

Bayes 판단 이론 기반 멀티미디어 워터마크 검출 알고리즘

정회원 권성근,* 이석환,* 김병주,* 권기규,* 하인성,** 권기룡,*** 이건일*

Multimedia Watermark Detection Algorithm Based on Bayes Decision Theory

Seong-Geun Kwon,* Suk-Hwan Lee,* Byung-Ju Kim,* Kee-Koo Kwon,* In-Sung Ha,**

Ki-Ryong Kwon,*** and Kuhn-Il Lee* *Regular Members*

요 약

멀티미디어에 삽입된 워터마크의 검출은 저작권 보호 및 인증 분야에서 매우 중요한 역할을 한다. 최근 워터마크의 검출에 많이 사용되는 유사도 기반 알고리즘은 대상 영상의 분포 특성을 이용하지 않기 때문에 검출 성능이 떨어지는 단점을 가진다. 따라서 본 논문에서는 웨이블릿 변환 영역에서 상층적 방법에 의하여 삽입된 워터마크에 대한 효율적인 검출 알고리즘을 제안하였다. 제안한 워터마크 검출 알고리즘은 통계적 판단 이론에 따라 Bayes 판단 이론, 웨이블릿 계수들의 확률 분포 모델, 및 Neyman-Pearson 정의에 기반을 둔다. 따라서 제안한 검출 알고리즘에서는 주어진 오류 검출 확률에 대하여 간과 검출 확률을 최소화할 수 있는 장점이 있다. 제안한 검출 알고리즘의 성능 평가는 견고성 측면에서 수행되었고, 실험 결과로부터 제안한 알고리즘이 유사도 기반 알고리즘에 비하여 우수한 성능을 나타냄을 확인하였다.

ABSTRACT

Watermark detection plays a crucial role in multimedia copyright protection and has traditionally been tackled using correlation-based algorithms. However, correlation-based detection is not actually the best choice, as it does not utilize the distributional characteristics of the image being marked. Accordingly, an efficient watermark detection scheme for DWT coefficients is proposed as optimal for non-additive schemes. Based on the statistical decision theory, the proposed method is derived according to Bayes decision theory, the Neyman-Pearson criterion, and the distribution of the DWT coefficients, thereby minimizing the missed detection probability subject to a given false alarm probability. The proposed method was tested in the context of robustness, and the results confirmed the superiority of the proposed technique over conventional correlation-based detection method.

I. 서 론

최근 영상, 오디오, 및 비디오 등의 멀티미디어 데이터에 대한 저작권 (copyright) 보호를 위한 방법으로 디지털 워터마킹 (digital watermarking)에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다. 디지털 워터마킹에서는 저작권에 관한 정보를 갖는 워터마크를

멀티미디어 데이터에 삽입함으로써 저작권을 주장할 수 있다. 이때 워터마크가 삽입된 멀티미디어의 품질 열화 및 삽입된 워터마크의 불법적인 제거를 방지하기 위하여 비가시성 (invisibility) 및 견고성 (robustness)이 워터마킹 알고리즘에 모두 필요하다.

현재까지 발표된 워터마킹 알고리즘은 워터마크의 삽입 영역 및 삽입 방법에 따라 분류될 수 있다.

* 경북대학교 전자전기공학부 e-mail: sgkwon@m80.knu.ac.kr
논문번호 : 020110-0311, 접수일자 : 2002년 3월 11일

** 중소기업청

*** 부산외국어대학교 전자공학과

삽입 영역에 따른 알고리즘의 분류로는 공간 영역 (spatial domain)^{[1],[2]}, 주파수 (frequency) 영역^{[3],[4]}, 및 혼성 (hybrid) 영역^{[5],[6]}에서의 워터마킹이 있다. 공간 영역 및 주파수 영역의 워터마킹 알고리즘에서는 영상의 회색 준위 및 주파수 변환 계수들을 각각 변형함으로써 워터마크를 삽입하고, 혼성 영역의 알고리즘에서는 공간 및 주파수 성분을 동시에 고려한 이산 웨이블릿 변환 (discrete wavelet transform, DWT) 등과 같은 변환 계수들을 변형함으로써 워터마크를 삽입한다.

워터마크의 삽입 방법에 따른 분류로는 상가성 (additive) 및 상승성 (multiplicative) 워터마킹이 있다. 상가성 워터마킹은 멀티미디어 데이터에 워터마크를 가산하는 방법으로서 삽입 대상 신호의 크기에 관계없이 워터마크를 삽입한다. 이 방법은 알고리즘이 간단하여 널리 사용되어 왔으나, 워터마크가 삽입될 계수들의 크기에 따라 삽입 강도가 결정되는 영상 의존 (image dependent) 워터마킹과 인간 시각 시스템 (human visual system)의 특징들을 이용한 워터마킹에서는 부적합하다. 따라서 대상 신호의 크기에 비례하여 워터마크를 삽입하는 상승성 워터마킹이 일반적으로 사용된다.

워터마킹 알고리즘의 필요 조건들은 이의 적용 분야에 따라 다소 다르지만, 삽입된 워터마크의 고신뢰 검출은 모든 분야에서 필요하다. 가장 널리 사용되는 워터마크 검출 방법으로는 워터마크가 삽입된 계수들과 워터마크와의 유사도 (correlation)를 구하는 방법^{[7],[8]}이 있다. 이러한 유사도 기반 검출 방법에서는 알고리즘이 간단하다는 장점이 있지만, 대상 신호와 워터마크의 통계적 특성을 이용하지 않아 워터마크 검출 성능의 열화가 발생한다.

본 논문에서는 최근 워터마킹 분야에서 많이 연구되고 있는 DWT 영역에서의 새로운 최적 검출 (optimum detection) 알고리즘을 제안하였다. DWT는 인간 시각 구조와 매우 유사한 다해상도 특성을 나타내고, 공간 및 주파수 영역에 대하여 동시에 국부성을 가짐으로써 비정상 (non-stationary) 신호를 처리하는데 매우 효과적이다. 제안한 워터마크 검출 알고리즘은 통계적 판단 이론에 근거하여 Bayes 판단 이론,^[9] 웨이블릿 계수들의 분포 특성, 및 Neyman-Pearson 정의^[10]를 기반으로 워터마크의 존재 유무를 판단한다.

제안한 방법에서는 워터마크의 검출을 위하여 Bayes 판단 이론에 근거하여 우도비 (likelihood ratio)를 설정한다. 또한 가우스 분포로 모델링한

DWT 계수들의 확률 밀도 함수 (probability density function, PDF)를 이 우도비에 적용한 후, Neyman-Pearson 정의에 따른 판단 문턱값 (decision threshold)과 우도비를 비교하여 워터마크의 존재 유무를 판단한다.

제안한 워터마크 검출 알고리즘과 기존의 유사도 기반 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여, 워터마크 검출 알고리즘의 성능 척도인 견고성 면에서 모의 실험을 행하였다. 실험 결과로부터 제안한 워터마크 검출 알고리즘은 다양한 공격을 당한 영상들에 대하여 기존의 방법보다 더 높은 검출율을 나타냄을 확인할 수 있었다.

II. 기존의 유사도 기반 알고리즘

일반적으로 사용되는 상승성 워터마크 삽입은

$$y_i = x_i(1 + aw_i^*) \tag{1}$$

와 같고, 여기서 y_i , x_i , a , w_i^* , 및 i 는 각각 워터마크가 삽입된 DWT 계수의 크기, 원 DWT 계수의 크기, 워터마크 삽입 강도, 워터마크의 크기, 및 삽입 위치를 나타낸다. 이러한 상승성 삽입 방법에서는 삽입 대상 계수의 크기에 비례하여 삽입되는 워터마크의 양이 결정되므로, 상가성 방법에 비하여 비가시성의 저하 없이 많은 양의 워터마크를 삽입할 수 있는 장점을 갖는다.

유사도 기반 알고리즘^{[7],[8]}에서는 대상 영상의 계수들과 워터마크와의 유사도를 구한 후, 이 유사도 값을 판단 문턱값과 비교하여 주어진 워터마크 w^* 의 존재 유무를 결정한다. 대상 영상에 대한 워터마크의 존재 유무를 확인하기 위하여 아래와 같이 두 가지 가정을 둘 수 있다.

H_0 : 대상 영상이 w^* 을 포함하지 않는다.

H_1 : 대상 영상이 w^* 을 포함한다.

w^* 와 대상 영상에 대한 DWT 계수들의 벡터 y 의 유사도는

$$\rho(w^*, y) = \frac{w^* \cdot y}{N} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_i^* \cdot y_i \tag{2}$$

와 같고, 이 값을 판단 문턱값 T_ρ 과 비교함으로써 대상 영상에 대한 워터마크 w^* 의 존재 유무를 판단한다. 여기서 중심 제한 정리 (central limit theo-

rem)^[11]에 의하여 $\rho(\mathbf{w}^*, \mathbf{y})$ 는 그림 1에서와 같이 가우스 분포를 갖게 되고, 위에서 설정한 두 가지 가정에 대한 ρ 의 평균 및 분산은 각각

$$m_\rho = \begin{cases} 0, & \text{if } H_0 \text{ is in force} \\ \frac{\alpha m_x \sigma_w^2}{N}, & \text{if } H_1 \text{ is in force} \end{cases} \quad (3)$$

$$\sigma_\rho^2 = \frac{\sigma_w^2 \sigma_x^2 (1 + \alpha^2 \sigma_w^2)}{N} \quad (4)$$

와 같다.

이러한 유사도 기반 검출 알고리즘은 유사도의 계산 과정이 간단하지만, 대상 영상 및 워터마크의 통계적 특성을 고려하지 않기 때문에 이용하지 않기 때문에 검출 성능이 떨어진다는 단점을 가진다.

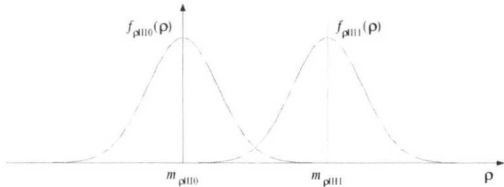


그림 1. 가정 H_0 및 H_1 에 따른 ρ 의 PDF들

III. 제안한 워터마크 검출 알고리즘

워터마크 검출 알고리즘의 목표는 대상 영상에 대하여 워터마크 \mathbf{w}^* 의 존재 유무를 정확하게 판단하는 것이다. 제안한 검출 알고리즘에서는 Bayes 판단 이론^[9]에 따라 우도비를 설정한 후, 이 우도비의 값과 판단 문턱값을 비교하여 워터마크 존재에 대한 두 가지 가정 H_0 및 H_1 중 하나의 상태 (state)를 예측한다. 이때 DWT 계수들을 가우스 분포로 모델링하여 우도비에 적용하고, 우도비와 비교되는 판단 문턱값의 설정을 위하여 Neyman-Pearson 정의^[10]를 이용한다.

1. Bayes 판단 이론

워터마크 공간 (watermark space) W 는 $W_0 \cup W_1$ 로 나타낼 수 있고, 여기서 W_0 및 W_1 은 각각 $\{\mathbf{w}_j \neq \mathbf{w}^*\}$ 및 $\{\mathbf{w}^*\}$ 이며 \mathbf{w}_j 는 현재 검사할 워터마크이다. Bayes 판단 이론의 판단 규칙 (decision rule) $\delta(\mathbf{y})$ 는

$$\delta(\mathbf{y}) = \begin{cases} 1, & \mathbf{y} \in \Gamma_1 \text{ (} H_1 \text{ is in force)} \\ 0, & \mathbf{y} \in \Gamma_0 \text{ (} H_0 \text{ is in force)} \end{cases} \quad (5)$$

와 같고, 여기서 \mathbf{y} 는 워터마크가 삽입된 계수들의 벡터이고, Γ_0 및 Γ_1 은 각각 가정 H_0 에 대한 수락 (acceptance) 및 거절 (rejection) 영역이며, Γ_1 은

$$\Gamma_1 = \left\{ \mathbf{y} : \frac{f_{\mathbf{y}}(\mathbf{y} | W_1)}{f_{\mathbf{y}}(\mathbf{y} | W_0)} > \lambda \right\} \quad (6)$$

로 표현된다. 여기서 $f_{\mathbf{y}}(\mathbf{y} | W)$ 는 사상 (event) W 에 대한 랜덤 벡터 \mathbf{y} 의 조건부 (conditional) 확률 밀도 함수 (probability density function, PDF)이고 λ 는 판단 문턱값을 나타낸다. 따라서 식 (6)을 식 (7)에 적용하면 $\delta(\mathbf{y})$ 는

$$\delta(\mathbf{y}) = \begin{cases} 1, & \frac{f_{\mathbf{y}}(\mathbf{y} | W_1)}{f_{\mathbf{y}}(\mathbf{y} | W_0)} > \lambda \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

와 같고, 이때 $\frac{f_{\mathbf{y}}(\mathbf{y} | W_1)}{f_{\mathbf{y}}(\mathbf{y} | W_0)}$ 을 우도비 $l(\mathbf{y})$ 로 정의한다.

워터마크 성분들의 분포를 $[-1, 1]$ 구간에서 균일 분포 (uniform distribution)라고 가정한다면 전체 확률 정리 (total probability theorem)^[11]에 의하여 $f_{\mathbf{y}}(\mathbf{y} | W_0)$ 는

$$f_{\mathbf{y}}(\mathbf{y} | W_0) = \int_{[-1, 1]^N - \mathbf{w}^*} f_{\mathbf{y}}(\mathbf{y} | \mathbf{w}) f_{\mathbf{w}}(\mathbf{w}) d\mathbf{w} \quad (8)$$

와 같이 나타낼 수 있다. 식 (8)의 적분구간 중 \mathbf{w}^* 는 연속적인 공간 $[-1, 1]^N$ 에서 하나의 포인트이므로 측정 이론 (theory of measure)^[12]을 식 (8)에 적용하면 적분 구간은 $[-1, 1]^N$ 가 된다. 또한 \mathbf{w} 및 \mathbf{y} 의 성분들이 서로 독립적으로 분포한다면 $f_{\mathbf{w}}(\mathbf{w})$ 및 $f_{\mathbf{y}}(\mathbf{y} | \mathbf{w})$ 는 각각

$$f_{\mathbf{w}}(\mathbf{w}) = \prod_{i=1}^N f_w(w_i) = \frac{1}{2^N} \quad (9)$$

$$f_{\mathbf{y}}(\mathbf{y} | \mathbf{w}) = \prod_{i=1}^N f_y(y_i | w_i) \quad (10)$$

이므로 $l(\mathbf{y})$ 는

$$l(\mathbf{y}) = \frac{f_{\mathbf{y}}(\mathbf{y} | \mathbf{w}^*)}{\frac{1}{2^N} \int_{[-1, 1]^N} f_{\mathbf{y}}(\mathbf{y} | \mathbf{w}) d\mathbf{w}} = \frac{f_{\mathbf{y}}(\mathbf{y} | \mathbf{w}^*)}{\frac{1}{2^N} \prod_{i=1}^N \int_{-1}^1 f_y(y_i | w_i) dw_i} \quad (11)$$

와 같다.

2. 판단 문턱값 결정

판단 문턱값의 선택은 위터마크 검출 알고리즘의 성능에 매우 중요한 역할을 한다. Bayes 판단 이론에서는 Bayes 위험, 즉 오류 확률 P_e 을 최소화하는 값을 문턱값으로 선택한다. 이때 P_e 는

$$P_e = p_0 P_{FA} + p_1 P_{MD} \quad (12)$$

로 나타낼 수 있고, 여기서 p_0 및 p_1 은 w 가 각각 W_0 및 W_1 공간에 속할 확률이며, P_{FA} 및 P_{MD} 는 각각 오류 검출 확률 (false alarm probability) 및 간과 검출 확률 (missed detection probability)로서

$$P_{FA} = P(\delta(y) = 1 | W_0) = P(\ell(y) > \lambda | W_0) \quad (13)$$

$$P_{MD} = P(\delta(y) = 0 | W_1) = P(\ell(y) < \lambda | W_1) \quad (14)$$

와 같이 표현될 수 있다.

공격을 당한 영상에 대하여 P_e 을 최소화하는 ρ 값을 판단 문턱값으로 선택한다면, P_{MD} 이 P_{FA} 보다 커지게 되어 위터마크가 삽입되지 않았다고 판단할 가능성이 높게 된다. 따라서 이를 해결하기 위하여 제한한 검출 알고리즘에서는 P_e 을 최소화하는 대신 허용 한계 오류 검출 확률 $\overline{P_{FA}}$ 에 대하여, Neyman-Pearson 정의를 이용하여 P_{MD} 을 최소화하는 우도비 값을 문턱값으로 결정한다. 이를 그림으로 나타내면 그림 2에서와 같다. 여기서 $\overline{P_{FA}}$ 와 문턱값 λ 의 관계는

$$\begin{aligned} \overline{P_{FA}} &= P(\delta(y) = 1 | W_0) = P(\ell(y) > \lambda | W_0) \\ &= \int_{\lambda}^{+\infty} f_{\ell}(l | W_0) dl \end{aligned} \quad (15)$$

와 같고, $f_{\ell}(l | W_0)$ 는 W_0 공간에 대한 우도비 $\ell(y)$ 의 조건부 PDF를 나타낸다.

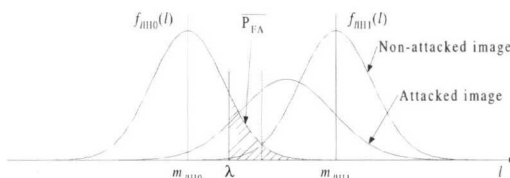


그림 2. 제한한 검출 알고리즘의 문턱값 설정

3. DWT 계수들의 분포 특성

우도비 $\ell(y)$ 을 구하기 위하여서는 DWT 계수들에 대한 PDF $f_x(x_i)$ 가 필요하다. 이를 위하여 본 절에서는 LENA 영상의 DWT 계수들에 대한 실제 분포와 이와 같은 평균과 분산을 갖는 가우스 분포를 그림 3에 나타내었다. 이 그림으로부터 DWT 계수들의 분포는 가우스 분포로 모델링될 수 있음을 알 수 있다. 가우스 분포에 대한 PDF를 수식으로 나타내면

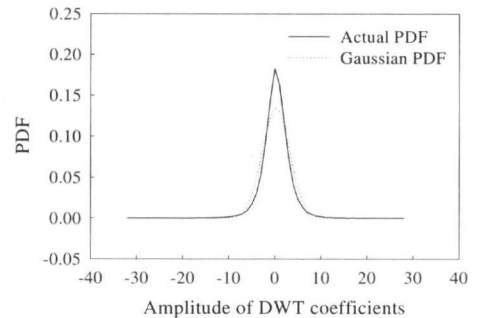


그림 3. LENA 영상의 DWT 계수의 분포

$$f_x(x_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i^2}} \exp\left[-\frac{(x_i - m_i)^2}{2\sigma_i^2}\right] \quad (16)$$

와 같고, 여기서 m_i 및 σ_i 는 각각 DWT 계수 x_i 가 속한 부대역의 DWT 계수에 대한 평균 및 표준 편차이다. 따라서 상승성 삽입 방법으로 위터마크가 삽입된 DWT 계수에 대한 PDF는

$$\begin{aligned} f_y(y_i | w_i) &= \frac{1}{1 + aw_i} f_x\left(\frac{y_i}{1 + aw_i}\right) \\ &= \frac{1}{1 + aw_i} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left[-\frac{\left(\frac{y_i}{1 + aw_i} - m_i\right)^2}{2\sigma^2}\right] \end{aligned} \quad (17)$$

와 같다.

4. 우도비에 적용

위터마크가 삽입된 DWT 계수 y 의 PDF를 $\ell(y)$ 에 적용하면, $\ell(y)$ 의 분모 (denominator)는

$$\begin{aligned} &\frac{1}{2^N} \prod_{i=1}^N \int_{-1}^1 f_{y_i}(y_i | w_i) dw_i \\ &= \prod_{i=1}^N \int_{-1}^1 \frac{1}{2(1 + aw_i)} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i^2}} \exp\left[-\frac{\left(\frac{y_i}{1 + aw_i} - m_i\right)^2}{2\sigma_i^2}\right] dw_i \end{aligned} \quad (18)$$

와 같다. 식 (18)을 간단히 나타내기 위하여 파라미

터 i 을 생략하고 $y/(1+aw)$ 을 t 로 치환하면 식 (18)은

$$\prod_{i=1}^N \frac{1}{2a\sqrt{2\pi\sigma_i^2}} \int_{\frac{y}{1+a}}^{\frac{1-y}{1+a}} \frac{1}{t} \exp\left[-\frac{(t-m)^2}{2\sigma_i^2}\right] dt \quad (19)$$

와 같다. 이때 a 가 1보다 매우 작다고 가정한다면 식 (19)의 적분 구간은 y 을 중심으로 매우 작게 되므로, 테일러 정리 (Taylor's theorem)에 의한 선형 근사화 (linear approximation)에 의하여 적분될 함수는

$$\frac{1}{t} \exp\left[-\frac{(t-m)^2}{2\sigma_i^2}\right] \approx \frac{1}{y} \exp\left[-\frac{(y-m)^2}{2\sigma_i^2}\right] + \frac{d}{dt}\left(\frac{1}{t} \exp\left[-\frac{(t-m)^2}{2\sigma_i^2}\right]\right)\Big|_{t=y} (t-y) \quad (20)$$

와 같이 표현될 수 있다. 또한 식 (20)의 우변의 적분값은 각각 $2a \cdot \exp\left[-\frac{(y-m)^2}{2\sigma_i^2}\right]$ 및 0에 가까우므로, 우도비의 분모는

$$\frac{1}{2^N} \prod_{i=1}^N \int_{-1}^1 f_{y_i}(y_i|w_i) dw_i \approx \prod_{i=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i^2}} \exp\left[-\frac{(y_i-m_i)^2}{2\sigma_i^2}\right] \quad (21)$$

와 같다. 따라서 $f_y(y|W_0) \approx f_y(y|0)$ 라고 표현할 수 있다. 이 결과를 $l(y)$ 에 적용하면

$$l(y) = \frac{\prod_{i=1}^N \frac{1}{1+aw_i^*} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i^2}} \exp\left[-\frac{\left(\frac{y_i}{1+aw_i^*} - m_i\right)^2}{2\sigma_i^2}\right]}{\prod_{i=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i^2}} \exp\left[-\frac{(y_i-m_i)^2}{2\sigma_i^2}\right]} = \prod_{i=1}^N \frac{1}{1+aw_i^*} \exp\left[\frac{(y_i-m_i)^2}{2\sigma_i^2} - \frac{\left(\frac{y_i}{1+aw_i^*} - m_i\right)^2}{2\sigma_i^2}\right] \quad (22)$$

와 같다. 식 (22)의 양변에 로그를 취하여 우도비 합함의 형태로 나타내면

$$l(y) = \ln l(y) = \sum_{i=1}^N \left[-(1+aw_i^*) + \frac{(y_i-m_i)^2}{2\sigma_i^2} - \frac{\left(\frac{y_i}{1+aw_i^*} - m_i\right)^2}{2\sigma_i^2} \right] \quad (23)$$

와 같고, 따라서 $l(y)$ 에 대한 문턱값은 $\ln\lambda$ 가 된다. 로그 우도비 $l(y)$ 에 대한 판단 규칙은

$$\sum_{i=1}^N \left[\frac{(y_i-m_i)^2}{2\sigma_i^2} - \frac{\left(\frac{y_i}{1+aw_i^*} - m_i\right)^2}{2\sigma_i^2} \right] > \ln\lambda + \sum_{i=1}^N (1+aw_i^*) \quad (24)$$

와 같으며, $\frac{1}{2\sigma_i^2} \left[(y_i-m_i)^2 - \left(\frac{y_i}{1+aw_i^*} - m_i\right)^2 \right]$ 를 v_i 로 $\ln\lambda + \sum_{i=1}^N (1+aw_i^*)$ 을 λ_1 으로 설정한다면

$$z = \sum_{i=1}^N v_i > \lambda_1 \quad (25)$$

와 같이 최종 판단 규칙이 설정된다. λ_1 을 설정하기 위하여 z 에 Neyman-Pearson 정의를 적용하면

$$\overline{P_{FA}} = \int_{\lambda_1}^{+\infty} f_z(z|W_0) dz \quad (26)$$

와 같고, 여기서 $f_z(z|W_0)$ 은 $y_i=x_i$ 일 때 z 의 PDF와 동일하다. 따라서

$$z = \sum_{i=1}^N v_i = \sum_{i=1}^N \frac{1}{2\sigma_i^2} \left[(x_i-m_i)^2 - \left(\frac{x_i}{1+aw_i^*} - m_i\right)^2 \right] \quad (27)$$

의 PDF가 필요하다. 이때 중심 제한 정리에 의하여 z 는

$$m_z = \sum_{i=1}^N m_{v_i} = \sum_{i=1}^N [a_i(m_i^2 + \sigma_i^2) - b_i m_i] \quad (28)$$

$$\sigma_z^2 = \sum_{i=1}^N \sigma_{v_i}^2 = \sum_{i=1}^N \sigma_i^2 (4a_i^2 m_i^2 - 4a_i b_i m_i + b_i^2) \quad (29)$$

를 각각 평균과 분산으로 갖는 가우스 분포를 따르고, 여기서 a_i 및 b_i 는 각각 $\frac{aw_i^*(aw_i^*+2)}{2\sigma_i^2(aw_i^*+1)^2}$ 및

$\frac{(am_i w_i^*)}{\sigma_i^2(aw_i^*+1)}$ 이다. 따라서 주어진 오류 검출 확률은

$$\overline{P_{FA}} = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_z^2}} \int_{\lambda_1}^{+\infty} \exp\left[-\frac{(z-m_z)^2}{2\sigma_z^2}\right] dz = \frac{1}{2} \operatorname{erfc}\left(\frac{\lambda_1 - m_z}{\sqrt{2\sigma_z^2}}\right) \quad (30)$$

와 같이 주어지고, 만약 $\overline{P_{FA}} = 10^{-9}$ 로 설정한다면

$$\lambda_1 = 4.24\sqrt{2\sigma_z^2} + m_z \quad (31)$$

와 같이 문턱값 λ_1 이 설정된다.

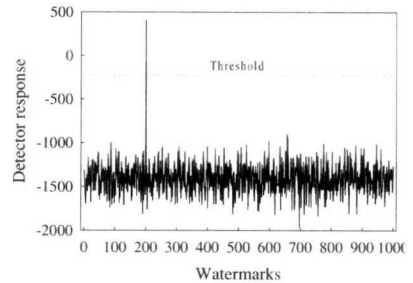
지금까지 살펴본 것처럼, 제안한 검출 알고리즘에서는 가우스 분포로 모델링된 DWT 계수들의 PDF를 Bayes 이론에 근거한 우도비에 적용한 후, 간과 오류 확률을 최소화하기 위하여 Neyman-Pearson 정의에 따라 판단 문턱값을 결정한다. 이렇게 함으로써 부적절한 판단 규칙 및 문턱값 설정으로 큰 간과 오류 확률이 발생하는 기존의 유사도 기반 알고리즘에서의 단점을 개선할 수 있다.

IV. 실험 결과 및 고찰

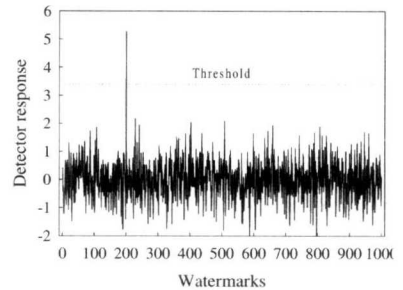
본 논문에서 제안한 워터마크 검출 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 컴퓨터 모의 실험을 행하였다. 본 실험에서는 대상 영상으로 512×512 화소 크기를 갖는 LENA 및 CABLECAR 영상을 사용하였고, 이들의 웨이블릿 변환에는 쌍직교 필터(biorthogonal filter)를 사용하였다. 제안한 알고리즘과 유사도 기반 알고리즘의 성능 평가 척도로는 삽입된 워터마크를 제거하려는 다양한 공격에 대한 견고성을 사용하였고, 두 알고리즘의 객관적인 비교를 위하여 동일한 방법으로 워터마크가 삽입된 영상에 대하여 각 검출 알고리즘을 적용하였다. 즉 비가시성과 견고성을 동시에 고려하기 위하여, 4-레벨로 분해된 다해상도 영상에 대하여 기저대역과 최저 레벨의 부대역을 제외한 중간 주파수 성분을 나타내는 부대역에서 크기가 큰 5,000개의 계수들에 워터마크를 삽입하였다. 이때 워터마크로는 [-1, 1] 구간에서 균일 분포를 갖는 랜덤 신호를 사용하였고, 삽입 강도 α 로는 선형 근사화에 의한 오차, 비가시성, 및 견고성을 고려하여 0.3을 사용하였으며, 최대 허용 허위 검출 확률 P_{FA} 로는 워터마크가 삽입되지 않았는데 삽입되었다고 판정할 확률을 매우 작게 설정하기 위하여 10^{-9} 을 사용하였다.

워터마크가 삽입된 LENA 및 CABLECAR 영상에 대한 워터마크 삽입 영상의 PSNR은 각각 41.6 dB 및 42.8 dB로 주관적인 및 객관적인 화질 모두 우수한 것을 알 수 있다. 견고성 평가에 대한 실험으로는 워터마크가 삽입된 영상에 대하여 일반적인 영상 처리, 손실 부호화(lossy compression), 및 기하학적인 변형(geometric transformation) 등의 공격을 가한 후, 제안한 알고리즘과 기존의 알고리즘을 이용하여 워터마크를 검출하였다. 1000개의 워터마크를 실험에 사용하였고, 그 중 200번째 워터마크를 실제로 사용하였다. 공격이 가해지지 않은 워

터마크 삽입 영상에 대한 검출 응답은 그림 4 및 5에서와 같다. 그리고 아래 모든 실험의 결과는 실제 삽입된 200번째 워터마크에 대한 검출 응답이다.

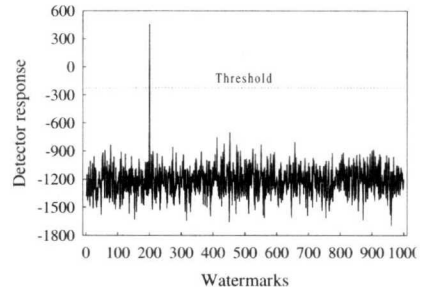


(a)

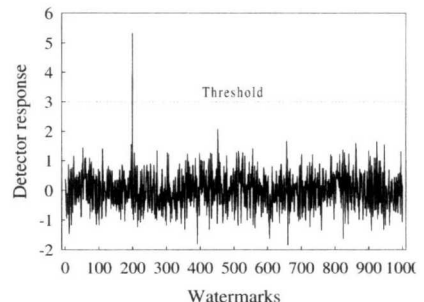


(b)

그림 4. LENA 영상에 대한 (c) 제안한 알고리즘 및 (d) 유사도 기반 알고리즘의 견고성



(a)



(b)

그림 5. CABLECAR 영상에 대한 (c) 제안한 알고리즘 및 (d) 유사도 기반 알고리즘의 견고성

1. 일반 적인 영상 처리에 대한 견고성 평가

일반적인 영상 처리에 대한 실험으로 몽롱화(blurring) 및 가우스 랜덤 잡음(Gaussian random noise) 첨가를 워터마크가 삽입된 영상에 적용하였다. 이때 몽롱화는 몽롱화가 적용되는 화소의 반경을 증가시키면서 공격 강도를 증가하였고, 잡음 첨가는 전체 영상 크기에 대하여 잡음이 첨가된 부분을 증가하면서 실험을 행하였다. 이 들에 대한 실험 결과는 그림 6 및 7에 나타내었다. 이 그림으로부터 몽롱화 및 잡음 첨가에 대하여 제안한 알고리즘이 유사도 기반 알고리즘보다 우수한 워터마크 검출 성능을 나타내는 것을 확인할 수 있었다.

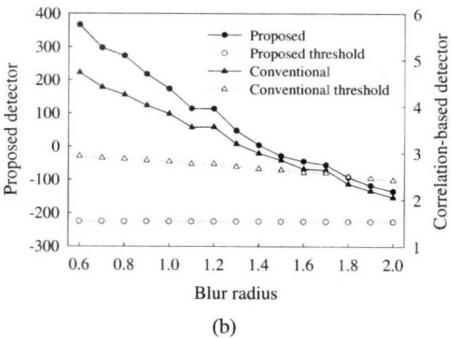
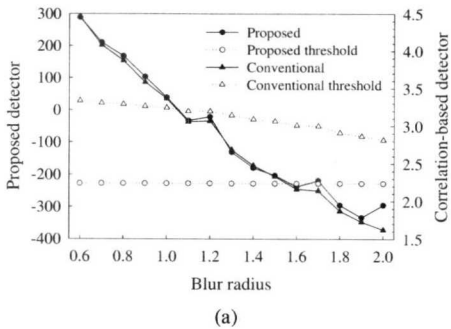


그림 6. 몽롱화에 대한 (a) LENA 및 (b) CABLECAR 영상의 견고성

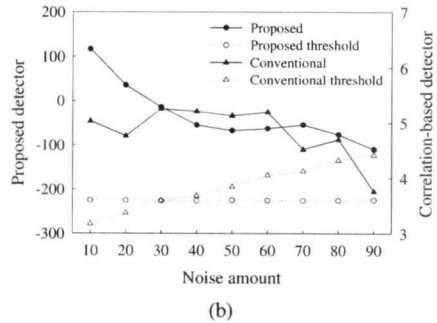
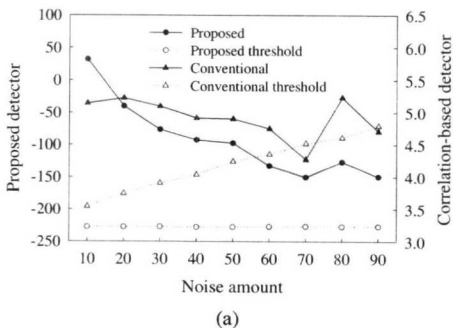


그림 7. 잡음 첨가에 대한 (a) LENA 및 (b) CABLECAR 영상의 견고성

2. 손실 부호화에 대한 견고성 평가

전송 비트율의 감소를 위하여 손실 부호화는 인터넷 환경에서 절대적으로 필요하다. 따라서 다양한 JPEG (Joint Photographic Experts Group) 성능에 따른 검출 응답을 그림 8에 나타내었다. 이 결과로부터 제안한 검출 알고리즘은 매우 낮은 JPEG 성능, 즉 저비트율의 부호화에 대하여서도 삽입된 워터마크를 검출하였지만, 유사도 기반 알고리즘은 저비트율의 부호화에서는 워터마크를 검출하지 못함을 확인할 수 있다.

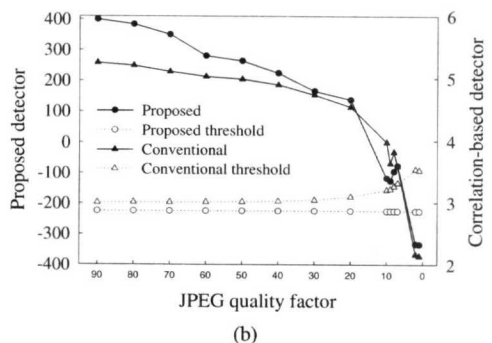
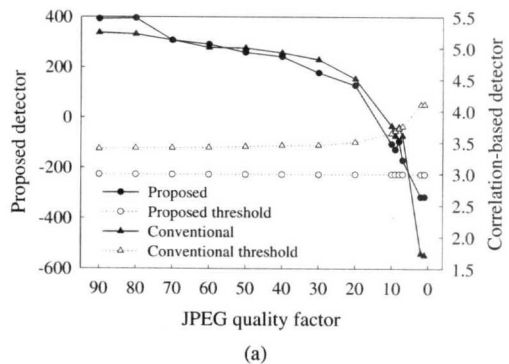


그림 8. JPEG 부호화에 대한 (a) LENA 및 (b) CABLECAR 영상의 견고성

또한 JPEG 부호화에 대한 검출 결과를 확고히 하기 위하여 3×3 중간값 필터가 적용된 영상에 대하여 JPEG 부호화를 행한 후, 이에 대하여 워터마크를 검출하여 검출 응답을 그림 9에 나타내었다. 이 그림으로부터 일반적인 영상 처리와 JPEG 부호화를 동시에 가한 경우에 대하여서도 제안한 검출 알고리즘이 유사도 기반 알고리즘에 비하여 우수한 성능을 나타냄을 알 수 있었다.

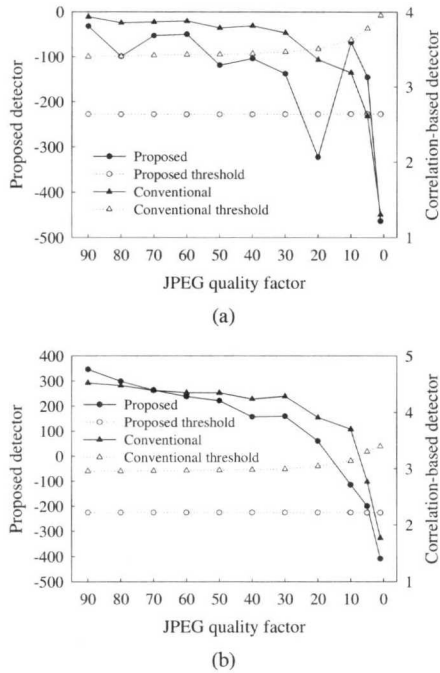


그림 9. 중간값 필터와 JPEG 부호화의 결합 공격에 대한 (a) LENA 및 (b) CABLECAR 영상의 견고성

3. 기하학적 변환에 대한 견고성 평가

기하학적 변형의 공격으로는 절단 (cropping), 컬링 (curling), 및 워핑 (warping)을 워터마크가 삽입된 영상에 적용하였고, 그 결과를 그림 10에서 그림 12에 나타내었다. 이때 절단은 영상의 중심을 기준으로 수평 및 수직 방향으로 동일하게 영상 크기를 감소하면서 워터마크가 삽입된 영상으로 구성하고, 나머지 부분은 원 영상으로 구성하는 것을 나타낸다. 컬링에 대한 실험은 영상을 가로 및 세로 방향으로 각각 10 등분하여 각 영역의 중심에서 컬링 크기를 각 영역 크기의 50%에서 100%까지 증가하면서 행하였고, 워핑은 영상의 중심에서 워핑 크기를 전체 영상 크기의 10%에서 90%까지 증가하면서 실험하였다. 실험 결과들로부터 기존의 방법에

비하여 제안한 방법이 절단, 컬링, 및 워핑 등의 공격에 대하여 유사도 기반 알고리즘보다 우수한 성능을 나타냄을 알 수 있었다.

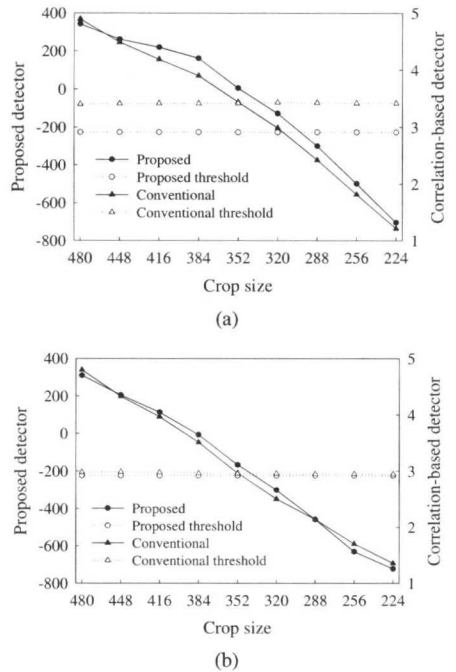


그림 10. 절단에 대한 (a) LENA 및 (b) CABLECAR 영상의 견고성

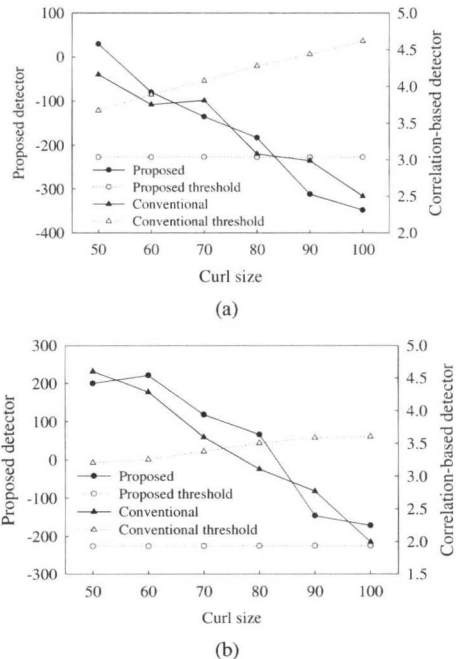


그림 11. 컬링에 대한 (a) LENA 및 (b) CABLECAR 영상의 견고성

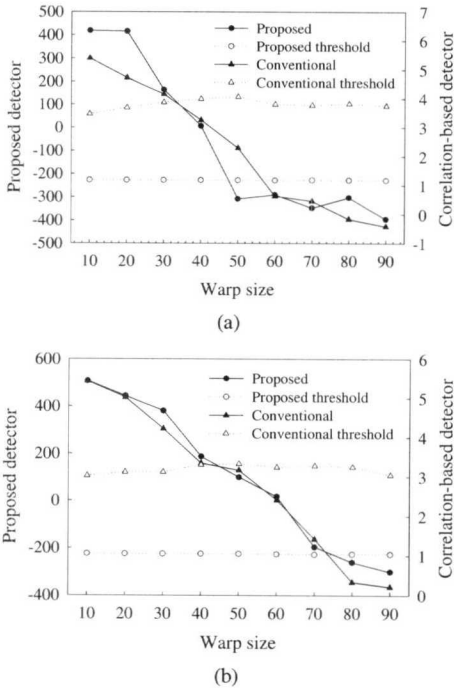


그림 12. 워핑에 대한 (a) LENA 및 (b) CABLECAR 영상의 견고성

제안한 워터마크 검출 알고리즘은 가우스 분포로 모델링된 DWT 계수의 PDF를 Bayes 판단 이론에 따른 우도비에 적용한 후, 이 우도비 값과 Neyman-Pearson 정의에 따라 결정된 판단 문턱값을 비교하여 워터마크의 존재 유무를 밝힌다. 따라서 제안한 검출 알고리즘은 주어진 최대 허용 오류 검출 확률에 대하여 간과 검출 확률을 최소화함으로써 기존의 유사도 기반 워터마크 검출 알고리즘에 비하여 우수한 성능을 나타낼 수 있었다.

V. 결론

웨이블릿 변환 영역에서 상승성 워터마크 삽입 방법에 대하여 기존의 유사도 기반 워터마크 검출 알고리즘의 성능을 향상시키기 위하여, 제안한 알고리즘에서는 통계적 판단 이론에 따라 새로운 워터마크 검출 알고리즘을 제안하였다. 제안한 알고리즘에서는 Bayes 판단 이론, DWT 계수들의 PDF 모델링, 및 Neyman-Pearson 정의에 의하여, 주어진 최대 허용 오류 검출 확률에 대하여 간과 검출 확률을 최소화할 수 있는 장점이 있다.

제안한 방법에서는 먼저, 일반적으로 사용되는 상승성 삽입 방법에 의하여 워터마크를 DWT 계수

들에 대하여 삽입한 후, 삽입된 워터마크의 검출을 위하여 Bayes 이론에 근거하여 우도비를 설정한다. 이 검출 모델에 적용하기 위하여 웨이블릿 계수들을 가우스 분포로 모델링한 후, Neyman-Pearson 정의에 따라 결정된 문턱값과 우도비의 결과값을 비교하여 워터마크의 존재 유무를 판단한다.

제안한 워터마크 검출 알고리즘의 우수성 판단을 위한 모의 실험의 결과로부터 제안한 워터마크 검출 알고리즘은 다양한 공격을 당한 영상들에 대하여 기존의 방법보다 더욱 더 정확하게 워터마크의 존재 유무를 나타냄을 확인할 수 있었다.

참고 문헌

- [1] W. Bender, D. Gruhl, and N. Morimoto, "Techniques for data hiding," *Proc. of the SPIE Conf. on Storage and Retrieval for Image and Video Databases III*, vol. 2420, pp. 164-173, San Jose, California, Feb. 1995.
- [2] I. Pitas, "A method for watermark casting on digital images," *IEEE Trans. on Circuits System Video Technology*, vol. 8, pp. 775-780, Oct. 1998.
- [3] I. Cox, J. Kilian, T. Leighton, and T. Shamon, "Secure spread spectrum watermarking for multimedia," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 6, no. 12, pp. 1673-1687, 1997.
- [4] A. Piva, M. Barni, F. Bartolini, and V. Cappellini, "DCT-based watermark recovering without resorting to the uncorrupted original image," *Proc. of the IEEE Int. Conf. Image Processing*, Santa Barbara, California, vol. 1, pp. 520-527, Oct. 1997.
- [5] X. Xia, C. Bonchelet, and G. Arce, "A multiresolution watermark for digital images," *Proc. of the Int. Conf. Image Processing*, Santa Barbara, California, vol. 1, pp. 548-551, Oct. 1997.
- [6] W. Zhu, Z. Xiong, and Y. -Q. Zhang, "Multiresolution watermarking for images and video," *IEEE Trans. on Circuits and Systems for video technology*, vol. 9, no. 4, pp. 545-550, June 1999.
- [7] M. Barni, F. Bartolini, V. Cappellini, and A. Piva, "A DCT-domain system for robust image

- watermarking," *Signal Process.*, vol. 66, pp. 357-372, May 1998.
- [8] A. Piva M. Barni F. Bartolini V. Cappellini, "Threshold selection for correlation-based watermark detection," *Proc. of the COST254 Workshop*, L'Aquila, Italy, Apr. 1998.
- [9] L. Scharf, *Statistical Signal Processing: Detection, Estimation, and Time Series Analysis*. Reading, MA: Addison-Wesley, 1991.
- [10] J. Franco and W. Rubin, *Radar Detection*. Norwood, MA: Artech House, 1980.
- [11] A. Papoulis, *Probability, Random Variables, and Stochastic Process*. New York: McGraw-Hill, 1991.
- [12] A. N. Kolmogorov and S. V. Fomin, *Introductory Real Analysis*. New York: Dover, 1975

권 성 근(Seong-Geun Kwon) 통신학회논문지 제25권 제 1B호 참조	정회원
이 석 환(Suk-Hwan Lee) 통신학회논문지 제27권 제 5A호 참조	정회원
김 병 주(Byung-Ju Kim) 통신학회논문지 제27권 제 5A호 참조	정회원
권 기 구(Kee-Koo Kwon) 통신학회논문지 제26권 제 9B호 참조	정회원
하 인 성(In-Sung Ha) 통신학회논문지 제25권 제 10B호 참조	정회원
권 기 룡(Ki-Ryong Kwon) 통신학회논문지 제26권 제 12A호 참조	정회원
이 건 일(Kuhn-Il Lee) 통신학회논문지 제25권 제 1B호 참조	정회원