

# 멀티웨이브릿 변환 영역 기반의 연속 부대역 양자화 및 지각 모델을 이용한 적응 워터마킹

권기룡<sup>†</sup> · 이준재<sup>\*\*</sup>

## 요 약

본 논문에서는 멀티웨이브릿 변환영역에서 연속부대역 양자화 및 지각 모델을 이용한 내용기반 적응적 워터마킹기법을 제안한다. 제안한 방법의 워터마크는 멀티웨이브릿을 통해 분해된 계수들 중 지각적 중요계수(perceptually significant coefficients, PSCs)에 삽입된다. 고주파 부대역에서의 PSC는 연속부대역양자화(successive subband quantization, SSQ)에 의해 결정된다. 문턱값은 각 부대역내의 최대계수의 절반에서 결정된다. 지각모델은 워터마크 삽입을 위한 국부적 영상 특성을 가지는 NVF (noise visibility function)에 기반한 통계적 방법을 적용한다. 이 모델은 워터마크가 노이즈특성을 가지므로 정상상태 일반화 가우스모델을 사용한다. 또한 워터마크는 각 부대역 영역의 분산과 형상계수(shape parameter)에 의해 추정함으로써 평탄영역과 에지나 텍스처 영역에 따라 내용 기반 적응적 척도를 얻는다. 제안한 멀티웨이브릿 변환 기반에서의 워터마크 삽입 방법에 대한 실험 결과 우수한 강인성과 비가시성을 확인하였다.

## Adaptive Watermarking Using Successive Subband Quantization and Perceptual Model Based on Multiwavelet Transform Domain

Ki-Ryong Kwon<sup>†</sup> and Joon-Jae Lee<sup>\*\*</sup>

## ABSTRACT

Content adaptive watermark embedding algorithm using a stochastic image model in the multiwavelet transform is proposed in this paper. A watermark is embedded into the perceptually significant coefficients (PSCs) of each subband using multiwavelet transform. The PSCs in high frequency subband are selected by SSQ, that is, by setting the thresholds as the one half of the largest coefficient in each subband. The perceptual model is applied with a stochastic approach based on noise visibility function (NVF) that has local image properties for watermark embedding. This model uses stationary Generalized Gaussian model characteristic because watermark has noise properties. The watermark estimation use shape parameter and variance of subband region, it is derive content adaptive criteria according to edge and texture, and flat region. The experiment results of the proposed watermark embedding method based on multiwavelet transform techniques were found to be excellent invisibility and robustness.

**Key words:** multiwavelet transform, successive subband quantization, perceptually significant coefficients, noise visibility function, stochastic image model

## 1. 서 론

디지털 콘텐츠와 디지털 미디어의 확산은 여러 중

이 논문은 2001년도 한국학술진흥재단의 지원에 의하여 연구 되었음(KRF-2001-002-E00075).

접수일 : 2003년 2월 15일, 완료일 : 2003년 5월 20일

<sup>†</sup> 중신회원, 부산외국어대학교 디지털정보공학부 교수

<sup>\*\*</sup> 중신회원, 동서대학교 인터넷공학부 조교수

류로의 재분배 및 복제, 저장 등을 쉽게 하고 있다. 동시에 이와 같은 조작의 용이성은 저작권이 없는 복제나 무단 복제 후의 분배가 시도되고 있다. 디지털 워터마킹은 미디어 매체에 지각적으로 감지할 수 없게 소유권을 주장할 수 있는 정보나 복사 회수를 제한할 수 있는 데이터를 삽입하여 이후에 그 정보를 추출해 냄으로써 소유권 분쟁 시 자신의 소유권을

인정받을 수 있게 하고, 불법복제를 막을 수 있게 하고, 복제 경로를 추적 할 수 있게 하는 방법이다. 이 과정에서 삽입되는 정보나 데이터가 워터마크이다. 디지털 워터마킹 시스템은 반드시 필요로 하는 요구 조건이 있는데 이는 워터마크가 투명하게 삽입되어 원본 미디어에서 시각적, 청각적으로 인지할 수 없게 하는 비가시성 (invisibility)과 다양한 워터마크를 제거하려는 공격에 대해서도 삽입된 워터마크가 검출되어야 하는 강인성 (robustness)이 대표적이라 하겠다. 이 두 조건은 trade-off 관계에 있으므로 알고리즘을 설계하는데 있어 잘 고려해야 한다[1]. 따라서 워터마킹 시스템은 무엇보다 워터마크를 고의성이 있든지 없든지 간에 강인성을 가져서 삽입된 워터마크를 추출할 수 있어야 한다. 이러한 워터마크를 제거하려는 노력을 공격이라 할 때 워터마킹 시스템에서의 이러한 공격은 손실압축, 필터링, 노이즈 부가 그리고 기하학적 변형 등을 들 수 있다. 다음으로 워터마킹 시스템에서 삽입된 워터마크로 인해서 원래의 미디어에 화질의 열화를 주어서는 안된다. 즉 사용자는 통계적으로나 시각적으로나 워터마크가 삽입된 여부를 느끼지 못할 정도로 투명한 특성을 가져야 한다.

인간시각 시스템(human visual system, HVS)에 따르면, 인간의 눈은 영상의 변화가 완만한 영역보다 변화가 심한 에지영역에 더 민감한 특성이 있다[2]. 이러한 현상을 공간 마스킹 효과 (spatial masking effect)라 하고 smooth영역에는 강도를 줄이고 에지나 질감영역에 강도를 증가하여 워터마크 삽입에 이용할 수 있다.

Swanson 등[3]은 인간시각 시스템의 특성을 이용하여 DCT 영역에서 워터마크를 삽입하는 방법을 제안하였다. 이 알고리즘은 시각적 양자화를 기반으로 하여 영상 압축분야에서 사용되어 왔다. Podilchuk 등[4]은 DCT 블록과 웨이브릿 대역에서 각각 워터마크를 조절할 수 있는 내용 적응 구조를 개발하였다. Kutter 등[5]은 HVS의 휘도 감응 함수를 기반으로 한 내용기반 적응 시스템을 개발하였다. 이 함수는 워터마크의 삽입을 위하여 영상의 휘도 추정을 기본으로 하지만 웨이브릿 압축 및 디노이징과 같은 공격에는 효과적이지 못하였다. Ruanaidh 등[6]은 Fourier Mellin 변환을 이용하여 회전, 스케일 및 이동에 불변인 워터마킹 시스템을 제안하였다. 이 방법

은 Fourier 영역내에서 동일한 강도의 워터마크를 중간 주파수 대역에 삽입하는 것으로서 영상의 평탄영역에서 시각적 artifact가 발생하는 문제점이 있다. Delaigle 등[7]은 에지영역주변의 화질열화를 제거하기 위해 시각적 변조함수를 제안하였다. 이 방법은 시각적 변조함수로 Fourier나 DCT 또는 wavelet 영역 어떤 영역에서도 쉽게 내용에 적응적인 워터마킹 기법을 적용 할 수 있는 방법이다. Voloshynovskiy 등[8]은 내용 기반 적응적 디지털 영상 워터마킹을 위해 통계적 모델링을 제안하였다. 원 영상과 워터마크의 통계모델링 함으로써 고전적인 MAP (maximum a posteriori probability)에 따라 워터마크의 추정 및 검출을 계산할 수 있다.

기존의 워터마킹 기법은 영상의 국부적 특성 없이 원 영상의 전체적 특성만을 이용해 동일한 삽입강도로 워터마크를 삽입한다. 따라서 평탄영역에 심각한 시각적 열화를 가져오므로 이러한 시각적 열화를 줄이기 위해 삽입강도를 줄이게 되어 여러 가지 공격에 대해 강인성이 감소한다.

본 논문에서는 멀티웨이브릿 변환영역에서 연속 부대역 양자화 및 지각 모델을 이용한 내용기반 적응적 워터마킹을 제안한다. 이 알고리즘은 워터마크를 보다 더 강하게 삽입하기 위하여 지각모델을 사용하고, 시각적 열화를 줄이고 최적의 삽입영역을 결정하기 위해 연속부대역양자화를 이용한다. 워터마크를 삽입하기 위해 원 영상을 이산 멀티웨이브릿 변환을 통하여 4레벨로 분해한 후 각 부대역의 PSC에만 워터마크를 삽입한다. 고주파 부대역의 PSC는 각 부대역내의 최대계수의 절반으로 결정되는 문턱값을 이용하는 SSQ에 의해서 선택된다. 각 부대역내의 선택된 PSC에 통계적 방법에 기초한 지각모델과 함께 워터마크를 삽입하는데 이용한다. 이 지각모델은 국부적 영상 특성을 가지는 NVF계산을 기초로 한다. 제안하는 SSQ에 의한 워터마크 삽입 방법의 지각모델의 사용은 워터마크를 에지나 텍스처영역에 보다 더 강하게 삽입하게 한다. 이 방법은 워터마크가 잡음과 비슷한 특성을 가지므로 정상상태 일반화 가우스 모델을 사용한다. 워터마크의 추정은 형상계수와 부대역 영역의 분산을 사용하여 평탄영역과 에지나 텍스처영역에 각각 적응적인 척도를 얻는다. 제안하는 워터마크 삽입 방법에 대한 실험 결과 우수한 강인성과 비가시성을 확인하였다.

## 2. 멀티웨이브릿 변환영역에서 적응적 워터마크 삽입

멀티웨이브릿은 간결한 서포트, 직교성, 대칭성 그리고 소멸 모멘트 같은 특성을 동시에 제공하는 잇점이 있다[9]. 멀티웨이브릿은 벡터값을 가지는 웨이브릿으로서 단일 웨이브릿에서는 불가능한 대칭성, 직교성, 간결한 서포트 그리고 소멸모멘트 등을 모두 동시에 만족시킨다. 또한 멀티웨이브릿은 단일웨이브릿 보다 효율적이고 견고하며, 좋은 에너지 압축 (energy compaction)을 가지는 높은 근사화 차수 (approximation order)의 함수를 갖는다. 또한 이는 재구성된 영상의 바둑판모양의 화질의 열화를 줄일 수 있다. 본 논문에서 사용한 멀티웨이브릿은 근사차수가 2인 DGHM 멀티웨이브릿이다. 트리 구조의 멀티웨이브릿 벡터 필터뱅크는 저주파 특성 및 고주파 특성을 갖는 2개의 벡터 필터뱅크를 갖는다. 그러므로 멀티웨이브릿 필터 뱅크는 전처리필터(prefilter)와 후처리필터(Postfilter)를 갖는다[10]. 본 논문에서 사용한 DGHM 멀티웨이브릿의 전처리필터는 2차 quasi-interpolation이다[11].

본 논문에서의 직교 멀티웨이브릿의 필터뱅크에 대한 블록도는 그림 1과 같다. 멀티웨이브릿은 단일 웨이브릿과 같이 다해상도 분해 (multiresolution analysis, MRA)를 가진다.  $H_0(Z), H_1(Z)$ 는 분해를 위한 필터뱅크이고,  $G_0(Z), G_1(Z)$ 는 합성을 위한 필터뱅크이다.  $P(Z)$ 와  $P^{-1}(z)$ 는 각각 전처리와 후처리 필터뱅크이다.  $V_0$ 에 대한 기저는  $N$ 스케일링 함수 벡터  $\phi_1(t-k), \phi_2(t-k), \dots, \phi_N(t-k)$ 의 천이로부터 생성된다. 스케일링 벡터  $\Phi(t)=[\phi_1(t), \dots, \phi_N(t)]^T$ 는 식 (1)과 같은 matrix dilation 방정식을 가지는  $N$  길이의 간결한 서포트의 스케일링 벡터를 나타낸다.

$$\Phi(t) = \sqrt{2} \sum_{k \in \mathbb{Z}} H[k] \Phi(2t - k). \quad (1)$$

여기서, 멀티웨이브릿 계수  $H[k]$ 는  $N \times N$  벡터이다. 정규직교 기저  $W_0 = V_{-1} \oplus V_0$ 는  $N$  웨이브릿 벡터  $\Psi(t) = [\varphi_1(t), \dots, \varphi_N(t)]^T$ 에 의해 생성되고, 다음과 같은 벡터 웨이브릿 방정식을 만족한다.

$$\Psi(t) = \sqrt{2} \sum_{k \in \mathbb{Z}} G[k] \Psi(2t - k). \quad (2)$$

또한  $G[k]$  도  $N \times N$  벡터이다. FIR (finite impulse response)필터로부터  $H$ 와  $G$ 를 가지는 스케일링 벡

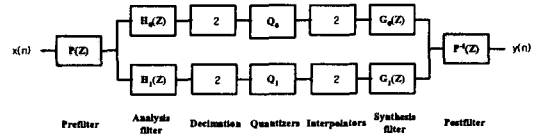


그림 1. 멀티웨이브릿 필터뱅크의 구조.

터는 직교성, 안정성, 평탄성 그리고 좋은 근사화 특성을 가진다.

Fourier 영역에서  $H$ 와  $G$ 에 대한 벡터 주파수 응답은 각각  $H(\omega), G(\omega)$ 와 같이 표시한다.

$$\hat{H}(\omega) = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_{k \in \mathbb{Z}} H_k e^{-jk\omega} \quad \text{and} \quad \hat{G}(\omega) = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_{k \in \mathbb{Z}} G_k e^{-jk\omega} \quad (3)$$

전력상보조건(power complimentary condition)은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{H}(\omega) \hat{H}^*(\omega) + \hat{H}(\omega + \pi) \hat{H}^*(\omega + \pi) &= I_N \\ \hat{G}(\omega) \hat{G}^*(\omega) + \hat{G}(\omega + \pi) \hat{G}^*(\omega + \pi) &= I_N \end{aligned}$$

그리고

$$\hat{H}(\omega) \hat{G}^*(\omega) + \hat{H}(\omega + \pi) \hat{G}^*(\omega + \pi) = 0_N$$

여기서 \*는 복소 공액 전치는 나타내고,  $I_N$ 과  $0_N$ 은 각각  $N \times N$  identity와 null matrices이다.

DGHM 멀티웨이브릿 시스템은 식 (4) 및 식 (5)와 같이 4개의 계수를 갖는 대칭형 초단위 필터뱅크 (symmetric paraunitary filter bank)를 가지는 두 개의 스케일링 함수  $\phi_1(t), \phi_2(t)$ 와 두 개의 웨이브릿 함수  $\varphi_1(t), \varphi_2(t)$ 로 구성된다.

$$\Phi(t) = \begin{bmatrix} \phi_1(t) \\ \phi_2(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C[0] \Phi(2t) + C[1] \Phi(2t-1) \\ C[2] \Phi(2t-2) + C[3] \Phi(2t-3) \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$\Psi(t) = \begin{bmatrix} \varphi_1(t) \\ \varphi_2(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} D[0] \Phi(2t) + D[1] \Phi(2t-1) \\ D[2] \Phi(2t-2) + D[3] \Phi(2t-3) \end{bmatrix}, \quad (5)$$

## 3. 제안한 멀티웨이브릿 변환 영역의 워터마크 모델

본 논문에서는 멀티웨이브릿 변환 영역에서 연속 부대역 양자화와 지각 모델을 이용하여 워터마크를 삽입하는 통계적 다해상도를 갖는 모델을 제안한다 [12]. 이 삽입방법은 영상의 국부특성을 가지는 NVF 계산에 기초로 한다. 정상상태 일반화 가우스모델을 사용한 적응적 워터마크 삽입 알고리즘은 연속부대

역양자화에 의한 워터마크의 삽입을 에지나 텍스처 영역에 더 강하게 한다. 이 방법은 워터마크의 특성이 이 모델과 비슷한 특성이므로 변형된 일반화 가우스 모델을 사용한다. 워터마크의 삽입은 에지나 텍스처, 평탄 영역에 따라 얻어지는 멀티웨이브릿 영역 각 부대역내의 분산과 형상계수를 이용한다. 제안하는 워터마크 모델의 블록도를 그림 2에 나타내었다.

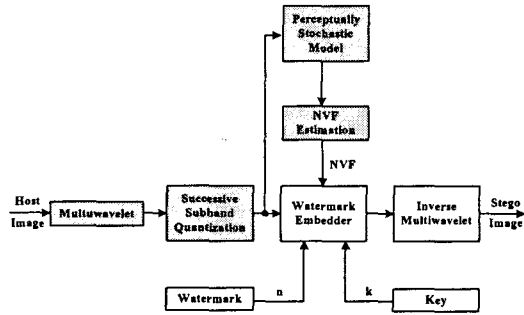


그림 2. 멀티웨이브릿변환 영역에서 제안한 워터마크 삽입모델의 블록도

### 3.1 연속부대역 양자화

고주파 레벨의 부대역들 내의 PSC는 부대역 적응 문턱값으로 결정되는 SSQ에 의해 선택된다[13]. 이는 각 부대역내의 최대계수의 절반에서 설정된다. 그 후 선택된 계수에 대한 워터마크의 최대양은 지각 모델에 따라 투명성을 만족하여 삽입된다. PSC를 선택하기 위해 식 (6)과 같이 부대역 적응 문턱값을 결정한다.

$$TH_i = 2^{\lfloor \log_2 T_i \rfloor} - 1 \quad (6)$$

여기서  $T_i$ 는 각 부대역내의 최대계수를 나타내고  $\lfloor X \rfloor$ 는  $X$ 보다 크지않는 최대 정수를 의미한다. 워터마크는 부대역 적응 문턱값보다 더 큰 PSC에만 삽입된다. 그리고 가장 고주파 레벨의 부대역들을 제외한 고주파 부대역들에서의 PSC들을 선택하기 위하여, 서로 다른 주파수 대역과 방향성을 나타내는 각각의 고주파 부대역들에 대하여 연속부대역양자화를 수행한다. 이와 같이 고주파 부대역내의 PSC에 대해 워터마크는 투명성 및 강인성을 제공하기 위해 NVF에 기초해서 삽입된다.

고주파 부대역들에서의 PSC 선택에 사용된 연속 부대역양자화 과정을 자세히 설명하면 다음과 같다.

1 단계: 각 고주파 부대역들에 대하여 최대 크기값

을 갖는 계수에 대하여 그 계수 크기의 절반을 각 부대역에서의 초기 문턱값,  $T_s$ 를 설정한다.

2 단계: 1 단계에서 설정된 각 부대역의 문턱값들 중 가장 큰 문턱값과 이 문턱값이 속한 부대역의 계수들을 비교하여, 크기값이 이 문턱값보다 큰 계수들을 그 부대역에서의 PSC로 선택한다.

3 단계: 2 단계에서 선택된 PSC수들이 속한 부대역의 문턱값의 절반을 그 부대역에 대한 새로운 문턱값으로 갱신한다.

4 단계: 원하는 개수의 시각적으로 중요한 계수들이 선택될 때까지, 위의 2 및 3 단계를 수행한다.

### 3.2 지각 모델의 적응 워터마킹

기존의 랜덤 노이즈를 사용한 워터마킹 기법은 영상의 국부적 특성에 관계없이 원 영상의 전체 영역에 동일한 삽입강도의 워터마크를 삽입한다. 이러한 삽입은 재구성된 영상의 변화가 작은 영역에서 화질의 열화가 발생한다. 이 열화를 줄이기 위해서 삽입 강도를 줄이면 여러 종류의 공격에 대한 워터마크의 강인성이 줄어든다. 지각 모델은 영상의 국부적 특성에 따라 원 영상에 워터마크를 삽입하는 효과적으로 적용된다

정상상태 일반화 가우스모델의 경우 NVF는 식 (7)과 같다.

$$NVF(i, j) = \frac{w(i, j)}{w(i, j) + \sigma_x^2(i, j)} \quad (7)$$

여기서  $w(i, j)$ 는 가중치를 나타내는 함수로서 영상의 화소좌표  $(i, j)$ ,  $1 \leq (i, j) \leq M$  내의 국부분산을 나타낸다. 워터마크는 *i.i.d.* (independent identically distributed) 가우시안 분포를 갖는  $N(0, 1)$ 인 시퀀스를 사용한다.

$$w(i, j) = \gamma \left[ \eta(\gamma)^\gamma \frac{1}{\|a(i, j)\|^{2-\gamma}} \right] \quad (8)$$

여기서  $a(i, j) = \frac{x(i, j) - \overline{x(i, j)}}{\sigma_x}$ ,  $\eta(\gamma) = \sqrt{\frac{\Gamma(\frac{3}{\gamma})}{\Gamma(\frac{1}{\gamma})}}$  이고,  $\Gamma(t) = \int_0^\infty e^{-u} u^{t-1} du$ 는 감마함수이다.

파라미터  $\gamma$ 는 형상계수이다. 그림 3에서와 같이 실제 영상에서 형상계수  $\gamma$ 가 2이면 가우시안 분포를 가지고 1이면 라플라시안 분포 특성을 가진다. 정상상태 일반화가우스 모델은 식 (9)와 같다.

$$p_x(x) = \left[ \frac{\gamma \eta(\gamma)}{2\Gamma(\frac{1}{\gamma})} \right]^2 \cdot \frac{1}{|\det R_x|^{\frac{1}{2}}} \cdot \exp\{-\eta(\gamma)(Cx^{\frac{1}{\gamma}})' R_x^{-\frac{\gamma}{2}} Cx^{\frac{1}{\gamma}}\} \quad (9)$$

여기서  $R_x$ 는 정상상태 GG모델에 대한 자기상호분산(autocovariance)이고, C는 고주파통과 필터이다.

$$R_x = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sigma_x^2 & 0 & \vdots \\ \vdots & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_x^2 \end{bmatrix} \quad (10)$$

그림 3에 Lena와 Barbara 영상에 대한 각 부대역에 따른 근사화한 적응적 형상계수를 나타내었다.

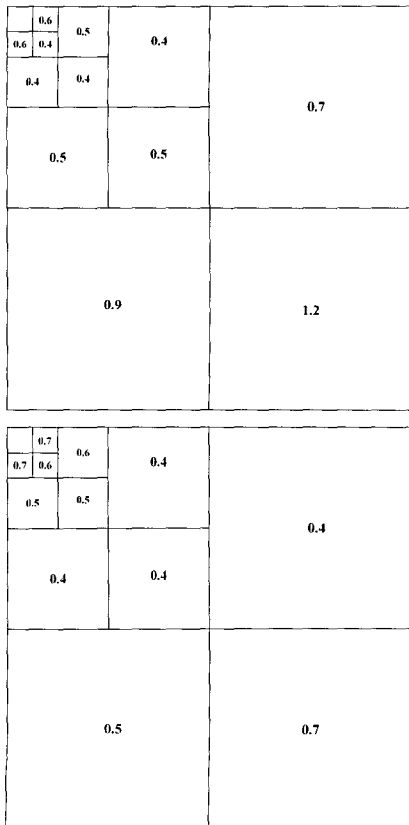


그림 3. 형상계수의 근사화

내용기반 적응적 워터마크 삽입 방법으로 Volsynovskiy 등[8]이 제안한 변형된 통계적 워터마크 삽입 방법을 사용한다. 중간주파수와 고주파 레벨의 부대역에 적응적 워터마크 삽입의 최종식은 식 (11)이다.

$$X' = X + (1 - \beta)(1 - NVF) \cdot w \cdot S_{ET} + \beta \cdot NVF \cdot w \cdot S_F \quad (11)$$

여기서  $X'$ ,  $X$  그리고  $w$ 는 워터마크가 삽입된 계수, 원영상의 계수, 워터마크를 나타낸다.  $S_{ET}$ 는 에지나 텍스처 영역의 삽입강도 이고  $S_F$ 는 평탄영역의 워터마크 삽입강도를 나타낸다.  $\beta$ 는 평활인자이다. 위와 같이 워터마크를 삽입하면 평탄영역보다 에지를 포함하는 영역과 높은 텍스처 영역에 더 강한 비중이 주어진다. 에지 영역에서는 NVF가 1에 가까워져 삽입된 워터마크는 '0'에 가까워진다. 이와 같은 방법으로 삽입하면 워터마크 정보는 이들 영역에서는 거의 잃어버리게 된다. 그러므로 이러한 문제를 피하기 위해 본 논문에서는 내용기반의 수정된 적응적 워터마크 삽입 방법을 제안한다.

#### 4. 실험결과 및 고찰

본 논문에서 제안한 멀티웨이브릿변환 영역에서의 적응적 워터마크 삽입방법의 강인성 비가시성을 평가하기 위해 512x512크기의 여러 가지 실험영상에 대하여 컴퓨터 시뮬레이션 실험하였다. 각 영상들에 대해 먼저 멀티웨이브릿변환을 통하여 4레벨로 분해하였다. 워터마크는 키 값이 200번째인 1,000개의 단위 분산을 갖는  $N(0,1)$ 인 *i.i.d.* 가우시안 랜덤 순열을 사용하였다. 가장 고주파에 해당하는 부대역은 강인성을 위해 삽입과정에서 제외하였다. 실험의 첫번째 단계로 SSQ에 의해서 시각적중요계수를 선택하였다. 두 번째 단계로 에지나 텍스처 영역에 적응적 워터마크 알고리즘인 정상상태 일반화 가우시안 모델로 모델링하였다. 다음 단계로 정상상태 일반화 가우시안 모델에 따라 NVF를 추정하였다.

표 1에 멀티웨이브릿변환 영역에서 삽입강도를 변화시키면서 정상상태 일반화 가우시안 모델의 경우와 비정상상태 가우시안 모델을 적용한 경우의 워터마크가 삽입된 영상의 PSNR을 비교하였다. 표에서와 같이 비정상상태 일반화 가우시안 모델을 적용했을 경우가 비가시성에서 더 좋은 것을 알 수 있었다.

표 1. 삽입강도 변화에 따른 PSNR의 비교

Watermark Strength	PSNR[dB] : Lena(512×512)			
	Stationary		Non-Stationary	
	Multiwavelet	Biorthogonal	Multiwavelet	Biorthogonal
10	53.08	51.91	53.16	51.05
20	47.06	46.28	47.14	45.36
30	43.54	42.85	43.62	41.90
40	41.04	40.39	41.12	39.43
50	39.10	38.46	39.18	37.51
60	37.52	36.89	37.60	35.93
70	36.18	35.56	36.26	34.60
80	35.02	34.40	35.10	33.45
90	34.00	33.38	34.08	32.43
100	33.08	32.47	33.16	31.52

표 2에서는 여러 가지의 실험영상에 대한 원 영상과 워터마크가 삽입된 영상에 대한 PSNR을 나타내었다. 실험은 멀티웨이브릿변환 영역에서 지각모델

과 SSQ를 적용한 경우, 변형된 지각모델과 SSQ를 적용한 경우, HVS만을 적용한 경우 그리고 기존의 웨이브릿변환 영역에서 HVS를 적용한 경우를 각각 비교하였다.

표 3과 그림 4는 제안한 방법의 손실압축에 대한 강인성을 평가하기 위해 워터마크가 삽입된 영상을 JPEG 압축률을 10%~90%로 변화시키면서 PSNR과 유사도를 나타낸 것이다. 비정상상태 모델의 경우 압축률 20%~80%에서 더 우수한 PSNR을 나타냄을 알 수 있었고, 정상상태 모델이 강인성에서는 더 좋을 수 있었다. 실험 결과 제안한 방법의 JPEG 압축에 대한 탄성이 있음을 알 수 있었다.

다음은 워터마크가 삽입된 영상의 cropping 공격 후의 강인성 및 비가시성을 평가하기 위해 임의로 잘라내는 비율을 10%~90%로 변화시키면서 PSNR

표 2. 워터마크가 삽입된 여러 가지 실험영상에 대한 PSNR

Image	Multiwavelet (SSQ+Perceptual Model)	Multiwavelet (SSQ+Modified Perceptual Model)	Multiwavelet (HVS)	Biorthogonal (HVS)
Lena	41.90	42.60	41.20	38.89
Boat	42.62	43.99	40.08	38.32
Barbara	38.18	38.41	36.48	37.49
Baboon	38.18	38.06	35.23	36.91
Bank	38.68	38.83	35.42	36.37
Bridge	40.12	40.23	37.10	36.45
Cablecar	44.20	44.19	42.41	43.05
Goldhill	42.06	43.98	39.51	40.66
Sail	42.62	44.07	41.39	38.59
Pepper	39.47	39.43	34.95	37.72
Woman	40.12	40.12	38.79	36.31
Altoro	40.12	44.05	35.26	32.06

표 3. JPEG 압축률 가변(10%~90%)에 대한 PSNR 및 유사도

		Multiwavelet Lena (512×512)								
Quality		10	20	30	40	50	60	70	80	90
PSN	Non-Stationary	30.93	33.35	34.60	35.24	35.92	36.48	37.05	37.62	38.37
	Stationary	30.83	33.21	34.38	35.08	35.62	36.14	36.75	37.56	38.86
CR	Non-Stationary	22.33	28.20	29.95	30.37	30.52	30.62	30.83	30.85	30.91
	Stationary	23.87	28.80	30.38	30.70	30.78	30.90	31.06	31.08	31.14

표 4. JPEG(Q=80%) 압축 후 Cropping률 변화에 따른 PSNR 및 유사도

		Multiwavelet Lena (512×512)								
Quality		10	20	30	40	50	60	70	80	90
PSNR	Non-Stationary	38.289	38.938	39.767	40.82	42.292	44.29	46.959	50.13	55.883
	Stationary	38.532	39.172	40.002	41.048	41.51	44.501	47.166	50.366	56.056
CR	Non-Stationary	27.854	25.742	23.666	20.532	17.419	13.846	10.161	7.441	4.0745
	Stationary	28.057	25.903	23.821	20.672	17.558	13.915	10.203	7.5042	4.0899

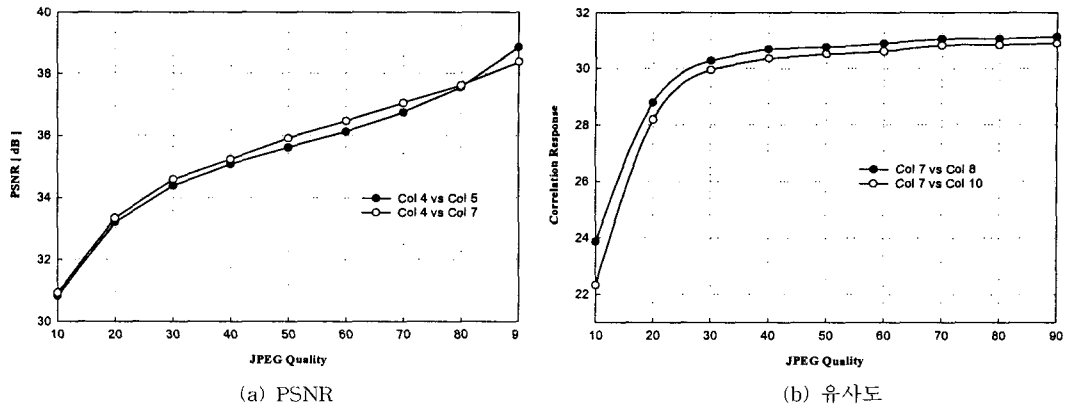


그림 4. JPEG 압축 후의 PSNR 및 유사도 실험

과 유사도를 표 4와 그림 5에 나타내었다. 본 실험은 cropping 공격이 있기 전에 워터마크가 삽입된 영상을 JPEG 압축률 80%로 압축하였다. 결과 손실압축과 기하학적 공격이 복합된 공격에 대해서도 워터마크의 탄성을 알 수 있었다. Cropping 공격에 대해서는 정상상태 모델과 비정상상태 모델은 거의 비슷한 유사도와 비가시성이 있음을 알 수 있었다.

그림 6 및 그림 7에는 정상상태 모델의 경우와 비정상상태 모델의 각각의 경우에 대한 워터마크를 삽입한 직후, Gaussian 필터링 후, median 필터링 그리고 명세화 후의 유사도를 나타내었다. 표 5는 여러 가지 공격에 대한 PSNR 및 유사도를 나타낸 표이다. 표와 그림에서와 같이 강인성의 측면에서는 정상상태 모델의 경우가 조금 더 좋았지만 비가시성 측면에서는 비정상상태 모델의 경우가 더 좋은 것을 알 수 있었다.

표 5. 여러 가지 공격에 따른 PSNR과 유사도 비교

LENA 512×512				
	Stationary		Non-Stationary	
	PSNR[dB]	CR	PSNR[dB]	CR
3×3 Gaussian.	34.05	27.24	34.15	26.42
3×3 Sharpening	22.45	17.05	22.46	15.81
3×3 Median	31.06	17.44	31.10	16.18
FMLR	32.59	17.39	32.64	16.12
Cropping 50%	48.52	17.46	48.52	17.47
JPEG Q=50	35.79	30.53	35.79	30.52

### 5. 결 론

본 논문에서는 멀티웨이브릿변환 영역에서 적응적 워터마크 삽입방법에 대해 제안하였다. 최적의 삽입영역을 결정하기 위해 국부적 영상 특성을 가지는

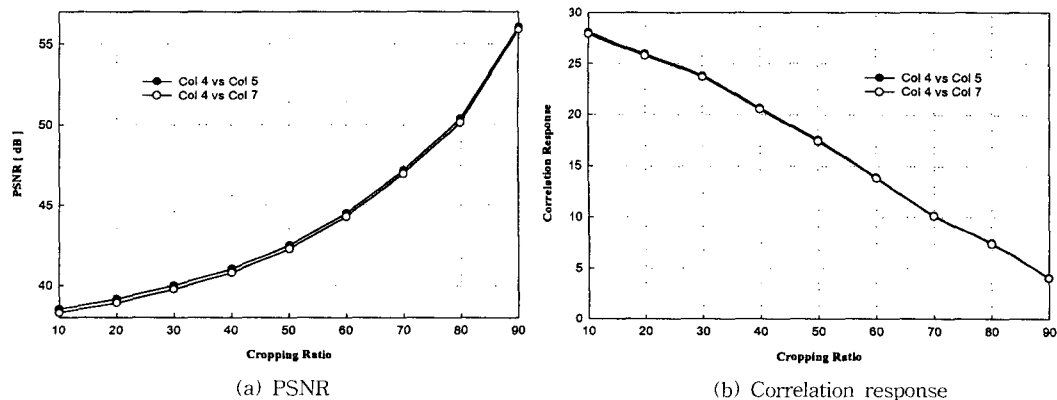


그림 5. JPEG 압축(Q=80%)후 cropping attack

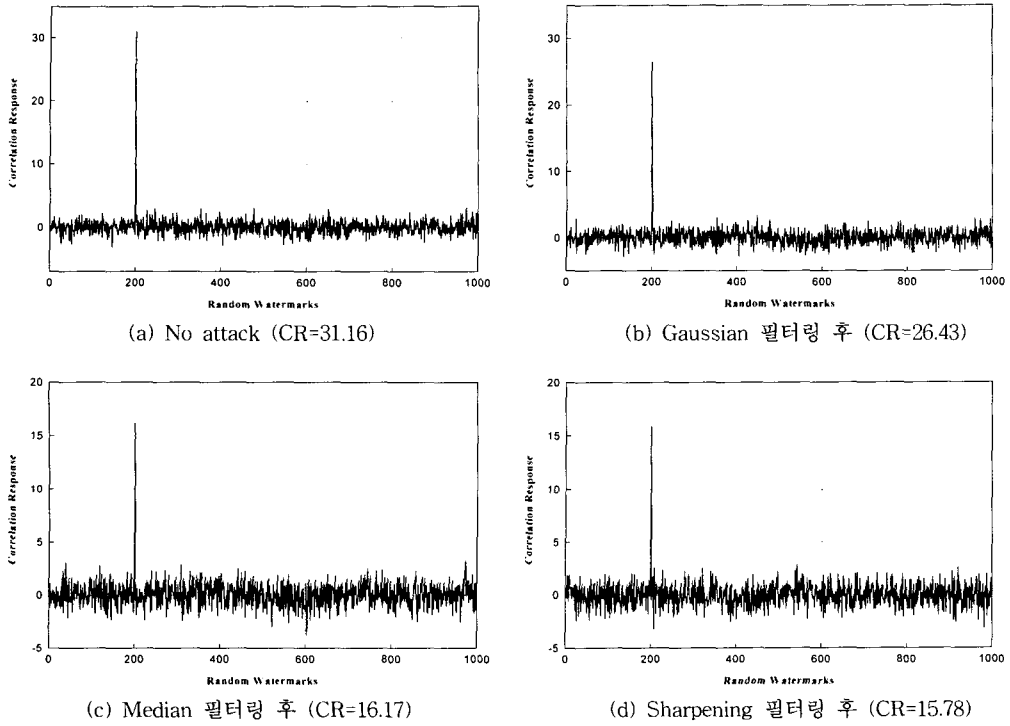


그림 6. 여러 가지 필터링에 대한 정상상태 모델의 유사도

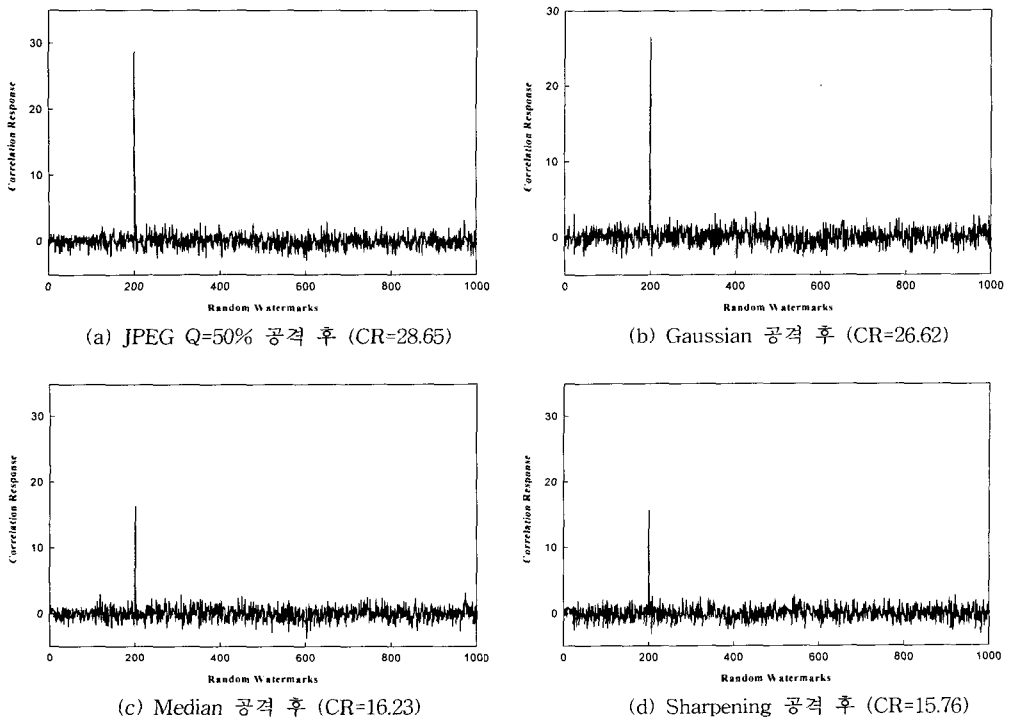


그림 7. 비정상상태 모델에서의 여러 가지 공격에 대한 유사도



정상상태 일반화 가우스모델을 이용한 통계모델에 기초로 하였다. 제안한 방법에서 이용한 멀티웨이브릿은 근사차수가 2인 DGHM 멀티웨이브릿이다. 워터마크를 삽입하기 위해 원 영상을 4레벨로 분해하여 워터마크는 각 부대역내의 PSC에 삽입된다. 고주파 부대역에서의 PSC는 각 부대역내의 최대 계수의 절반에서 선택되는 문턱값으로 결정된 SSQ에 의해 선택하였다. 워터마크는 통계모델 및 지각모델에 의해 선택된 PSC에만 삽입된다. 멀티웨이브릿변환 영역에서 지각모델과 SSQ를 적용시켜서 제안한 삽입 방법에 대한 실험 결과 우수한 강인성과 비가시성을 가짐을 알 수 있었다.

### 참 고 문 헌

- [1] I.Cox, J.Kilian, T.Leighton, and T.Shamoon, "Secure Spread Spectrum Watermarking for Multimedia," *NEC Research Institute Tech Rep.* 95-10, 1995.
- [2] J.Huang and Y.Shi, "Adaptive Image Watermarking Scheme Based on Visual Masking," *Electronic Letters*, Vol. 34, No. 8, 748-750, April 1998.
- [3] M. Swanson, B. Zhu, and A. Twefik, "Transparent Robust Image Watermarking," *IEEE International Conference on Image Processing ICIP96*, Vol. 3, 211-214, 1996.
- [4] C.Podilchuk and W.Zeng, "Image Adaptive Watermarking Using Visual Models," *IEEE Journal on Selected Areas in Communication*, Vol. 16, No. 4, 525-539, May 1998.
- [5] M. Kutter, "Watermarking Resisting to Translation, Rotation and Scaling," *Proc. of SPIE*, Boston, USA, Nov. 1998.
- [6] J. Ruanaidh and T. Pun, "Rotation, Scale and Translation Invariant Spread Spectrum Digital Image Watermarking," *Journal of Signal Processing*, Vol. 66, No.3, 303-317, May 1998.
- [7] J.F.Delaigle, C.De Vleeschouwer, and B.Macq, "Watermarking Algorithm Based on a Human Visual Model," *Signal Processing*, Vol.66, 319-335, 1998.
- [8] Sviatoslav Voloshynovskiy, "A. Herrigel, N. Baumgaertner, and T. Pun, A Stochastic Approach to Content Adaptive Digital Image Watermarking," *Proc. of Third Information Hiding Workshop*, 1999.
- [9] V. Strela, P. N. Heller, G. Strang, P. Topiwala, and C. Heil. "The Application of Multiwavelet Filterbank to Image Processing." *IEEE Trans. On Image Processing*, Vol. 8, No. 4, 548-563. April 1999.
- [10] X. G. Xia, J. S. Geronimo, D. P. Hardin, and B. W. Suter, "Design of Prefilters for Discrete Multiwavelet Transforms," *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 44, No. 1, 25-35 Jan. 1996.
- [11] Douglas P. Hardin and David W. Roach, "Multiwavelet Prefilters I: Orthogonal Prefilters Preserving Approximation order  $p \leq 2$ ." *IEEE Trans., On Circuits and Systems II*, Vol. 45, 1106-1112, Aug. 1998.
- [12] S. G. kwon, S. J. Lee, K.R. Kwon and K. I. Lee, "Watermark Detection Algorithm in Multimedia Using Statistical Decision Theory," *Proc. of SPIE*, Vol. 5020-33, Jan. 2003.
- [13] In-Sung Ha, Seong-Geun Kwon, Seung-Jin Lee, Ki-Ryong Kwon, and Kuhn-Il Lee, "A New Wavelet-Based Digital Watermarking Using the Human Visual System and Subband Adaptive Threshold," *IS&T's 2001 PICS conference Proceedings*, Montreal Canada, April 2001.



권 기 룡

1986년 2월 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사)  
1990년 2월 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)  
1994년 8월 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)

학박사)

2000년 7월~2001년 8월 Univ. of Minnesota, Post-Doc. 과정

1996년 3월~현재 부산외국어대학교 디지털정보공학부 교수

2002년~현재 한국멀티미디어학회 총무이사  
관심분야 : 멀티미디어 정보보호, 멀티미디어 통신, 웨이브릿 변환



이 준 재

1986년 8월 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사)  
1990년 8월 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)  
1994년 8월 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)

학박사)

1998년 3월~1999년 2월 Georgia Tech., Atlanta 연구교수

2000년 3월~2001년 2월 (주)파미 연구소장

1995년 3월~현재 동서대학교 인터넷공학부 조교수  
관심분야 : 3-D 컴퓨터 비전, 지문인식, 영상처리

교신저자

권 기 룡 608-738 부산시 남구 우암동 55-1 부산외국어대학교 디지털정보공학부