

복구패턴 정합을 통한 기하학적 왜곡에 적응적인 워터마킹

전 영 민[†] · 고 일 주^{**} · 김 등 호^{***}

요 약

워터마킹에서 영상의 평행이동, 회전, 크기변환 왜곡에 기인한 워터마크 삽입 위치와 추출 위치의 불일치는 해결해야 하는 문제이다. 본 논문에서는 복구패턴 정합을 통한 영상동기화를 이용함으로써 기하학적 왜곡에 강인한 워터마킹 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 복구패턴을 정의하여 워터마크가 삽입된 영상에 복구패턴을 삽입 배포한다. 그리고 배포된 영상으로부터 복구패턴을 추출하여 삽입한 복구패턴과 비교함으로써 기하학적 왜곡 여부를 확인한다. 기하학적 왜곡이 발생하였다면 왜곡된 만큼 역변환을 함으로써 워터마크 삽입 위치와 추출 위치를 동기화 한다. 제안한 방법의 성능을 평가하기 위하여 이동, 회전, 스케일링 공격에 대한 실험결과를 보인다.

키워드 : 워터마킹, 복구패턴, 기하학적 왜곡, 강인성

Watermarking Algorithm that is Adaptive on Geometric Distortion in consequence of Restoration Pattern Matching

Young-Min Jun[†] · Il-Ju Ko^{**} · Dongho Kim^{***}

ABSTRACT

The mismatched allocation of watermarking position due to parallel translation, rotation, and scaling distortion is a problem that requires an answer in watermarking. In this paper, we propose a watermarking method robust enough to hold against geometrical distorting using restoration pattern matching. The proposed method defines restoration pattern, then inserts the pattern to a watermark embedded image for distribution. Geometrical distortion is verified by comparing restoration pattern extracted from distributed image and the original restoration pattern inserted to the image. If geometrical distortion is found, inverse transformation is equally performed to synchronize the watermark insertion and extraction position. To evaluate the performance of the proposed method, experiments in translation, rotation, and scaling attack are performed.

Key Words : Watermarking, Restoration Pattern, Geometric Distortion, Robustness

1. 서 론

디지털 워터마킹은 저작권 정보인 워터마크를 디지털 콘텐츠에 직접 삽입함으로써 디지털 콘텐츠에 대한 저작권 보호와 비인가된 접근 또는 조작을 방지하는 기술이다[1-6]. 저작권 정보가 삽입된 디지털 콘텐츠가 복제되면 삽입한 저작권 정보도 같이 복제되므로 추출된 워터마크와 제시된 워터마크의 비교를 통하여 그 권리의 진위를 판단할 수 있다. 따라서 디지털 워터마킹은 저작권 보호와 디지털 콘텐츠 산업의 육성을 위해서 중요한 연구 분야이다.

최근까지 제안되었던 대부분의 영상 워터마킹 알고리즘은 원본과 워터마크 추출 대상 영상 간의 완전한 상관성을 기

본 전제로 하고 있다. 실제로 많은 워터마킹 방법들이 평행 이동, 회전, 크기변환과 같은 기하학적 왜곡에 취약하다 [1-4]. 최근에 기하학적 왜곡과 관련된 연구가 많이 진행되고 있는데, 다음과 같은 세 가지 접근방법이 있다.

첫째, 기하학적인 왜곡에 영향을 받지 않는 변환을 이용하는 방법이다[2-3]. 예를 들면, 2차원 *Fourier* 변환 방법이 있다. 영상에 대한 2차원 *Fourier* 변환은 아래와 같은 평행이동, 회전, 크기변환의 특성을 보인다. 식 (1)은 *Fourier* 변환의 평행이동 특성, 식 (2)는 회전변환 특성, 식 (3)은 크기변환 특성을 보인다.

$$f(x+a, y+b) \leftrightarrow F(u, v) \exp[-j(ax+by)] \quad (1)$$

$$\begin{aligned} f(x \cos \theta - y \sin \theta, x \sin \theta + y \cos \theta) \leftrightarrow \\ F(u \cos \theta - v \sin \theta, u \sin \theta + v \cos \theta) \end{aligned} \quad (2)$$

※ 본 연구는 숭실대학교 교내연구비 지원으로 이루어졌음

† 정 회 원 : 윈스로드 주식회사 개발팀장

** 정 회 원 : 숭실대학교 미디어학부 교수

*** 정 회 원 : 숭실대학교 미디어학부 교수

논문접수 : 2004년 8월 18일, 심사완료 : 2005년 5월 11일

$$f(\alpha, \sigma) \leftrightarrow \frac{1}{\sigma} F\left(\frac{\mu}{\sigma}, \frac{\nu}{\sigma}\right) \quad (3)$$

2차원 Fourier 변환은 평행이동 후에는 위상변화만 있을 뿐 진폭은 불변하는 특성을 가진다. 또한, 공간영역 좌표평면에서 영상의 회전변화와 크기변화가 Log-Polar Mapping 기법에 의해 Log-Polar 평면좌표로 변환한 후의 좌표평면에서는 수평과 수직이동의 특성을 가진다. 원 영상을 $f(x, y)$ 라 할 때, 이동, 크기변화, 회전변화를 받은 원 영상은 식 (4)와 같이 표현한다.

$$f(\sigma(x \cos \theta - y \sin \theta) - a, \sigma(x \sin \theta + y \cos \theta) - b) \quad (4)$$

식 (4)를 Fast Fourier Transform 후, 진폭 만을 Log-Polar 좌표계로 옮기면 아래 식 (5)와 같이 기하학적 변화가 반지름과 각도의 좌표축에서 좌표의 이동만으로 표현되어 기하학적 왜곡에 불변하는 영역이 생성된다.

$$\frac{1}{\sigma^2} F(\mu - \Psi, \theta - \alpha) \\ \mu = \log(r), \Psi = \log(\sigma) \quad (5)$$

생성된 기하학적 왜곡에 불변하는 영역은 하나의 변수에 대해서 적분하면 다른 하나의 변수로 결정되는 값을 얻을 수 있는데, 이 값을 변형하여 워터마크를 삽입한다. 그러나, 이 방법은 삽입할 수 있는 워터마크의 정보량이 제한되고 삽입과정에서 발생하는 영상의 품질저하를 예측하기 힘든 단점이 있다. 그리고 이차원 영상의 경우 회전변환을 수행하면 현실적으로 영상의 일부가 잘리게 되어 워터마크의 성능이 나빠진다.

둘째, 특징벡터를 이용해서 워터마크를 삽입하는 방법이 있다[4-5]. 이 방법은 특징벡터를 꼭지점으로 하여 삼각형을 구성하고 그 내부에 워터마크를 삽입하는 방법이다. 영상이 기하학적으로 변환되면 특징벡터의 위치도 동일하게 변하게 되므로 특징벡터 사이의 상대적인 관계를 고려하여 기하학적 왜곡 문제를 해결할 수 있다. 그러나, 이 방법을 이용하려면 공간영역에 워터마크를 삽입해야 한다. 따라서 공간영역에 워터마크를 삽입해도 여러 공격에 강인할 수 있는 워터마크 방법이 필요하다. 그렇지만, 최근까지 제안된 워터마크 알고리즘 가운데 우수한 성능을 보이는 것들은 대부분 주파수 영역에 기반을 두고 있기 때문에 실제로 특징벡터를 이용하여 워터마크 시스템을 구현한 예는 많지 않다.

셋째, 기하학적 변화량을 추정하여 그 역변환을 수행하는 방법이 있다[6]. 기하학적인 변화량은 템플릿을 이용하거나 원본 영상과 비교하여 추정한다. 이 중 템플릿을 이용하는 방법은 그 구현이 간단하고 일반적인 공격에 대한 강인한 특성을 보여주지만 템플릿이 쉽게 제거 된다는 단점이 있다. 이에 반해, 대상 영상과 원본 영상을 비교하는 방법이 더 좋은 성능을 보인다. 그러나, 이 방법은 원본 영상이 필요하

다는 한계를 갖는다.

이상과 같이 여러 각도에서 다양한 연구가 시도되고 있으며 그 성과도 조금씩 나타나고 있지만, 국소적으로 발생한 기하학적 왜곡이나 선이나 면을 제거하는 식의 공격에 대한 강인성은 여전히 문제로 남아 있다. 최근 연구 동향은 세 번째 접근 방법에 대하여 연구의 초점이 맞추어져 있다.

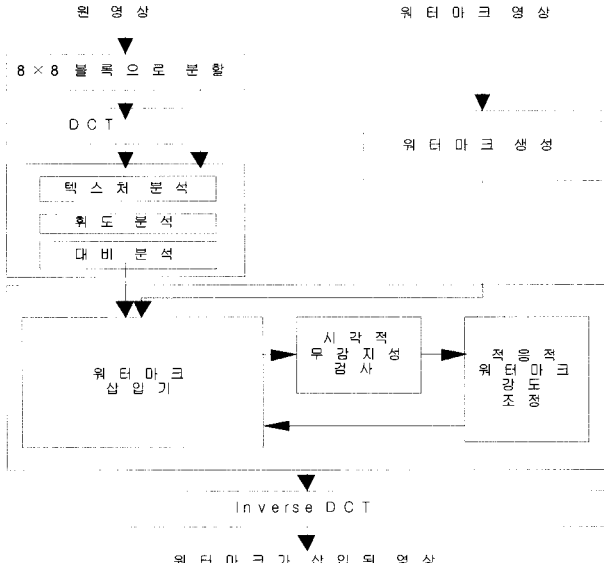
본 논문에서는 세 번째 접근 방법 중 템플릿을 이용하는 방법으로 평행이동, 회전, 크기변환과 같은 기하학적 왜곡에 대한 복구문제를 해결하고자, 복구패턴 정합을 통한 기하학적 왜곡에 적응적인 워터마킹 방법을 제안한다. 제안한 방법에서의 복구 전략은 복구패턴을 정의하고 워터마크가 삽입된 영상에 정의한 복구패턴을 삽입하여 복구패턴이 삽입된 영상을 배포한다. 그런 다음 워터마크를 추출하고자 할 때 복구패턴이 삽입된 영상으로부터 복구패턴을 추출하여, 추출된 복구패턴과 삽입한 복구패턴의 비교를 통해 디지털 콘텐츠의 배포 과정에서 발생할 수 있는 기하학적 왜곡여부를 판단한다. 기하학적 왜곡이 발생했다고 판단되면 삽입된 복구패턴의 변화를 분석하여 기하학적 왜곡유형을 판단하고 왜곡유형에 대하여 역변환을 함으로써 기하학적 왜곡 이전의 워터마크가 삽입된 영상으로 복원한다. 이렇게 함으로써 워터마크의 삽입 위치와 추출 위치를 일치시킨다. 이상의 일련의 영상 동기화 과정 후에 워터마크 추출 알고리즘에 의해 워터마크를 추출한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 제안하는 워터마킹 방법에 대하여 기술하고, 3장에서는 실험 결과 및 성능 평가를 수행한다. 마지막으로 4장에서 결론 및 향후 연구에 대하여 기술한다.

2. 제안하는 워터마킹 방법

워터마크 삽입은 [7-8]에서 제안한 방법을 사용하며 그 개요는 (그림 1)과 같다. 사용하는 워터마킹 알고리즘은 입력 영상에 대한 텍스처 분석을 통해 인간시각이 인지하지 못하는 워터마크 삽입 블록을 선택하고 휘도와 대비 분석을 통해 인간시각이 인지하지 못하는 범위 내에서 삽입 가능한 워터마크의 최대 강도를 산출하여 워터마크를 삽입한다. 워터마크 삽입 후에는 워터마크 검출의 정확도와 공격에 대한 강인성을 높이기 위하여 시각적 무감지성을 기준으로 적응적으로 워터마크 강도를 재조정한다. (그림 1)은 이러한 과정을 도식적으로 보여주고 있다.

입력영상은 8x8 블록으로 분할된다. 분할된 각 블록에 대하여 텍스처, 휘도, 대비 분석을 함으로써 워터마크의 삽입 위치와 강도를 결정한다. 워터마크 삽입기는 DCT된 영상 블록과 워터마크 그리고 전 단계에서 계산한 삽입위치와 강도를 입력받아 DCT된 영상 블록에 워터마크를 삽입한다. 워터마크 삽입 후 시각적 무감지성 검사는 삽입한 워터마크의 시각적인 무감지성을 검사하고, 강도 조절기는 시각적인 무감지성 검사결과를 분석하여 워터마크의 시각적 무감지성을 만족하는 조건에서 워터마크를 제거하기 위한 공격



(그림 1) 워터마킹 알고리즘

에 대하여 강인성 조건을 극대화하도록 적응적으로 삽입된 워터마크의 강도를 조정한다. 워터마크의 삽입위치의 선택과 워터마크 강도 산출 방법은 [8]에서 제안한 방법을 사용하며 워터마크 삽입 과정은 다음과 같다.

[step 1] 영상을 재배열한다.

영상 재배열 과정은 8x8 DCT 블록의 DC 영역과 중간 주파수 영역 사이에 있는 DCT 계수들 중 일부를 취하여 Zig-zag 스캔 순서대로 4x4 블록을 만드는 과정이다.

[step 2] 극성을 계산한다.

극성 p_k 을 계산하기 위해 먼저 블록들 간의 쌍을 구한다. 쌍으로 선택된 두 개의 4x4 블록을 각각 A, B라고 할 때, 두 개의 블록으로부터 만들어지는 4x4 크기의 극성은 블록 A, B 간의 사상되는 계수의 차로부터 계산된다. 워터마크를 삽입할 때 극성의 이용은 워터마크의 시각적 무감지성 향상, 다양한 압축률의 JPEG 연산 후에도 강건하게 워터마크 정보 유지, 워터마크의 보안성 강화의 장점이 있다.

[step 3] 워터마크 삽입 기준 정보를 계산한다.

이 단계의 목적은 워터마크를 삽입하기 위한 기존 DCT 계수의 변형 기준을 얻는 것이다. 삽입할 워터마크 영상을 극성 크기와 같은 4x4 블록으로 분할하고 이를 W_k 라 하면, 워터마크 삽입 기준 정보는 식 (6)에 의해 구해진다.

$$\hat{p}_k = p_k \oplus W_k \tag{6}$$

[step 4] 워터마크를 삽입한다.

워터마크 추출 시 워터마크가 반영된 워터마크 삽입 기준 정보 \hat{p}_k 가 정확히 구해지도록 기존의 DCT 계수를 조정한다. 워터마크 삽입은 워터마크를 삽입하기 위해 선택된 두

개의 블록을 A_k 와 B_k 라 하면, 단계 3에서 구해진 \hat{p}_k 를 이용하여 A_k 와 B_k 의 DCT 계수를 조정함으로써 이루어진다. 계수 조정 후의 A_k 와 B_k 블록을 \bar{A}_k 와 \bar{B}_k 라 하면, DCT 계수를 조정하는 방법은 식 (7), (8)과 같다.

$$\bar{A}_k = A_k - (2\hat{P}_k - 1) \times WS_{i,j,A_k} \tag{7}$$

$$\bar{B}_k = B_k + (2\hat{P}_k - 1) \times WS_{i,j,B_k} \tag{8}$$

식 (7)에서 WS_{i,j,A_k} 는 A_k 블록의 i, j 위치에 할당 가능한 최대 워터마크의 강도를 의미한다. 제안하는 방법과 같이 사상하는 두 블록의 계수들 간의 극성을 이용하는 방법으로 워터마크를 삽입하므로 CDMA(Code Division Multi Access)와 같은 확산스펙트럼 방식을 실현할 수 있다.

[step 5] 영상을 역으로 재배열한다.

단계 5는 단계 1의 역과정으로서 워터마크가 삽입된 4x4 블록상의 각 계수 값을 8x8 계수 블록의 해당 좌표 상의 기존 계수값으로 갱신하는 과정이다. 단계 5이후 최종적으로 Inverse DCT 를 수행하여 워터마크가 삽입된 영상을 생성한다. 이때 입력영상을 C^O , 워터마크가 삽입된 영상을 C^W 라 하면, 이 두 영상간의 시각적 지각거리는 식 (9)를 사용하여 계산한다.

$$D_{C^W-C^O} = \left(\sum_{i,j,k} |d_{i,j,k}|^p \right)^{1/p} \tag{9}$$

$$d_{i,j,k} = \frac{e_{i,j,k}}{WS_{i,j,k}} \tag{10}$$

$$e_{i,j,k} = C_{i,j,k}^W - C_{i,j,k}^O \tag{11}$$

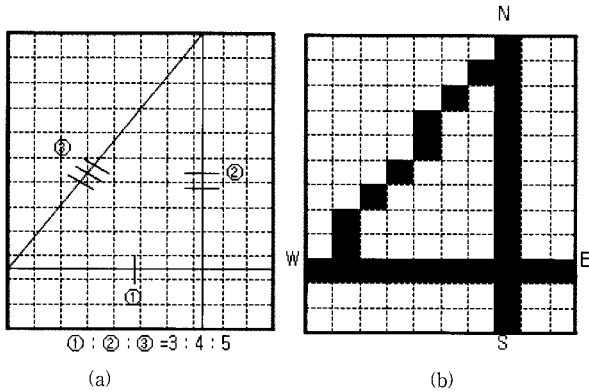
워터마크 삽입 후 시각적 지각거리를 산출하고, 그 값이 식 (12)와 같이 목표하는 워터마크의 시각적 무감지 값 $D_{invisibility}$ 을 만족하는 범위에서 [8]에서 식 (5)의 β_k 를 조절하는 방법으로 워터마크의 강도를 조절한다. β_k 의 조절은 실험에 의존한다.

$$\beta_k = \frac{D_{invisibility}}{D_{C^W-C^O}} \tag{12}$$

워터마크 추출 과정은 워터마크 삽입과정과 유사하다. 워터마크 추출 시 워터마크 삽입위치, 사상함수 M , p_k 와 \hat{p}_k 를 알고 있으므로 식 (13)에 의해 워터마크 W_k 를 구할 수 있다.

$$W_k = p_k \oplus \hat{p}_k \quad (13)$$

제안방법에서 정의하는 복구패턴은 (그림 2)와 같이 방향성을 가지는 구조이다. 이와 같이 복구패턴을 정의하는 이유는 기하학적 왜곡에 대하여 정보회득이 용이하기 때문이다.

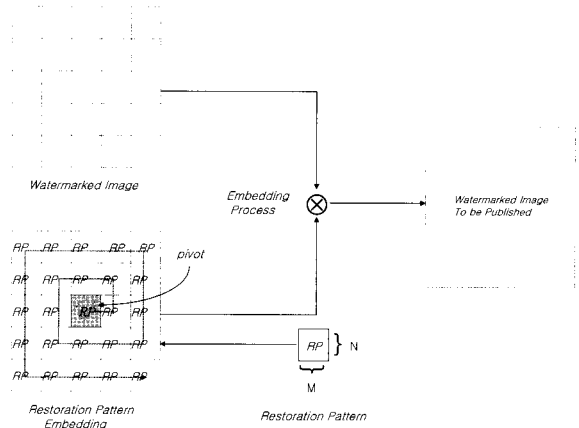


(그림 2) 복구패턴: (a) 복구패턴 구조 (b) 복구패턴 템플릿

복구패턴의 각 변의 비는 3:4:5이며, 기하학 왜곡에 대한 정확한 패턴회득을 위하여 그림 1 (b)의 복구패턴 내에 여섯 종류의 특징점을 정의한다. 정의하는 특징점의 종류는 고립점 ($X_c=0$), 끝점 ($X_c=1$), 굴곡점 ($X_c=2$), 연결점 ($X_c=2$), 분기점 ($X_c=3$), 접합점 ($X_c=4$)이다. 식 (14)에서 $N(k)$ 는 복구패턴을 구성하는 화소 P 의 k 번째 이웃이고, $N(8)=N(0)$ 이다. 정의한 복구패턴은 4개의 끝점, 2개의 분기점, 1개의 접합점을 가진다. 이들 점들은 삽입한 복구패턴을 추출하기 위한 기준이다.

$$X_c = \frac{\sum_{k=0}^7 |N(k+1) - N(k)|}{2} \quad (14)$$

복구패턴은 (그림 3)과 같이 워터마크가 삽입된 영상의 중심에서부터 반시계 방향으로 중첩되지 않게 반복해서 삽입한다. (그림 3)에서 축(*pivot*)은 영상의 중심좌표를 기준으로 삽입하는 복구패턴으로 차후 복구패턴을 추출할 때 복구패턴 추출의 시작위치이다. 복구패턴을 삽입할 때 축(*pivot*)에는 다른 복구패턴과 구분되게 복구패턴을 삽입하여 추출할 때 이 영역을 다른 복구패턴과 쉽게 구분할 수 있도록 하였다. 복구패턴을 영상의 중심에서부터 삽입하는 이유는 영상절단 왜곡으로 인한 복구패턴 삽입의 기준을 잃지 않기 위함이다. 영상 절단 왜곡의 경우 주요대상이 영상의 가장자리 부분이기 때문이다. 만일 복구패턴의 삽입기준을 영상의 가장자리로 하면 영상을 절단할 때 복구패턴의 삽입기준 정보도 잃게 된다. 복구패턴의 크기 $N \times M$ 은 워터마크 삽입 알고리즘의 블록의 크기 8×8 을 고려하여 $(3^{n-1} \times 8) \times (3^{n-1} \times 8)$ (단, $n=1,2,3,\dots$)과 같이 한다.



(그림 3) 복구패턴 삽입 개요

워터마크가 삽입된 영상에 복구패턴을 삽입하는 알고리즘은 (그림 4)와 같으며 다음 두 단계로 구성된다.

[step 1] LUT(Look Up Table)을 정의한다.

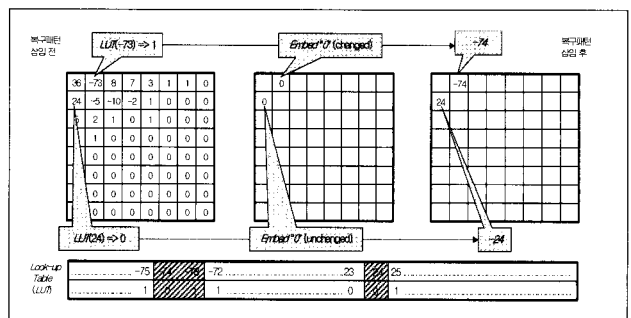
DCT 계수가 가질 수 있는 모든 값에 대하여 0과 1 두 값으로 사상하도록 영상의 저작권자 혹은 분배자가 LUT을 정의한다.

[step 2] 복구패턴을 삽입한다.

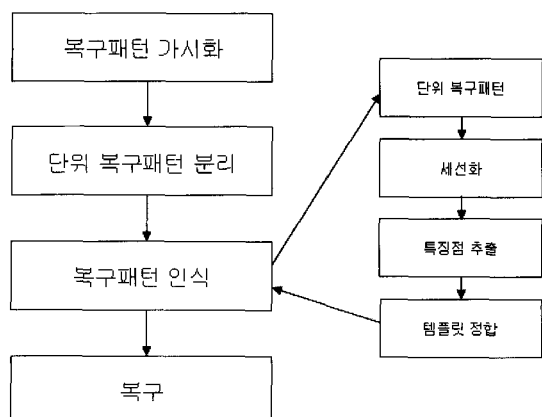
식 (15)와 같이, DCT 계수에 삽입하고자 하는 복구패턴의 비트 값이 1인 경우, 그 DCT계수 값에 대하여 LUT을 조사하여 사상하는 값이 1이면 계수변화를 하지 않고, 사상하는 값이 0이면 사상하는 값이 1에 가장 가까운 DCT계수 값을 LUT에서 참조하여 기존 계수 값을 대체한다.

$$v'_i = \begin{cases} v_i & \text{if } LUT(v_i) = b_i \\ v_i + \delta & \text{if } LUT(v_i) \neq b_i \text{ and} \\ & \delta = \min_{d \in Z} \{d \in Z : LUT(v_i + d) = b_i\} \end{cases} \quad (15)$$

삽입하고자 하는 복구패턴의 비트 값이 0인 경우도 동일하다. 식 (15)에서, v_i 는 기존의 DCT 계수, v'_i 는 복구패턴이 삽입된 계수, b_i 는 삽입되는 복구패턴 비트, $LUT(\cdot)$ 는 LUT 사상함수이다.



(그림 4) 복구패턴 삽입 알고리즘



(그림 5) 복구패턴 추출과 복구

(그림 4)는 8×8 DCT 블록 상의 두 AC 계수값 -73과 24의 값에 복구패턴 비트 0을 각각 삽입하는 예이다. LUT (-73)의 값이 1이므로 0을 삽입하기 위하여 0을 갖는 가장 인접한 DCT 값을 LUT에서 참조하면 -74이다. 그러므로, -73은 -74로 변경된다. 그리고 24의 경우 LUT(-24)의 값은 0이므로 계수값의 변화가 없다.

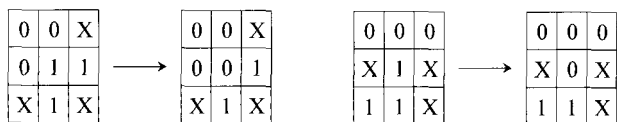
복구패턴의 추출과 복구 과정은 (그림 5)와 같다. (그림 5)의 각 과정을 상세화 하면 다음과 같다. 먼저 삽입한 복구패턴은 식 (16)과 같이 LUT 참조에 의해 가시화된다.

$$\hat{b}_i = LUT(v_i) \quad (16)$$

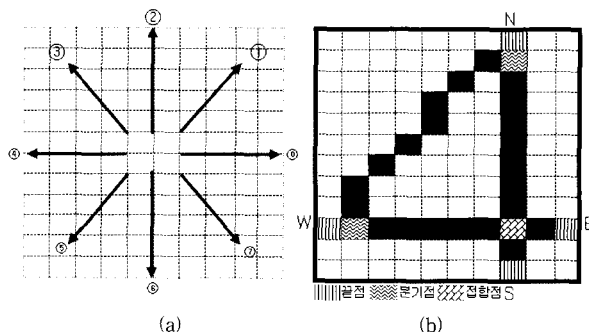
여기서, \hat{b}_i 는 추출된 복구패턴을 구성하는 비트 값이다.

단위복구패턴 분리과정은 가시화된 복구패턴을 대상으로 개별적으로 흩어져 있는 관심 화소의 값을 8-이웃화소 체인 코드를 사용하여 명암 값을 기준으로 하여 단위 복구패턴을 분리해 내는 단계와 삽입한 복구패턴과 정합 가능한 MER (Minimum Enclosing Rectangle)을 찾는 단계로 구성된다. 단위복구패턴 분리결과인 연결된 화소의 집합을 입력으로 연결된 화소의 집합들 중 일정 길이 이상의 집합을 대상으로 시작 위치, 가로 W, 세로 H를 변환시키며 복구패턴과 정합 가능한 사각형인지 여부를 판별한다. 이 단계에서 하나의 사각형이 다른 사각형에 포함되는 경우 혹은 하나의 사각형이 다른 사각형과 많은 부분이 중복되는 경우에는 관심대상에서 제외한다.

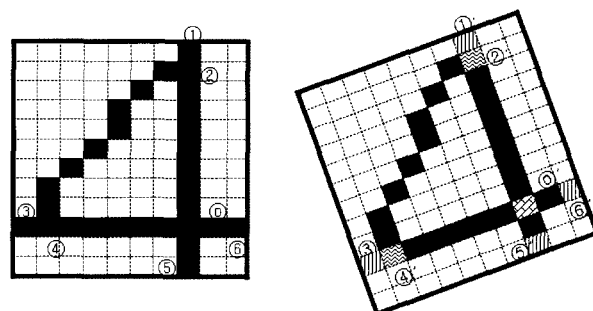
복구패턴 인식과정은 연결된 화소의 집합으로 구성된 단위 복구패턴을 입력으로 세션화, 특징점 추출, 템플릿 정합으로 구성된다. 세션화 과정에서는 (그림 6)과 같은 세션화 마스크를 사용한다.



(그림 6) 세션화 마스크



(그림 7) 특징점 : (a) 8-이웃화소 (b) 특징점



(그림 8) 템플릿 정합

특징점 추출과정에서 특징점은 곁점, 끝점, 굴곡점, 연결점, 분기점, 접합점으로 세분된다. 특징점 가운데 끝점, 분기점, 접합점은 복구패턴을 추출하기 위한 기준으로 정의된 복구패턴은 4개의 끝점, 2개의 분기점, 1개의 접합점을 가진다.

템플릿 정합과정은 복구패턴에 해당하는 연결된 화소의 집합으로 구성된 기준 복구패턴 템플릿과 추출한 복구패턴 간의 특징점을 기준으로 서로 정합하는 과정이다.

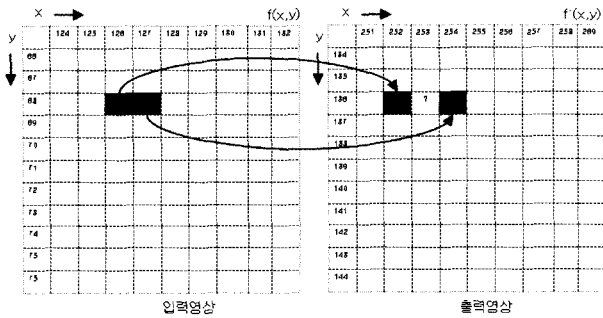
템플릿 모델은 지식표현 방법 중의 하나로 찾고자 하는 물체에 대한 예상되는 영상을 템플릿으로 표현한다. 템플릿 모델은 영상 자체를 모델로 취하기 때문에 모델을 생성하는 작업이 용이하다. 템플릿 모델은 찾고자 하는 물체에 대한 영상이 단순한 구조를 갖고 물체의 수가 제한되는 경우에 효율적이다. 템플릿 모델을 이용하여 물체를 인식하는 과정은 템플릿을 필터링함으로써 입력 영상과 주어진 템플릿이 얼마나 유사한가를 나타내는 유사성 척도를 사용한다. 일반적으로 사용되는 유사성 척도는 식 (17)과 같다.

$$d^2(Y) = \sum f(X) t(X-Y) \quad (17)$$

위 식에서 $X=(i, j)$ 와 $Y=(i', j')$ 은 2차원 공간의 좌표이고, f 는 입력영상을 나타내고, t 는 템플릿을 나타낸다. 합연산은 미리 정의된 템플릿의 범위 안에서 이루어진다. 템플릿 정합 과정을 거쳐 배포영상의 기하학적 공격여부를 확인한다. 만일 기하학적인 왜곡이 된 경우에는 템플릿 정합 과정에서 특징점 간의 정합을 통해 식 (18)의 3×3 여파인 변환 행렬의 6개 인자를 구하고 역 변환을 수행하여 기하학적 왜곡 이전의 상태로 복구한다.

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} trs_{00} & trs_{01} & trs_{02} \\ trs_{10} & trs_{11} & trs_{12} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (18)$$

영상의 평행이동의 경우, 복구패턴의 특징점 비교만으로 간단히 복구가 가능하다. 그러나, 영상의 회전과 영상의 확대 축소의 경우, 여러 과정을 고려해야 한다.



(그림 9) 보간의 필요성

영상을 확대 혹은 축소를 할 때 재샘플링 과정이 필요하다. 영상을 확대하는 경우, 확대된 영상의 일부 좌표위치에 대한 입력 픽셀이 사상되지 않는 경우가 발생하는데 이를 방지하기 위해 픽셀 보간 방식에 의한 상향 표본 추출과정을 거친다. 반대로 영상을 축소하는 경우, 여러 입력 픽셀이 동일한 출력 픽셀 위치로 사상되는 경우가 발생하는데 이를 방지하기 위해 저주파 필터링 방법에 의한 하향 표본 추출과정을 수행한다.

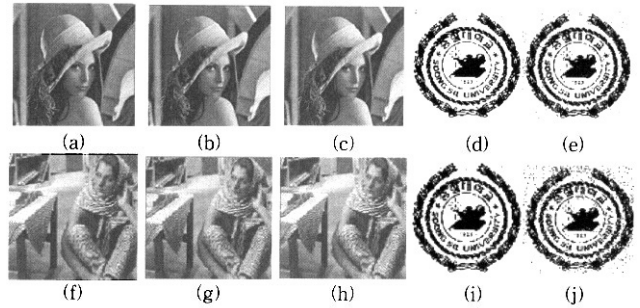
3. 실험 결과

제안한 워터마킹 방법의 성능을 평가하기 위하여 실험에 사용된 영상은 256×256×8 비트의 *Lena* 와 *Babara* 영상을 사용하였다. 워터마킹 방법의 시각적 무감지성을 평가하기 위한 방법은 PSNR(Peak Signal to Noise Ratio) 값의 비교를 사용한다. PSNR은 영상 화질 차이를 정량적인 값으로 표현할 수 있어 워터마크의 삽입 이전과 이후, 영상의 화질저하 정도를 객관적인 수치로 나타낼 수 있다. PSNR이 높을수록 원 영상의 보존율이 높다. 식 (19)는 PSNR 식이다.

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{MSE}$$

$$MSE = \frac{1}{N \times N} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} (f(x,y) - g(x,y))^2 \quad (19)$$

식 (19)에서 $f(x,y)$ 는 원 영상, $g(x,y)$ 는 워터마크킹된 영상을 의미한다. 실험에서 워터마크의 시각적 무감지성은



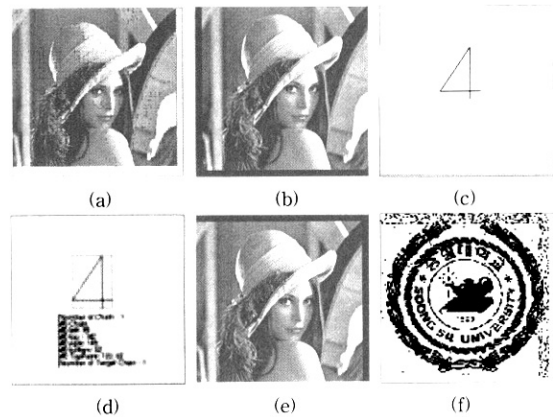
(그림 10) 시각적 무감지성: (a). *Lena* 영상 (b). (a)에 워터마크를 삽입한 영상, PSNR = 42.11 (c). (b)에 복구패턴을 삽입한 영상, PSNR = 40.62 (d). (b)로부터 추출한 워터마크 (e). (c)로부터 추출한 워터마크 (f). *Babara* 영상 (g). (f)에 워터마크를 삽입한 영상, PSNR = 40.82 (h). (g)에 복구패턴을 삽입한 영상, PSNR = 38.82 (i). (g)로부터 추출한 워터마크 (j). (h)로부터 추출한 워터마크

(그림 10)의 (b)와 (c) 그리고 (g)와 (h)를 비교함으로써 평가할 수 있다. 그림 10의 (b)와 (g)는 워터마크만 삽입한 영상이고 (c)와 (h)는 워터마크와 복구패턴을 같이 삽입한 영상이다.

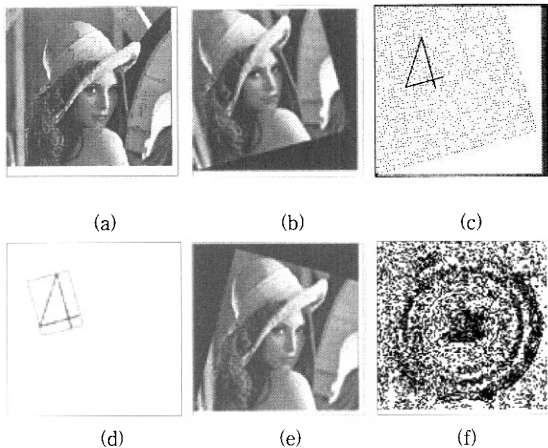
Craver방법[10]과 Hannigun 방법[11]을 사용하여 *Lena* 영상에 단지 워터마크만을 삽입하였을 경우 각각 33.10dB와 41.35dB의 PSNR값을 얻었고, *Babara* 영상의 경우 각각 31.32dB와 40.22dB의 PSNR값을 얻었다.

워터마킹 방법의 장인성을 평가하기 위한 방법은 워터마크된 영상을 대상으로 다양한 공격을 가한 후 추출된 워터마크와 삽입한 워터마크 간의 유사도를 비교하는 방법을 사용한다. 유사도는 식 (20)과 같이 정규화된 상관계수 NC (Normalized Correlation)를 사용한다.

$$NC = \frac{\sum_i X_i^* \cdot X_i}{\sum_i X_i \cdot X_i} \quad (20)$$



(그림 11) 평행이동 왜곡에 대한 복구: (a). 복구패턴이 삽입된 영상 (b). (10,-10) 평행이동된 영상 (c). 추출된 복구패턴 (d). 변환 정보 획득 (e). 복구된 워터마크가 삽입된 영상 (f). (e)로부터 추출된 워터마크(NC = 0.967498, 200%확대)



(그림 12) 회전 왜곡에 대한 복구: (a). 복구패턴이 삽입된 영상 (b). 반시계 방향으로 15° 회전된 영상 (c). 추출된 복구패턴 (d). 변환 정보 획득 (e). 복구된 워터마크가 삽입된 영상 (f). e로부터 추출된 워터마크(NC = 0.733749, 200%확대)

실험에서는 배포 도중에 x축으로 10만픽, y축으로 -10만픽 평행이동 한 경우와 반시계 방향으로 15° 회전한 경우의 복구 과정을 보인다. 워터마크가 삽입된 영상에 삽입된 복구패턴은 워터마크가 삽입된 영상과 동일한 변환을 겪는다. 그러므로, 워터마크 추출 전 배포된 영상으로부터 식 (16)에 의해 복구패턴 영상을 획득하고 삽입한 복구패턴과 획득한 복구패턴 간의 비교로 기하학적 왜곡을 확인한다. x축으로 10만픽, y축으로 -10만픽 평행이동한 경우 (그림 10)과 같이 복구되며, 반시계 방향으로 15° 회전한 경우 (그림 11)과 같이 복구된다. (그림 11)과 (그림 12)에서 보는 바와 같이, 워터마크가 삽입된 영상이 기하학적 왜곡을 겪을 경우 데이터 손실을 동반한다.

Lena와 Babara 영상을 대상으로 회전각도 5°에서 85°까지 회전 변형 공격에 대한 실험결과를 <표 1>에 보인다. 평행이동, 회전변환, 크기변환을 수행하면 현실적으로 영상의 일부가 잘리게 되는데 <표 1>과 <표 2>의 수치산출에는 잘리는 부분도 반영되었다.

<표 1> 회전 공격에 대한 워터마크 검출율(NC)

회전각		5°	10°	20°	30°	40°	50°	60°	70°	80°	85°
검출율 (NC)	Lena	0.948	0.930	0.932	0.931	0.955	0.936	0.933	0.959	0.944	0.945
	Babara	0.970	0.934	0.930	0.918	0.960	0.974	0.921	0.943	0.941	0.972

<표 1>에서 보는 바와 같이 워터마크 검출율이 0.91 이상을 나타내고 있어 제안한 방법이 효과가 있음을 확인할 수 있었다. <표 1>의 값들을 분포를 보면 0°, 45°, 90°에 가까운 값일수록 워터마크 검출율이 높았다. 이러한 결과는 영상의 회전 이전과 이후의 좌표위치에 대한 픽셀이 0°, 45°, 90°에 가까울수록 비교적 정확히 사상되기 때문이라 사료된다. Lin의 방법[2]에서는 4°, 8°, 30°, 45° 회전변환에 대한 워터마크 검출율은 임계값 50%, 55%, 60%, 65%, 70%에 대해서 각각 95.3~97.2%, 88.2~93.6%, 71.1~82.7%, 49.4~63.7%, 28.4~45.8%이었다. 위의 Lin의 방법에서 워터마크

검출율은 잘리는 부분을 포함한 수치이다.

크기 변형 공격에 대한 성능 평가는 <표 2>에 나타나 있다. <표 2>에서 보는바와 같이, 크기변형 비율이 1.2이상인 확대 변형은 워터마크 검출율이 0.99를 보이고, 크기변형 비율이 0.8이하인 축소 변형은 상대적으로 워터마크 검출율이 급격히 저하되었다. 이러한 현상은 영상의 크기 변형에 있어서 축소 변형은 화소 값의 손실이 발생하기 때문이라 사료된다.

<표 2> 크기 변형 공격에 대한 워터마크 검출율(NC)

크기변형 (비율)		0.3	0.4	0.5	0.8	1.2	1.5	1.8	2.0
검출율 (NC)	Lena	0.720	0.840	0.980	0.990	0.990	0.990	0.990	0.990
	Babara	0.680	0.780	0.940	0.950	0.970	0.970	0.980	0.980

Lin의 방법에서는 5%, 10%, 15%, 20% 확대변환에 대한 워터마크 검출율은 임계값 70%에서 44.9~66.9%를, 5%, 10%, 15%, 20% 축소변환에 대해서는 임계값 70%에서 92.9~96.6 이상의 결과를 얻었다. Lin의 방법과 제안 방법의 실험결과로 볼 때 축소변환에 대해서는 Lin의 방법이 확대변환에 대해서는 제안방법이 높은 성능을 얻었다.

4. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 기하학적 왜곡에 대한 정보를 획득할 수 있는 복구패턴을 정의하고, 워터마크가 삽입된 영상에 복구패턴을 삽입 배포한 후, 워터마크를 추출할 때 삽입한 복구패턴과 추출한 복구패턴 간의 비교하는 방법으로 배포과정에서 발생할 수 있는 기하학적 왜곡을 확인하여 기하학적 왜곡이 발생하였을 때 왜곡된 만큼 역반환 함으로 워터마크 삽입위치와 추출위치를 일치시키는 방법을 제안하였다. 제안한 방법은 실험에서 평행이동, 회전, 크기변환 등의 기하학적 왜곡 이후에도 삽입한 워터마크를 추출할 수 있음을 보였다. 또한 복구패턴을 영상의 중심으로부터 삽입하므로 Kutter[9]가 제안한 방법과는 달리 영상절단 공격 이후에도 삽입한 워터마크를 추출할 수 있었다. 그리고, 복구패턴을 주파수영역을 대상으로 삽입함으로 공간영역을 대상으로 삽입하는 방법보다 왜곡에 대한 강인성을 향상시켰다. 그러나, 제안된 방법은 워터마크 삽입과 추출에 동일한 키를 사용하는 대칭 워터마킹 방식이다. 이는 키가 안전하게 관리되고 분배된다는 가정 하에서만 시스템의 보안성이 보장되는 약점을 가지고 있다. 향후 연구 과제는 암호화 기술을 기반으로 하는 비대칭 워터마킹 방법으로서의 확장에 관한 것이다.

참 고 문 헌

[1] P. Bas, J. Chassery, and B. Macq, "Geometrically Invariant Watermarking Using Features Points," IEEE Trans, Image Processing, Vol.11, No.9, Sep., 2002.

[2] C. Lin, M. Wu, J. Bloom, I. Cox, M. Miller, and Y. LUI, "Rotation, Scale, and Translation Resilient Watermarking for Images," IEEE Trans, Image Processing, Vol.10, No.5, May, 2001.

[3] Joseph J. K. Ruanaidh and Thierry Pun, "Rotation, Scale, and Translation Invariant Digital Image Watermarking," ICIP, pp.536-539, Santa Babara, 1997.

[4] S. Pereira and T. Pun, "Robust Template Matching for Affine Resilient Image Watermarks," IEEE Trans, Image Processing, Vol.9, No.6, June, 2000.

[5] Eric Debes, Genevieve Dardier, Touradj Ebrahimi, Alexander Herrigel, "Watermarking Scheme for Large Image Using Parallel Processing," Proc. SPIE, Vol.4314, pp.26-34, 2001.

[6] S. Voloshynovsky, A. Herrigel, and Y. B. Rytsar, "Watermark template attack," Proc. SPIE, Jan., pp.22-25, 2001.

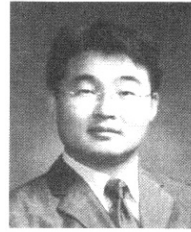
[7] Young-Min Jun, Sun-Ouk Yang, Gye-Young Kim, "Asymmetric Watermarking Using Public Key Infrastructure," Journal of Korea Multimedia Society Vol.7, No.9, pp.1282-1293, Sep., 2004.

[8] Young-Min Jun, Il-Ju Ko, Gye-Young Kim, "Human Vision System based Adaptive Watermarking Algorithm," Journal of The Institute of Electronics Engineers of Korea Vol.41, CI, No.6, pp.101-110, Nov., 2004.

[9] M. Kutter, "Watermarking Resist to Translation, Rotation, and Scaling," in Proc. SPIE, Vol.3528, (San Jose, CA), pp. 523-531, Jan., 1998.

[10] S. Craver, et al., "Resolving rightful ownership with invisible watermarks techniques : limitations, attacks, and implications," IEEE Journal of Selected Areas in Communications, Vol.16, No.4, pp.573-586, 1998.

[11] B. T. Hannigan, A. Reed, B. Bradley, "Digital watermarking using improved human visual system model," Proc. SPIE, Vol.4314, pp.468-474, 2001.



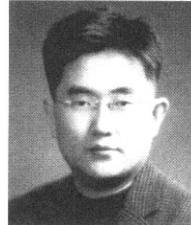
전 영 민

e-mail : ymjun@winsroad.com
 1997년 군산대학교 컴퓨터학과(학사)
 1999년 숭실대학교 컴퓨터학과(공학석사)
 2004년 숭실대학교 컴퓨터학과(공학박사)
 2004년~2005년 (주)엑스텔 음성인터페이스 연구소 선임연구원
 2005년~현재 (주)윈스로드 컴퓨터비전시스템 개발팀장
 관심분야 : HCI, 컴퓨터비전, 패턴인식, 디지털 워터마킹, 감성공학, 음성인식



고 일 주

e-mail : andy@ssu.ac.kr
 1992년 숭실대학교 전산학과(학사)
 1994년 숭실대학교 컴퓨터학과(공학석사)
 1997년 숭실대학교 컴퓨터학과(공학박사)
 2003년~현재 숭실대학교 미디어학부 교수
 관심분야 : HCI, 감성공학, 정보검색, 컴퓨터비전, 영상처리



김 동 호

e-mail : dkim@ssu.ac.kr
 1990년 서울대학교 전자공학과(학사)
 1992년 한국과학기술원 전기 및 전자공학
 과(석사)
 2002년 미국 The George Washington University 전산학과(박사)
 1993년~1995년 (주)큐닉스컴퓨터 연구원
 1995년~1997년 (주)삼성전자 연구원
 2003년~현재 숭실대학교 미디어학부 교수.
 관심분야 : 실시간 렌더링, 게임 그래픽스, 애니메이션, 볼륨 렌더링