

유사도 증가를 통한 강인한 패턴 워터마킹 방법

이경훈*, 김용훈**, 이태홍**
 * 포항1대학 컴퓨터정보처리과
 ** 영남대학교 전자정보공학부

A Robust Pattern Watermarking Method by Similarity Improvement

Kyung-Hoon Lee*, Yong Hun Kim**, Tai Hong Yi**
 * Dept. of Computer Information Science, Pohang College
 ** Dept. of Electrical Engineering and Computer Science, Yeungnam University

요 약

본 논문에서는 웨이브릿 변환 영역에 제한한 알고리즘으로 여러 공격에 강인한 워터마크를 삽입하였다. 추출된 워터마크는 정칙화 영상복원에 활용하는 Tikhonov-Miller 처리를 함으로써 워터마크의 유사성 판별을 쉽게 하였다. 제안한 방법의 강인성과 유사성 향상을 실험하기 위해 명암, 크기 변화, 필터링, 잘라내기, 히스토그램 평활화, 손실압축(JPEG, gif)과 같은 영상처리를 하였다. 실험 결과 제안한 방법은 비가시성을 고려한 강인한 워터마크를 삽입할 수 있고 여러 공격에 대해서 더욱 높은 상관 계수로 추출할 수가 있었다.

1. 서 론

워터마킹 방법은 비가시성(invisibility)과 강인성(robustness)의 절충(trade off) 관계에 있다. 비가시성이란 삽입된 워터마크를 육안으로 확인할 수 없어야 하고 워터마크의 삽입으로 인한 원본의 훼손이 인지되지 않아야 한다는 것이다. 강인성이란 데이터의 어떠한 영상 조작에도 워터마크가 쉽게 지워지지 않고 추출되어지는 정도를 말한다. 본 논문에서는 웨이브릿 기반에서 수평(LH2), 수직(HL2), 대각(HH2) 성분의 부대역에서 적절한 임계치를 기준으로 가중치를 달리 부여하는 방법을 제안한다. 제안한 방법은 비가시성을 최대한 고려하면서 워터마크를 삽입할 수 있도록 구성하였다. 추출된 워터마크는 정칙화 영상복원에 활용하는 Tikhonov-Miller 처리를 함으로써 워터마크의 유사성 판별을 쉽게 하였다.[1] 필터링(filtering), 히스토그램 평활화(histogram equalizing), 크기변화(resizing), 잘라내기(cropping), 손실압축(JPEG, gif)과 같은 공격에 대한 제안한 방법의 강인성과 유사성 판별의 향상을 실험하였다.

2. 제안 알고리즘

워터마크를 웨이브릿 공간상에서 삽입하고 워터마킹된 영상에 압축이나 변형 등의 영상 조작에 대해서도 워터마크를 추출하고자 한다.

2.1 워터마크 삽입(Watermark Embedding)

부대역에서 저주파 성분(LL)을 제외한 3영역에 워터마크 영상 W 을 제안한 식 (1)에 의해 삽입하였다.

$$V^* = V(1 - \alpha(V_{\max} - |V|)W), \quad |V| > V_T \quad (1)$$

$$V(1 - \alpha(V_{\max} - V_T + |V|)W), \quad |V| \leq V_T$$

여기서, α , V_T , V_{\max} 값은 부대역에 따라 서로 다른 값이 적용된다. $|V|$ 는 V 의 절대값이다. V_T 값은 각 부대역에서 공격에 강한 위치에 가중치를 크게 하는 역할을 한다. V_{\max} 값은 일종의 바이어스로 삽입할 부대역의 최고 $|V|$ 값을 고려하여 정해진다. 부대역의 V 값이 + 일 경우는 V^* 값을 감소시키고 - 일 경우는 V^* 값이 증가하도록 했다. 워터마크 삽입에 의한 영상의 화질저하를 비교하기 위해 PSNR (Peak Signal to Noise Ratio)을 사용하였다. 대각 성분(HH2)에 삽입한 워터마크는 고주파 성분을 제거하는 손실 압축을 할 경우 추출할 가능성이 약간 희박해진다. 하지만 인간 시각은 수직에 가까운 방향일수록 민감하며 45°의 대각선 방향에 가까울수록 둔감하므로 비가시성을 향상시키기 위해 대각 성분의 가중치 α 는 다른 부대역보다 크게 부여했다. 대각 성분의 부대역에 가중치를 크게 하여 같은 수치의 PSNR이라도 시각적인 화질 저하를 줄였다.

2.2. 워터마크 추출(Watermark Detection)

워터마크가 삽입된 영상에서의 워터마크 추출은 원본 영상을 사용하여 삽입방법과 거의 동일하게 이루어진다. 제한한 알고리즘의 워터마크 추출은 식 (2)와 같다.

$$W = \frac{V^*/V-1}{-\alpha(V_{\max}-|V|)}, \quad |V| > V_T \quad (2)$$

$$\frac{V^*/V-1}{-\alpha(V_{\max}+V_T+|V|)}, \quad |V| \leq V_T$$

실험에 사용된 워터마크 영상은 그림 1과 같이 이진 영상에 가까운 0부터 1사이의 그레이 성분을 갖는 64×64의 영상이다.



그림 1. 실험에 사용된 워터마크와 섞어놓은 워터마크(64×64)

제한한 삽입 수식에서는 그레이 성분의 워터마크를 삽입하고 추출할 경우 이진영상의 워터마크 삽입의 경우보다 유사도가 낮았다. 워터마크는 보안성과 이미지 잘라내기(Crop) 공격 등에 강인하기 위해서 초기 값을 갖는 여러 단계의 무작위 교환을 통해 워터마크를 섞었다. 또한 섞어 놓은 워터마크를 16등분 안에 섞어 짜 맞추기(interlace) 하였다. 특히 섞어 짜 맞춘 워터마크는 영상의 시각적 화질저하를 줄이면서 영상의 고른 영역에 삽입되어진다. 잘라내기 공격 외에도 여러 공격에 강인하고 워터마크의 모양을 추출할 수 없다는 장점이 있다. 각 부대역에서 추출된 워터마크 영상은 평균치 계산을 하여 최적의 워터마크 영상을 얻었다. 원 워터마크와 추출된 워터마크 사이의 객관적인 유사성 측정을 위하여 정규화된 상관계수(normalized correlation) C_n 을 사용하여 나타내었다. 본 논문에서 사용한 C_n 은 식 (3)과 같다. 여기서 $w(i)$ 와 m 은 원 워터마크와 평균이며 $w'(i)$ 와 m' 은 추출된 워터마크와 평균이다.

$$C_n = \frac{\sum(w(i)-m)(w'(i)-m')}{\sqrt{\sum(w(i)-m)^2 \sum(w'(i)-m')^2}} \quad (3)$$

대다수의 논문에서는 추출된 워터마크의 유사성 판별을 위해 다음 식 (4),(5)와 같은 NC를 사용한다.[2-5]

$$NC_1 = \frac{\sum w(i)w'(i)}{\sqrt{\sum w(i)^2 \sum w'(i)^2}} \quad (4)$$

$$NC_2 = \frac{\sum w(i)w'(i)}{\sum w(i)^2} \quad (5)$$

먼저 C_n 과 NC 를 비교한 결과는 표 1과 같이 대략 5~30% 정도 NC 값이 높게 나타났다. 다른 워터마크와 유사도를 측정할 수치 또한 높게 나타났다. 이것은 원래 워터마크와

의 유사성 판별에 정확하지 않음을 보인다. 특히 NC 값은 패턴 워터마크의 경우 유사성 판별에 부정확하므로 본 논문에서는 C_n 을 사용하여 측정하였다.

표 1. 유사도 C_n 과 NC 의 비교 측정

C_n	1	0.463	0.438	0.132	0.032	0.163
NC_1	1	0.658	0.634	0.426	0.358	0.514
NC_2	1	0.980	0.791	0.506	0.510	0.523

식(2)에 의해 추출된 워터마크는 정칙화 영상복원에 활용하는 Tikhonov-Miller 처리를 함으로써 워터마크의 유사성 판별을 쉽게 하였다. Tikhonov-Miller 방법은 잡음성분을 억제하고 원 신호를 증폭하는 역할을 하는데 다음과 같은 식 (6)을 사용한다.

$$\hat{f}_{k+1} = \hat{f}_k + \beta[H^T g - (H^T H + \alpha C^T C) \hat{f}_k] \quad (6)$$

$$= (I - \alpha \beta C^T C) \hat{f}_k + \beta H^T (g - H \hat{f}_k)$$

여기서, g, \hat{f}, n 은 각각 잡음이 섞인 영상, 추정된 영상, 가산잡음이고, H 는 영상처리장치의 전달함수이다. C 는 정칙화 연산자로서 고주파 통과 필터의 성질을 갖는 선형 연산자로, 에지 영역의 잡음 증폭을 억제하는데 사용된다. α 는 정칙화 변수로 복원된 영상의 잡음 정도에 따라 가변되며 잡음의 평활화와 에지 영역의 복원을 최적으로 조절한다. β 는 이완변수로서 수렴성을 보장하기 위하여 $0 < \beta \leq 2$ 의 범위로 사용할 수 있다. 표 2는 추출된 워터마크가 같은 경우와 다른 경우의 Tikhonov-Miller 처리 전후의 C_n 값을 나타냈다.

표 2. Tikhonov-Miller 처리 전후의 유사도 C_n

Tikhonov-Miller	같은 워터마크		다른 워터마크	
	처리 전	처리 후	처리 전	처리 후
water mark				
C_n	0.435	0.745	0.077	0.105
water mark				
C_n	0.590	0.843	0.208	0.206

같은 워터마크의 경우 시각적으로는 별 차이가 없었으나 C_n 값이 매우 커졌다. 다른 추출된 워터마크를 처리한 경우에는 매우 작은 값으로 커져거나 오히려 작아져서 유사성 판별하는 좋은 기준이 될 수 있었다.

4. 실험결과 및 성능분석

실험에 사용된 영상은 256×256×8bit의 5개의 정지영상 (Lena, Barboon, Couple, Girl, Man)이다. 수평(LH2)과 수직(HL2) 성분 부대역에는 V_{max} 값을 64로 α 값은 0.1로 V_T 값은 8로 했다. 대각(HH2) 성분 부대역에는 V_{max} 값을 32로 α 값은 0.3로 V_T 값은 3으로 했다. 대각 성분에 가중치를 약간 높게 부여했다. 추출된 워터마크는 Tikhonov-Miller 처리를 2회 반복하였다. 5개의 실험영상 중에 워터마킹 한 이미지에 왜곡정도가 시각적으로 잘 보여지는 Lena 이미지의 실험결과에 대해서 살펴보고 나머지 4개 영상은 표로 표현하였다. 그림 2에 제안한 삽입 알고리즘으로 워터마킹 한 이미지와 원본 이미지의 일부를 200% 확대 비교하여 나타내었다. 워터마킹 한 이미지의 PSNR은 40.35dB로서 확대한 후 원본 이미지와 비교해도 거의 차이가 나질 않았다.



그림 2. 원본 이미지와 워터마크가 삽입된 Lena 이미지

워터마크가 삽입된 영상은 필터링, 히스토그램 평활화, 크기변화, 잘라내기, 손실압축과 같은 신호 왜곡에 대해 강인성을 실험하였다. 선명화와 흐리게 하기 위해 그림 3과 같은 3×3 마스크를 사용했다.

0	-1	0
-1	5	-1
0	-1	0

1/16	2/16	1/16
2/16	4/16	2/16
1/16	2/16	1/16

그림 3. 고주파 강화/차단 필터링 마스크

선명화(PSNR : 18.46dB)와 흐리게(PSNR : 26.82dB) 한 후의 추출된 워터마크의 Tikhonov-Miller 처리전후의 C_n 은 그림 4처럼 각각 0.793(0.902)과 0.680(0.813)으로 측정되었다.

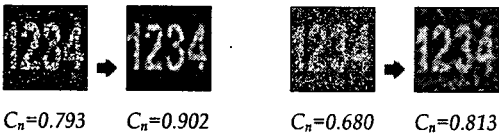


그림 4. 고주파 강화/차단 필터링의 강인성 실험결과

여백 잘라내기의 PSNR은 9.02dB로 왜곡이 심한 탓에 C_n 은 0.678로 약간 낮았지만 그림 5와 같이 시각적으로 쉽게 판별되었다. 워터마크의 무작위 섞어 짜 맞추기 형태로 삽입을 하였기 때문에 여백 잘라내기에 대해서 잃어

버린 워터마크의 정보가 다른 영역에서 찾을 수 있었다.

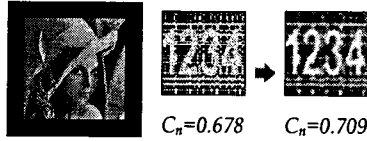


그림 5. 여백 잘라내기에 대한 강인성 실험 결과

그림 6과 같이 히스토그램의 평활화 공격에 대한 워터마킹 이미지의 PSNR은 19.42dB만큼 왜곡되었지만 C_n 은 0.873(0.940)으로 다소 높게 나타났다.

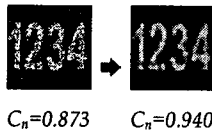


그림 6. 히스토그램 평활화에 대한 강인성 실험 결과

크기변화 공격에 대한 실험에서는 축소된 경우 너무 많은 정보를 잃어버려서 추출된 워터마크의 C_n 은 0.693으로 다소 낮았다. 하지만 Tikhonov-Miller 처리후의 C_n 은 0.831로 높았으며 시각적으로 판별이 가능했다. 두 배로 확대한 후 다시 원 영상 크기로 축소된 경우에는 PSNR이 37.71dB로 큰 왜곡이 없어 C_n 은 0.964(0.966)로 추출이 쉬웠다.

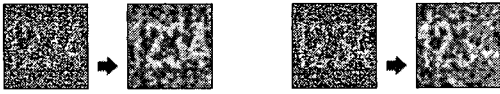


그림 7. 축소/확대에 따른 강인성 실험 결과

워터마크가 삽입된 영상을 손실 압축(JPEG, gif)한 경우에는 압축율(Compression ratio)을 식 (9)에 따라 계산했다.

$$\text{압축율} = \frac{\text{원 영상의 바이트 수}}{\text{압축 영상의 바이트 수}} \quad (9)$$

JPEG 압축율은 각각 7.71, 9.14, 12.31이었다. GIF 압축율은 2.44, 2.68, 2.89이다. JPEG 압축의 경우 압축율은 높은 반면 PSNR값은 각각 32.94, 32.22, 30.42로 왜곡이 적었다. GIF의 경우는 압축율은 낮는데 PSNR값은 각각 30.72, 28.54, 26.86으로 왜곡이 상대적으로 컸다. JPEG 압축의 경우 C_n 값은 각각 0.676, 0.639, 0.564이고 GIF의 경우 C_n 값은 각각 0.677, 0.636, 0.604이다. JPEG 경우 GIF 보다 압축율을 크게 하였으나 왜곡은 적어 워터마크의 추출이 상대적으로 매우 우수하였다. 그림 8과 그림 9에서는 실험한 데이터 중에 매우 큰 화질의 열화가 있는 경우의 예를 들어 추출된 워터마크와 C_n 값을 표현하였다.



$C_n=0.564$ $C_n=0.685$ $C_n=0.604$ $C_n=0.751$
 그림 12. 압축률 1231의 jpg와 2.89의 gif에 대한 강인성 실험 결과

다른 4개의 실험 영상의 공격에 대한 PSNR과 Tikhonov-Miller 처리전후의 C_n 값을 표 3으로 나타냈다.

표 3. Tikhonov-Miller 처리 전후의 C_n 실험결과

강인성 실험		실험 영상				
		Baboon	Couple	Girl	Man	
no attack	PSNR	39.10	39.10	38.13	41.14	
	PSNR	13.63	16.29	20.27	16.59	
선명화	처리전 C_n	0.495	0.621	0.739	0.601	
	처리후 C_n	0.799	0.875	0.919	0.868	
흐림	PSNR	23.18	25.23	25.01	25.75	
	처리전 C_n	0.383	0.447	0.583	0.476	
	처리후 C_n	0.701	0.759	0.857	0.781	
잘라내기	PSNR	11.21	9.82	12.85	10.83	
	처리전 C_n	0.485	0.492	0.500	0.484	
	처리후 C_n	0.694	0.759	0.711	0.697	
평활화	PSNR	19.76	17.58	11.85	18.21	
	처리전 C_n	0.642	0.574	0.685	0.781	
	처리후 C_n	0.865	0.841	0.885	0.934	
확대후 축소	PSNR	32.00	34.70	41.14	35.34	
	처리전 C_n	0.934	0.940	0.964	0.942	
	처리후 C_n	0.962	0.963	0.967	0.963	
축소후 확대	PSNR	23.56	25.65	33.36	27.02	
	처리전 C_n	0.406	0.451	0.594	0.486	
	처리후 C_n	0.725	0.760	0.859	0.798	
JPG	30	PSNR	28.63	31.59	34.90	30.88
		처리전 C_n	0.729	0.587	0.495	0.612
		처리후 C_n	0.912	0.858	0.783	0.873
	20	PSNR	27.75	30.64	34.32	30.06
		처리전 C_n	0.637	0.513	0.392	0.543
		처리후 C_n	0.884	0.811	0.683	0.834
	10	PSNR	25.80	28.54	32.81	28.30
		처리전 C_n	0.412	0.319	0.221	0.328
		처리후 C_n	0.730	0.634	0.434	0.653
GIF	30	PSNR	30.00	30.34	30.57	30.42
		처리전 C_n	0.733	0.581	0.486	0.592
		처리후 C_n	0.913	0.859	0.783	0.862
	40	PSNR	27.83	28.08	28.40	28.21
		처리전 C_n	0.637	0.484	0.372	0.499
		처리후 C_n	0.885	0.797	0.699	0.807
	50	PSNR	26.03	26.37	26.79	26.57
		처리전 C_n	0.547	0.380	0.305	0.416
		처리후 C_n	0.838	0.723	0.628	0.749

4. 결론

본 연구에서는 디지털 영상데이터의 저작권 보호를 위해 시각적으로 인지할 수 있는 패턴 워터마크 영상을 원 영상에 삽입할 수 있는 알고리즘을 제안하였다. 제안한 식은 적절한 임계치 영역에 가중치를 두어 삽입하였고 삽입된 워터마크는 이진 영상에 가까운 0부터 1사이의 값을 가지도록 하여 원 영상에 가감하였다. 원 영상의 열화가 적은 정도에서 중간 주파수에 가중치를 둬으로써 기존의 알고리즘에 비해 손실 압축에 따른 공격에도 우수했다. 또한 추출한 워터마크를 Tikhonov-Miller 처리를 함으로써 워터마크의 판별을 쉽게 하였다. 실험 결과 제안한 방법은 비가시성을 고려한 강인한 워터마크를 삽입할 수 있고 여러 공격에 대해서 더욱 높은 상관 계수로 추출할 수가 있었다. 향후 연구 과제는 여러 웨이블릿 방법을 사용하여 워터마크에 가장 적합한 웨이블릿 모함수를 연구하는 것과 비가시성을 고려하여 α 값을 영상의 국부적인 특성에 따라 가변 적용하는 방법에 대한 연구가 필요하다.

[참고문헌]

- [1] Reginald L. Lagendijk, and Jan Biemond, "Iterative Identification and Restoration of Image," Kluwer Academic Publishers, pp. 71-88, 1991
- [2] Chiou-Ting Hsu and Ja-Ling Wu, "Hidden Digital Watermarks in Images," IEEE Trans. on Image processing, Vol.8, No.1, pp.58-68, January, 1999.
- [3] 김현환, 김용민, 김두영, "웨이블릿 변환과 다중 가중치를 이용한 강인한 패턴 워터마킹," 한국통신학회논문지, Vol.25, No.3B, 2000.
- [4] 김현순, 배성호, 박길흠, "이웃한 웨이블릿 변환 계수 쌍의 평균과 차이를 이용한 워터마킹 기법," 한국정보처리학회논문지, 제7권, 제6호, 2000.
- [5] 노상윤, 박상주, "HVS 특성을 이용한 Wavelet 변환공간에서의 효과적인 워터마킹 기법에 관한 연구," 한국통신학회논문지, Vol.27, No.4A, 2002.