

# HVS와 신경회로망을 이용한 디지털 워터마킹

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

## 요 약

본 논문에서는 DCT 도메인에서 영상의 블록에 대한 분류에 따라 다른 블록들에 삽입될 워터마크의 강도를 적응적으로 조절하여 워터마크를 삽입하기 위해 인간 시각 시스템(HVS)과 신경회로망 중 SOM(Self-Organizing Map)을 이용한 적응적 디지털 이미지 워터마킹을 제안한다. 인간 시각 시스템을 기반으로 하여 블록의 특징벡터를 찾아낸다. 블록의 특징벡터를 입력으로 SOM에 의해 블록들은 4등급으로 분류된다. 이들 중 3개의 등급에 속하는 블록을 선택하여 DCT 계수들 중 DC성분을 제외한 저주파 성분만을 가지는 6개의 계수들을 선택하여 워터마크를 삽입한다. 실험을 통해 새로 제안된 알고리즘은 좋은 화질을 얻을 수 있을 수 있었고 JPEG 압축, 영상처리, 기하학적 변환과 잡음과 같은 공격에 아주 강인하였다.

키워드 : 인간 시각 시스템, 신경회로망, 자기조직화 맵, 워터마킹

## Digital Watermarking using HVS and Neural Network

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

## ABSTRACT

We propose an adaptive digital watermarking algorithm using HVS(human visual system) and SOM(Self-Organizing Map) among neural networks. This method adjusts adaptively the strength of the watermark which is embedded in different blocks according to block classification in DCT(Discrete Cosine Transform) domain. All blocks in 3 classes out of 4 are selected to embed a watermark. Watermark sequences are embedded in 6 lowest frequency coefficients of each block except the DC component. The experimental results are excellent.

Keywords : HVS, Neural Network, SOM, Watermarking

## 1. 서 론

최근 국내 홈페이지 관리자들도 무단으로 저작권자들의 데이터 정보를 무단으로 자신의 홈페이지에 올려 저작권 침해에 따른 비용을 지불한 사

례가 여러 차례 있다. 이에 따라 디지털 영상물의 저작권 보호와 인증에 대한 관심이 집중되고 있는 추세이다. 저렴한 컴퓨터의 보급화와 국내와 국가간의 인터넷 통신으로 인한 전자상거래의 폭이 확대되고 TV방송의 디지털화로 인하여 이미지, 비디오 및 음악 등 다양한 아날로그 콘텐츠들이 디지털 데이터의 형태로 변환되고 있다.

디지털 데이터는 특성상 기존의 아날로그 정보

<sup>†</sup> 정 회 원: 부산대학교 대학원 컴퓨터공학과(교신저자)  
<sup>††</sup> 정 회 원: 부산대학교 대학원 멀티미디어학과 공학박사  
<sup>†††</sup> 부산대학교 컴퓨터공학과 교수  
 논문접수: 2005년 10월 12일, 심사완료: 2006년 1월 6일

와 비교할 때 상대적으로 저장비용이 싸고 편집과 복제가 용이하며 검색에 있어 편리하다. 또한 네트워크를 통해 저가의 비용으로 배포될 수 있고 배포과정에서의 품질의 저하현상도 발생하지 않는다는 장점을 가지고 있다. 그러나 디지털 데이터의 전송 및 처리는 많은 장점들을 가진 반면 동시에 심각한 문제점을 가지고 있다. 불법복제 및 불법배포가 쉽고 원본 데이터의 변형이 쉽다는 것이다. 이는 저작자의 수입원을 차단하여 창작에 대한 의욕을 저하시키는 매우 중요한 문제이다. 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 정보 그리고 사용자 정보를 영상에 삽입함으로써 비저작권자의 불법적인 조작을 막고 훗날 법적인 문제가 발생하였을 때 해결책을 제시할 수 있다.

## 2. 관련 연구

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 적응적으로 워터마크를 삽입하는 방법이다. 일반적으로 주파수 영역에서의 워터마킹 기법은 추가적인 연산이 필요하지만, 공간영역에서의 워터마킹 기법보다 잡음이나 일반적인 영상변화와 압축 등에 강인하다. 따라서 최근의 기술들은 대부분 주파수 영역에 삽입하는 기법에 대한 연구가 주류를 이루고 있다[1][4].

Mohammed A. Al-Mohimeed는 바이너리 워터마크를 사용하여 삽입될 워터마크가 1이면 값을 변화시키지 않고 0이면 양자화(quantization) 키를 이용하여 워터마크를 삽입한다. 삽입될 계수에 따라 양자화 키를 사용하기 때문에 각각 다른 크기의 워터마크를 삽입할 수 있다는 장점이 있다. 그러나 최적의 크기를 유도한 것은 아니므로

한계를 가지고 있다[6].

Zhang등은 영상을 8\*8 블록 DCT한 후 고주파 성분과 저주파 성분 모두에 각 계수의 특성에 따라 워터마크의 크기를 조절하는 상수  $\alpha$ 와  $\beta$ 를 영상의 밝고 어두운 정도(brightness)와 복잡도(texture) 특성을 먼저 결정하고 이에 따라 워터마크를 삽입하였다. 그러나  $\alpha$ 와  $\beta$ 가 상수라는 점에서 알고리즘의 한계가 있다[7].

Kaixiang Yi는 워터마크로 영상을 사용했다. 우선 워터마크 이미지를 8\*8 블록 DCT 한 후 삽입될 워터마크를 생성하고 원 영상은 8\*8 블록 DCT 와 HVS 특성을 블록별로 분류한다. 즉, 밝고 어두운 정도(brightness sensitivity)와 복잡하고 그렇지 않은 경우(texture sensitivity)로 나누어 삽입할 때 중요 기준을 제시한다. 세 개의 클래스로 분류하는데 첫 번째는 명도가 낮고 텍스처 성분이 낮은 경우 세 번째 클래스는 명도가 높고 텍스처 성분도 높은 경우 그리고 나머지는 두 번째 클래스로 분류한다. 블록 중심으로 HVS를 측정하여 세 개의 클래스로 나누고 HVS를 사용함으로써 워터마크를 삽입할 때 사람의 인지 능력을 최대한 활용하였다는 점이 특징이다[8].

본 논문에서는 Kaixiang Yi이 제시한 HVS 특징에 따른 블록 분류 방법을 보완하여 자기 유사 특성을 가진 블록을 분류하기 위해 본 논문에서는 SOM 신경회로망을 이용하는 알고리즘을 제시한다.

## 3. 제안하는 알고리즘

### 3.1. 블럭 선택

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-배경이 더 밝으면 삽입된 신호에 대한 가시성은 더 낮아진다[9].

texture sensitivity- texture가 더 강하면 삽입된 신호에 대한 가시성은 더 낮아진다[10].

시각 마스킹들에 기반하여 우리는 신경회로망

들 중 분류기로서 잘 알려진 SOM을 이용하여 전체 이미지의 8\*8 DCT 블록들을 4개의 클래스로 분류한다.

여기서 우리는 각 클래스에 해당하는 블록들을 선택해서 워터마크의 강도  $\alpha$ 를 적용적으로 선택하여 워터마크를 삽입한다.

SOM은 신경망(neural network)의 일종이며, 입력 데이터들을 데이터들의 자기 유사특성을 이용하여 스스로 유사한 특성을 가진 데이터끼리 자기 조직화하여 클러스터를 형성시킨다.

따라서 우리는 원 이미지에 대한 블록들을 분류하기 위해 SOM clustering technique를 사용한다.

블록 선택의 자세한 단계는 다음과 같다.

#### step I:

원 이미지(M\*N)을 8\*8 블록들로 나누고 각 블록들에 대해 DCT 변환을 한다.

#### setp II:

각 블록에 대한 brightness sensitivity의 평균은 DC 성분에서 구해진다.

texture sensitivity는 먼저 JPEG 압축 알고리즘에서 사용되는 양자화 테이블을 사용하여 각 블록에 대한 DCT 계수들을 양자화하고 0이 아닌 계수들의 수를 계산하여 얻어진다. 수가 크면 클수록 그 블록에 있는 texture는 더 강하다[11].

◎ brightness sensitivity:

$$B_k = X_k(0, 0) \quad (1)$$

$X_k(0, 0)$ 는 k번째 블록에 대한 DCT 계수의 DC성분 값이다.

◎ Texture sensitivity:

$$T_k = \text{num}[\text{Round}[\frac{X_k(u, v)}{Q_{(u, v)}}]], \quad 0 \leq u, v \leq 8 \quad (2)$$

$k=1, \dots, (M*N)/(8*8)$ ,  $X_k$ 는 각 블록의 DCT 계수들이다.

따라서 각 블록들은 다음과 같은 특징 벡터를 가진다.

$$V_k = (B_k, T_k) \quad (3)$$

$V_k$  들은 SOM 신경망의 입력 노드에 입력 벡터가 된다.

#### step III:

SOM 신경망을 이용하여 모든 특징 벡터들은 4개의 class 들로 분류되어 진다. 그림1은 SOM의 블록 분류과정을 보여준다. 각 클래스는 유사한 특징벡터를 가진 블록들로 구성되어 있다.

블록의 특징 벡터에 대해 적용한 SOM알고리즘은 다음과 같다[5].

#### ◆ SOM 알고리즘

[단계 1] 입력뉴런과 출력뉴런에 연결된 연결강도들을 작은 값으로 초기화하고 이웃반경을 초기화한다.

[단계 2] 새로운 입력벡터(특징벡터) V를 제시한다.

[단계 3] 입력과 출력뉴런 j 사이의 거리  $d_j$ 를 계산한다.

$$d_j = \sum_{i=0}^{N-1} (v_i(t) - w_{ij}(t))^2 \quad (4)$$

여기서  $v_i(t)$ 는 시각 t에서의 i번째 입력벡터이고  $w_{ij}(t)$ 는 시각 t에서의 i번째 입력벡터와 j번째 출력 뉴런 사이의 연결강도이다.

[단계 4] 최소 거리  $d_j$ 인 출력 뉴런  $j^*$ 를 선택한다.

[단계 5] 출력뉴런  $j^*$ 와 그 이웃 반경내의 뉴런들의 연결강도를 다음 식(4)에 의해 재조정한다.

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta(t)(v_i(t) - w_{ij}(t)) \quad (5)$$

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

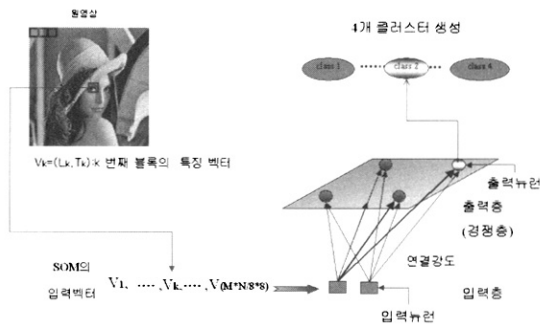
[단계 6] 모든 입력 벡터들에 대해 단계 2와 5까지 반복한다.

분류된 블록들의 결과를 보면 다음과 같은 특징을 가진다.

- Class I: 어둡고 부드러운 성분을 가진 블럭들
- Class II: 어둡고 거칠은 성분을 가진 블럭들
- Class III: 밝고 부드러운 성분을 가진 블럭들
- Class IV: 밝고 거칠은 성분들 가진 블럭들

4개의 Class들의 특성은 각 클래스내에 있는 블록들이 가지는 brightness 와 texture sensitivity 결과들의 평균값을 통해 알 수 있다.

우리는 인간 시각 특성을 이용하여 워터마크를 삽입할 class II, III, IV에 속하는 블록들을 선택한다. class의 등급이 높을수록 삽입할 DCT 계수에 삽입할 워터마크의 강도를 적응적으로 높게 설정한다. 본 논문에서는 선택된 블록들의 수는 다른 이미지들과 워터마크의 정보에 따라 달라질 수 있다.



<그림 1> SOM의 블록 분류과정

### 3.2 워터마크의 삽입

제안하는 알고리즘에서 사용하는 워터마크  $W = \{w_1, w_2, \dots, w_M\}$ 는 평균이 0 이고 분산이 1인 가우시안 정규분포  $N(0,1)$ 로부터 128개씩 실수 값으로 발생되는 pseudo-random sequence 로 구성된다. 여기서 M은 워터마크의 길이(length)이다.

원본 이미지는 겹치지 않은  $8 \times 8$  블록들로 분해된다. 그리고 각 블록들에 대해 DCT를 수행한다. DCT 계수들은 JPEG 압축 알고리즘과 같이 zig-zag 스캔으로 기록된다.

워터마크를  $W$ 를 삽입하기 위해 다음과 같은 식을 사용한다.

$$X_k^*(u, v) = X_k(u, v)(1 + \alpha_C w_k(u, v))$$

for  $(u, v) = (0,1), (1,0), (2,1), (1,1), (1,2), (1,3)$  (6)

$X_k(u, v)$ 는 K번째 블록의 DCT 계수들의 위치를 나타낸다.  $X_k^*(u, v)$ 는 K번째 블록의 워터마

크가 삽입된 DCT 계수들의 위치를 나타낸다.

$w_k(u, v)$ 는 K번째 블록에 들어가는 워터마크로이다. pseudo-random sequence에서 첫 번째부터 순서대로 삽입되어 모든 블록에 대해 삽입될 때 까지 128개씩 반복하여 삽입된다. 따라서 삽입되는 영상에 따라 분류되는 블록의 수가 달라지므로 사용자는 삽입되는 워터마크 데이터 길이를 다르게 소유하게 된다.

이는 고정적으로 1000개의 워터마크 데이터를 영상에 삽입하는 Cox의 방식과 달리 영상의 특성에 맞추어 삽입되는 워터마크의 양이 조절되어 화질을 높일 수 있다는 장점이 있다

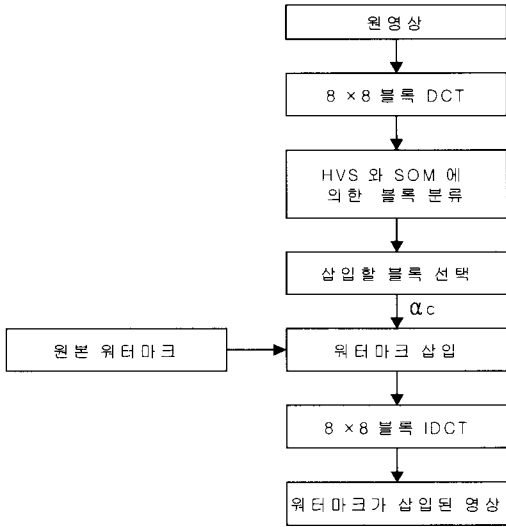
$\alpha_C$ 는 C번째 클래스에 속하는 블록에 들어가는 워터마크의 적응적인 강도를 나타낸다.

삽입되는 워터마크는 각 블록에서 DC계수를 제외하고 주파수가 가장 낮은 계수부터 시작하여 6개의 계수에 워터마크를 삽입한다.

그림 2는 본 논문에서 제안하는 워터마크 삽입 알고리즘을 보여준다.

먼저 원본 이미지를 겹치지 않는  $8 \times 8$  블록들로 분해한다. 그리고 모든 블록에 대해 DCT 과정을 수행한다. 그리고 각 블록의 brightness sesnsitivity 와 texture sensitivity를 계산하여 SOM 신경망의 입력으로 사용한다. SOM 신경망은 모든 블록을 4가지 class로 분류한다.

class들 중 3개의 클래스를 선택하여 각 class II, III, IV에 해당하는 블록들에 대해서만 적응적으로 다른 워터마크 강도  $\alpha_C$  를 정한다.



<그림 2> 워터마크 삽입 알고리즘

3.3. 워터마크 추출

그림 3에 제안하는 워터마크 추출 알고리즘을 보여준다. 원영상과 워터마크가 삽입된 영상에 대해 8x8 블록 DCT를 수행한다. 워터마크 강도  $\alpha_c$  는 워터마크 삽입 과정에서 사용되었던 방법으로 원영상에서 선택된 블록이 속한 클래스에 의해 구해진다. 그리고 워터마크가 삽입된 블록들의 위치와 그 블록들에 속해있으면서 워터마크가 삽입되어 있는 DCT 계수들에 대해 수식 (7)의 과정을 통해 삽입된 워터마크를 추출한다.

$$w_k^*(u, v) = (X_k^*(u, v) - X_k(u, v)) / \alpha_c X_k(u, v)$$

for  $(u, v) = (0,1), (1,0), (2,1), (1,1), (1,2), (1,3)$  (7)

$$W = \bigcup_{k \in \{c2, c3, c4\}} W_k$$
 (8)

- C2: 클래스 II에 속하는 블록들
- C3: 클래스 III에 속하는 블록들
- C4: 클래스 IV에 속하는 블록들

$W^*$ 는 워터마크가 삽입된 영상의 DCT 블록과 워터마크 삽입 과정에서 클래스 II, III, IV 중에 속하는 k번째 블록과 일치하는 DCT 계수들로부터 추출한 sub-watermark들을 모아서 만들어진 워터마크이다.

추출한 워터마크와 원본 워터마크의 상관관계를 비교하여 일정 수준의 임계치 T를 초과하면

두 개의 워터마크는 동일하다고 볼 수 있다.

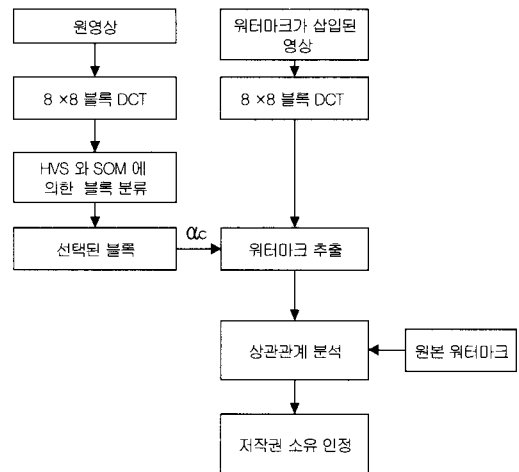
본 논문에서는 워터마크의 상관관계를 측정하는 방법으로 통계학적 접근 방법을 이용한다[9].

원영상에 삽입된 원본 워터마크를  $W$ , 외부의 공격을 받지 않았거나 각종 영상처리나 가하학적 변형에 의해 변형된 워터마크가 삽입된 영상에서 추출된 워터마크를  $W^*$ 라고 하면 이 둘 사이의 상관관계를 판단하는 상관계수는 식 (9)과 같다.

$$corr(W, W^*) = \frac{\sum W \cdot W^*}{\sqrt{\sum W^2 \cdot \sum W^{*2}}} \quad (9)$$

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

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



<그림 3> 워터마크 추출 알고리즘

4. 실험 결과 및 분석

본 논문에서 워터마크를 삽입하고 추출하는 방법은 PentiumIII 1.5GHz와 Windows 98, matlab

6.0의 환경에서 구현되었다.

워터마크  $W = \{w_1, w_2, \dots, w_M\}$ 는 평균이 0 이고 분산이 1인 가우시안 정규분포  $N(0, 1)$ 로부터 128개씩 실수값으로 발생하는 pseudo-random sequence 로 구성된다.  $\alpha$ 는 각 클래스 별로 0.14, 0.9, 1로 하였다.

제안한 알고리즘에 대해 비가시성(invisibility), 강인성(robustness)측면에서 성능을 평가하였다. 특히 제안된 알고리즘의 강인성을 확인하기 위해 워터마크가 삽입된 영상에 대해 필터처리(filtering: low-pass filter, high-pass filter), JPEG 압축, 잡음첨가와 같은 다양한 영상처리 및 축소와 확대, 잘라내기와 같은 기하학적 변환을 가한 후 워터마크를 추출할 수 있는지 실험을 하였다. 워터마크의 검출과 강인성에 대한 성능 평가 지수로 상관계수를 계산하였으며 비가시도에 대한 성능평가 지수로는 워터마크가 삽입된 영상에 대한 PSNR(Peak Signal to Noise Ratio)를 계산하였다.

실험에 사용된 영상으로는 256×256 크기의 그레이(gray)영상들으로써 Barbara, Lena, bridge, Girl 등이다.

#### 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. 계산결과 영상별로 약간씩 차이가 있으나 화질이 양호함을 알 수 있다.

<표 1>워터마크가 삽입된 영상별 PSNR

image	Babara	Lena	Bridge	Girl
Cox's method	43.24	45.46	44.36	42.12
Proposed algorithm	44.97	46.97	45.48	43.34

#### 4.2. 강인성(robustness)

강인성에 대한 실험을 하기 위해 필터처리, 잡음 첨가, JPEG압축 등의 영상처리와 축소, 확대, 잘라내기와 같은 기하학적 변환을 가한 후 상관계수를 측정하여 결과를 분석하였다.

고주파 통과필터는 3×3크기의  $[-1 \ -1 \ 1; -1 \ w \ -1; -1 \ -1 \ -1]/9$ ,  $w=9B-1$ 에서  $B=2$ 인 마스크를 사용하였고, 저주파 통과필터는 평균이 0이고 표준편차가 0.5인 3×3 가우시안 필터를 사용하였다. 잘라내기는 결과 영상에서와 같이 가로 및 세로 156×156 크기로 중심영역을 잘라내었다. 상관계수가 1에 가까운 것을 보아 워터마크가 잘 검출됨을 알 수 있다.

<표 2>워터마크가 삽입된 영상별 강인성 실험결과



(a)원본영상 (b)삽입영상 (c) 상관계수  
<그림 4> Babara영상에 대한 워터마크 삽입

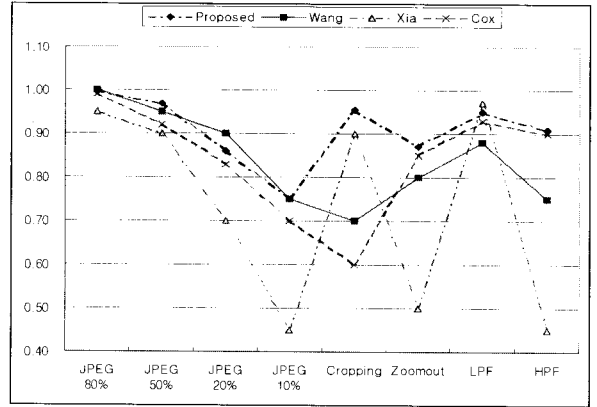
image \ attack	Babara	Lena	Bridge	Girl
low pass filter	0.93	0.95	0.99	0.99
high pass filter	0.89	0.91	0.93	0.94
JPEG 80%	0.99	0.99	0.99	0.99
JPEG 50%	0.98	0.97	0.98	0.98
JPEG 20%	0.92	0.86	0.90	0.84
JPEG 10%	0.84	0.78	0.83	0.72
Salt& paper 잡음 잡음농도: 0.01	0.98	0.98	0.99	0.99
Salt& paper 잡음 잡음농도: 0.05	0.97	0.96	0.93	0.95
Gaussian잡음 평균:0 분산:0.01	0.97	0.97	0.97	0.97
zoom in(2배)	0.99	0.99	0.99	0.99
zoom out(1/2배)	0.84	0.78	0.75	0.76
center cropping	0.98	0.97	0.96	0.98

<표 3> JPEG 압축에 사용되는 Q양자화 테이블

16	11	10	16	24	40	51	51
12	12	14	19	26	58	60	55
14	13	16	24	40	57	69	56
14	17	22	29	51	87	80	62
18	22	37	56	68	109	103	77
24	35	55	64	81	104	113	92
49	64	78	87	103	121	120	101
72	92	95	98	112	100	103	99

4.3. 다른 알고리즘과 성능비교

제안하는 워터마킹 알고리즘을 Lena 영상을 가지고 대해 가우시안 랜덤벡터를 워터마크로 삽입하는 기존의 다른 워터마킹 알고리즘과 성능비교를 해보았다[1][2][3][12].



<그림 5> 다른 알고리즘과 성능비교

Cropping, Zoom out, High Pass Filter에 대해서 DCT에서의 Cox와 Wavelet에서의 Wang와 Xia의 결과에 비해 우수한 성능을 보였다. JPEG 압축에서 Quality Factor가 20%에서 Wang의 결과 보다는 낮지만 10%에서 다른 논문들에 비해 워터마크가 잘 검출되는 것을 알 수 있다. LPHF에서도 Xia의 결과에 대해서는 조금 낮지만 다른 논문들에 비해 좋은 결과를 보였다.

5. 결론 및 향후 과제

본 논문에서는 DCT 도메인에서 영상의 블록에 대한 분류에 따라 다른 블록들의 워터마크 강도를 적응적으로 삽입하기 위해 인간 시각 시스템(HVS)과 신경회로망 중 SOM을 이용한 적응적 디지털 이미지 워터마킹을 제안하였다.

영상의 밝거나 결이 많은 블록을 선택하여 워터마크의 강도와 길이를 적응적으로 조절하여 삽입하였기 때문에 영상 처리나 공격에 대한 견고성과 비가시성을 동시에 향상시킬 수 있음을 실험을 통하여 확인할 수 있었다.

향후 연구과제로는 워터마크를 검출할 때 원 영상을 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.

## 참 고 문 헌

- [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] E. Koch and I. Zhao, "Towards Robust and Hidden Image Copyright Labeling", Proc. of IEEE Workshop on Nonlinear Signal Processing, pp.452-455, Neos Marmaras, June, 1995.
- [4] I. Pitas, "A Method for Signature Casting on Digital Image," Proc. of IEEE Int. Conf. on Image Processing vol.3, pp.215-218, 1996.
- [5] 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.
- [6] Mohammed A. Al-Mohimmed, "Wave led-Based Digital Watermaking", Poceeding of SPIE, 2001.
- [7] Yu Jin Zhang, Ting Chen, Juan Li, "Embedding watermarks into Both DC and AC Components of DCT", Proceeding of SPIE, 2001.
- [8] Kaixiang Yi, Jiaoying Shi, "An Adaptive 2-Dimension Image Watermarking System", Proceeding of SPIE, 2001.
- [9] 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.
- [10] Jayant.N.Hohnstok.J."siginal compression based on model of human perception" proc. IEEE,81(10), pp.1385-1422, 1993.

- [11] C. T. Hsu, and J. L. Wu, "DCT-based watermarking for video,"IEEE Transactions on Consumer Electronics, vol.4, No.1 , pp.206-216, Feb.1998.
- [12] Houg-Jyh Wang, Po-Chyi Su, and C.-C. Jay Kuo. "Wavelet-based digital image watermarking". Optics Express.3, pp.497, December 1998.

## 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~현재 울산정보통신고등학교  
자동화시스템과 교사  
관심분야: 신경회로망, 컴퓨터비전, 멀티미디어,  
정보보안  
E-Mail: goto202@mail.use.go.kr

## 이 문 희

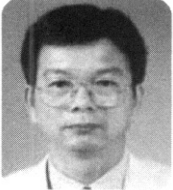


1996 경상대학교 공과대학  
전자재료공학과(공학사)  
1998 경상대학교 대학원  
전자재료공학과(공학석사)

2006 부산대학교 대학원 멀티미디어학과  
공학박사  
1998~2002 (주)인트빔 부설 멀티미디어 시스템  
연구소 선임연구원  
2002~2005 대구산업정보대학  
멀티미디어정보계열 교수  
2006~현재 대구경북연구원 신산업연구팀  
책임연구원  
관심분야: 컴퓨터비전, 모션캡처, 과학기술정책  
E-Mail: mhlee@dgi.re.kr



## 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