

論文2003-40CI-1-5

통계적 판단 이론을 이용한 워터마크 검출 알고리즘

(Watermark Detection Algorithm Using Statistical Decision Theory)

權 成 根 , * 金 秉 柱 , * 李 錫 煥 , * 權 奇 九 , * 權 奇 龍 , * *
李 健 一 *

(Seong-Geun Kwon, Byung-Ju Kim, Suk-Hwan Lee, Kee-Koo Kwon,
Ki-Ryong Kwon, and Kuhn-Il Lee)

요 약

멀티미디어에 삽입된 워터마크의 검출은 저작권 보호 및 인증 분야에서 매우 중요한 역할을 한다. 최근 워터마크의 검출에 많이 사용되는 유사도 기반 알고리즘은 상가성 방법을 제외한 워터마크 삽입 방법에 대해서는 효과적이지 못한 단점을 가진다. 따라서 본 논문에서는 웨이블릿 변환 영역에서 상승적 방법에 의하여 삽입된 워터마크에 대한 효율적인 검출 알고리즘을 제안하였다. 제안한 워터마크 검출 알고리즘은 통계적 판단 이론에 따라 Bayes 판단 이론, Neyman-Pearson 정의, 및 웨이블릿 계수들의 확률 분포 모델을 기반으로 도출되어서, 주어진 오류 검출 확률에 대하여 간과 검출 확률을 최소화할 수 있다. 제안한 검출 알고리즘의 성능 평가는 견고성 측면에서 수행되었고, 실험 결과로부터 제안한 알고리즘이 유사도 기반 알고리즘에 비하여 우수한 성능을 나타냄을 확인하였다.

Abstract

Watermark detection has a crucial role in copyright protection of and authentication for multimedia and has classically been tackled by means of correlation-based algorithms. Nevertheless, when watermark embedding does not obey an additive rule, correlation-based detection is not the optimum choice. So a new detection algorithm is proposed which is optimum for non-additive watermark embedding. By relying on statistical decision theory, the proposed method is derived according to the Bayes decision theory, Neyman-Pearson criterion, and distribution of wavelet coefficients, thus permitting to minimize the missed detection probability subject to a given false detection probability. The superiority of the proposed method has been tested from a robustness perspective. The results confirm the superiority of the proposed technique over classical correlation-based method.

Keywords : Digital watermarking, Bayes theory, Neyman-Pearson criterion

* 正會員, 慶北大學校 電子電氣컴퓨터學部

(School of Electronic and Electrical Engineering,
Kyungpook National University)

* 正會員, 釜山外國語大學校 電子工學科

(Department of Electronic Engineering, Pusan
University of Foreign Studies)

接受日:2002年2月6日, 수정완료일:2002年10月4日

1. 서 론

멀티미디어 데이터에 대한 저작권(copyright) 보호 및 인증(authentication) 문제를 해결하기 위하여, 최근 디지털 워터마킹(watermarking) 분야에서 많은 연구들이 수행되고 있다. 디지털 워터마킹에서는 저작권을 나

타내는 워터마크를 멀티미디어 데이터에 삽입하여 저작권을 주장할 수 있다. 이때 워터마크가 삽입된 멀티미디어 데이터의 화질 유지와 삽입된 워터마크의 불법적인 제거 및 위조를 방지하기 위하여 비가시성(invisibility)과 견고성(robustness)이 워터마킹 알고리즘에 각각 필요하다.

워터마킹 알고리즘은 워터마크의 삽입 영역 및 삽입 방법에 따라 분류될 수 있다. 삽입 영역에 따른 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 영역에서의 워터마킹에서는 영상의 회색 준위 및 주파수 변환 계수들을 각각 변형하고, 혼성 영역에서는 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 삽입 대상 신호의 크기에 관계없이 워터마크를 삽입하는 방법으로서 알고리즘이 간단하여 널리 사용되어 왔으나, 워터마크가 삽입될 계수들의 크기에 따라 삽입 강도를 결정하는 영상 의존(image dependent) 워터마킹과 인간 시각 시스템(human visual system)의 특징들을 이용한 워터마킹에서는 부적합하다. 따라서 이러한 단점 때문에 상승성 워터마킹이 일반적으로 사용된다.

워터마킹 알고리즘의 필요 조건들은 적용 분야에 따라 다소 다르지만, 삽입된 워터마크의 고신뢰 검출은 모든 분야에서 필요하다. 일반적인 워터마크 검출 방법으로는 워터마크가 삽입된 계수들과 워터마크와의 유사도(correlation)를 구하는 방법^[7-8]이 있다. 이러한 유사도 기반 검출 방법은 알고리즘이 간단하고 상가성 삽입 방법에 대하여서는 우수한 성능을 나타내지만, 상승성 삽입 방법에 대하여서는 그렇지 못한 단점을 갖는다.

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 국부성을 가짐으로써 비정상(non-stationary) 신호를 처리하는데 효과적인 장점이 있어 워터마킹 분야에서 널리 사용되고 있다. 제안한

워터마크 검출 알고리즘은 통계적 판단 이론에 따라 Bayes 판단 이론^[9], Neyman-Pearson 정의^[10], 및 웨이블릿 계수들의 분포 특성을 기반으로 워터마크의 존재 유무를 판단한다.

제안한 방법에서는 먼저 웨이블릿 계수들에 대하여 상승성 삽입 방법에 의하여 워터마크를 삽입한 후, 삽입된 워터마크의 검출을 위하여 Bayes 판단 이론에 근거하여 워터마크 검출 모델을 설정한다. 가우스 분포로 모델링한 웨이블릿 계수들의 분포 특성을 이 검출 모델에 적용한 후, Neyman-Pearson 정의에 따른 판단 문턱값(decision threshold)과 검출기 출력값(detector response)을 비교하여 워터마크의 존재 유무를 판단한다.

제안한 워터마크 검출 알고리즘과 기존의 유사도 기반 알고리즘의 성능을 판단하기 위하여 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 삽입 방법은

$$y_i = x_i + aw_i x_i \quad (1)$$

와 같고, 여기서 y_i , x_i , a , w_i , 및 i 는 각각 워터마크가 삽입된 계수의 크기, 원 웨이블릿 계수의 크기, 워터마크 삽입 강도를 나타내는 변수, 워터마크의 크기, 및 삽입 위치를 나타내는 변수이다. 이러한 상승성 삽입 방법은 웨이블릿 계수의 크기에 비례하여 삽입되는 워터마크의 양을 결정하므로, 상가성 삽입 방법에 비하여 비가시성의 저하 없이 많은 양의 워터마크를 삽입할 수 있는 장점을 갖는다.

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

H_0 : 대상 영상이 w^* 을 포함하지 않는다.

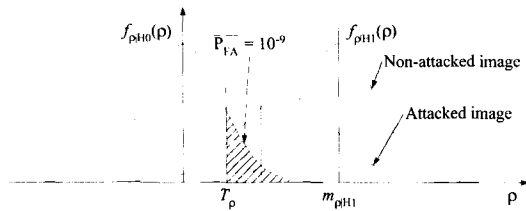


그림 1. 가정 H_0 및 H_1 에 따른 ρ 의 PDF들
Fig. 1. PDFs of ρ under the hypotheses H_0 and H_1 .

H_1 : 대상 영상이 w^* 을 포함한다.

w^* 와 대상 영상의 웨이블릿 계수들의 벡터 y 의 유사도는

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

와 같고 이 값을 판단 문턱값 T_ρ 과 비교하여 y 에 대한 w^* 의 존재 유무를 판단한다. 여기서 중심 제한 정리(central limit theorem)^[11]에 의하여 ρ 는 가우스 분포를 갖게 되고 위에서 설정한 두 가지 가정에 대한 ρ 의 평균 및 분산은 각각

$$m_\rho = \begin{cases} 0, & \text{if } H_0 \text{ is in force} \\ \alpha m_{1X} \sigma_w^2, & \text{if } H_1 \text{ is in force} \end{cases} \quad (3)$$

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

와 같다.

ρ 값과 비교될 문턱값의 설정은 <그림 1>에서와 같다. 만약 워터마크가 삽입된 영상이 공격을 당했을 경우, 이에 대한 $m_{\rho H_1}$ 및 $\sigma_{\rho H_1}^2$ 은 공격전과는 다르게 된다. 따라서 공격을 받지 않은 영상에 대한 ρ 평균의 절반을 문턱값으로 설정할 경우, 공격을 받은 영상에 대하여 간과 검출(missed detection) 확률이 증가하게 된다. 그러므로 주어진 오류 검출(false alarm) 확률에 대하여 간과 검출 확률을 최소화하는 ρ 를 판단 문턱값으로 설정한다.

III. 제안한 워터마크 검출 알고리즘

워터마크 검출 알고리즘의 목표는 대상 영상에 대하여 워터마크 w^* 의 존재 유무를 정확하게 판단하는 것

이다. 제안한 검출 알고리즘에서는 통계적 판단 이론에 따라 판단 규칙을 설정한 후, 이를 판단 문턱값과 비교하여 워터마크 존재에 대한 가정들 중 하나의 상태(state)를 예측한다. 즉 워터마크가 삽입된 DWT 계수 y 의 분포 특성을 Bayes 이론^[9]에 근거한 판단 규칙에 적용한 후, 이 결과를 Neyman-Pearson 정의^[10]에 의하여 결정된 판단 문턱값과 비교하여 가정 H_0 및 H_1 중 하나의 상태를 예측한다.

1. 우도비(likelihood ratio)

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

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

와 같고 이 때 Γ_0 및 Γ_1 은 각각 H_0 에 대한 수락(acceptance) 및 거절(rejection) 영역이다. Γ_1 및 $\delta(y)$ 는

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

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

와 같이 표현할 수 있으며, 여기서 $f_y(y|W)$ 는 사상(event) W 에 대한 랜덤 벡터(random vector) y 의 조건부(conditional) 확률 밀도 함수(probability density function, PDF)이고, λ 는 판단 문턱값을 나타낸다. 이 때 $f_y(y|W_1)/f_y(y|W_0)$ 을 우도비 $l(y)$ 로 정의한다.

워터마크 성분들의 분포를 $[-1, 1]$ 구간에서 균일 분포(uniform distribution)라고 가정하면 전체 확률 정리(total probability theorem)^[11]에 의하여 $f_y(y|W_0)$ 는

$$\begin{aligned} f_y(y|W_0) &= \int_{[-1,1]^N - w} f_y(y|w) f_w(w) dw \\ &= \int_{[-1,1]^N} f_y(y|w) f_w(w) dw \end{aligned} \quad (8)$$

와 같이 나타낼 수 있고 워터마크 성분들은 서로 독립적으로 분포(identically independent distribution)하므로

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

와 같다. 또한 \mathbf{y} 의 성분들도 서로 독립적으로 분포하므로 우도비는

$$\begin{aligned} l(\mathbf{y}) &= \frac{f_y(\mathbf{y}|\mathbf{w}^*)}{\frac{1}{2^N} \int_{[-1,1]^N} f_y(\mathbf{y}|\mathbf{w}) d\mathbf{w}} \\ &= \frac{f_y(\mathbf{y}|\mathbf{w}^*)}{\frac{1}{2^N} \prod_{i=1}^N \int_{-1}^1 f_{y_i}(y_i|w_i) dw_i} \end{aligned} \quad (10)$$

와 같다.

2. 판단 문턱값 결정

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

$$P_e = p_0 P_{FA} + p_1 (1 - P_D) \quad (11)$$

이다. 여기서 p_0 및 p_1 은 위터마크 \mathbf{w} 가 각각 W_0 및 W_1 공간에 속할 확률이고, P_{FA} 및 $1 - P_D$ 는 각각 오류 검출 확률 및 간과 검출 확률로서

$$P_{FA} = P(\delta(\mathbf{y}) = 1 | W_0) = P(l(\mathbf{y}) > \lambda | W_0) \quad (12)$$

$$1 - P_D = 1 - P(\delta(\mathbf{y}) = 1 | W_1) = 1 - P(l(\mathbf{y}) > \lambda | W_1) \quad (13)$$

와 같이 표현될 수 있다.

공격을 당한 영상에 대하여 P_e 을 최소화하는 ρ 값을 판단 문턱값으로 선택한다면 간과 검출 확률이 오류 검출 확률보다 훨씬 커서, 위터마크가 삽입되지 않았다고 판단할 가능성이 높게 된다. 따라서 이를 해결하기 위하여 P_e 을 최소화하는 대신 Neyman-Pearson 정의에 따라, 주어진 오류 검출 확률 $\overline{P_{FA}}$ 에 대하여 간과 검출 확률을 최소화하는 문턱값을 결정한다. 여기서 $\overline{P_{FA}}$ 는

$$\begin{aligned} \overline{P_{FA}} &= P(\delta(\mathbf{y}) = 1 | W_0) = P(l(\mathbf{y}) > \lambda | W_0) \\ &= \int_{\lambda}^{+\infty} f(l | W_0) dl \end{aligned} \quad (14)$$

로 표현될 수 있으며, 이를 만족하는 λ 을 문턱값으로 설정한다.

3. 웨이블릿 계수들의 PDF

$l(\mathbf{y})$ 의 유도를 위해서는 DWT 계수들에 대한 PDF가 필요한데, 제안한 방법에서는 이를

$$f_x(x_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i^2}} \exp\left[-\frac{(x_i - m_i)^2}{2\sigma_i^2}\right] \quad (15)$$

와 같이 가우스 분포로 모델링한다. 여기서 m_i 및 σ_i 는 각각 DWT 계수 x_i 가 속한 부대역의 DWT 계수에 대한 평균 및 표준 편차이다.

상승성 위터마크 삽입 방법 중 $x > 0$ 경우에 대한 y 의 PDF는

$$\begin{aligned} f_y(y_i|w_i) &= \frac{1}{1+aw_i} f_x\left(\frac{y_i}{1+aw_i}\right) \\ &= \frac{1}{1+aw_i} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left[-\frac{\left(\frac{y_i}{1+aw_i} - m\right)^2}{2\sigma^2}\right] \end{aligned} \quad (16)$$

와 같다.

4. 유도한 PDF를 우도비에 적용

위터마크가 삽입된 DWT 계수 y 의 PDF를 우도비에 적용하면 이의 분모 (denominator)는

$$\begin{aligned} \frac{1}{2^N} \prod_{i=1}^N \int_{-1}^1 f_{y_i}(y_i|w_i) dw_i &= \frac{1}{2^N} \prod_{i=1}^N \int_{-1}^1 \frac{1}{1+aw_i} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \\ &\quad \exp\left[-\frac{\left(\frac{y_i}{1+aw_i} - m\right)^2}{2\sigma^2}\right] dw_i \end{aligned} \quad (17)$$

와 같다. 여기서 파라미터 i 을 생략하고 $y/(1+aw)$ 을 t 로 두면 식 (17)의 곱셈 성분은

$$\begin{aligned} \frac{1}{2} \int_{-1}^1 \frac{1}{1+aw} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left[-\frac{\left(\frac{y}{1+aw} - m\right)^2}{2\sigma^2}\right] dw \\ = \frac{1}{2a\sqrt{2\pi\sigma^2}} \int_{\frac{y}{1+a}}^{\frac{y}{1-a}} \frac{1}{t} \exp\left[-\frac{(t-m)^2}{2\sigma^2}\right] dt \end{aligned} \quad (18)$$

와 같이 간단히 표현할 수 있다. $a \ll 1$ 을 가정한다면 식 (18)의 적분 구간은 y 를 중심으로 매우 작게 되므로, 적분 함수는 테일러 정리 (Taylor's theorem)에 의한 선형 근사화 (linear approximation)에 의하여

$$\frac{1}{t} \exp\left[-\frac{(t-m)^2}{2\sigma^2}\right] \approx \frac{1}{y} \exp\left[-\frac{(y-m)^2}{2\sigma^2}\right]$$

$$+ \frac{d}{dt} \left(\frac{1}{t} \exp \left[-\frac{(t-m)^2}{2\sigma^2} \right] \right) \Big|_{t=y} (t-y) \quad (19)$$

와 같이 표현될 수 있다. 식 (19)의 우변 첫째 및 둘째 항에 대한 적분값은 $\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp \left[-\frac{(y-m)^2}{2\sigma^2} \right]$ 및 0에 가까우므로, 우도비의 분모는

$$\frac{1}{2^N} \prod_{i=1}^N \int_1^\infty f_y(y_i|w_i) dw_i \approx \prod_{i=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i^2}} \exp \left[-\frac{(y_i-m)^2}{2\sigma_i^2} \right] \quad (20)$$

와 같다. 따라서

$$f_y(\mathbf{y}|W_0) \approx f_y(\mathbf{y}|0) \quad (21)$$

와 같이 표현할 수 있고 이 결과를 우도비에 적용하면

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

와 같다. 위 식을 간단히 하기 위하여 양변에 로그를 취하면

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

와 같고 따라서 이에 대한 문턱값은 $\ln \lambda$ 가 된다. 로그를 취한 우도비에 대한 판단 규칙은

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

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

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

와 같다. 중심 제한 정리에 의하여 z 는

$$m_z = \sum_{i=1}^N m_{v_i} = \sum_{i=1}^N [a_i(m_i^2 + \sigma_i^2) - b_i m_i] \quad (26)$$

$$\sigma_z^2 = \sum_{i=1}^N \sigma_{v_i}^2 = \sum_{i=1}^N \sigma_i^2 (4a_i^2 m_i^2 - 4a_i b_i m_i + b_i^2) \quad (27)$$

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.

로그 우도비 z 에 Neyman-Pearson 정의를 적용하면

$$\overline{P_{FA}} = \int_{\lambda_1}^{+\infty} f_z(z|W_0) dz = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_z^2}} \int_{\lambda_1}^{+\infty} \exp \left[-\frac{(z-m_z)^2}{2\sigma_z^2} \right] dz = \frac{1}{2} \operatorname{erfc} \left(\frac{\lambda_1 - m_z}{\sqrt{2\sigma_z^2}} \right) \quad (28)$$

와 같고, 따라서 λ_1 을 고정할 수 있다. 만약 $\overline{P_{FA}} = 10^{-9}$ 로 설정한다면

$$\lambda_1 = 4.89\sqrt{2\sigma_z^2} + m_z \quad (29)$$

와 같이 문턱값이 설정된다. 지금까지 전개한 수식을 모든 x_i 에 대하여 정리하면

$$\ell(\mathbf{y}) = \sum_{i=1}^N \left[\frac{(y_i-m)^2}{2\sigma_i^2} - \frac{\left(\frac{y_i}{1+\operatorname{sign}(x_i)aw_i^*} - m \right)^2}{2\sigma_i^2} \right] \quad (30)$$

$$\lambda_1 = 4.89\sqrt{2\sigma_z^2} + m_z \quad (31)$$

$$m_z = \sum_{i=1}^N [a_i(m_i^2 + \sigma_i^2) - b_i m_i] \quad (32)$$

$$\sigma_z^2 = \sum_{i=1}^N \sigma_i^2 (4a_i^2 m_i^2 - 4a_i b_i m_i + b_i^2) \quad (33)$$

$$a_i = \frac{aw_i^* [aw_i^* + 2\operatorname{sign}(x_i)]}{2\sigma_i^2 [aw_i^* + \operatorname{sign}(x_i)]^2} \quad (34)$$

$$b_i = \frac{(am_i w_i^*)}{\sigma_i^2 [aw_i^* + \operatorname{sign}(x_i)]} \quad (35)$$

와 같다.

지금까지 살펴본 것처럼, 제한한 검출 알고리즘에서는 가우스 분포로 모델링한 웨이블릿 계수들의 PDF를 Bayes 판단 이론에 근거한 판단 규칙에 적용한 후, 간과 오류 확률의 최소화를 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.

였다. 제안한 검출 알고리즘과 유사도 기반 알고리즘을 견고성 면에서 비교하였고, 객관적인 비교를 위하여 기

IV. 실험 결과 및 고찰

본 논문에서 제안한 워터마크 검출 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 컴퓨터 모의 실험을 행하였다. 본 실험에서는 실험 영상으로 512×512 화소 크기를 갖는 LENA 및 BARBARA 영상을 사용하였고 이 들의 웨이블릿 변환에는 쌍직교(biorthogonal) DWT를 사용하

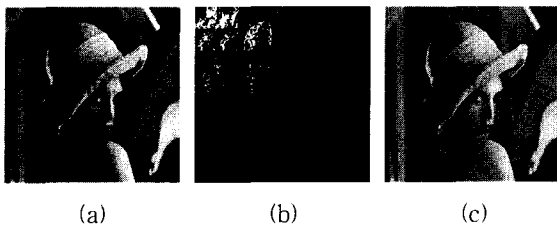


그림 2. LENA에 대한 (a) 원 영상, (b) 선택된 계수들, 및 (c) 워터마크가 삽입된 영상
Fig. 2. (a) Original image, (b) selected coefficients, and (c) marked image for LENA.

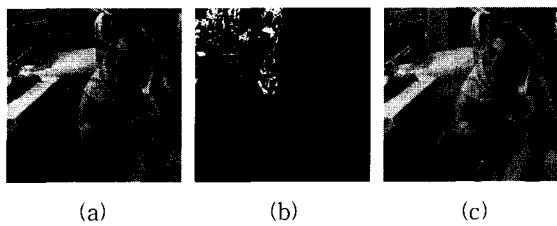


그림 3. BARBARA에 대한 (a) 원 영상, (b) 선택된 계수들, 및 (c) 워터마크가 삽입된 영상
Fig. 3. (a) Original image, (b) selected coefficients, and (c) marked image for BARBARA.

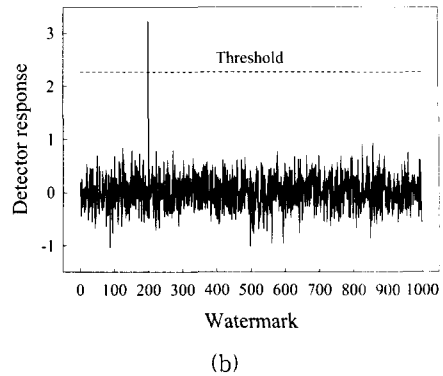
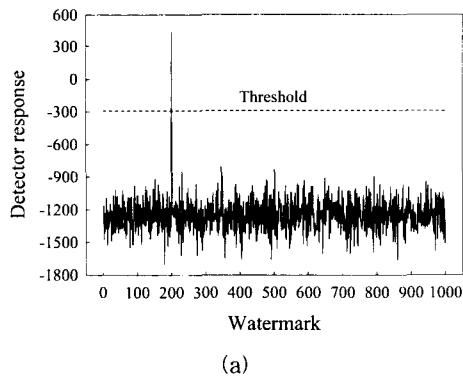


그림 4. LENA 영상에 대한 (a) 제안한 알고리즘 및 (b) 유사도 기반 알고리즘의 견고성
Fig. 4. Robustness of (a) proposed algorithm and (b) correlation-based algorithm for LENA image.

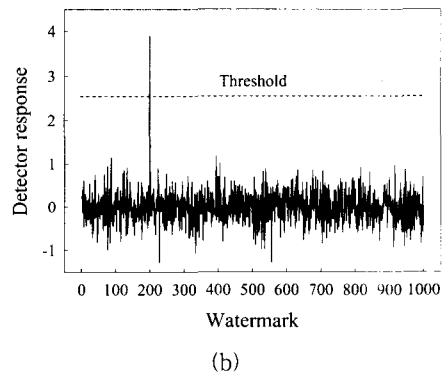
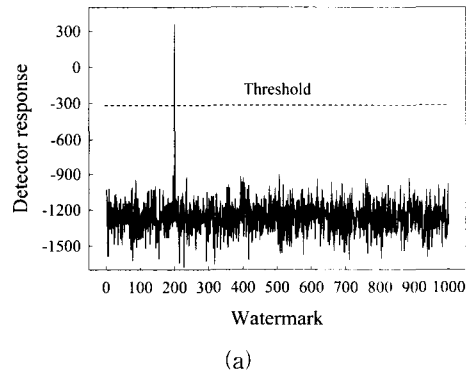


그림 5. BARBARA 영상에 대한 (a) 제안한 알고리즘 및 (b) 유사도 기반 알고리즘의 견고성
Fig. 5. Robustness of (a) proposed algorithm and (b) correlation-based algorithm for BARBARA image.

저대역과 최저 레벨의 부대역을 제외한 고주파 부대역들에 대하여 절대값 크기가 큰 15,000개의 계수들에 대하여 삽입 강도 α 을 0.2로 워터마크가 삽입된 영상에 대하여 각 알고리즘의 성능을 평가하였다. 이때 $\overline{P_{FA}}$ 는 10^{-9} 을 사용하였다.

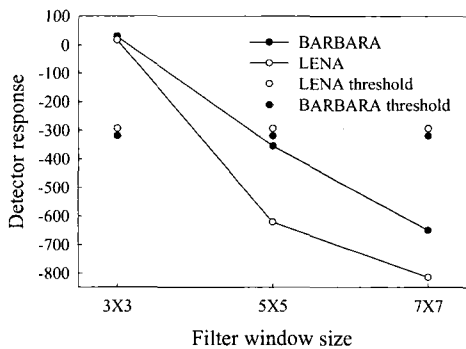
원 영상, 워터마크 삽입에 참여한 계수들, 및 워터마크가 삽입된 영상을 <그림 2> 및 <그림 3>에 나타내었고 LENA 및 BARBARA 영상에 대한 워터마크 삽입 영상의 PSNR은 각각 41.80 및 41.16 dB로 주관적인 및 객관적인 화질 모두 우수한 것을 알 수 있다.

견고성 평가 실험으로는 워터마크가 삽입된 영상에 대하여 일반적인 영상 처리(standard image processing), 손실 부호화(lossy compression), 및 기하학적인 변형(geometric transformation) 등의 공격을 가한 영상에 대하여 제안한 알고리즘과 기존의 알고리즘을 이용하여 워터마크를 검출하였다. 1000개의 워터마크를

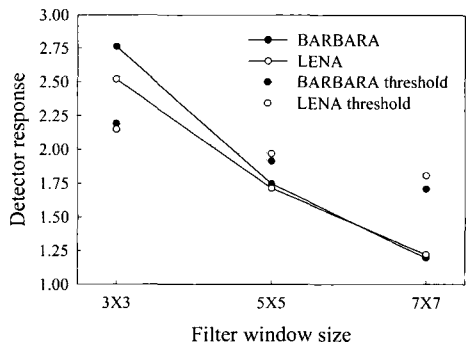
실험에 사용하였고 그 중 200번째 워터마크를 각 영상에 삽입하였다. 공격을 가하지 않는 워터마크가 삽입된 영상에 대한 검출 응답은 <그림 4> 및 <그림 5>에 서와 같다. 그리고 아래 모든 실험의 결과는 200번째 워터마크에 대한 검출 응답이다.

1. 일반적인 영상 처리에 대한 견고성 평가

일반적인 영상 처리에 대한 실험으로 중간값 필터(median filter) 및 저역 통과 필터(low pass filter)를 워터마크가 삽입된 영상에 적용하였다. 이때 공격 강도, 즉 마스크 창(mask window)의 크기를 증가하여 다양한 공격을 가하였다. 실험 결과는 <그림 6> 및 <그림 7>에 나타내었다. 이 그림들로부터 일반적인 영상 처리에 대하여서는 제안한 알고리즘과 유사도 기반 알고리즘이 유사한 성능을 나타내는 것을 확인할 수 있었다.



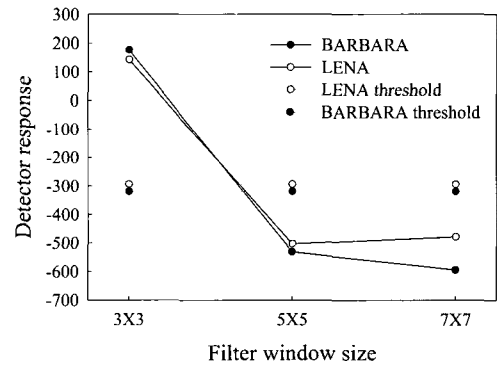
(a)



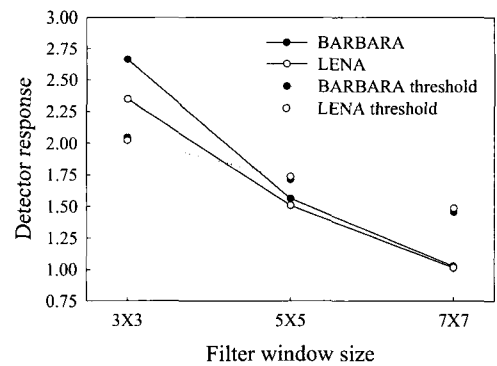
(b)

그림 6. 중간값 필터에 대한 (a) 제안한 알고리즘 및 (b) 유사도 기반 알고리즘의 견고성

Fig. 6. Robustness of (a) proposed algorithm and (b) correlation-based algorithm against median filter.



(a)



(b)

그림 7. 저역 통과 필터에 대한 (a) 제안한 알고리즘 및 (b) 유사도 기반 알고리즘의 견고성

Fig. 7. Robustness of (a) proposed algorithm and (b) correlation-based algorithm against low pass filter.

2. 손실 부호화에 대한 견고성 평가

손실 부호화는 전송 비트율의 감소를 위하여 인터넷 환경에서는 절대적으로 필요하다. 따라서 다양한 JPEG (Joint Photographic Experts Group) 성능에 따른 검출 응답을 <그림 8>에 나타내었다. 이 결과로부터 제안한

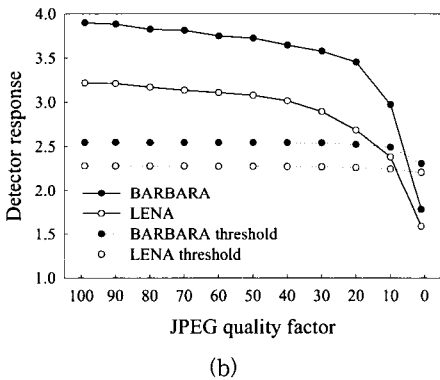
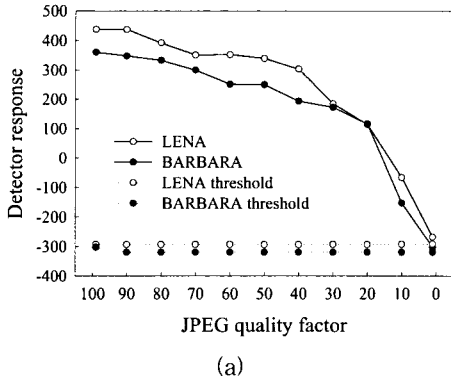


그림 8. JPEG 부호화에 대한 (a) 제안한 알고리즘 및 (b) 유사도 기반 알고리즘의 견고성

Fig. 8. Robustness of (a) proposed algorithm and (b) correlation-based algorithm against JPEG coding.

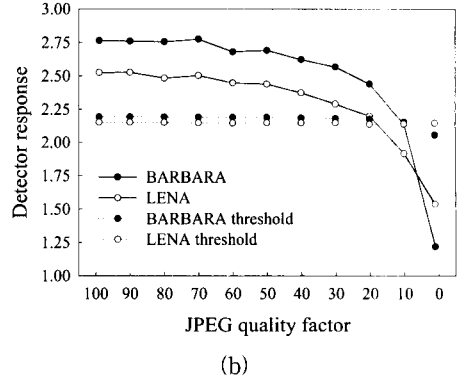
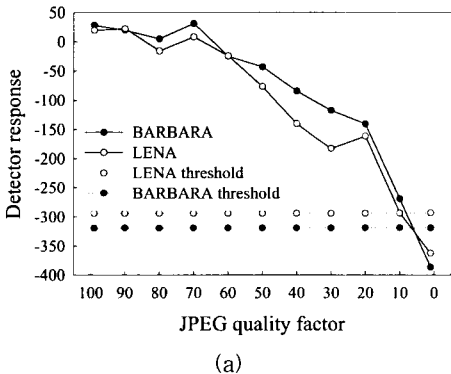


그림 9. 중간값 필터와 JPEG 부호화의 결합 공격에 대한 (a) 제안한 알고리즘 및 (b) 유사도 기반 알고리즘의 견고성

Fig. 9. Robustness of (a) proposed algorithm and (b) correlation-based algorithm against joint median filtering (3×3) and JPEG coding.

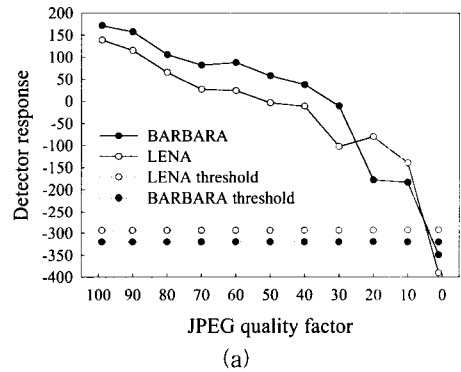


그림 10. 저역 통과 필터와 JPEG 부호화의 결합 공격에 대한 (a) 제안한 알고리즘 및 (b) 유사도 기반 알고리즘의 견고성

Fig. 10. Robustness of (a) proposed algorithm and (b) correlation-based algorithm against joint low pass filter filtering (3×3) and JPEG coding.

검출 알고리즘은 모든 JPEG 성능에 대하여 워터마크를 검출하였지만, 유사도 기반 알고리즘은 LENA 및 BARBARA 영상에 대하여 각각 JPEG 성능 10 및 5 정도에서부터 워터마크를 검출하지 못함을 확인할 수 있다.

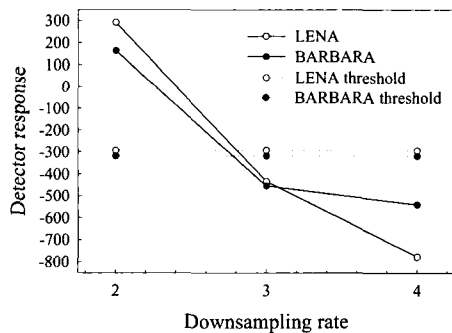
3×3 중간값 필터 및 저역 통과 필터를 가한 영상에 대하여 JPEG 부호화를 결과를 <그림 9> 및 <그림 10>에 나타내었다. 이 그림들로부터 일반적인 영상 처리와 JPEG 부호화를 동시에 가한 경우에 대하여서도 제안한 검출 알고리즘이 유사도 기반 알고리즘에 비하여 우수한 성능을 나타냄을 알 수 있었다.

3. 기하학적 변환에 대한 견고성 평가

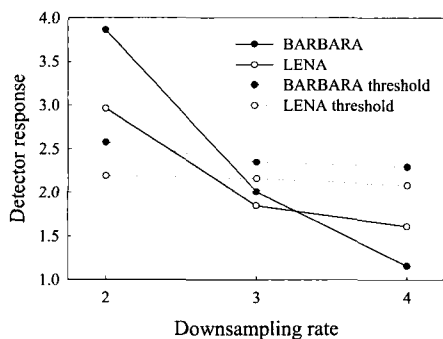
기하학적 변형에 대한 공격으로는 부표본화(down-sampling), 컬링(curling), 및 워핑(warping)을 워터마크가 삽입된 영상에 적용하였고, 그 결과를 <그림 11>,

<그림 12> 및 <그림 13>에 나타내었다. 부표본화는 1/2, 1/3, 및 1/4의 표본화율에 대하여 실험하였고, 컬링은 영상을 가로 및 세로 방향으로 각각 10 등분하여 각 영역의 중심에서 컬링 크기를 각 영역 크기의 50%에서 100%까지 증가하면서 실험하였으며, 워핑은 영상 중심부에서 워핑 크기를 전체 영상 크기의 10%에서 90%까지 실험하였다. 실험 결과들로부터 기존의 방법에 비하여 제안한 방법이 부표본화에서는 거의 비슷한 결과를 나타내지만, 컬링 및 워핑 등의 결과에서는 매우 우수한 성능을 나타냄을 알 수 있었다.

제안한 워터마크 검출 알고리즘은 웨이블릿 계수들을 가우스 분포를 갖는다고 모델링하고 Bayes 판단 이론에 이 모델을 적용한 후, 문턱값 결정에 Neyman-Pearson 정의에 의하여 주어진 최대 허용 오류 검출 확률에 대하여 간과 검출 확률을 최소화함으로써 기존



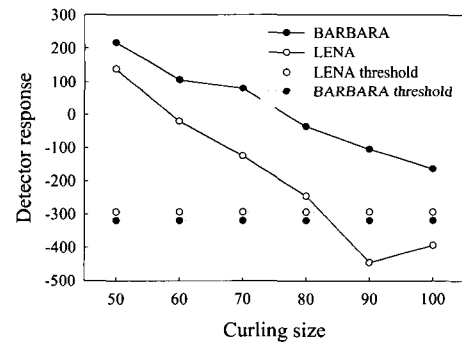
(a)



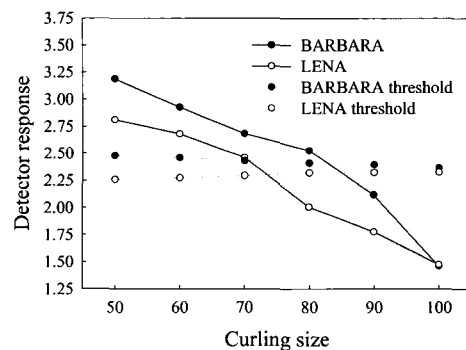
(b)

그림 11. 부표본화 대한 (a) 제안한 알고리즘 및 (b) 유사도 기반 알고리즘의 견고성

Fig. 11. Robustness of (a) Proposed algorithm and (b) correlation-based algorithm against downsampling.



(a)



(b)

그림 12. 컬링에 대한 (a) 제안한 알고리즘 및 (b) 유사도 기반 알고리즘의 견고성

Fig. 12. Robustness of (a) proposed algorithm and (b) correlation-based algorithm against curling.

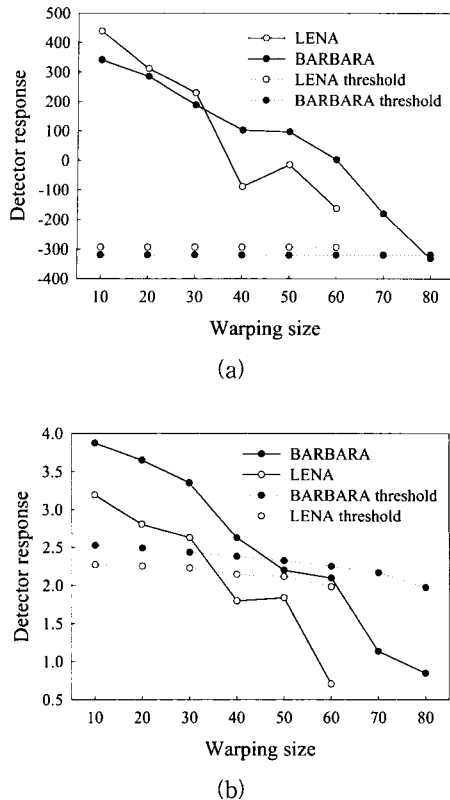


그림 13. 워핑에 대한 (a) 제안한 알고리즘 및 (b) 유사도 기반 알고리즘의 견고성

Fig. 13. Robustness of (a) proposed algorithm and (b) correlation-based algorithm against warping.

의 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, Neyman-Pearson 정의, 및 웨이블릿 계수들의 분포 모델에 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 웨이블릿 계수들에

대하여 삽입한 후, 삽입된 워터마크의 검출을 위하여 Bayes 이론에 근거하여 워터마크 검출 모델을 설정한다. 이 검출 모델에 적용하기 위하여 웨이블릿 계수들을 가우스 분포로 모델링한다. 이때 Neyman-Pearson 정의에 따라 결정된 문턱값과 검출기 출력값을 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 더 높은 검출율을 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] Cox, J. Kilian, T. Leighton, and T. Shanon, "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] 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.

 저 자 소 개

權 成 根(正會員) 第37卷 SP編 第3號 參照

權 奇 九(正會員) 第38卷 SP編 第6號 參照

金 秉 柱(正會員) 第37卷 SP編 第6號 參照

權 奇 龍(正會員) 第37卷 CI編 第6號 參照

李 錫 煥(正會員) 第38卷 SP編 第4號 參照

李 健 一(正會員) 第34卷 S編 第9號 參照