

웨이블릿 변환을 이용한 홍채 인식과 특징 추출

임철수* · 이양선*

1. 개 요

최근 전자상거래의 활성화와 빈번히 발생하는 금융사고 등에 따라 생체인식기술에 대한 사회적 관심이 높아지고 있다. 생체인식이란 인간의 신체적/행동적 특징을 이용하여 개인의 신원을 확인/인증 하는 자동화 기술로서 이러한 개인 특성은 도난이나 누출가능성이 없으며 변경되거나 분실할 위험성도 없으므로, 이러한 기법을 사용할 경우 신원확인 및 정보보안이 완벽하게 구축될 수 있다는 장점으로 인해 국내·외적으로 많은 각광을 받고 있다.

이에 따라 신뢰성 있는 생체인식 시스템은 빌딩의 출입자 관리 시스템에 이용될 뿐 아니라, 은행의 금고와 같은 고도의 주의가 요구되는 경우, 회사나 공항의 보안 시스템, 전자상거래 인증, 현금카드 비밀번호 대체, 신용카드 결제 등 일반적인 활용 범위를 가지려는 추세이며, 보다 적용이 용이하면서 더욱 높은 신뢰도를 갖게 하려는 많은 연구가 이루어지고 있다[1,2].

생체인식 시스템을 구현하는데 있어서 주로 사용되는 인간의 특징으로서는 홍채(Iris), 지문(Fingerprint), 얼굴(Face), 장문(Palmprint), 손모양(Hand geometry), 열상(Thermal image), 음성(Voice), 필체(Signature), 혈관(Vein), 타이핑(Typ-

ing, keystroke dynamics), 망막(Retina) 등이 있다. 이중에서도 홍채 인식은 사람마다 고유한 눈동자의 홍채 패턴을 구별해 신분을 증명하는 것으로, 다른 생체 인식 방법인 음성이나 지문보다 그 신분 확인의 정확성이 탁월할 뿐만 아니라 고도의 보안성을 제공하는 것으로 알려져 있다. 홍채는 눈의 동공과 흰자위의 사이에 존재하는 영역이며, 홍채 인식이란 개인마다 각기 다른 홍채 패턴을 분석하고 그 정보를 바탕으로 개인의 신원을 인식하는 기술이라 할 수 있다[1].

홍채인식 시스템은 아래 그림 1과 같은 구성도를 가진다. 홍채인식 시스템 사용자에 대한 320×240의 영상을 획득하여 전처리 과정에서 홍채 인식에 불필요한 영상을 분리 제거 하고, 정규화 및 극좌표계로의 변환을 수행한다. 전처리를 마친 후, 홍채영상으로 웨이블릿 변환(wavelet transform)을 이용하여 홍채특징을 추출하고, 특징 값은 미리 등록되어진 특징 값들과 비교하여 본인여부를 판단하여, 신원을 확인한다.

이와 같은 전체 인식과정 중에서 핵심이 되는 기술은 입력 영상으로부터 독특한 특징 정보를 효율적으로 획득하는 것이며, 홍채 영상에 대한 특징 추출 방법으로는 웨이블릿 변환을 주로 사용하고 있다. 웨이블릿 변환은 신호를 다중 해상도(multi-resolution)로 해석하는 기법의 일종이며, 푸리에 변환에 기반을 둔 기존의 신호 처리 알고

* 서경대학교 컴퓨터공학과 교수

리즘에 비해 속도가 빠르고 시간과 주파수 영역에서 신호의 국소화를 효율적으로 구현하기 때문에, 최근 신호 및 영상처리 분야에 많이 응용되고 있다[3].

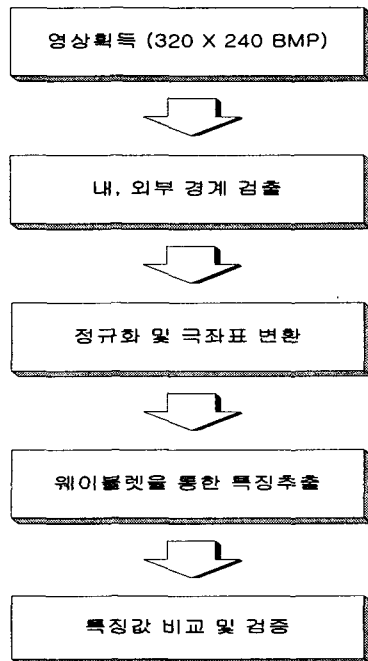


그림 1. 홍채인식 구성도

2. 웨이블릿 변환의 기본개념

어떠한 신호를 분석하기 위해서는 그 신호를 기저함수를 사용해 다시 전개를 하는 변환(Transformation)과정을 거치게 된다. 분석하고자 하는 신호가 이산신호(Discrete signal)인 경우 식(2.1)과 같이 변환이 이루어지게 되는데 이는 신호 $F(t)$ 를 기저함수 f_k 와 각각에 대한 계수 a_k 와의 곱을 합함으로써 표현할 수 있게 된다.

$$F(t) = \sum_{k=0}^N a_k f_k \quad (2.1)$$

신호와 영상처리 분야에서 신호를 주파수 영역에서 분석하기 위해 그동안 푸리에 변환이 많이

사용되어 왔다. 그러나 푸리에 변환은 시간 정보가 없기 때문에 신호의 시간 정보와 주파수 정보를 동시에 분석할 수 없다는 단점을 지니고 있다. 이러한 이유로 기존의 푸리에 변환에 윈도우 함수라고 하는 시간에 대한 가중함수를 붙인 STFT (Short-Time Fourier Transform)가 등장하였다[4,5].

그러나, 여기에 사용되는 윈도우 함수는 독립적이어서 시간 해상도와 주파수 해상도가 항상 일정하다는 문제점이 있었다. 즉, 고주파와 저주파 성분의 신호를 구분하지 않고 항상 같은 크기의 윈도우를 사용하기 때문에 발생하는 문제였다. 따라서 이를 극복하기 위해 고주파에서는 시간 해상도가, 저주파에서는 주파수 해상도가 좋아지도록 하여 신호의 시간, 주파수 분석을 동시에 가능하게 하는 웨이블릿 변환이 제안되었으며, 다음 식 (2.2)은 기본적인 웨이블릿 함수를 나타내고 있다.

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$$

여기서 a 는 scaling parameter, b 는 translation parameter를 나타낸다. 즉, 웨이블릿 변환은 기본 웨이블릿 함수 $\psi(t)$ 에 scaling과 translation을 하여 생성된 함수의 집합들을 윈도우 함수로 사용하게 되므로 시간-주파수 영역에 대해 유연하다는 장점이 있다[6,7]. 따라서 시간-주파수 영역의 분석에서의 웨이블릿 변환의 다양하고 유연한 특징으로 인해 영상 및 음성 신호 처리에 이를 이용하면 보다 정확한 분석과 정교한 특징추출이 가능해질 수 있다.

3. 웨이블릿 변환을 이용한 홍채인식과 특징추출

3.1 홍채영상의 위치 이동

카메라를 통하여 사람의 홍채 영상을 획득할

때, 카메라를 향한 눈의 자세가 일정하지 않은 경우 극좌표 변환과 정규화를 거친 홍채 영상은 그림 2와 같이 수평 방향으로의 위치 이동이 발생하게 된다. 반면에 정교하게 정규화 된다면 수직 방향으로의 위치 이동은 없다. 이러한 위치 이동이 있는 경우에는 웨이블릿 변환된 각각의 서브 밴드에서 그 값이 일정하지 않다는 단점이 있다[9].

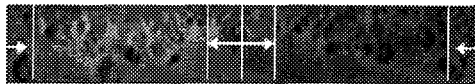
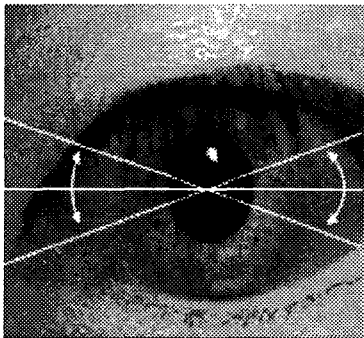


그림 2. 머리의 회전과 홍채 영상의 위치 이동

3.2 위치 이동에 무관한 웨이블릿 변환

전처리 단계에서 홍채패턴만을 추출한 후 정규화된 영상은 웨이블릿 변환을 이용하여 특징값을 추출하게 된다. 웨이블릿(Wavelet) 변환이라 함은 위와 같은 변환 과정에서 기저함수로 웨이블릿 함수를 사용하는 것이다. 그 기저함수의 종류에 따라 웨이블릿 변환의 종류가 정해지게 되는데, 본 논문에서 사용한 것은 그림 3과 같은 형태의 Haar 웨이블릿이다.

Haar 웨이블릿 $\psi(t)$ 는 식 (2.3)과 같이 표현되고, 이를 스케일링(scaling) 상수 a , 이동(translation) 상수 b 를 통해 식 (2.4)과 같이 affine 연산시킨 함수들의 집합(wavelet set) $\psi_{a,b}(t)$ 를 기저함수로 사용하게 된다.

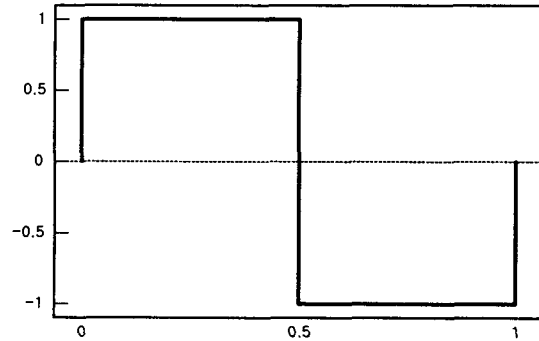


그림 3. 기본 Haar 웨이블릿 파형

$$\psi(t) = \begin{cases} 1 & 0 \leq t < \frac{1}{2} \\ -1 & \frac{1}{2} \leq t < 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.3)$$

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2.4)$$

Haar 웨이블릿의 경우 그 형태가 간단하여 계산이 간단한 장점이 있다. 실제로 구현하는데 있어서는 식(2.5)와 같이 Haar 웨이블릿 $\psi(t)$ 을 기저함수로 하여 표현되는 차분 성분(D)과 Haar 웨이블릿의 스케일링 함수 $\psi(t)$ 을 기저함수로 하여 표현되는 평균 성분(A)을 구하게 된다.

$$f = \sum_{k=0}^{N-1} (A_k \psi(t) + D_k \psi(t)) \quad (2.5)$$

평균은 저주파(low frequency) 성분을 가지므로 LPF(low pass filter)를 통과한 것과 같고, 차분은 고주파(high frequency) 성분이므로 HPF(high pass filter)를 통과한 것과 같은데, 이를 그림으로 표현하게 되면 그림 4와 같다.

한 신호에 대해서 위와 같이 평균값과 차분값을 다 구하게 되면 그 크기가 배로 되기 때문에 down sampling 기법을 도입하기로 한다. 이는 그림 5와 같이, $2n$ 과 $2n+1$ 번째 신호($n=0,1,\dots$)에 대해 평균과 차분을 구하여 원래 신호의 크기를 유지하는 것을 말한다.

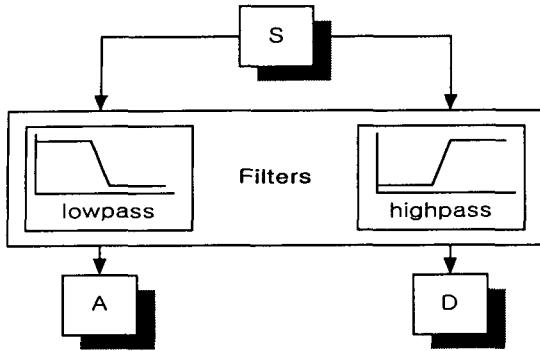


그림 4. 신호(S)의 평균(A)와 차분(D)

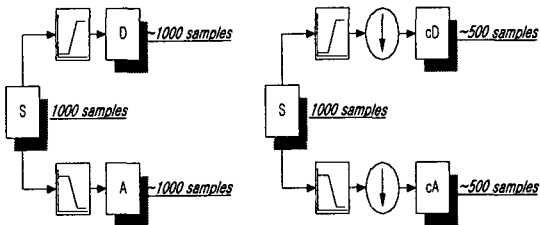


그림 5. 다운 샘플링(Down Sampling)

이와 같은 과정을 수차례 반복 수행하게 되면 그림 6과 같이 계속해서 분할이 되게 되는데 이렇게 축소된 영상을 갖고 다시 원래의 영상을 복원할 수 있는 특징을 갖고 있다. 이와 같이 웨이블릿 변환을 통해서 신호의 정보가 압축된 상태에서도 원 영상의 정보를 지니고 있고 이를 통해 특징을 추출할 수 있기 때문에 웨이블릿 변환을 특징 추출 방법으로 사용하게 된다.

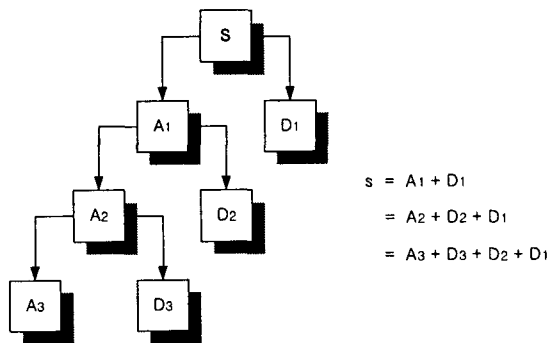


그림 6. 신호의 다중 분할

일반적으로 저주파 성분인 평균값은 신호의 identity를 결정하는 대부분의 정보를 포함하게 된다. 반면에 고주파 성분인 차분 값은 신호의 특징(flavor, nuance)을 지니고 있다고 보면 된다. 이런 성질을 사용하여서 영상에 대한 특징을 추출하도록 한다. 영상은 일반 신호가 x, y축으로 나열되어 있는 2D 신호로 생각할 수 있다. 이를 분석하기 위해서는 각각 x, y방향으로 LPF와 HPF를 통과시켜 average 값과 difference 값을 구하도록 한다. 이렇게 되면 양방향으로 두 가지의 성분(average 와 difference)이 나오게 되므로 한 영상에 대해서 네 부분의 분할된 성분이 추출된다.

그림 7에서 HH₄ 서브 밴드는 스케일링 함수에 해당하는 저역 필터를 통과한 신호에서 그림 8에서 수평 및 수직 방향으로 2³의 배수에 해당하는 신호를 샘플링(sampling)하고 여기에 웨이블릿 함수에 해당하는 필터를 적용한 것과 동일하게 된다.

그림 8에서 각각의 A점에서 B점으로 1화소씩 이동하는 것과 같이, 수평 방향으로 1화소씩 이동하여 2³의 배수를 샘플링하여 같은 필터를 적용하여 서브 밴드를 생성한다면, 하나의 HH₄ 서브 밴드에 대하여 해당하는 2³가지의 서브 밴드가 생성

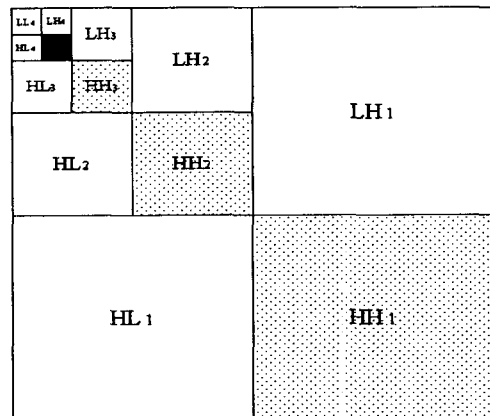


그림 7. 웨이블릿 변환의 서브 밴드

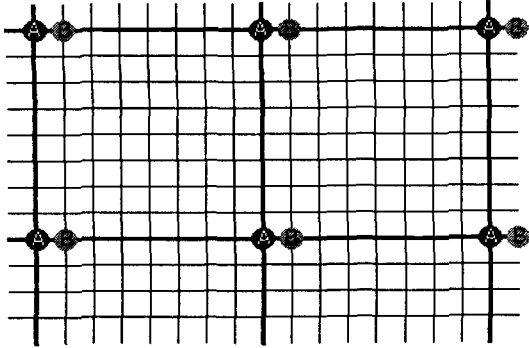


그림 8. 저역필터를 통과한 영상에서의 화소선택

된다. 이 때, 서브 밴드에서 수직 방향으로의 위치 이동은 고려하지 않아도 되는데, 이는 원래의 홍채 영상에서 θ 방향으로의 위치 이동이 일어나지만, R 방향으로의 위치 이동이 일어나지 않기 때문이다.

3.3 다수의 서브밴드 생성

홍채 영상이 수평 방향으로 2^3 개 화소만큼 이동한다면 HH_3 에서는 동일한 한 화소만큼의 위치 이동이 있게 되며, 이동한 HH_3 의 파형은 원래의 HH_3 의 파형과 동일하다.

그림 9에서 하나의 서브 밴드가 $(x(0), x(8), x(16), \dots)$ 인 것과 이를 이동하여 $(x(8), x(16), x(24), \dots)$ 인 것과 같다. 반면에 홍채 영상이 1~7개 화소만큼 이동한다면, HH_3 에서는 이 값들이

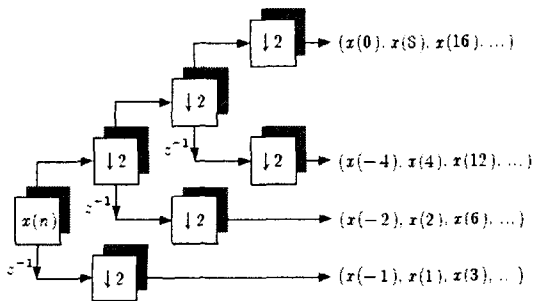


그림 9. 웨이블릿 변환에서의 샘플링

서브 픽셀 딜레이(sub-pixel delay)에 해당되어 표현될 수 없으며, 에일리어싱에 의한 파형의 왜곡이 발생하게 된다.

이러한 문제점을 해결하기 위하여 일반적인 웨이블릿을 사용하는 대신, 동일한 서브 밴드에 대하여 위치 이동에 따라 변화할 수 있는 모든 경우를 고려한 다수의 서브 밴드를 생성하고 이들 모든 서브 밴드에서 특징을 추출하고 등록된 값과 비교하여 최적의 특징 값을 선택하는 방법을 사용하였다.

위치 이동에 따라 변화할 수 있는 모든 경우를 고려한 다수의 서브 밴드는 풀 밴드(full-band) 영상에 확장된 기본 웨이블릿(dilated mother wavelet)을 직접 적용하고 LL_3 밴드에 해당하는 7개의 서브 밴드를 생성하였다. 수직 방향으로의 위치 이동이 없기 때문에 수평 방향으로만 그림 9와 같이 서브 샘플링(sub sampling)하면 된다.

3.4 최적의 특징값 선택

그림 10에서 표현된 다수의 서브 밴드에서 생성된 특징 값(Array(N))중에서 최적의 특징 값을 추출하는 방법은 그림 11과 같다.

이미 저장되어 있는 등록 데이터 f_R 과 사용자의 입력 영상을 통해 획득한 데이터 f_I 와의 비교를 통하여 얻은 결과 값 S_n 중에서 최대의 값을 선택하는 것이다.

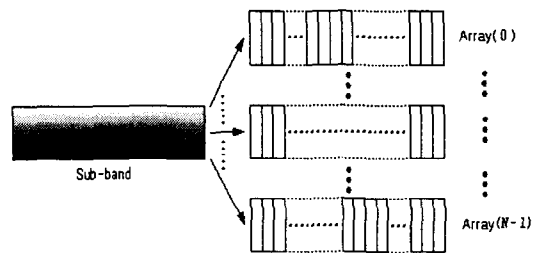


그림 10. 다수의 서브 밴드에서 생성된 다수의 특징 값

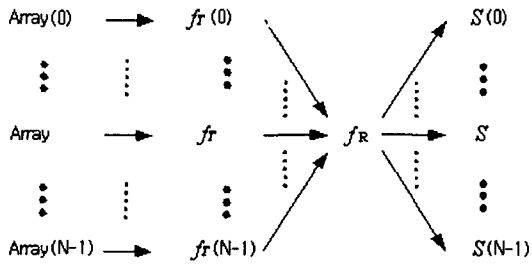


그림 11. 최적의 특징 값 선택

4. 실험결과

본 논문에 따른 위치 이동에 무관한 웨이블렛 변환을 이용한 홍채 인식 방법과 종래의 웨이블렛 변환을 이용한 홍채인식 방법을 비교하였다. 실험에 사용된 데이터는 10명에 대한 4장씩의 홍채 영상으로 총 1296개의 일치도 데이터를 사용하였다. 아래 표 1은 종래의 웨이블렛 변환을 이용한 홍채 인식 방법에 의한 FRR과 FAR 측정값을 나타낸 것이다. 종래 알고리즘의 FRR과 FAR이 모두 최소가 되는 점은 경계값 42.046이며, 이때의 FRR과 FAR값은 1.547이다.

아래 표 2는 본 논문에 따른 위치 이동에 무관한 웨이블렛 변환을 이용한 홍채 인식 방법에 의

표 1. 기존 알고리즘의 FRR과 FAR

경계값	FRR	FAR
40	0.694	2.257
45	2.778	0.521
50	6.944	0.087

표 2. 제안한 알고리즘의 FRR과 FAR

경계값	FRR	FAR
40	0.000	1.736
45	1.389	0.087
50	6.250	0.000

한 FRR과 FAR 측정값을 나타낸 것이다. 제안된 알고리즘의 FRR과 FAR이 최소가 되는 점은 경계값 42.857이며, 이때의 FRR과 FAR값은 0.794이다.

상기 실험결과에서 알 수 있듯이 본 논문에 따른 위치 이동에 무관한 웨이블렛 변환을 이용한 홍채 특징 추출 방법에 의한 알고리즘은 FRR과 FAR의 값이 기존 웨이블렛 방식의 알고리즘의 값보다 작아졌음을 알 수 있다.

5. 결론

본 논문에서는 홍채 인식 방법에 있어서 위치 이동에 무관한 웨이블렛 변환에 의해 홍채 특징을 추출함으로써 특징 벡터의 차원을 줄이고, 저용량 특징 벡터를 생성하여 저장용량의 감소와 처리시간의 단축에 의해 홍채 인식의 효율성이 보다 향상되도록 하여, 종래의 방법보다 저용량 특징 벡터의 패턴 구성이 가능하도록 알고리즘을 구현하였다.

홍채 인식 시스템의 성능은 오인식률(FAR; False Acceptance Rate)과 오거부율(FRR; False Rejection Rate)이라는 두가지 요소로 평가된다. 여기에서, 오인식률(FAR)은 등록되지 않은 사람을 등록된 것으로 잘못 인식해 출입을 허용할 가능성을 의미하며, 오거부율(FRR)은 등록된 사람을 등록되지 않은 사람으로 판정해 출입을 거부하는 비율을 의미하는 것으로 본 논문에서 제안한 위치 이동에 무관한 웨이블렛 변환을 이용한 홍채 인식 방법을 적용한 경우에는 종래의 웨이블렛 변환을 이용한 홍채 인식 방법에 비하여 오인식률(FAR)과 오거부율(FRR) 관점에서 성능이 크게 향상되었다. 이에 따라, 본 논문에서 제안한 위치 이동에 무관한 웨이블렛 변환에 의한 홍채 특징 추출 방법은 보다 적은 데이터로도 종래의 웨이블렛

변환에 의한 특징 추출 방법 보다 우수한 성능을 발휘하므로 홍채 인식기 개발 시 유용하게 적용할 수 있을 것으로 판단된다.

참 고 문 헌

[1] Anil K. Jain, Ruud Bolle and Sharath Pankanti BIOMETRICS Personal Identification in Networked Society, 1999.

[2] Anil Jain, Lin Hong and Sharath Pankanti, "Biometric Identification", Communications of The ACM, Vol. 43, No. 2, pp. 91-98, 2000.

[3] Randy K. Young, Wavelet Theory and Its Applications, Kluwer Academic, 1993.

[4] J. B. Allen and L. R. Rabiner, "A Unified Approach to Short-Time Fourier Analysis and Synthesis," Proc. IEEE vol.65, No.11, pp. 1558-1564, 1977.

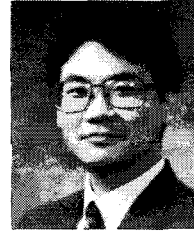
[5] M. R. Protonoff, "Time-Frequency Representation of Digital Signal and Systems Based on Short-Time Fourier Analysis," IEEE Trans. on ASSP, vol.28, pp. 55-69, Feb. 1988.

[6] Gilbert Strang, Waveltes and Filter Banks, Wellesley-Cambridge Press, 1996.

[7] M. Antonini, M. Barlaud, P. Mathieu, I. Daubechies, "Image Coding using Vector Quantization in the Wavelet Transform Domain," in Proc. IEEE ICASSP '90, pp.2297-2300.

[8] Huilin Xiong, Tianxu Zhang, and Y. S. Moon, "A Tralsation and Scale-Invariant Adaptive Wavelet Transform", IEEE Transactions on Image Processing. Vol. 9, No.12, pp.2100-2108, December 2000.

[9] 조성원, 성혁인, "Gabor 변환과 신경회로망을 이용한 홍채인식", 한국 퍼지 및 지능시스템 학회, Vol.7, No.2, pp.397-401, 1997.



임 철 수

- 1985년 서울대학교 계산통계학과(학사)
- 1988년 Indiana University(미) 전산과학과(석사)
- 1994년 서강대학교 전자계산학과(박사)
- 1985년~1996년 (주)데이콤, (주)신세기통신 근무
- 1997년 3월~현재 서경대학교 컴퓨터공학과 교수
- 관심분야 : 멀티미디어 통신, 무선 인터넷, 차세대 인터넷 응용기술



이 양 선

- 1985년 동국대학교 전자계산학과(공학사)
- 1987년 동국대학교 대학원 컴퓨터공학과(공학석사)
- 1993년 동국대학교 대학원 컴퓨터공학과(공학박사)
- 1994년 3월~현재 서경대학교 컴퓨터공학과 교수
- 2000년 2월~현재 멀티미디어학회 이사
- 2002년 2월~현재 프로그래밍언어연구회 이사
- 관심분야 : 멀티미디어시스템 응용, 프로그래밍 언어, 모바일 컴퓨팅
- 저서 : 자바입문(생능), C 기초+ α (피서북) 등