

# 최적의 워터마크 강도와 길이를 이용한 디지털 워터마킹

이영희<sup>†</sup> · 이정희<sup>††</sup> · 차의영<sup>†††</sup>

## 요 약

본 논문에서는 HVS(Human Visual System)와 신경회로망 중 SOM(Self-Organizing Map)을 이용하여 DWT 영역에서 영상에 적응적인 워터마킹 알고리즘을 제안한다. HVS는 brightness sensitivity와 texture sensitivity의 두가지 특성으로 설명될 수 있다. SOM은 영상의 지역적인 특징들을 얻는데 사용된다. 따라서 HVS와 SOM을 이용하여 삽입되는 워터마크의 최적의 강도와 길이를 결정한다. 실험을 통해 제안한 방법이 최적의 워터마크 강도와 길이를 제공하며 비가시성 테스트에서 우수함과 다양한 공격에 강인함을 알 수 있다.

키워드 : HVS, DWT, Neural network, Self-Organizing Map, Watermarking

## Digital Watermarking using the suitable watermark strength and length

Young-Hee Lee<sup>†</sup> · Jung-Hee Lee<sup>††</sup> · Eui-Young Cha<sup>†††</sup>

### ABSTRACT

In this paper, we propose an adaptive image watermarking algorithm in DWT domain by using HVS(human visual system) and SOM(Self-Organizing Map) among neural networks. HVS can be described in terms of two properties of HVS: brightness and texture sensitivity. The SOM is used to obtain the local characteristics of image. Therefore, the suitable strength and length of embedded watermark is determined by using HVS and SOM.. The experimental results show that proposed method provides a suitable strength and length of watermark and has good perceptual invisibility and robustness for various attacks .

Keywords : HVS, DWT, Neural network, Self-Organizing Map, Watermarking

### 1. 서 론<sup>1)</sup>

최근 저렴한 컴퓨터의 보급화 및 국내외 국가간의 인터넷 통신으로 인한 전자상거래의 폭이 확대되고 TV방송의 디지털화로 인하여 이미지,

비디오 및 음악 등 다양한 아날로그 콘텐츠들이 디지털 데이터의 형태로 변환되고 있다. 그러나 불법복제 및 불법배포로 인해 저작자의 수입원을 차단하여 창작에 대한 의욕을 저하시키고 있는 실정이다. 따라서 영상의 데이터의 저작권보호를 위한 여러 방법들이 제시되고 있으며 그 중 디지털 워터마킹 기법은 디지털 영상에 대한 인간의 시각으로는 지각할 수 없는 저작권 정보, 배포자

<sup>†</sup> 정희원: 부산대학교 컴퓨터공학과 박사수료 (교신저자)  
<sup>††</sup> 비희원: 부산대학교 멀티미디어학과 박사수료  
<sup>†††</sup> 비희원: 부산대학교 컴퓨터공학과 교수  
 논문접수: 2006년 6월 8일, 심사완료: 2006년 9월 22일

정보 그리고 사용자 정보를 영상에 삽입함으로써 비저작권자의 불법적인 조작을 막고 훗날 법적인 문제가 발생하였을 때 해결책을 제시할 수 있다.

## 2. 관련 연구

### 2.1 기존의 워터마크 기법

기존의 워터마크 기법은 크게 두 가지로, 영상의 픽셀 값에 워터마크를 삽입하는 공간영역에서의 워터마킹 기법과 영상을 주파수 변환 후 주파수 계수에 워터마크를 삽입하는 주파수 영역에서의 워터마킹 기법으로 나뉘어진다.

주파수 영역에서의 워터마킹 기법은 DFT, DCT, DWT 등과 같은 변환으로 주파수 공간으로 변환하여 그 주파수 영역들 중에서 시각적으로 덜 민감한 성분에 적용적으로 워터마크를 삽입하는 방법이다. 일반적으로 주파수 영역에서의 워터마킹 기법은 추가적인 연산이 필요하지만, 공간영역에서의 워터마킹 기법보다 잡음이나 일반적인 영상변화와의 압축 등에 강인하다. 따라서 최근의 기술들은 대부분 주파수 영역에 삽입하는 기법에 대한 연구가 주류를 이루고 있다[1][2].

모든 워터마킹 기법들은 세가지 요구 조건인 비가시성(perceptual invisibility), 다양한 영상 처리에 대한 강인성(robustness), 모호성 없이 워터마크를 추출할 수 있는 능력을 만족시켜야 한다.

DWT 기반의 워터마킹 알고리즘들은 워터마크를 삽입하는데 어떤 계수들 또는 어떤 특성들이 사용되느냐에 따라 다양하다.

Liang과 Ohnishi는 최고 저주파 부분(LL)에 워터마크를 삽입한다. 3개의 레벨로 분해된 LL은 DCT의 DC성분과 같은 의미를 가진다. 즉 영상의 낮은 주파수 성분이 LL에 위치하게 되는 것이다. 워터마크로 pseudo-random Gaussian sequence를 사용하여 각각의 계수 값에 더하여 워터마크를 삽입한다. 이는 워터마크의 강도를 크게해서 삽입하게 될 경우 사람 눈에 보일 수 있다는 단점이 있지만 조절을 잘하면 외부 공격에 강인하다는 장점을 가진다[3][4].

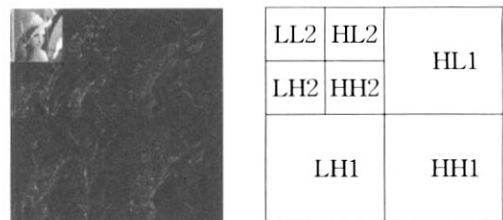
Xia는 DWT 계수값들을 이용하여 최고 저주파

부분이외의 고주파 서브밴드(LH,HL,HH)에 가우시안 랜덤 분포를 가지는 워터마크를 삽입한다. 사람의 눈이 둔감한 고주파 지역에 워터마크를 삽입하는 기법이므로 저주파 대역 삽입하는 기법보다는 외부공격에 강인하지 못하지만 화질의 열화를 방지 할 수 있다는 장점이 있다. 삽입되는 워터마크의 강도는 서브 밴드의 에너지와 분해 레벨에 따라 달라지며 시각적으로 인식되지 않기 위해 분해된 레벨에 따라 다른 강도의 워터마크를 삽입한다[2].

### 2.2 DWT(Discrete Wavelet Transform)

웨이블릿은 단일 원형 함수에 기반을 둔 뛰어난 scaling 특성으로 원 신호의 다중해상도(Multiresolution) 표현 및 분석이 가능하다.[5]

2차원 영상에서 웨이블릿 변환을 적용하면 그림1과 같이 서로 다른 단계의 다해상도 부대역 신호, 즉 저주파 대역(LL1)과 대각성분 대역(HH1), 그리고 수평성분 대역(LH1)과 수직성분 대역(HL1)의 부분 영상으로 분할 할 수 있다. 자연 영상의 경우 특성상 저주파 대역에 신호의 에너지가 집중되게 된다. 이렇게 영상의 대부분의 정보가 담겨 있는 저주파 대역만을 보면 또 하나의 새로운 영상으로 생각할 수 있으며 이 대역에 그림1처럼 다시 한번 웨이블릿 분해를 적용할 수 있다.



<그림 1> 2단계 웨이블릿 변환

영역의 크기가 제일 크며 세밀한 구조를 가지고 있는 하위 레벨의 각 대역에 HL1,LH1,HH1, 새로 분해된 상위 레벨의 4개의 대역에 대해서는 HL2, LH2, HH2,LL2로 각각의 대역을 구분할 수 있다.

### 2.3 HVS(Human Visual System)

삽입된 워터마크에 대한 가시성(visibility)은 이미지 배경의 밝고 어두운 정도(brightness)와 복잡도(texture)에 의해 영향을 받는다. 인간 시각 시스템에 따르면 두 가지 특성이 있다.

brightness sensitivity-인간의 눈은 영상의 밝기가 높거나 낮은 영역에 있는 잡음에 대해 덜 민감하다[6].

texture sensitivity-인간의 눈은 texture가 많은 지역에 덜 민감하지만, 예지들에 가까울 수록 더 민감하다[7]

### 3. 제안하는 알고리즘

기존의 워터마크는 영상의 특성을 고려하지 않고 워터마크의 강도와 길이를 임의적으로 또는 많은 실험을 통해서 결정을 짓는다. 따라서 영상의 화질을 보장하면서 워터마크의 강도  $\alpha$ 와 길이  $l$ 을 선택하는 방법이 중요하다고 할 수 있겠다. 따라서 본 논문에서는 영상을 DWT한 후 HVS를 워터마킹 알고리즘에 적용시키면서 다른 계수들  $v_i$ 에 대해 신경망 SOM을 이용하여 적응적인 워터마크의 강도와 길이를 통해 기존의 알고리즘을 향상시키는 알고리즘을 제공한다. SOM은 신경망(neural network)의 일종이며, 스스로 유사한 특성을 가진 데이터들을 자기 조직화하여 클러스터를 형성시킨다. 따라서 HVS를 기반으로 하여 각 영상에 대한 DWT의 저주파 성분(LL2)과 수직, 수평 방향의 고주파 성분(HL2, LH2)계수들의 특성 동시에 고려해서 LL2, HL2, LH2의 같은 위치의 계수들을 신경망 SOM의 입력으로 하여 유사한 계수들끼리의 클래스로 분류할 수 있다. 그리하여 본 논문에서는 영상의 저주파 대역의 어두운 영역이면서 예지나 텍스처를 많이 가지는 클래스에 워터마크를 삽입한다. 제안하는 알고리즘에 의해 워터마크가 삽입된 영상으로부터 시각적 비가시성과 워터마크의 강인성을 동시에 증가시킬 수 있다.

### 3.1 워터마크 삽입 알고리즘

제안하는 워터마킹 알고리즘은 다음과 같다.

[step 1] 웨이블릿 분해

원영상을 2-level 분해를 한다.

원영상이  $M \times M$  이면 LL2, LH2와 HL2의 크기는  $M/4 \times M/4$ 가 된다. .

[step 2] SOM에 의한 LL2,LH2,HL2의 계수 분류

본 논문에서는 워터마크를 삽입할 계수들을 분류하기 위해 신경망 중 SOM을 이용한다.

계수 분류를 위해 사용된 SOM 신경망의 구성은 입력 노드를 3개로 하고 출력 노드를 9개로 구성한다.

각 LL2, LH2, HL2 서브밴드의 같은 위치의 계수들을 수식1과 같이 SOM의 입력벡터로 사용한다.

$$V(i, j) = (X_{LL2}(i, j), X_{LH2}(i, j), X_{HL2}(i, j)) \quad (1)$$

여기서  $1 \leq i, j \leq \frac{M}{4}$  이고,  $X_k(i, j)$ 은  $k$  서브밴드의 DWT 계수 값이다.

삽입할 워터마크의 길이와 강도를 영상의 특징에 맞게 삽입하기 위해 SOM 신경망을 이용하여 모든 특징 벡터들은 9개의 class들로 분류되어진다.

$$Class C = \{C_1, C_2, \dots, C_9\} \quad (2)$$

여기서 낮은 숫자로부터 높은 숫자까지 가장 밝은 클래스에서 어두운 클래스 순서를 나타낸다. 그림 2은 SOM의 계수 분류과정을 보여준다. 각 클래스는 유사한 특징벡터를 가진 계수들로 구성되어 있다.

계수의 특징 벡터에 대해 적용한 SOM알고리즘은 다음과 같다[8].

-----  
 계수 클러스터링을 위한 SOM 알고리즘  
 =====

(i) 입력뉴런과 출력뉴런에 연결된 연결강도들을 작은 값으로 초기화하고 이웃반경을 초기화한다.

(ii) 새로운 입력벡터  $V$ 를 제시한다.

(iii) 입력과 출력뉴런  $j$  사이의 거리  $d_j$ 를 계산한다.

$$d_j = \sum_{i=0}^{N-1} (v_i(t) - w_{ij}(t))^2 \quad (3)$$

여기서  $v_i(t)$ 는 시각  $t$ 에서의  $i$ 번째 입력벡터이고  $w_{ij}(t)$ 는 시각  $t$ 에서의  $i$ 번째 입력벡터와  $j$ 번째 출력 뉴런 사이의 연결강도이다. 그리고  $N$ 은 입력벡터의 수이다.

(iv) 최소 거리  $d_i$ 인 출력 뉴런  $j^*$ 를 선택한다.

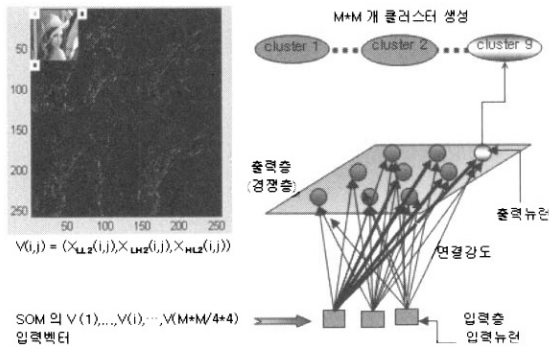
(v) 출력뉴런  $j^*$ 와 그 이웃 반경내의 뉴런  $j$ 들의 연결강도를 다음 식(4)에 의해 재조정한다.

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta(t)(v_i(t) - w_{ij}(t)) \quad (4)$$

$\eta(t)$  : 시간이 경과함에 따라 점차 감소하는 이득항(gain term),  $(0 \leq \eta(t) \leq 1)$

(vi) 모든 입력 벡터들에 대해 단계 ii와 v까지 반복한다.

=====



<그림 2> SOM의 계수 분류과정

[step 3] 워터마크 삽입영역 선택

분류된 각 클래스는 클래스 내의 LL2, HL2, LH2의 각 평균값들을 통해 brightness와 texture의 정도를 알 수 있다.

본 논문에서는 LL2 서브밴드에서 영상의 어두운 영역이면서 영상의 에지나 텍스처 등이 많은 부분인  $C=C9$ 인 부분을 워터마크 삽입영역으로 선택한다.

[step 4] 워터마크의 강도와 길이 선택

워터마크의 강도( $\alpha_c$ )는 다음 식으로 정한다.

$$\alpha_c = 1.5 * \frac{Var_c}{Mean_c} \quad (5)$$

$\alpha_c$ 는 C번째 클래스에 속하는 계수에 삽입되는 워터마크의 적응적인 강도를 나타낸다.

$Var_c$ 는 C번째 클래스의 분산을 나타낸다.

$Mean_c$ 는 C번째 클래스의 평균값을 나타낸다.

워터마크의 길이는 워터마크를 삽입하고자 하는 클래스가 가지는 계수의 개수와 같다.

본 논문에서는 영상의 화질을 보장하면서 전 영상에 신경망을 통하여 영상의 특징에 맞게 워터마크의 강도와 길이를 적응적으로 선택하여 삽입할 수 있다는 것이 특징적이라고 할 수 있다.

[step 5] 워터마크 생성

Cox의 논문은 임의적으로 워터마크의 길이를 1000개 생성한 반면 본 논문에서 사용되는 워터마크  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_j\}$ 는 평균이 0이고 분산이 1인 가우시안 정규분포로부터 발생된 0에서 1사이의 값을 가지는  $j$ 개의 실수인 pseudo-random sequence이다. 여기서  $j$ 은 SOM을 거쳐 생성된 워터마크가 삽입될 클래스가 가지는 계수의 수와 같다. 따라서 삽입될 워터마크의 길이는 영상의 특징에 따라 적응적으로 정해질 수 있다. 이는 화질의 열화방지와 공격으로부터 강인성을 갖게 된다.

[step 6] 워터마크 삽입

워터마크를 분류된 클래스에서 삽입영역으로 선택한 클래스에 다음 과 같은 식을 사용하여 워터마크를 삽입한다.

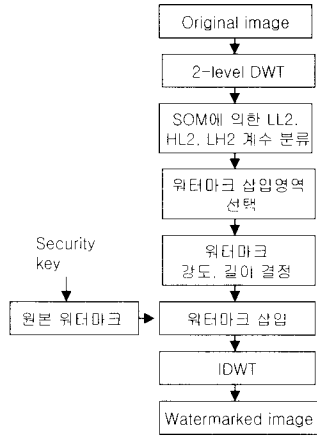
$$X_{LL2,c}^*(u, v) = X_{LL2,c}(u, v)(1 + \alpha_c \cdot w_{LL2,c}(u, v)) \quad (6)$$

$X_{LL2,c}(u, v)$ 는 각 LL2 서브밴드의 DWT 계수들의 해당 클래스와 위치를 나타낸다.

$X_{LL2,c}^*(u, v)$ 는 LL2 서브밴드의 워터마크가 삽입된 DWT 계수들의 해당 클래스와 위치를 나타낸다.  $X_{LL2,c}(u, v)$ 는 LL2 서브밴드에 삽입되는 워터마크이다.

[step 7] 역변환

각 계수들을 역변환하여 워터마크가 삽입된 영상을 얻는다.



<그림 3> 워터마크 삽입 알고리즘

3.2 워터마크 추출 알고리즘

제안하는 워터마크 추출 알고리즘은 원영상을 필요로 한다. 워터마크의 추출은 삽입단계의 역과정으로 다음과 같다.

[step 1] 웨이블릿 변환

워터마크가 삽입된 영상과 원영상을 각각 2-level DWT을 한다.

[step 2] 훈련된 SOM을 이용한 계수 분류

원영상의 LL2, HL2, LH2의 같은 위치에 있는 계수들을 입력벡터로 훈련된 SOM을 이용하여 계수를 분류하여 한다.

워터마크 강도  $\alpha_c$ 와 길이는 삽입 과정에서 사용했던 해당 클래스에 대한 값을 사용한다.

[step 3] 워터마크 추출

원영상의 분류된 계수 값의 위치와 동일한 위치에 있는 워터마크가 삽입된 영상의 계수 값을 가지고 수식 (7)의 과정을 통해 삽입된 랜덤 워터마크를 추출한다.

$$w_{LL2,c}^*(u, v) = \frac{X_{LL2,c}^*(u, v) - X_{LL2,c}(u, v)}{\alpha_c \cdot X_{LL2,c}(u, v)} \quad (7)$$

[step 4] 상관관계 분석

원본 워터마크와 추출된 워터마크 사이의 객관적인 유사성을 측정하기 위하여 통계학적 접근 방법을 이용한다.

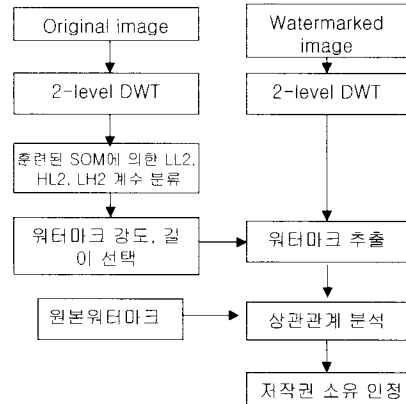
원영상에 삽입된 원본 워터마크를  $W$ , 외부의

공격을 받지 않았거나 각종 영상처리나 기하학적 변형에 의해 변형된 워터마크가 삽입된 영상에서 추출된 워터마크를  $W^*$ 라고 하면 이 둘 사이의 유사성을 판단하는 상관계수는 식 (8)과 같다.

$$corr(W, W^*) = \frac{\sum W \cdot W^*}{\sqrt{\sum W^2 \cdot \sum W^{*2}}} \quad (8)$$

상관계수는 공분산을 각각의 표준편차로 나누어서 표준화한 것으로 -1에서 1까지 값을 갖는다.  $W$ 와  $W^*$ 의 선형 관계가 강할수록 상관계수의 절대값은 1에 가깝고, 약할수록 상관계수의 절대값은 0에 가깝게 된다[1].

따라서 상관계수가 1에 가까운 값을 나타내고 임계치 T를 초과하면 추출된 워터마크는 원본 워터마크와 동일하다고 볼 수 있고 저작권 소유자의 것임을 인정할 수 있다.



<그림 4> 워터마크 추출 알고리즘

4. 실험 결과 및 분석

제안한 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 Pentium IV 1.5GHz, 메모리 512MB, matlab 6.0의 환경에서 구현되었다.

256×256 크기의 8비트 gray영상들을 사용하여 실험하였으며, Haar 필터를 사용하여 2단계 웨이블릿 변환 후 워터마크 key가 400인 pseudo-random sequence를 삽입하였다.

제안한 알고리즘에 대해 비가시성(invisibility), 강인성(robustness)측면에서 성능을 평가하였다. 특히 제안된 알고리즘의 강인성을 확인하기 위해 워터마크가 삽입된 영상에 대해 필터처리(filtering), JPEG 압축, 잡음 첨가와 같은 다양한

영상처리 및 축소와 확대와 같은 기하학적 변환을 가한 후 워터마크를 추출할 수 있는지 실험을 하였다. 워터마크의 검출과 강인성에 대한 성능평가 지수로 상관계수를 계산하였으며 비가시성에 대한 성능평가 지수로 워터마크가 삽입된 영상에 대한 PSNR(Peak Signal to Noise Ratio)를 계산하였다.

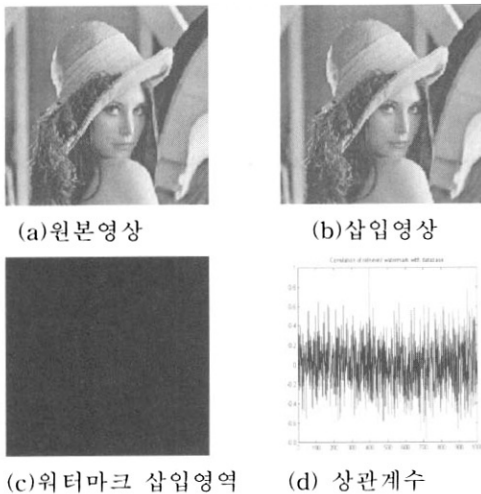
비교대상인 Xia의 실험은 해당 논문[2]에서 제시된 방법으로 LL2를 제외한 모든 대역에 N=1000 워터마크를  $\alpha=0.1$ 의 세기로 삽입하여 실험하였다.

#### 4.1 비가시성(invisibility)

결과에서 인간의 시각으로는 워터마크의 삽입 여부를 감지하기가 어려움을 알 수 있다. 영상의 변형이나 왜곡에 대해 명확히 살펴보기 워터마크가 삽입된 영상들에 대해 PSNR(dB)를 계산하여 <표 1>에 나타내었다. PSNR이란 영상처리학회에서 설정해 놓은 화질측정단위를 말한다. 그리고 화질이 1dB 씩 증가할 때마다 화질 상태의 개선효과를 육안으로 확연하게 구분할 수 있다고 알려져 있다. PSNR은 다음 식과 같다.

$$PSNR(dB) = 10 \log_{10} \left( \frac{255^2}{mse} \right) \quad (9)$$

계산결과 영상별로 약간씩 차이가 있으나 화질이 양호함을 알 수 있다.



<그림 5> Lena영상에 대한 워터마크 삽입

<표 1> 워터마크가 삽입된 영상별 PSNR

image	PSNR	워터마크 삽입개수
Xia's method	27.95	1000
Proposed algorithm	33.8623	922

#### 4.2 강인성(robustness)

##### 4.2.1 잡음 첨가(Noise Addition)

본 실험에 분산이 0.1, 0.01인 가우시안 잡음(Gaussian Noise)과 잡음농도가 0.05인 Salt & Pepper 잡음을 원영상에 첨가하였다. 2 level의 LL2 영역에 워터마크를 삽입함으로써 Cox 방법의 저주파 대역의 워터마크 삽입 효과를 가질 수 있었다. 분산이 0.1인 Gaussian 잡음의 경우 비록 수치가 낮지만 Xia 방법 보다 좋은 결과를 가졌다. 화질의 열화가 심하기 때문에 저작권을 얘기하기에는 무의미 하다고 하겠다. 하지만 분산이 0.01인 경우 0.5593이라는 좋은 결과를 나타내었다.

<표 2> 잡음에 대한 상관계수

잡음	Salt & Pepper	Gaussian (분산=0.1)	Gaussian (분산=0.01)
Xia's method	0.5191	0.082	0.4986
Proposed algorithm	0.5341	0.1682	0.5593

##### 4.2.2 필터링(Filtering)

필터링 공격으로 Blurring 과 Sharpening 을 사용하였다. Blurring 공격은 Gaussian Low Pass Filter( $\sigma=0.5$ ,  $3 \times 3$ )를 이용하였고, Sharpening 공격은 식(10)과 같이 원영상으로부터 저주파 통과 필터링한 결과를 감하는 Unsharp Filter( $\alpha=0.5$ ,  $3 \times 3$ )를 사용하였다.

$$\frac{1}{\alpha+1} \begin{pmatrix} -\alpha & \alpha-1 & -\alpha \\ \alpha-1 & \alpha+5 & \alpha-1 \\ -\alpha & \alpha-1 & \alpha \end{pmatrix} \quad (10)$$

결과를 보면 기존 논문에 비해 향상됨을 알 수 있다. 이는 Gaussian Low Pass filter나 unsharp 필터가 영상의 저주파 영역에 삽입된 워터마크를 대부분 통과시켰기 때문으로 볼 수

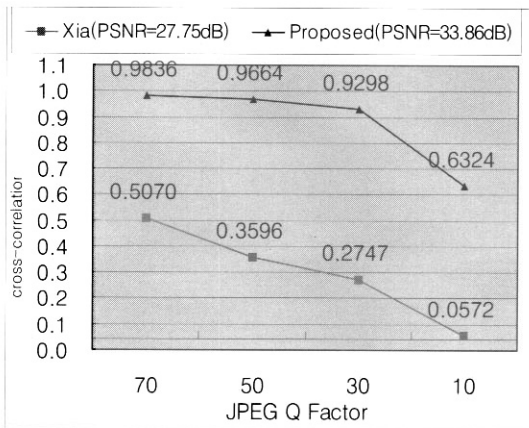
있다.

<표 3>필터링에 대한 상관계수

Filtering	Blurring	Sharpening
Xia's method	0.5478	0.2875
Proposed algorithm	0.9740	0.7406

4.2.3 JPEG 압축

JPEG 손실 압축(Lossy compression)의 Quality Factor를 10~70까지 변화시켜 상관계수를 측정하였다. 측정 결과 특히 QF=10에서도 높은 강인성을 갖고 있음을 알 수 있다. 이는 JPEG가 고주파 영역을 공격하는 것에 비해 워터마크가 저주파 대역인 LL2 영역에 삽입되었기 때문으로 볼 수 있다.



<그림 6> JPEG 압축에 대한 상관계수

4.2.4 축소(Zoom Out)와 확대(Zoom In)

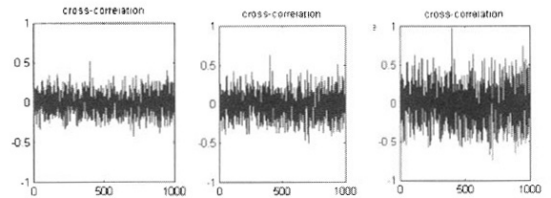
워터마크가 삽입된 영상을 1/2배로 축소한 후 원래 크기로 만들어 강인성을 확인하여 보았다. 그리고 2배로 확대한 후 원래의 크기로 만들어 강인성 테스트를 해보았다.

<표 4>축소와 확대에 대한 상관계수

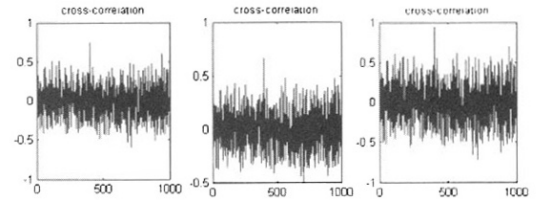
Filtering	축소	확대
Proposed algorithm	0.6633	0.9408

기하학적 공격인 축소와 확대에 대해서 모두 워터마크를 추출할 수 있었다.

그림7은 외부 공격들에 대한 상관계수 결과들을 보여주고 있다.



(a)Salt & Papper (b)압축 QF=10 (c)Blurring  
0.01인 경우



(d)Sharpening (e)축소 (d)확대

<그림 7> 외부 공격들에 대한 상관계수

5. 결론 및 향후 과제

본 논문에서는 웨이블릿 변환과 영상의 다양한 영상의 특징에 대해 적절한 워터마크 강도와 길이를 적응적으로 삽입하기 위해 HVS와 신경회로망 중 SOM을 이용한 적응적 디지털 이미지 워터마킹을 제안하였다.

영상의 저주파 영역에서도 영상의 에지나 텍스처 등이 많은 부분을 선택하였고 워터마크의 강도와 길이를 적응적으로 조절하여 삽입하였기 때문에 영상 처리나 공격에 대한 강인성과 비가시성을 동시에 향상시킬 수 있음을 실험을 통하여 확인할 수 있었다.

향후 연구과제로는 워터마크를 검출할 때 원영상을 필요로 하지 않고 워터마크가 삽입된 영상 자체에서 워터마크를 검출할 수 있는 워터마킹 기법에 대한 연구와 칼라영상, 동영상에 적용할 수 있는 저작권 보호를 위한 디지털 워터마킹 기법등이 연구되어야 할 것이다.

참고 문헌

[1] I. J. Cox, J.Jilian, T. Leighton, T. Shamon, "Secure Spread Spectrum Watermarking for Multimedia," IEEE Trans. on Image Processing, Vol.6, No.1, pp1673-1687, 1997.

[2] X. G. Xia, C. G. Boncelet, G. R. Arce, "A Multiresolution Watermarking for Digital Images," IEEE Int. Conf. on Image Processing, vol.1, pp.548-551, 1997.

[3] J. Liang. et al. "A universal robust low frequency watermarking scheme," submitted to IEEE Trans. on Image Processing, 2000

[4] J. Ohnishi, et al. "A method of watermarking with multiresolution analysis and pseudo noise sequences," Systems and Computers in Japan 29, pp.11-19, 1988

[5] V.Strela, P.N.Heller, and G.Strang, "The application of multiwavelet filterbanks to image processing", IEEE Trans, On Image Processing, 1999,8(4):548-563

[6] WATSON.A.B, "DCT quantization matrices visually optimized for individual images".SPIE: Human vision, visual processing and digital display IV., Vol.1913, pp 202-216,1993.

[7] Jayant.N.Hohnstok.J."signal compression based on model of human perception" proc. IEEE,81(10), pp.1385-1422, 1993.

[8] G. A. Carpenter and S. Grossberg, "A Massively Parallel Architecture for A Self-Organizing Neural Pattern Recognition Machine," Computer Vision, Graphics, and Image Processing, Vol.37, pp.54-115, 1987.



**이 영 희**

1997 경상대학교 공과대학 전자재료공학과(공학사)  
 2003 부산대학교 대학원 영상정보공학과(공학석사)  
 2005 부산대학교 대학원 컴퓨터공학과 (공학박사 수료)  
 1997~2000 공군기술고등학교 정보통신과 교사 (중위제대)  
 2000~2005 울산정보통신고등학교 자동화시스템과 교사  
 2006~현재 삼호중학교 교사  
 관심분야: 신경회로망, 컴퓨터비전, 멀티미디어, 정보보안  
 E-Mail: goto202@mail.use.go.kr



**이 정 희**

1990 부산대학교 사범대학 상업교육과(상학사)  
 1997 부산대학교 교육대학원 상업정보교육학과 (교육학석사)  
 2002 부산대학교 대학원 멀티미디어학과 (공학박사 수료)  
 1993~1999 양산여자고등학교 교사  
 1999~현재 양산제일고등학교 교사  
 2005 EBS 수능고득점실전모의고사 문제출제위원  
 관심분야: 워터마킹, 신경회로망, 멀티미디어, e-learning  
 E-Mail: multi\_media@hanmail.net



**차 의 영**

1979 경북대학교 공과대학 전자공학과 (이학사)  
 1982 서울대학교 자연대학 계산통계학과 (이학석사)  
 1998 서울대학교 공과대학 컴퓨터공학과 (공학박사)  
 1980~1985 한국전자기술연구소 시스템부 연구원  
 1995~1996 University of London 방문교수  
 1985~현재 부산대학교 공과대학 전자전기정보컴퓨터공학부 교수  
 관심분야: 컴퓨터비전, 신경회로망 이론, 웨이블릿, 워터마킹  
 E-Mail: eycha@pnu.edu