

워터 마크 잡음 탐지에 미치는 디지털 영상의 밝기와 대비의 효과*

The Effect of Mean Brightness and Contrast of Digital Image on Detection of Watermark Noise

감 기 택** 문 호 석*** 유 현 우*** 정 찬 설***
(Keetaek Kham) (Ho-Seok Moon) (Hun-Woo Yoo) (Chan-Sup Chung)

요약 디지털 영상물에 대한 저작권을 보호하기 위해 저작권자의 고유한 영상을 기존 디지털 영상에 삽입하는 것을 워터 마크(watermark)라고 부른다. 삽입된 워터 마크가 효과적으로 사용되기 위해서는 영상의 다양한 왜곡이나 변형이 가해지는 경우에도 삽입된 워터 마크가 쉽게 추출될 수 있도록 그 강도를 강하게 삽입하여야 하며, 동시에 일반 사용자들은 워터 마크가 삽입된 영상의 왜곡을 식별할 수 없을 정도로 그 강도를 약하게 삽입하여야 한다. 비가시성을 유지한 채 가능한 한 강한 워터마크를 삽입하는 것은 워터마크를 적용하는 데 매우 중요한 문제이다. 대부분의 워터 마크 알고리듬에서는 모든 영상에 동일한 강도로 워터 마크를 삽입하며, 그 값은 원영상과 워터 마크가 삽입된 영상간의 물리적인 차이에 근거하여 계산된다. 인간의 경우 자극을 탐지할 수 있는 확률은 주변 자극과의 절대적인 물리적 밝기차이 이외에 주변 영상의 평균 밝기나 대비 등 여러 요소에 의해 변화된다. 이에 따르면 디지털 영상에 삽입된 워터 마크의 탐지도 영상의 특징에 따라서 변화될 수 있다. 본 연구에서는 영상의 평균 밝기나 대비와 같은 영상의 특징에 의해서 탐지될 수 있는 워터 마크의 강도가 달라질 수 있는지를 살펴보기 위해서 원 영상으로부터 세 수준의 밝기와 세 수준의 대비를 갖는 기본 영상들을 만든 후, 기본 영상에서 탐지될 수 있는 워터 마크의 강도가 변화되는지를 살펴보았다. 연구 결과 영상의 밝기가 밝아질수록, 대비가 커질수록 지각될 수 있는 워터 마크의 강도는 더 커지는 것으로 나타났다. 또한 회귀분석을 통해 영상의 밝기와 대비에 근거하여 삽입될 워터 마크의 강도를 결정할 수 있는 회귀식을 만들어 내었다. 이 회귀식이 실제 알고리듬에 적용되기 위해서는 여러 요인들을 고려할 필요가 있지만, 궁극적으로 이식은 주어진 영상의 통계 치에 근거하여 워터 마크 강도를 적응적으로 변화시킬 수 있는 알고리듬을 개발하는 데 유용하게 사용될 수 있을 것이다.

주제어 워터마크 강도, 영상통계치, 밝기와 대비

Abstract Watermarking is a widely employed method in protecting copyright of a digital image; the owner's unique image is embedded into the original image. Strengthened level of watermark insertion would help enhance its resilience in the process of extraction even from various distortions or transformation on the image size or resolution. However, its level, at the same time, should be moderated enough not to reach human visibility. Finding a balance between these two is crucial in watermarking. For the algorithm for watermarking, the predefined strength of a watermark, computed from the physical difference between the original and embedded images, is applied to all images uniformly. The mean brightness or contrast of the surrounding images, other than the absolute brightness of an object, could affect human sensitivity for object detection. In the present study, we examined whether the detectability for watermark noise might be altered by image statistics: mean brightness and contrast of the image. As the first step to examine their effect, we made nine fundamental images with varied brightness and contrast of the original image. For each fundamental image, detectability for watermark noise was measured. The results showed that the strength of watermark noise for detection increased as the brightness and contrast of the fundamental image were increased. We have fitted the data to a regression line, which can be used to estimate the strength of watermark of a given image with a certain brightness and contrast. Although we need to take other required factors into consideration in directly applying this formula to actual watermarking algorithm, an adaptive watermarking algorithm could be built on this formula with image statistics, such as brightness and contrast.

Keywords the intensity of watermark, image statistics, brightness and contrast

* 본 논문의 논지와 세부적인 부분들까지 지적해 주신 심사위원들께 감사드리며, 본 논문은 2004년도 한국학술진 홍재단의 지원(KRF-2004-005-H00004)에 의해서 연구되었다.

** 연세대학교 인지과학연구소, 연구세부분야: 실험 심리학, 전산학

서울시 서대문구 신촌동 134, 연세대학교 인지과학 연구소, 전화: 02-2123-3893, E-mail: kham@yonsei.ac.kr

*** 고려대학교 산업시스템정보공학과

**** 연세대학교 인지과학연구소

컴퓨터와 멀티미디어기술의 혁신적인 발전에 따라, 음성이나 영상, 비디오 등으로 표현되는 디지털 저작물들이 넘쳐 나고 있다. 또한 과거에 고가의 제품이던 디지털카메라나 캠코더, 스캐너 등의 영상기기들을 일반 사용자도 쉽게 사용할 수 있게 됨으로 해서 디지털 영상의 생성은 향후에도 지속될 것으로 생각된다. 디지털 영상에 대한 접근과 이를 복사하고 변형하는 것이 용이해짐에 따라 원작자의 저작권이 중요한 문제로 대두되고 있다 (Dai, Jang & Yang, 2003). 디지털 컨텐츠의 불법적인 사용을 방지하고 저작권을 보호하기 위한 방법으로서 저작자의 고유한 영상을 일반 사용자들이 식별할 수 없는 비밀 코드의 형태로 삽입하는 디지털 워터 마킹 기술이 연구되고 있다(Lin & Chen, 2000; Suhail & Obaidat, 2003).

현존하는 워터 마킹 방법은 워터 마크를 삽입하는 영역에 따라 크게 두 가지 방법으로 나눌 수 있다. 그 하나는 워터 마크를 공간 영역(spatial domain)에 삽입하는 방법으로 원 영상의 각 화소에 직접 삽입한다(van Schyndel, Tirkel & Osborne, 1994; Pitas, 1998). 이러한 방식은 직접적이며 간편하다는 장점이 있지만 영상 압축이나 크기 변형과 같이 원본 영상이 왜곡되는 경우 워터마크를 복구하기 어렵다. 이러한 단점을 극복하기 위해 원영상을 웨이블릿 변환(wavelet transformation)을 한 후 주파수 영역(frequency domain)에 워터 마크를 삽입하는 방법이 널리 사용되고 있다(Cox, Kilian, Leighton & Shamoon, 1997; Chen & Lin, 2003).

삽입된 워터 마크가 효과적으로 사용되기 위해서는 그 강도가 매우 커서 크기나 해상도의 변화와 같은 다양한 변형에도 원래의 워터

마크를 추출할 수 있어야 한다. 이와 동시에 사용자들은 주어진 영상으로부터 워터 마크가 삽입되었다는 것을 식별하지 못할 정도로 약하게 삽입되어야 한다. 워터 마크의 강도를 높일수록 왜곡이나 변형에는 강건하지만 쉽게 식별될 수 있으며, 이와 반대로 워터 마크의 강도가 약할수록 식별되지는 않지만 왜곡이나 다른 변형이 가해진 영상으로부터 워터 마크를 복구하기는 어려워진다. 왜곡에 대한 강건성과 비가시성이 두 기준은 서로 상충적이기 때문에 워터 마킹 알고리듬을 설계하는 데 있어서 삽입할 워터마크의 최적 강도를 결정하는 것은 매우 어려운 문제이다. 일반적으로 워터 마킹 알고리듬 개발자들은 원본 영상과 워터 마크가 삽입된 영상들의 화소 값의 물리적인 차이에 근거하여 그 강도를 결정한다. 공학 분야에서 두 영상의 물리적인 차이를 수량화 해주는 대표적인 측정치는 최대 신호대잡음비(peak signal-to-noise ratio: PSNR)로서 다음과의 공식으로 구할 수 있다.

$$PSNR = 10 \log \frac{(256 \times 256)}{\frac{1}{NM} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} (X_{ij} - Q_{ij})^2}$$

X_{ij} 와 Q_{ij} 는 각각 NxM 크기의 원본 영상과 사본 영상(변형된 영상)의 ij 위치에서 있는 화소 값을 나타내며 두 영상이 유사할수록 PSNR 값은 커진다. 일반적으로 PSNR 값이 대략 35에서 40dB 이상일 경우 원본 영상과 구별되지 않기 때문에 워터 마킹 알고리듬에서는 이 기준을 만족시키는 한도 내에서 가장 강한 워터 마크를 삽입하지만 그 기준에 대한 경험적 자료나 논리적 근거는 희박하다.

일단 삽입될 워터마크의 강도가 결정되면 기존의 워터 마킹 알고리듬에서는 그 강도를 모든 영상에 일률적으로 적용하지만, 실제 인간 시각 기제의 민감도는 자극의 절대 값에 의해서만 결정되는 것이 아니라 주변 자극의 특성에 따라서도 변화된다. 예를 들어, 특정 영역에 주어진 영상이 주변 자극과 구별되어 탐지되기 위해 필요한 밝기 차는 주변 자극의 밝기가 증가할수록 증가하게 된다(Lowery & DePalma, 1961; Stiles, 1978). 즉 주변 자극과의 절대적인 밝기 차이가 변화되지 않는 경우에도 주변 자극의 평균 밝기가 밝아질수록 해당 자극을 식별하지 못할 가능성이 높아진다. 또한 주변 자극의 밝기 대비 역시 자극의 탐지 가능성에 영향을 줄 수 있다. 주변 자극의 평균 밝기가 고정되어 있는 경우에도 주변 패턴의 대비를 증가시키는 경우 중앙에 제시된 자극의 지각된 대비는 더 낮게 지각되므로 (Chubb, Sperling & Solomon, 1989; Olzak & Laurinen, 1999) 이 자극을 탐지할 수 있는 확률은 떨어질 수 있다. 이 같은 정신물리학적 결과는 주변 자극의 평균밝기나 대비가 증가함에 따라 주변 자극과 일정한 밝기차를 가지는 패턴을 탐지할 수 있는 가능성이 줄어들 수 있음을 예측하며, 이러한 예측은 삽입된 워터 마크에 대한 탐지율도 해당 영상의 밝기나 대비에 따라 변화될 수 있음을 시사한다. 즉 평균 밝기나 대비가 낮은 영상과 비교해볼 때 이들 값이 높은 영상의 경우에는 동일한 강도의 워터 마크를 삽입하는 경우에도 삽입된 워터 마크의 탐지 가능성이 더 떨어질 수 있다. 역으로 지각적으로 탐지될 수 있는 가능성을 동등하게 유지한다면 평균 밝기나 대비가 높은 영상에는 보다 강한 수준의 워터

마크를 삽입할 수 있다.

본 연구에서는 실제 영상의 평균 밝기와 대비에 따라 워터마크의 탐지 가능성이 달라지는지를 살펴보기 위해서 실시되었다. 워터마크의 탐지 가능성이 영상의 밝기와 대비 수준에 따라 어떻게 변화되는지를 파악하고 예측할 수 있다면, 삽입되는 워터마크의 강도를 모든 영상에 일률적으로 적용하는 대신에 각 영상의 밝기와 대비의 특징에 따라 다르게 결정할 수 있으므로 영상 통계치에 근거하여 적응적으로 워터 마크의 강도를 결정할 수 있을 것이다. 이를 통해 워터 마크의 비가시성을 유지하면서도 강한 워터마크를 삽입할 수 있으므로 영상의 비가시성을 손상시키지 않는 범위 내에서 왜곡에 강건한 워터 마크를 삽입할 수 있을 것이다.

실 험

영상의 평균 밝기와 대비에 따라 탐지될 수 있는 워터 마크의 강도가 변화되는지를 알아보기 위해 그림 1에 제시되어 있는 것처럼 영상 처리 분야에서 대표적으로 사용되는 ‘고추’, ‘비행기’, ‘원숭이(baboon)’, 그리고 ‘레나(lena)’ 네 영상이 사용되었다. 다양한 밝기와 대비 값을 갖는 각기 다른 영상들을 사용할 경우 밝기와 대비 이외에 각 영상이 가지는 다른 변인들이 영향을 줄 수 있으므로, 이를 최소화하기 위해 본 연구에서는 위에 제시된 네 개의 영상만을 실험에 포함시켰다. 주어진 영상의 밝기와 대비에 따라 식별할 수 없는 워터 마크의 강도를 발견하고 이를 모든 영상에 적용하기 위해서는 일반적인 영상들의 평

균적인 밝기와 평균적인 대비가 어느 정도 인지를 파악해야 할 필요가 있다. 이를 위해 실험에 앞서 일반적인 영상들의 평균 밝기와 대비, 그리고 각 값의 표준편차를 계산한 다음 이들 값을 각 조건의 밝기와 대비 값으로 결정하였다.

방법

참가자 실험의 목적을 알지 못하는 여덟 명의 학부생과 대학원생이 실험에 참가하였으며 이들 모두는 교정시력 0.8이상이었다.

자극

실험에 포함시킬 영상의 밝기와 대비의 기준 설정

무선적으로 선정된 다양한 밝기와 대비를 가진 영상을 실험에 사용하는 대신 특정 영상으로부터 밝기와 대비만을 변화시킨 영상들을 만든 후 이를 실험에 사용하였다. 본 연구의 결과를 일반적인 영상에 적용하기 위해서는 보통의 디지털 영상들이 가지고 있는 밝기와 대비 값을 실험에 적용하여야 한다. 이 값

들을 파악하고 실험에 적용하기 위해서 코렐 드로우의 영상 자료집(DB)에서 약 1200개의 영상을 무선적으로 선정한 후 밝기와 대비 값을 분석하였다. 각 영상을 0에서 255까지 256 개의 밝기 수준을 가지는 흑백 영상으로 변환한 후 영상의 각 화소 값을 이용하여 평균 밝기와 대비 값을 다음의 공식으로 구하였다.

$$\text{평균 밝기 } (\mu) = \frac{1}{NM} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} X_{ij}$$

$$\text{대비} = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} (X_{ij} - \mu)^2}{NM - 1}}$$

위 공식에 따라 1200개의 자연 영상의 평균 밝기 값과 대비 값을 구한 결과 영상의 평균 밝기는 113.21 (± 42.56)이었고, 평균 대비는 56.82(± 18.03)이었다. 따라서 실험에 사용될 영상의 밝기 수준은 자연 영상의 평균 밝기 수준과 유사한 115와 이로부터 1표준 편차보다 크거나 작은 72, 158의 세 수준으로 결정되었다. 대비의 경우에도 평균 대비 수준인 57과 대비의 1 표준 편차인 18보다 큰 수준(75)과 작은 수준(39)이 포함되어 모두 세 수준으로 결정되었다.



(그림 1) 실험 1에 사용된 고추, 비행기, 원숭이, 레나의 네 영상들.

정해진 밝기와 대비 값에 따라 기본 영상의 생성

실험에서는 영상 처리에서 자주 이용되는 네 그림(그림 1)을 원 영상으로 사용하였다. 영상의 밝기와 대비 값에 따라 탐지될 수 있는 워터마크 잡음 영상의 강도가 변화되는지를 알아보기 위해서 먼저 네 개의 원 영상으로부터 사전 조사에서 발견된 밝기와 대비 값을 가지는 기본 영상들을 만들었다. 세 수준의 밝기 값과 세 수준의 대비 값의 조합으로 만들어 질 수 있는 아홉 조건에서 사용될 기본 영상들을 만들기 위해 먼저 원영상의 각 화소의 평균 밝기는 0으로 대비는 1인 값을

가지도록 표준화시켰다. 표준화된 영상의 각 화소 값에 해당 조건의 대비 값을 곱한 후 해당 조건의 밝기 값을 더함으로써 각 조건에 사용될 기본 영상의 각 화소 값을 만들었다. 이 과정에서 대비 값이 크고 평균 밝기가 밝은 경우에는 기본 영상의 화소값이 255보다 큰 경우가 많이 발생하였고, 대비값이 크고 평균 밝기가 낮은 경우에는 기본 영상의 화소값이 0보다 작은 값을 가지는 경우가 많이 발생하였다. 디지털 영상에서는 한 화소의 밝기 값이 0에서 255까지 256 단계로 변화되므로 기본 영상을 생성하는 과정에서 255보다 크거나 0보다 작은 화소값은 각각 0과 255로 고정



(그림 2) 왼쪽에 제시된 원본 영상을 72, 115, 158의 평균밝기와 39, 57, 75의 대비를 가지는 기본 영상들로 변환한 예. 각 열은 동일한 대비를 그리고 각 줄은 동일한 밝기를 가지는 영상을 보여주고 있다. 이들 아홉 개의 각 영상들이 밝기변인과 대비 변인에 의해 만들어질 수 있는 아홉 실험 조건의 기본 영상으로 사용되었다.

시켰다. 이러한 오차 때문에 생성된 기본 영상의 밝기와 대비 값은 기본 영상을 만들 때 적용시킨 밝기와 대비 값과는 약간의 차이가 발생하였다. 그림 2는 ‘고추’의 원 영상으로부터 밝기와 대비 값을 변화시킨 아홉 개의 기본 영상을 보여주고 있다. 이 과정을 통해 네 그림 각각의 원영상으로부터 아홉 조건의 기본 영상을 산출하였다.

워터 마크가 삽입된 영상 생성

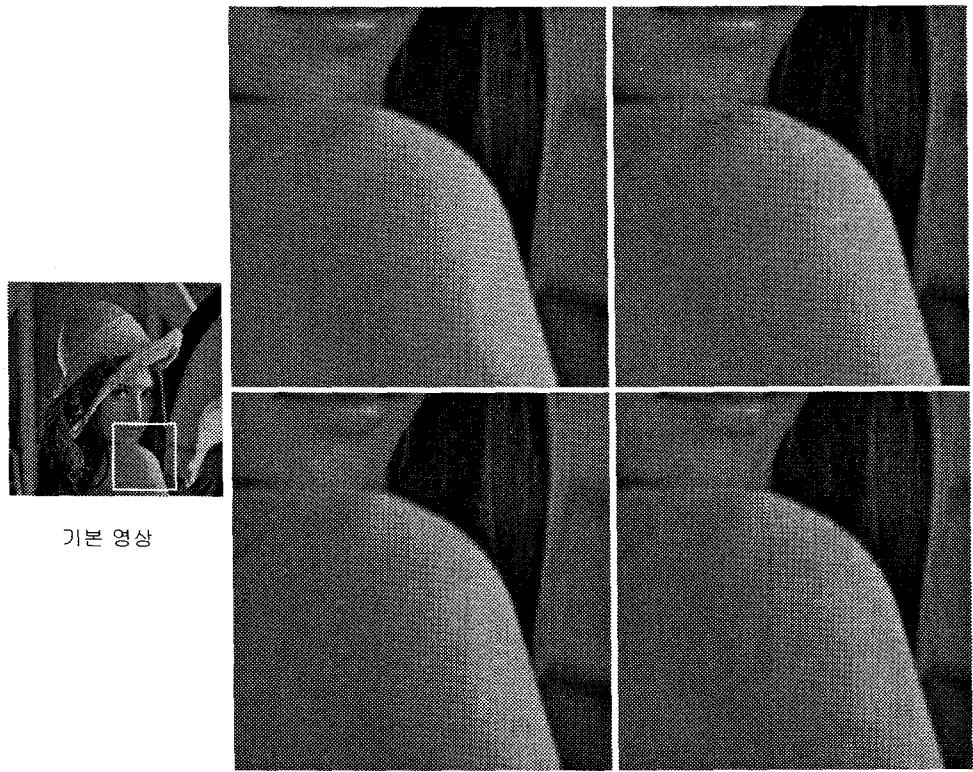
아홉 개의 실험 조건에서 각각 할 수 있는 잡음 강도의 차이를 발견하기 위해 각 조건의 기본 영상에 각기 다른 수준의 강도를 갖는 워터 마크가 삽입된 영상을 실험 전에 생성하였다. 워터마크 삽입 방법은 부록에 기술된 Moon 등(2005)의 알고리듬에 의해 생성되었다. 그들의 알고리듬에서는 원 영상을 서브 샘플링하여 1/4의 단위로 축소된 4개의 부영상을 얻고, 이 부영상에 각각 2회의 이산형 웨이블렛 변환을 실시한 후, 워터마크를 삽입할 부영상을 선택한다. 선택된 부영상의 저주파 벤드에 워터마크를 삽입하는데 부영상과 가장 유사한 수평, 혹은 수직 부영상과 비교하여 어느 화소 위치에 삽입강도 T만큼의 강도 즉 픽셀값을 변화시킬 것인 가를 결정한다. 삽입강도 T는 화소의 명암 값으로 삽입될 워터마크 영상의 화소 값에 따라서 원 영상의 삽입될 위치에 T크기만큼 더해지기도 하고 빼지 기기도 한다. 즉 삽입될 워터마크의 화소 값이 ‘1’이면 원영상의 삽입될 위치에 T크기만큼 화소 값이 더해지고, ‘0’이면 T크기만큼 화소 값이 빼진다. 삽입 후에는 역 웨이블렛 변환을 수행하고, 부영상으로 나누워졌던 것을 하나의 영상의 합쳐서 워터마크가 삽입된 영

상을 얻는다. 워터마크 영상의 화소 값에 따라서 원 영상 화소에 삽입강도 T만큼 화소 값이 커지거나 작아지기 때문에 전체적으로 영상이 밝아지거나 어두워지지 않고 균형을 유지하게 된다. T 값이 증가할수록 워터마크가 삽입된 영상에서는 모자이크와 같은 잡음(noise)이 점점 눈에 띄게 된다.

실험에 사용된 워터 마크의 잡음 강도의 범위는 예비 실험을 통해 각 영상별로 결정되었다. 아래 절차 부분에서 기술된 방식으로 비교자극의 잡음강도와 해당 영상의 잡음 강도를 비교하게 한 다음 비교자극의 잡음강도와 유사하다고 판단한 잡음 강도 수준을 기준으로 비교자극보다 잡음강도가 높거나 낮은 잡음 강도를 가진 영상을 각각 7수준씩 생성하여, 모두 15 수준의 잡음 강도를 갖는 영상을 생성하였다. 그림 3은 실험에 사용된 기본 영상과 각기 다른 강도의 워터 마크가 삽입된 영상의 실제 예를 보여주고 있다. 모든 영상은 512x512의 화소의 크기로 1280x1024의 해상도를 가지는 21인치 모니터에 제시되었으며 이를 50cm거리에서 볼 때 시각으로 약 18도에 해당하였다.

절차

예비 실험에서 참가자들은 워터마크가 삽입된 영상을 본 경험이 없었기 때문에 워터 마크에 의한 잡음(noise)이 어떤 것인지를 알지 못했다. 첫 시행에서는 잡음의 강도가 아주 커 모자이크 같은 잡음이 아주 강하게 제시된 조건에서만 잡음을 탐지할 수 있었다. 그러나 일단 잡음이 무엇인지를 확인한 이후에는 잡음에 대한 민감도가 매우 높아져 기본 영상과



각기 다른 수준의 워터 마크가 삽입된 영상

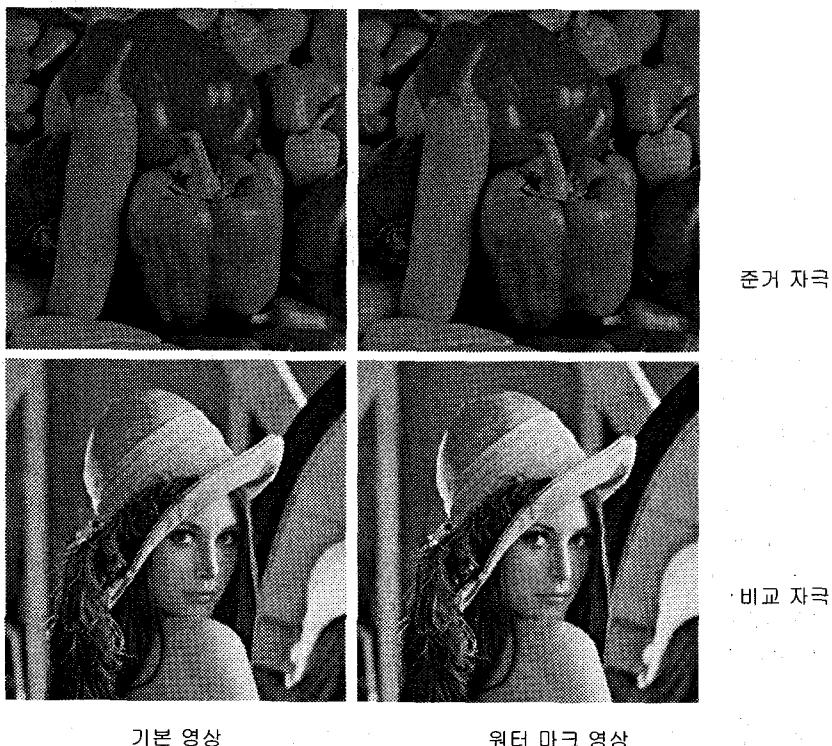
(그림 3) 실험에 사용된 기본 영상과 워터 마크 영상의 실제 예. 밝기가 72이고 대비가 39인 조건에서 사용된 기본 영상이 왼쪽에 제시되어 있으며, 오른쪽에는 기본 영상의 흰색 사각형으로 표시된 영역에 각기 다른 강도를 가진 워터 마크가 삽입되었을 때 발생되는 영상의 왜곡을 보여주고 있다. 네 개의 작은 영상은 왼쪽 위에서 오른쪽 아래쪽으로 가면서 잡음 강도 0(원본), 6, 11, 그리고 17일 때의 영상의 일부분을 보여주고 있다. 잡음 강도가 6인 경우 기본 영상과 동시에 비교하지 않을 경우 잡음을 파악하기 어렵지만, 잡음 강도 값이 점점 커짐에 따라 모자이크 형태의 잡음이 나타나게 된다. 이 그림에서는 잡음 강도 값의 변화에 따른 왜곡된 정도를 보다 뚜렷이 표시해주기 위해 영상의 일부분을 확대해서 제시했지만 실제 실험에서는 전체 영상이 제시되었다(인쇄된 논문에서는 왜곡정도가 더 낮게 나타날 수 있다)

잡음이 포함된 영상을 동시에 혹은 시간적으로 달리 제시한 후 어떤 영상이 잡음이 포함된 것인지를 강제 선택하도록 한 결과 아주 낮은 강도의 워터 마크가 포함된 영상도 쉽게 식별할 수 있었다. 워터 마크가 사용되는 실제 상황에서는 여러 수준의 잡음이 삽입된 다

수의 영상들이 동시에 제시되거나 혹은 잡음이 포함되지 않은 기본 영상과 워터 마크가 삽입된 영상이 동시에 제시되는 경우는 발생하지 않는다. 워터 마크가 삽입된 영상들을 접하는 상황에서는 잡음이 포함된 영상이 제시될 것이라는 기대나 그 잡음이 어떤 종류의

것이라는 사전 지식이 없는 경우가 대부분이다. 따라서 잡음이 포함되지 않은 기본 영상과 워터 마크가 삽입된 영상을 제시하고 둘 중 어느 영상에서 잡음이 포함되었는지를 판단하도록 하는 방법은 워터 마크가 실제 적용되는 상황에서보다 워터 마크에 대한 민감도가 더 높아질 가능성이 있었기 때문에 적절한 방법이 아니라고 판단되었다. 또한 본 연구의 주된 목적은 영상의 밝기와 대비에 따라 지각될 수 있는 잡음 강도에서 조건 간 차이가 발

생될지를 판단하는 것이었기 때문에 탐지될 수 있는 잡음 강도의 절대 값보다는 밝기와 대비 조건에 따라 잡음 강도의 상대적인 값의 차이를 발견하는 데 초점을 맞추었다. 따라서 모든 조건에서 공통적으로 적용될 잡음 강도에 대한 준거 자극을 정한 후, 각 실험 조건에서는 준거 자극의 기본 영상과 워터 마크가 삽입된 영상 사이에서 발견되는 잡음의 강도를 해당 조건의 기본 영상과 워터 마크가 삽입된 영상 사이에서 발견되는 잡음의 강도와 일치

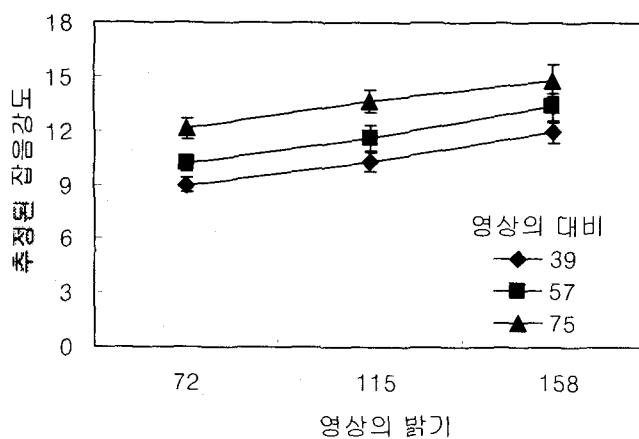


(그림 4) 실험의 한 시행에서 제시된 준거 자극과 비교자극들. 가장 낮은 밝기와 대비를 가지는 ‘고추’의 기본 영상과 잡음 강도가 6인 워터 마크가 삽입된 영상이 준거 자극들로 모든 조건에서 항상 제시되었고, 비교 자극으로는 각 실험 조건의 기본 자극과 다양한 강도의 워터 마크가 삽입된 영상을 중 하나가 제시되었다. 관찰자들은 비교자극으로 제시된 워터 마크 삽입 영상의 잡음 강도를 조절하여 비교자극들(기본 영상과 워터마크 영상)사이에서 발견될 수 있는 잡음 강도 수준을 준거자극들 사이의 잡음 강도 수준과 일치시키도록 지시받았다.

시기도록 하는 방법을 사용하였다. 밝기와 대비가 가장 낮은 조건의 ‘고추’의 기본 영상과 이 영상에 잡음 강도가 6인 워터 마크가 삽입된 영상을 준거 자극으로 삼았다. 잡음 강도가 6인 영상을 선택한 이유는 Moon 등(2005)의 알고리듬에서 적용된 워터 마크 강도 값으로, 이 강도로 워터 마크가 삽입된 영상을 생성할 경우 해당 영상의 PSNR이 40dB 이상으로 나타났기 때문이었다.

관찰자들의 과제는 두 준거 자극 사이에서 발견되는 잡음 강도를 두 비교 자극 사이에서 발견되는 잡음 강도와 비교하는 것이었다. 그림 3은 각 시행에서 제시된 준거자극과 비교자극으로 제시된 기본 영상들과 워터 마크가 삽입된 영상들을 보여주고 있다. 준거 자극은 모든 조건에서 동일하게 ‘고추’ 영상이 제시되었으며, 비교 자극은 해당 밝기와 대비 조건의 기본 영상과 여러 수준의 잡음 강도를 가지는 워터 마크가 삽입된 영상들 중 하나가 제시되었다. 관찰자들은 두 준거자극에서 발견할 수 있는 잡음 강도를 먼저 파악한 다음 비교자극으로 제시된 두 영상에서 발견되는

잡음 강도를 평가하였다. 비교자극에서 발견되는 잡음 강도가 준거 자극에서 발견되는 잡음 강도와 다를 경우 키보드의 특정 키들을 누름으로써 비교 자극들 중 워터 마크가 삽입된 영상의 잡음 강도를 변화시킬 수 있었다. 한 시행에서 참가자들은 준거 자극의 잡음 강도와 일치시킬 때까지 비교자극의 잡음 강도를 올리거나 내릴 수 있었으며 시간제한은 없었다. 준거자극과 비교자극에서의 잡음 강도가 동일하다고 판단되면 특정 키를 누름으로써 해당 시행을 종료했으며, 곧바로 다른 조건의 비교자극이 제시되었다. 세 수준의 밝기와 대비 변인의 조합으로 만들어지는 아홉 조건 각각에서 비교자극들 간의 잡음 강도가 준거 자극들 간의 잡음 강도와 비교되었다. 준거 자극으로 사용된 고추 영상을 제외한 나머지 세 개의 그림들(비행기, 원숭이, 레나)이 비교자극으로 사용되었기 때문에 총 27번의 시행이 한 구획으로 구성되었다. 한 회귀동안에 한 구획은 두 번 반복적으로 측정되었으며, 세 번의 회귀가 각기 다른 날짜에 실시되어 각 자극에 대한 잡음 강도의 추정은 모두 여



(그림 5) 영상의 밝기와 대비에 따른 추정된 잡음 강도

섯 번에 걸쳐 수행되었다.

마크를 삽입하는 기존의 알고리듬보다 훨씬 강한 워터 마크를 삽입할 수 있음을 보여준다.

결과 및 논의

밝기와 대비 두 변인에 따른 잡음 강도 값의 차이

영상의 밝기와 대비에 의해 만들어진 아홉 조건들 각각에서 각 관찰자들은 모두 18(6회 \times 3 그림)번의 잡음 강도를 추정하였다. 이 값들의 평균을 해당 조건의 추정된 잡음 강도 값으로 결정하였다. 이 값을 해당 조건의 종속 측정치로 삼고 영상의 밝기와 대비의 효과를 반복 측정 방안으로 변량분석하였다. 그림 5에 제시되어 있는 것과 같이 변량 분석 결과 영상의 평균밝기가 증가할수록 잡음 강도도 증가하는 것으로 나타났으며 평균 밝기의 주 효과는 유의한 것으로 나타났으며 ($F(2, 14)=87.86, p < .001$), 영상의 밝기 대비 값이 증가함에 따라 잡음 강도도 증가하는 것으로 나타나 대비의 주효과도 유의한 것으로 나타났다 ($F(2, 14)=103.38, p < .001$). 밝기에 따른 효과는 각기 다른 대비조건에서도 유사하게 나타나 두 변인들 간에 상호작용은 유의하지 않았다 ($F(4, 28)=1.01, p > .05$).

영상의 밝기와 대비에 따라 물리적으로는 각기 다른 수준의 잡음 강도가 지각적으로는 유사한 것으로 나타난 본 연구의 결과는 물리적인 차이에 근거한 PSNR 값이 동일한 경우에도 영상의 밝기와 대비에 따라 지각된 워터 마크의 강도는 달라질 수 있음을 보여준다. 이러한 결과는 영상의 밝기와 대비에 따라 삽입되는 워터 마크의 강도를 적응적으로 변화 시킴으로써 모든 영상에 동일한 강도의 워터

영상의 밝기와 대비 값에 따른 잡음 강도 결정

동일한 물리적인 강도를 가지는 워터 마크를 삽입하는 경우에도 영상의 평균 밝기와 대비에 따라 지각되는 워터 마크의 강도가 달라질 수 있음을 변량분석을 통해서 확인하였다. 그렇다면 각 밝기와 대비 조건에서 관찰자들이 추정한 잡음 강도는 각 영상의 밝기와 대비 값들로부터 예측될 수 있는지, 또한 예측될 수 있다면 이 두 변인으로부터 예측된 값들이 실제 각 조건에서 측정된 값들과 얼마나 유사한지를 살펴볼 필요가 있다. 영상의 평균 밝기와 대비 값들이 잡음의 강도 값을 얼마나 잘 추정할 수 있는지를 살펴보기 위해 여덟 명이 27조건(3 수준의 밝기 \times 3 수준의 대비 \times 3 그림)에서 반응한 자료를 대상으로 중다 회귀 분석을 실시하였다. 회귀 분석에서 영상의 밝기와 대비 두 변인을 예언변인으로 삼고 추정된 잡음 강도를 종속변인으로 삼았다. 실험 자극 부분에서 기술한 바와 같이 각 밝기와 대비 값을 갖는 기본 영상의 화소 값들 중 0에서 255 수준을 벗어나는 값들은 각각 0과 255로 결정되었기 때문에 기본 영상을 만들기 위해 적용한 밝기와 대비값과 이 과정을 통해 만들어진 기본 영상의 밝기와 대비값들 사이에는 약간의 오차가 발생하였다. 이러한 오차의 영향을 제거하기 위해 중다 회귀 분석에서는 기본 영상을 생성하기 위해서 적용한 밝기와 대비 값이 아니라, 생성된 기본 영상으로부터 계산된 밝기와 대비값을 사용하였다. 회귀분석을 한 결과 밝기($F(216)=7.51, p$

$< .001$)와 대비($F(216)=4.62, p < .001$)의 회귀 계수는 유의한 것으로 나타나 두 변인 모두 삽입될 워터마크의 강도를 잘 예측할 수 있음을 보여주었다. 각 밝기와 대비 변인의 회귀 계수로부터 다음과 같은 회귀식이 산출되었다.

$$\begin{aligned} \text{잡음 강도} = & 2.764 + 0.115 * \text{영상의 밝기} \\ & + 0.026 * \text{영상의 대비} \end{aligned}$$

그림 6의 (a)는 전체 그림을 대상으로 하여 얻어진 회귀식으로부터 예측된 잡음 강도와 실제 관찰자들이 각 조건에서 추정한 잡음 강도를 산포도로 보여주고 있다. 밝기와 대비 두 변인은 추정된 잡음 강도 변량의 32.4%를 설명하는 것으로 나타났다($R^2 = .324$).

이러한 결과는 역으로 잡음 강도 변량의 68%는 개인차나 또는 본 연구에 포함되지 않은 영상의 또 다른 특징에 의해 영향을 받고 있는 것을 의미한다. 잡음 강도에 대한 민감성에 대한 개인차는 실제 워터 마크가 포함된 영상에서 잡음을 발견하는 과정에서도 발생할 수 있으므로 이를 통제하거나 혹은 회귀식의 예언 변인으로 포함시키기는 어렵다. 이와 달리 잡음 강도에 영향을 줄 수 있는 또 다른 영상 특징을 발견할 수 있다면, 이러한 변인을 회귀식에 포함시킴으로써 각 영상의 잡음 강도를 보다 정확하게 예측할 수 있다. 세 그림에 적용된 밝기와 대비 값들은 모두 유사하였지만 관찰자들이 평가한 잡음 강도는 그림에 따라 매우 다르다는 것을 그림 6의 (a)는 보여주고 있다. 검은 사각형과 마름모로 표시되어 있는 레나와 비행기 자극에 대한 잡음 강도는 유사하여 비슷한 영역에 겹쳐 제시되어 있으며, 두 자극에 대한 자료는 주로 45도

의 대각선 영역에 겹쳐서 분포함으로써 회귀식이 예측한 값과 실제 관찰자들이 추정한 값이 유사함을 보여준다. 그러나 흰 원으로 제시되어 있는 '원승이' 자극에 대한 추정된 잡음 강도 값은 회귀식의 예측 값들보다 더 높은 것으로 나타났으며 45도의 대각선의 오른쪽 아래 부분으로 치우쳐 있음을 확인할 수 있다. 실제 추정된 잡음 강도에서 '원승이' 자극의 잡음 강도($14.66 +/- 1.75$)는 '레나'($10.20 +/- 1.72$)나 '비행기'($10.78 +/- 1.37$)의 잡음 강도보다 유의하게 큰 것으로 나타났다($F(2, 14)=146.08, p < .001$).

실험에 포함된 세 그림의 밝기와 대비는 모두 유사하였으므로 세 그림에서 나타난 추정된 잡음 강도의 차이는 밝기와 대비 이외의 변인에 의해서 발생한 것임을 쉽게 유추할 수 있다. 따라서 세 그림에서 얻어진 모든 자료로부터 만들어진 회귀식에서는 밝기와 대비변인에 의한 잡음 강도의 설명력이 낮게 나타날 수 있다. 각 그림이 갖고 있는 밝기와 대비 이외의 효과를 최소화한 채 밝기와 대비에 의한 잡음 강도의 설명력을 알아보기 위해서 각 그림에서 얻어진 자료 각각에 대해 회귀 분석을 따로 실시하였다. 각 그림별 회귀식은

$$\text{그림 1) 잡음 강도} = 2.852 + 0.034 * \text{영상의 밝기} + 0.068 * \text{영상의 대비}$$

$$\text{그림 2) 잡음 강도} = 4.185 + 0.133 * \text{영상의 밝기} + 0.029 * \text{영상의 대비}$$

$$\text{그림 3) 잡음 강도} = 2.848 + 0.101 * \text{영상의 밝기} + 0.024 * \text{영상의 대비}$$

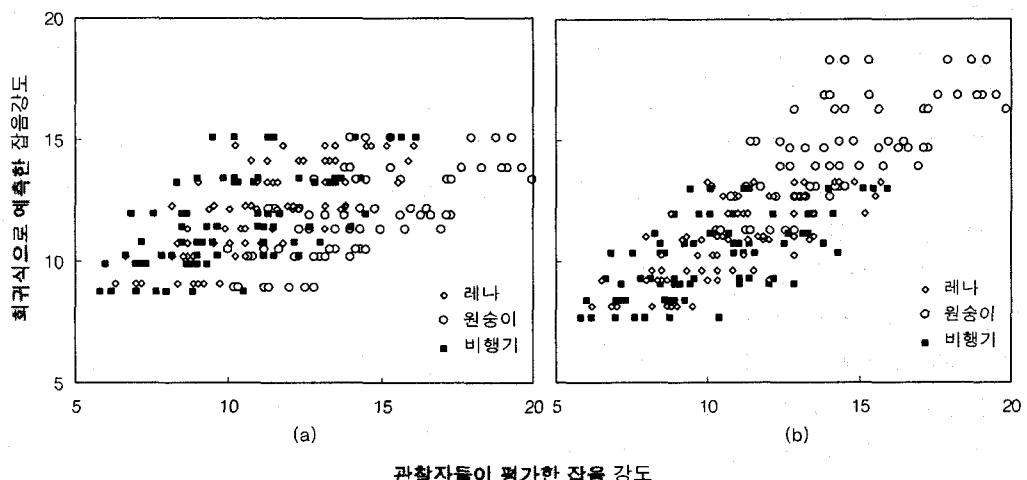
로 나타났다. 각 그림별로 만들어진 회귀식에서 예측된 잡음 강도와 관찰자들이 추정한

잡음 강도의 산포도가 그림 6의 (b)에 제시되어 있다. 5의 (a)에 제시된 그림과는 달리 세 그림 자료들 모두 45도 대각선의 주변 영역에 제시되어 있음을 볼 수 있다. 각 그림별로 만들어진 회귀식에서 예측된 잡음 강도와 관찰자들이 추정된 값들 사이의 상관계수 $r=.825$ 로 매우 높게 나타났다.

세 그림에 따라 잡음 강도가 각기 다르게 나타난 것의 직접적인 이유는 무엇일까? 각 그림에서 나타난 잡음 강도의 차이가 각 그림이 갖고 있는 독특한 특성들과 연관이 있다면 회귀식에 사용될 변인으로 적절하지 않다. 그러나 각 그림들의 차이가 하나의 공통된 변인으로 설명될 수 있다면 이를 추후 회귀식에 포함시킬 수 있다. 밝기와 대비 이외의 또 다른 변인으로 구성된 회귀함수는 잡음 강도 변량의 보다 많은 부분을 설명할 수 있게 됨으로써 회귀함수에 의한 잡음 강도의 예측력

이 매우 높아질 것이다.

관찰자들의 구두 보고는 어떤 변인이 추가적으로 잡음 강도를 설명할 수 있는 변인으로 고려될 수 있을 지에 대한 실마리를 제공해 준다. 모든 관찰자들은 윤곽이 주어진 영역보다 균질한 영역에서 잡음을 쉽게 지각할 수 있음을 보고했는데 이러한 보고는 기존의 워터 마크 개발자들이 경험적으로 알고 있던 사실과 일치한다. 한 워터 마크 알고리듬(Kim 등, 2002)에서는 이러한 특징을 이용하여 워터 마크를 전 영상에 골고루 배치시키는 대신에 윤곽이 많이 포함되어 있는 영역에 한정적으로 배치시키는 전략을 사용하였다. 윤곽정보들이 많아질수록 잡음에 대한 탐지가 어려워 진다는 경험적, 현상적인 결과들은 기초 시각자극을 사용한 정신물리학적 여러 연구들에 의해서 지지받고 있다. 특정 자극이 단독으로 주어지는 경우보다 주변에 복잡한 윤곽들이



(그림 6) 관찰자들이 평가한 잡음 강도와 회귀식에 의해 예측된 잡음 강도간의 산포도. (a)에는 세 그림에 대한 모든 자료를 이용하여 만든 회귀식의 예측 값이 y축에 제시되어 있으며, (b)에는 세 그림별 자료 각각에서 만들어진 회귀식의 예측 값이 y축에 제시되어 있다. (a)보다 (b)에서 각 자료들이 45도의 대각선상에 배치되어 있음을 볼 수 있다. (자세한 설명은 본문을 볼 것)

주어지는 경우 여러 시각과제, 예를 들어 글자 탐지나 버니어 섬세도(Vernier acuity) 혹은 방위 변별 과제에서 그 변별역이 증가하는 ‘흔잡 효과(crowding effect)’(Bouma, 1970; Hess, Dakin & Kapoor, 2000; Levi, Klein & Aitsebaomo, 1985; Westheimer, Shimamura & McKee, 1976)가 발생한다. 즉 영상의 윤곽정보가 많아질수록 삽입된 잡음을 탐지하기는 어려워진다. 영상의 윤곽 관점에서 세 그림을 비교해 보면 ‘비행기’와 ‘레나’의 경우 자세한 윤곽보다 균질한 표면이 많이 포함되어 있었지만 자세한 털들이 포함되어 있는 ‘원숭이’자극에는 윤곽들이 많이 제시되어 있었다. 따라서 세 그림들 간에 나타난 잡음 강도의 차이는 각 그림들이 가지는 윤곽의 양에 의해 발생되었을 가능성 이 크다.

위에 기술한 바와 같이 영상에 포함되어 있는 윤곽 정보가 실제 잡음 탐지에 영향을 주는지 그리고 이를 회귀식에 포함시킬 것인지를 결정하기 위한 추후 연구가 필요하다. 한 영상의 윤곽 정보는 여러 지수에 의해서 계량화 할 수 있다. 따라서 추후 연구에서는 먼저 윤곽 정보를 여러 방식으로 계량화하고 각 조건에서 제시된 영상의 잡음 강도를 본 연구에서와 유사한 방법으로 평가한 다음 어떤 윤곽 지수가 잡음 강도를 가장 잘 설명해 줄 수 있는지를 결정할 수 있을 것이다. 예를 들어 각 영상의 윤곽정보를 계량화하는 가능한 한 방법은 영상의 고빈도 정보가 어느 정도인지를 파악하는 것이다. 주어진 영상을 푸리에 분석을 한 다음 잡음 탐지와 가장 밀접하게 관련있는 공간 주파수 대역폭을 결정할 수 있다. 두 번째로 사용할 수 있는 방법은 영상의 복잡도 즉 엔트로피를 계산하는 것이다. 이

방법은 밝기 값의 공간 분포를 나타내는 그레이레벨 코오커런스(gray-level cooccurrence) 행렬을 통해 영상의 복잡도를 계산하는 것으로 Haralick (1973) 등에 의해 최초 제안된 이후 영상내의 질감 정보를 표현할 필요가 있는 여러 장면에서 널리 사용되어 왔다. 어떤 방식이 윤곽을 계량화하는 지수로 결정되든지 간에 이러한 변인을 포함시킴으로써 예언 변인에 의한 잡음 강도의 설명력은 매우 증가할 것이다.

본 연구는 영상이 가지고 있는 특징을 이용하여 비가시성을 유지하면서도 보다 강한 강도의 워터 마크를 삽입할 가능성이 있는지를 살펴보기 위해 실시되었다. 실험 결과 영상의 밝기와 대비가 높아질수록 워터 마크의 강도를 높이는 경우에도 쉽게 탐지되지 않음을 확인하였지만, 이를 워터 마크 알고리듬에 실제 적용하기 위해서는 다음과 같은 몇 가지 제한점들이 고려되어야 한다. 첫째, 본 연구에서는 영상들이 가지고 있는 고유한 특징들(예를 들어, 그림의 대상 등)의 효과에 의해 발생될 수 있는 잡음 강도 값의 변산을 줄이기 위해 단지 세 개의 그림만 선정하여 실험에 포함시켰다. 실험에서 밝혀진 밝기와 대비의 효과가 다양한 종류의 일반 영상에도 동등하게 발견될 수 있는지를 확인할 필요가 있다. 이를 위해 대형의 영상 자료집에서 여러 수준의 밝기와 대비를 가지는 영상을 추출하고 이 영상에 워터 마크를 삽입한 다음 탐지될 수 있는 잡음의 강도가 본 연구의 해당 조건에서 발견된 강도와 유사한지를 평가해 보아야 한다. 둘째, 본 연구에서 나타난 그림 종류에 따른 잡음 강도의 차이가 위에서 논의한 바와 같이 윤곽정보에 의해서 설명될 수 있는지 그리고 그 설명력이 어느 정도 인지를 확인해 볼 필

요가 있다. 기존의 정신물리학적 결과나 공학자들의 경험들은 윤곽정보에 따라 탐지될 수 있는 잡음 강도의 차이가 발생될 것을 예상할 수 있으며, 본 연구에 포함된 영상의 밝기와 대비이외에 윤곽 정보를 회귀식에 포함시킨다면 보다 설명력이 높은 회귀식을 산출할 수 있을 것으로 기대된다.

마지막으로 영상의 밝기나 대비와 같은 영상의 통계치들에 따라 지각될 수 있는 잡음의 강도가 변화됨을 보여준 본 연구의 결과는 공학 분야에서 영상의 왜곡 정도를 수량화하기 위해 사용되는 PSNR 값이 타당한지를 고려해 보아야 함을 시사한다. PSNR 값은 영상이나 비디오 압축등 원 정보의 변형을 평가할 필요가 있는 여러 공학적 분야에서 널리 사용되는 지수이지만, 단순히 물리적인 절대값에 근거한 이 값은 사람의 지각적인 차이를 잘 반영하지 못한다. 만약 사람의 지각에 기초하여 영상의 왜곡을 지수화할 수 있다면 그 지수의 유용성은 여러 공학적 분야에 적용될 수 있을 것이며 그 지수에는 본 연구에 포함된 영상의 밝기나 대비 변인이 포함될 것으로 기대된다.

참고문헌

- Bouma, H. (1970). Interaction effects in parafoveal letter identification. *Nature*, 226, 177-178.
- Chen, L. H. & Lin, J. J. (2003). Mean Quantization Based Image Watermarking. *Image and Vision Computing*, 21, 717-727.
- Chubb, C., Sperling, G. & Solomon, J. A. (1989). Texture interactions determine perceived contrast. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 86, 9631-9635.
- Cox, I. J., Kilian, J., Leighton, T., & Shamoon, T. (1997). Secure spread spectrum watermarking for multimedia, "IEEE Transaction on Image Processing", 6 (12), 1673-1687.
- Dai, Y. J., Zhang L., & Yang, Y. X. (2003). A New Method of MPEG Video Watermarking Technology. *Proceedings of IEEE ICCT*, vol. 2, 1845-1847.
- Haralick, R. M., Shanmugam, K., & Dinstein, I. (1973) Texture features for image classification, *IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics*, SMC-3 (6), 610-621.
- Hess, R. F., Dakin, S. C., & Kapoor, N. (2000). Foveal contour interaction: physics or physiology? *Vision Research*, 20, 365 - 370.
- Kim, J. Y., Kwon, S. G., Hwang, H. C., Kwon, K. R., & Kim, D. K. (2002). Adaptive Digital Watermarking Based on Wavelet Transform Using Successive Subband Quantization and Perceptual Model. *International Conference on Circuits/Systems Computers and Communications* (pp. 1240-1243). Phuket, Thailand.
- Levi, D. M., Klein, S. A., & Aitsebaomo, A. P. (1985). Vernier acuity, crowding and cortical magnification. *Vision Research*, 25, 963 - 977.
- Lin, S. D., & Chen, C. F. (2000). A Robust DCT-Based Watermarking for Copyright Protection. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 46 (3), 415-421.
- Lowery, E. M., & DePalma, J. J. (1961). Sine wave response of the visual systems. *Journal of the Optical Society of America*, 51, 740 - 746.

- Moon, H.-S., Yoo, H.-W., Sohn, M.-H., & Jang, D.-S. (2005) Adaptive Image Watermarking with Similar Mask, *Multimedia Tools and Applications*, (Submitted)
- Olzak, L. A., & Laurinen, P. I. (1999). Multiple gain control processes in contrast-contrast phenomena. *Vision Research*, 39, 83-87.
- Pitas, I. (1998). A method for watermark casting on digital images. *IEEE Transaction on Circuits and system for Video Technology*, 8 (6), 775-780.
- Stiles, W. S. (1978). In J. D. Mollon (Ed.), Mechanisms of colour vision. London: Academic Press.
- Suhail, M. A., & Obaidat, M. S. (2003). Digital Watermarking-Based DCT and JPEG Model. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 52 (5), 1640-1647.
- van Schyndel, R. G., Tirkel, A. Z., & Osborne, C. F. (1994). A digital watermark," *IEEE International Conference on Image Processing*, 2, 86-90.
- Westheimer, G., Shimamura, K., & McKee, S. P. (1976). Interference with line-orientation sensitivity. *Journal of the Optical Society of America*, 66, 332-338.

1 차원고접수: 2005. 5. 27.

2 차원고접수: 2005. 11. 17.

최종게재승인: 2005. 11. 18.

부록. 워터마크삽입(Watermark embedding)

문호석 등(2005)의 알고리듬에서는 다음과 같은 단계를 통해 주어진 영상에 워터 마크를 삽입한다.

단계 1. 영상에 $X[n_1, n_2]$, $n_1 = 0, \dots, N_1 - 1$, $n_2 = 0, \dots, N_1 - 1$ 에 대해 아래와 같이 샘플링을 하여 $1/4$ 로 길이가 줄어든 4개의 부영상을 얻는다.

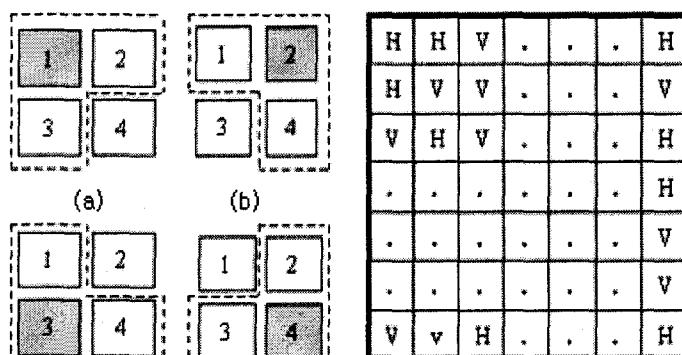
$$\begin{aligned} X_1[k_1, k_2] &= X[2n_1, 2n_2], \\ X_2[k_1, k_2] &= X[2n_1 + 1, 2n_2], \\ X_3[k_1, k_2] &= X[2n_1, 2n_2 + 1], \\ X_4[k_1, k_2] &= X[2n_1 + 1, 2n_2 + 1], \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 $k_1 = 0, \dots, N_1/2 - 1$, $k_2 = 0, \dots, N_2/2 - 1$.

단계 2. 4개의 부영상에 대해 각각 이산형 웨이블렛변환(discrete wavelet transform: DWT)을 실행하여 웨이블렛계수들 $Y_i[k_1, k_2]$, $i = 1, 2, 3, 4$ 를 얻는다. 이 때 각 부영상의 웨이블렛계수들은 4개의 부밴드 LL_1, LH_1, HL_1, HH_1 로 구성되어 있다.

단계 3. 이 중에서 저주파 밴드 LL_1 에 대해 다시 DWT를 실행하여 4개의 부밴드 LL_2, LH_2, HL_2, HH_2 를 구한다 (즉, 4개의 부영상 각각에 4개의 부밴드 LL_2, LH_2, HL_2, HH_2 가 존재한다)

단계 4. 각각의 부영상에 존재하는 4개의 LL_2 밴드 중에서 워터마크를 삽입할 밴드를 하나 선택한다.



(그림 1) 이웃하는 부영상 선택과 유사성 마스크. (a)-(d) 부영상 선택 (회색 블럭은 워터마크를 삽입할 부영상이고 점선안에 포함된 2개의 흰색 블록은 이웃하는 부영상이다) (e) 유사성 마스크

단계 5. 단계 4에서 선택한 LL_2 밴드와 수평/수직방향으로 이웃하는 2개의 LL_2 밴드를 가지고 (그림 1)의 (a)-(d)) 유사성 마스크(similar mask)를 구성한다 (그림 1의 (e)). 유사성 마스크는 각 위치마다 H혹은 V값을 가지는데, 예를 들어 H (즉, Horizontal)는 그 위치에서 선택된 서브밴드 Y_1 의 계수가 Y_3 보다는 Y_2 의 계수가 유사하다는 의미이고, 반대로 V (즉, Vertical)은 Y_2 보다는 Y_3 의 계수가 유사하다는 의미이다.

단계 6. $M_1 \times M_2$ 크기의 로고로 이루어진 이진 워터마크를 삽입하기 위해 rand()함수를 이용해 데이터를 흐트린다 (random permutation)

단계 7. 유사성 마스크를 가지고 선택된 부영상의 웨이블렛 계수를 변화시켜 워터마크를 삽입한다. (그림 2와 식 (2), (3)을 참조). 기본 규칙은 워터마크가 1이면 ($W(i,j) = 1$) $Y_1(i,j)$ 은 항상 비교할 부밴드보다 커야하고, 작으면 크도록 임계값 T를 더해서 변화시킨다. 반대로 $W(i,j) = 0$ 이면 $Y_1(i,j)$ 은 항상 비교할 부밴드보다 작아야하고, 작도록 임계값 T를 빼서 변화시킨다. 워터마크의 강도를 나타내는 임계값 T는 클수록 여러 가지 공격에 강인하지만 영상의 왜곡이 심하게 되고, 반대로 작으면 왜곡은 반면에 여러 가지 공격에 취약하게 된다.

(212)	213	200	...
214	215	215	...
197	200	199	...
...

(a)

(213)	214	202	...
214	217	212	...
200	200	201	...
...

(b)

H	H	V	.
H	V	V	.
V	H	V	.
.	.	.	.

(d)

(219)	213	200	...
214	215	222	...
204	200	199	...
...

(f)

(214)	215	201	...
216	216	216	...
198	198	199	...
...

(c)

1	0	0	.
0	0	1	.
1	0	0	.
.	.	.	.

(e)

(그림 2) 워터마크 삽입 예. (a) $Y_1(i,j)$ 의 LL_2 부밴드 (b) $Y_2(i,j)$ 의 LL_2 부밴드 (c) $Y_3(i,j)$ 의 LL_2 부밴드 (d) 유사성 마스크 $S(i,j)$ (e) 워터마크 $W(i,j)$ (f) 수정된 계수 $Y'_1(i,j)$

If $S(i,j) = H$ and $W(i,j) = 1$

$$Y_1(i,j) = \begin{cases} Y_1(i,j), & \text{if } Y_1(i,j) > Y_2(i,j) \\ Y_2(i,j) + T, & \text{otherwise} \end{cases}$$

(2)

Else if $S(i,j) = H$ and $W(i,j) = 0$

$$Y_1(i,j) = \begin{cases} Y_2(i,j) - T, & \text{if } Y_1(i,j) > Y_2(i,j) \\ Y_1(i,j), & \text{otherwise} \end{cases}$$

Else if $S(i,j) = V$ and $W(i,j) = 1$

$$Y_1(i,j) = \begin{cases} Y_1(i,j), & \text{if } Y_1(i,j) > Y_3(i,j) \\ Y_3(i,j) + T, & \text{otherwise} \end{cases}$$

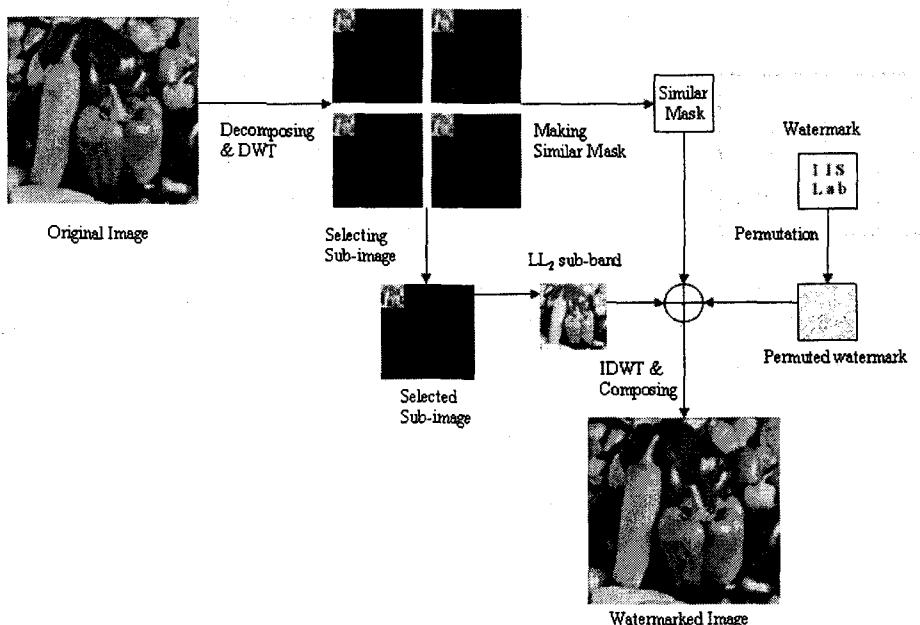
(3)

Else if $S(i,j) = V$ and $W(i,j) = 0$

$$Y_1(i,j) = \begin{cases} Y_3(i,j) - T, & \text{if } Y_1(i,j) > Y_3(i,j) \\ Y_1(i,j), & \text{otherwise} \end{cases}$$

단계 8. 워터마크를 삽입한 후에는 다시 역 DWT변환을 수행하고 부영상을 결합하여 원 영상과 크기가 동일한 워터마크가 포함된 영상을 얻는다.

전체적인 삽입과정은 그림 3에 나타나있다.



(그림 3) 워터마크 삽입과정