다. 본 논문에서 제안하는 알고리즘은 웨이블릿 변환이 위치정보를 유지할 수 있는 특징을 이용하는 것으로 영상에 고루 퍼진 에너지의 공간적인 분포에 기반을 둔다.

2차원 DWT변환을 영상신호에 적용하는 것은 영상을 공간상의 x축과 y축 방향으로 저대역 통과필터(LPF)와 고대역 통과 필터(HPF)를 사용하여 신호를 추출하는 것을 의미한다. 따라서 DWT를 거친 신호는

총 네 가지로 분리되는데, 분리된 영역은 그림3에서 보는 바와 같이 영상에 적용된 필터에 따른 구분이다.

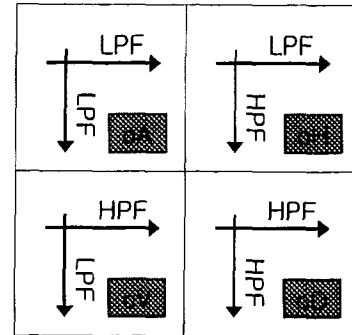


그림3. DWT에 의해 분리된 영상

위 그림에서 cA영역은 영상에 저대역 통과필터를 적용한 것이므로 영상에서 고주파 성분이 배제된 계수들이 나오고 반대로 cD영역은 영상에 고대역 통과 필터를 사용한 것이기 때문에 cA와는 반대로 영상의 고주파 성분만 나타나게 된다. 따라서 cA영역의 주파수 대역은 $0 < |\omega| < \pi/2$ 이고 cD영역의 주파수 대역은 반대로 $\pi/2 < \omega < \pi$ 이다. 그러나 cH영역과 cV영역의 주파수 대역은 공간상에서 x축과 y축 방향으로 서로 다른 필터를 사용했기 때문에 공간적인 방향에 따라 달라진다.

지문영상이 전처리 과정을 거쳐 256-level의 영상에서 이진영상으로 바뀌게 되면 영상을 표현하는 level의 차이가 커지기 때문에 고주파 성분이 많아지게 된다. 이러한 결과는 변환전의 영상과 변환후의 영상을 2차원 DCT(Discrete Cosine Transform) 해보면 알 수 있는데 이진 영상을 2차원 DCT 변환하면 256-level의 영상보다 훨씬 넓은 주파수 영역에 걸쳐 계수들이 분포되어있음을 확인 할 수 있다. 즉, 영상의 이진화 과정은 저주파 영역에 집중된 영상의 에너지를 고주파 영역으로 분산시키는 효과를 가져온다.

3.2 알고리즘

우선 전처리 과정이 끝난 영상을 2차원 이산 웨이블릿 변환을 통해 계수를 추출한다. 추출된 계수는 영상이 갖고 있는 에너지를 표현하는 것이기 때문에 에너지가 영상의 어느 부분에 집중되어 있는지를 알기 위하여 영상을 적절한 영역으로 분할한다.

전체 알고리즘의 대략적인 순서도는 그림4에서 보인 것과 같다.

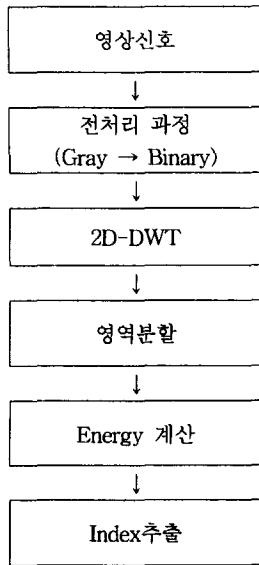


그림4. 전체 알고리즘

분할과정을 거친 영상에서 지문 분류를 위한 index를 추출하기 전에 몇 가지 고려해야 할 사항이 있다.

첫째, 분할과정은 DWT변환이 끝난 후 나타나는 cH영역과 cV영역의 계수에 적용하는데 이유는 지문 영상의 고유한 특성 때문이다. 즉, 지문영상은 모두 곡선으로 이루어져 있는데, 지문의 형태를 구분하는 것은 이 곡선이 가로 또는 세로 중 어느 방향에 집중되어 나타나는가에 기인한다. 즉, 나뉘진 각각의 구획마다 수직 성분과 수평성분 중에서 어느 성분이 많은가에 따라서 인덱스 값이 틀러지기 때문에 지문 영상이 갖는 고유한 특징을 추출하기 위해서는 각 방향에 따른 에너지 분포를 차별화하여 추출해야 한다.

둘째, 변환 후 나타난 계수 중 Threshold 값에 따라 중요치 않은 계수들은 모두 생략하는데 이것은 필터를 통해서 걸러지지 않는 영상잡음이 에너지에 첨가되는 것을 막기 위함이다.

이 두 가지 사항을 고려하여 추출된 계수들을 사용해서 식(1)에 따라 에너지를 계산한다. [6]

$$E_{cH_{m,n}} = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |x(i, j)| \quad (1)$$

위 식은 cH영역에서 크기가 M×N인 block의 에너지를 구하는 식으로 x(i,j)는 각 위치별 웨이블릿 계수를 의미하고, m과 n은 영상에서 블록의 위치이다. cV영역의 에너지를 계산할 때도 마찬가지로 이 식이 적용된다.

위에서 언급한 바와 같이 cH영역은 영상의 수평방향

이 갖는 에너지를 의미하고 cV영역은 영상의 수직방향이 갖는 에너지를 표현하기 때문에 식(1)로 계산된 에너지를 표현하기 위해 식(2)를 사용한다.

$$C_{m,n} = \frac{1}{2} \cdot \frac{E_{cH_{m,n}} - E_{cV_{m,n}}}{E_{cH_{m,n}} + E_{cV_{m,n}}} \times 100 \quad (2)$$

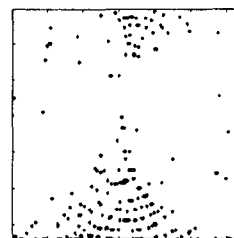
위 식에서 E_{cH} 는 수평영역에서의 에너지 값을, E_{cV} 는 수직영역에서의 에너지 값을 나타내며, m과 n은 영상에서 블록의 위치를 의미한다. 결국 식(2)는 수평에너지와 수직에너지 중에서 어느 쪽의 에너지가 더 많이 있는가를 보이는 것으로 수평방향의 에너지가 많을수록 양수이고 그 반대의 경우에는 음수로 나타나며, 값의 범위는 +50 ~ -50이다.

지문영상의 계층적인 분류를 하기 위해서는 분할과정을 반복해야 하는데 첫 번째 분할을 통해 같은 범주 내에 속하게 된 영상들의 계수를 다시 더 작게 분할하여 식(2)를 적용하는 과정을 반복한다.

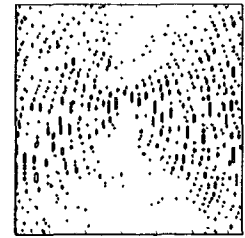
그림5는 영상을 수직성분의 에너지와 수평성분의 에너지로 분할 한 예를 보인 것이다.



2) 이진 영상



2) cH영역의 에너지



3) cV영역의 에너지

그림5. 이진 영상의 cH, cV영역에서의 에너지 분포

4. 실험결과

본 논문의 실험은 두가지 관점에서 수행하였다.

첫 번째는 에너지 분포에 따른 지문 영상의 분류방법을 적용하였을 때 잡음이 첨가되거나 중심이 이동된

지문, 혹은 상처가 있는 지문에 대해 얼마나 안정적인 분류가 가능한가를 확인하고, 두 번째는 본 알고리즘으로 분류한 방법이 기존의 분류 유형을 얼마나 수용할 수 있는가를 확인하는 것이며, 마지막 세 번째 실험은 지문데이터의 인덱스를 임의의 분류전략에 맞춰 계층적 분류 알고리즘을 구현하고 검증한다.

실험에 사용한 지문은 NIST(National Institute of Standards and Technology)에서 제공하는 360×360 크기의 256-gray level 표준 지문데이터 중에서 표1과 같이 기존의 분류 유형에 따라 추출하여 사용하였고, Double Loop 형태는 모양의 변화가 심하기 때문에 제외시켰다. 필터로 사용한 wavelet은 'db1'이고 1-level DWT 변환을 하였다.

표 1. 실험에 사용된 지문

기호	유형	갯수
A	Arch	233
TA	Tented Arch	144
LL	Left Loop	157
RL	Right Loop	79
W	Whorl	95

4.1 첫 번째 실험 결과

첫 번째 실험에서 사용한 잡음은 Salt and Pepper 잡음으로써 원 영상의 20:1의 비율로 첨가하였으며, 일반적으로 영상실험에 적용하는 Gaussian random 잡음은 전처리과정에서 저주파 대역 통과 필터에 의해 걸러질 것으로 예상되기 때문에 제외하였다.

첨가 후 전처리 과정을 거친 영상과 그렇지 않은 영상과의 차이는 그림6과 같다.



1) 잡음 첨가 전 2) 잡음 첨가 후

그림6. 잡음첨가 전후의 이진화 영상비교

표2는 3×3으로 분할한 경우 식(2)를 통해 나온 C의 변화를 보인 것으로 값의 변화가 0을 중심으로 집중되는 현상을 볼 수 있다. 이러한 현상은 블록을 6×6으로 분할한 경우에도 동일하게 나타나는데 이유는 Salt and Pepper 잡음이 수평성분과 수직성분에 동시에 영

향을 주기 때문이다. 그러나 각 값들간의 차이는 줄어들었으나, 수직성분이 가장 많은 블록의 위치와 수평성분이 가장 많이 집중된 블록의 위치는 그대로 유지된 것을 볼 수 있다.

표 2. Salt and Ptepper 잡음 첨가시 C의 변화

잡음 첨가 전	$C = \begin{bmatrix} -1 & 20 & -2 \\ -5 & 12 & -1 \\ 20 & 24 & 18 \end{bmatrix}$
잡음 첨가 후	$C = \begin{bmatrix} 0 & 10 & 0 \\ -4 & 5 & -1 \\ 7 & 12 & 7 \end{bmatrix}$

또한 상처있는 지문에 대한 에너지 분포의 변화를 알아보기 위해서 두께 4, 길이 100 픽셀이상의 선을 임의로 3~6개까지 첨가하였다.(그림7)



그림7. 선분 잡음의 첨가

선분 잡음을 첨가한 후의 C값의 변화는 표3에서 보인 바와 같이 상처가 포함된 블록에서 약간의 값의 변화를 보였다. 그러나 수직/수평 에너지가 집중된 블록은 그대로 유지되었으며, 블록을 6×6으로 분할할 경우에도 유지되는데 그 이유는 지문영상 자체가 선분으로 이뤄져 있고 상처가 완전한 수직/수평이라 할지라도 전체 블록의 수평/수직 에너지의 비율에는 큰 영향을 줄 수 없기 때문이다.

표 3. 선분 잡음 첨가시 C의 변화

잡음 첨가 전	$C = \begin{bmatrix} 4 & 18 & -6 \\ -9 & -19 & -24 \\ 9 & -8 & -7 \end{bmatrix}$
잡음 첨가 후	$C = \begin{bmatrix} 2 & 18 & -6 \\ -10 & -18 & -22 \\ 9 & -6 & -7 \end{bmatrix}$

4.2 두 번째 실험결과

두 번째 실험은 본 분류방법이 기존의 분류방법에 다른 분류유형을 얼마나 수용할 수 있는지를 확인하는 것으로 3×3으로 분할하여 추출한 C를 기존 패턴들과 비교하였다. 실험결과는 표4와 같은데, 처음 3×3으로 분할하였을 때는 Arch, Whorl, G1과 같이 세 가지로 분류하고 G1에 속한 영상을 6×6으로 확대하여 세분류하였다. 이 결과를 보면 Left-loop, Right-loop, Tented-Arch의 지문들은 두 번째 분류단계에서 정확히 분류가 됨을 확인 할 수 있다. 즉 기존의 분류방법은 분류형태가 모두 같은 레벨에 존재하는 것으로 가정하는데 비해 본 알고리즘에서는 계층적인 분류단계에 따라 세밀한 분류가 가능함을 보여주는 것이다.

표 4. 실험에 사용된 지문의 분류

분류	정확도	
	(3×3)	(6×6)
A	93.4%	-
W	91.5%	-
G1	86.3%	TA 85%
		LL 87%
		RL 82%

5. 결론

본 논문에서 제안한 지문의 수직, 수평 에너지의 분포에 따른 분류방법은 기존의 방법에 비해 간단한 처리과정을 거치며, 잡음이나 손상된 지문에 대해서도 정확한 분류가 가능하였다. 실제 또한 지문영상을 일정한 구획으로 분할하여 인덱스를 추출하는 경우 블록의 크기를 점점 줄이고, 분할 구획의 수를 증가시킴으로써 계층적 분류가 가능하다.

또한 제안된 분류방법을 통해 기존의 지문분류 유형을 모두 수용할 수 있으며 특히 Whorl, Arch, Tented-Arch등에서도 정확한 분류가 이루어지고, 블록을 확대할수록 Left-loop와 right-loop도 정확한 분류가 이루어짐을 실험을 통해 확인하였다.

또한 본 실험에 사용한 지문데이터는 잉크로 프린트한 지문을 다시 스캐너로 입력받은 것으로써 양질의 데이터가 아니기 때문에 잉크를 사용하지 않고 직접 광학식이나 전자식 입력장치를 통해 지문데이터를 입력받거나 중심점 찾기 알고리즘을 적용하면 좀더 양질의 인덱스를 추출할 수 있을 것이다.

참고문헌

[1] A. P. Fitz, R. J. Green, "Fingerprint Classification

Using a hexagonal Fast Fourier Transform", *Pattern Recognition*, Vol.29, No.10, pp.1587-1597, 1996.
 [2] Kalle Karu, Anil K. Jain, "Fingerprint Classification", *Pattern Recognition*, Vol.29, No. 3, pp.389-404, 1996.
 [3] A. Lumini, D. Maio, D. Maltoni, "Continuous versus Exclusive Classification for Fingerprint Retrieval", *Pattern Recognition Letters*, Vol.18, No. 10, pp.1027-1037, 1997.
 [4] Dario Maio, Davide Maltoni, "A Structural Approach to Fingerprint Classification", *Proceedings of the 13th International Conference on Pattern Recognition*, Vol. 3, pp.578-585, 1996.
 [5] J. M. Shapiro, "Embedded Image Coding Using Zerotrees of Wavelet Coefficients", *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol.41, No.12, pp.3445-3462, 1993.
 [6] Z. Zeng, I. Cumming, "SAR Image Compression Based on the Discrete Wavelet Transform", *Proc. of the 4th Conf. Signal Processing ICSP' 1998*.
 [7] 이정문, 박신재, 권용호 "고속 푸리에 변환을 이용한 지문의 검색" 강원대학교 산업기술연구소 논문집, 제18집, 1998.