

Order Statistics를 적용한 Patchwork의 성능 개선 분석

국효정*, 김용철**

서울시립대학교 전자전기컴퓨터 공학부

Performance Analysis of Order Statistics Patchwork

Hyojeong Kuk, Yong C. Kim

Dept. of Electrical and Computer Eng, University of Seoul

*teeming@sidae.uos.ac.kr **yckim@uos.ac.kr

Abstract

In conventional patchwork, the difference of the mean values of two groups is compared for watermark detection. We propose two modified patchwork schemes based on order statistics, which achieves significant improvements over conventional patchwork. First, we propose that the mean comparison is replaced by the median comparison, to get PSNR improvement due to informed watermarking. Second, we propose a majority voting scheme of a sequential comparison of pixel pairs in a sorted order, which produces significantly lower BER. The performance improvements are mathematically analyzed and tested. In experimental results, PSNR is about 5dB~10dB higher in the first method and BER is about 1/5~1/2 times lower in the second method than conventional patchwork.

I. 서론

패치워크는 영상 내의 픽셀들을 두 개의 그룹으로 나누어 각 그룹의 평균을 변화시킴으로써 워터마크를 삽입하고, 두 그룹 평균값의 차이를 임계치와 비교하여 삽입된 워터마크를 탐지하는 워터마킹 방법이다[1]. 본 논문에서는 여러 비트의 정보를 삽입하기 위해서 [2,3]에서와 같이 영상을 M 개의 블록 $\{b_1, b_2, \dots, b_M\}$ 으로 나누고, 영상의 각 블록에 M 비트로 구성된 signature $S = \{s_1, s_2, \dots, s_M\}$ 의 각 비트를 삽입하였다.

본 논문은 order statistics 기반 패치워크 알고리즘의 성능을 분석하고, 워터마크 정보를 왜곡하는 채널 잡음으로서의 호스트 신호인 영상 정보를 활용하는 "Informed watermarking"[4]에 의한 알고리즘을 제안하여 BER과 PSNR로 측정되는 탐지성능과 영상화질을

개선하였다

II. 워터마크의 삽입 및 탐지

먼저 기존 패치워크 알고리즘을 서술하고, 제안하는 두 개의 워터마킹 방법을 서술한다.

1. 패치워크

각 블록은 식(1)과 같이 pseudo random 패턴에 의해 크기 N 인 두개의 픽셀 그룹 A와 B로 나누어지며 각 그룹의 픽셀은 식(2)와 같이 영상 전영역의 M 개 블록에 대해 변형된다. 변형된 그룹을 각각 A^* 와 B^* 로 나타내기로 한다.

$$\begin{aligned} W &= \{w_{n,m} \mid (n,m) \in (A \cup B)\} \\ A &= \{a_{n,m} \mid W_{n,m} = 1\} \\ B &= \{b_{n,m} \mid W_{n,m} = 0\} \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{cases} a_{n,m}^* = a_{n,m} + d \cdot k \\ b_{n,m}^* = b_{n,m} - d \cdot k \end{cases} \quad \text{where } d = \begin{cases} +1 & \text{if } s = 1 \\ -1 & \text{if } s = 0 \end{cases} \quad (2)$$

여기에서 k 는 삽입 강도를 나타내며, 공간영역의 인덱스 (n, m) 는 일차원 배열의 인덱스 $i (1 \leq i \leq N)$ 로 표기하기로 한다.

패치워크 방법에서는 그룹 A와 그룹 B의 평균 휘도값의 차 D 가 0보다 크면 삽입 비트를 1로 판단한다.

$$D = \frac{1}{N} \left[\sum_{i=1}^N a_i^* - \sum_{i=1}^N b_i^* \right] \begin{cases} \text{decide as 1} & > 0 \\ \text{decide as 0} & < 0 \end{cases} \quad (3)$$

2.MethodI:Median-Comparison

식 (4)와 같이 변형된 그룹 A*의 중앙값 a_{Med}^* 과 그룹 B*의 중앙값 b_{Med}^* 을 비교, 삽입 비트를 판단한다.

$$D = a_{Med}^* - b_{Med}^* \begin{cases} > 0 \\ < 0 \end{cases} \begin{matrix} \text{decide as 1} \\ \text{decide as 0} \end{matrix} \quad (4)$$

중앙값을 이용한 탐지 방법은 영상의 일부만 변형하여 삽입하였을 경우에도, 영상 전체를 변형시켰을 때와 동일한 탐지 성능을 얻을 수 있는데, 이를 통하여 PSNR을 개선할 수 있다. 그림 1은 원래의 중앙값을 a_{Med} 와 b_{Med} 라 했을 때, 영상 전체를 k의 삽입강도로 변형시켰을 때와 $[Med - k, Med + k]$ 내의 일부 영상만 변형시켰을 때의 중앙값 a_{Med}^* 와 b_{Med}^* 의 위치가 동일함을 보여준다.

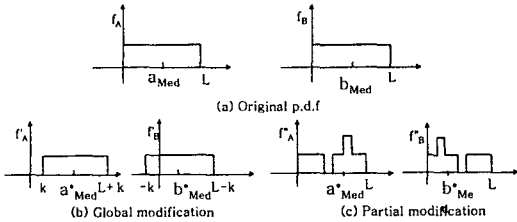


그림 1. 중앙값의 위치

Fig 1. The position of median in method I

3.MethodII:VotingofSortedComparison

추출과정에서 각 픽셀 그룹은 휘도값에 의해 정렬된다. 그룹 A*와 B*의 정렬된 i번째 픽셀을 각각 X_i, Y_i 라 하면, X_i 와 Y_i 를 순차적으로 비교, 그 결과를 합산하여 그것이 0보다 크면 삽입한 비트가 1인 것으로, 반대의 경우에는 0으로 판단한다. 이를 식 5에 나타내었다.

$$Z = \sum_{i=1}^N \text{sgn}(X_i - Y_i) \begin{cases} > 0 \\ < 0 \end{cases} \begin{matrix} \text{decide as 1} \\ \text{decide as 0} \end{matrix} \quad (5)$$

III. 성능분석

제안한 방법의 성능분석을 위해서는 픽셀값의 order statistics가 필요하다. 본 논문에서는 영상의 휘도값이 $[0..L]$ 사이에서 uniform 분포를 갖는다고 가정하였으며, 앞으로 전개할 분석 과정에서는 편의상 모두 삽입된 비트가 1이라 가정하였다.

패치워크 알고리즘들은 두 그룹, A*와 B*의 대표값

의 차이, D의 크기에 의해 삽입한 비트를 판정한다. 여기에서 사용한 성능 지표, test statistic q는 다음과 같다[2].

$$q = \frac{\text{Mean}[D]}{\text{standard dev}[D]}$$

1.패치워크

식3의 D의 정의로부터,

$$E(D) = N[E(A_i + k)] - N[E(B_j - k)] = 2kN$$

$$\text{var}(D) = \sum_{i=1}^N \text{var}(A_i + k) - \sum_{j=1}^N \text{var}(B_j - k) = N\left(\frac{L^2}{12}\right) + N\left(\frac{L^2}{12}\right) = \frac{NL^2}{6}$$

따라서, test statistic q는 다음과 같다.

$$q = \frac{E(D)}{|\text{var}(D)|^{1/2}} = \frac{2kN}{\sqrt{NL^2/6}} = 2\sqrt{6}\sqrt{N} \frac{k}{L} \quad (6)$$

2.MethodI:Median-Comparison

성능 분석을 위해서는 median의 p.d.f가 필요하다. Uniform 분포의 median의 p.d.f는 일반적인 order statistics[5]로부터 얻을 수 있다. $[0..L]$ 사이에서 uniform 분포를 갖는 $\{X_1, \dots, X_N\}$ 중에서 i번째 큰 값을 Y_k 라 하면, Y_k 의 평균과 분산은 다음과 같다.

$$E(Y_k) = \frac{n-k+1}{n+1}L \quad \text{and} \quad \text{var}(Y_k) = \frac{k(n-k+1)}{(n+1)^2(n+2)}L^2$$

Median의 경우는 $k = \lfloor (n+1)/2 \rfloor$ 이므로, median의 평균값과 분산은 각각 식 7과 같다.

$$E(\text{Med}) \approx \frac{L}{2} \quad \text{and} \quad \text{var}(\text{Med}) \approx \frac{L^2}{4n} \quad (7)$$

Median의 차, D_d 의 평균 분산 및 q의 값은 다음과 같다.

$$E(D_d) = E[A_i + k] - E[B_j - k] = \left(\frac{L}{2} + k\right) - \left(\frac{L}{2} - k\right) = 2k$$

$$\text{var}(D_d) = \text{var}(A_{Med}^*) + \text{var}(B_{Med}^*) = \frac{L^2}{4N} + \frac{L^2}{4N} = \frac{L^2}{2N}$$

$$q = \frac{E(D_d)}{|\text{var}(D_d)|^{1/2}} = \frac{2k}{\sqrt{L^2/2N}} = 2\sqrt{2}\sqrt{N} \frac{k}{L} \quad (8)$$

3.MethodII:VotingofSortedComparison

그룹 A*를 내림차순으로 정렬하여 얻은 수열을 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 이라 하고, 그룹 B*에 대해 같은 방법으로 얻은 수열을 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$ 라 할 때 Method I의 경우와 유사한 방법에 의하여 X_i 와 Y_i 의 평균과 분산을 구할 수 있다. 계산의 편의상 수열 X와 Y는 $[0..1]$ 의 값을 갖도록 정규화하였다.

X_i 와 Y_i 의 비교값을 나타내는 이진 지시자 C_i 를 사용하면, 식 5는 식 9와 같이 나타낼 수 있다.

$$C_i = \text{sgn}(X_i - Y_i) = \begin{cases} +1 & \text{if } X_i > Y_i \\ -1 & \text{if } X_i < Y_i \end{cases}$$

$$Z = \sum_{i=1}^N C_i \begin{matrix} \text{decide as 1} \\ > \\ < \\ \text{decide as 0} \end{matrix} 0 \quad (9)$$

C_1, C_2, \dots, C_N 은 독립이라고 가정할 경우, Z 의 평균 및 분산은 다음과 같이 주어진다.

$$E(Z) = \sum_{i=1}^N E(C_i) = \sum_{i=1}^N [P_+ \cdot (+1) + (1 - P_+) \cdot (-1)] = N(1 - 2P_-)$$

$$\text{var}(Z) = \sum_{i=1}^N \text{var}(C_i) = \sum_{i=1}^N \{E[C_i^2] - [E(C_i)]^2\} = 4N \cdot P_+ (1 - P_-)$$

여기에서, $P_+ = \text{Prob}[C_i > 0]$, $P_- = \text{Prob}[C_i < 0]$ 확률을 의미한다.

따라서, test statistic q 는 다음과 같다.

$$q = \frac{E(Z)}{\sqrt{\text{var}(Z)}} = \frac{\sqrt{N}(1 - 2P_-)}{2\sqrt{P_+}(1 - P_-)} \quad (10)$$

P_- 는 매우 작은 값이므로, 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$q \approx \frac{\sqrt{N}}{2} \cdot \frac{1}{\sqrt{P_-}} \quad (11)$$

P_- 는 $C_i \leq 0$ 일 확률이므로 Gaussian approximation을 통해 다음과 같이 근사화 된다.

$$q \approx \frac{\sqrt{N}}{2} \cdot \frac{1}{\sqrt{P_-}} = \pi^{1/4} N^{3/4} \frac{k}{L} \cdot \exp(2N \frac{k^2}{L^2}) \quad (12)$$

4. 성능비교의요약

Method II는 삽입된 비트의 판단을 위해 N 쌍의 픽셀을 모두 사용하므로, 평균값 혹은 중앙값 만을 비교하는 방법에 비해 오판정의 확률이 작다. 물론 평균값의 계산에서도 그룹 내의 모든 픽셀의 값을 사용하지만, 평균값은 그룹 내의 소수의 아웃라이어들에 의해 크게 영향을 받는다. 반면 Voting을 사용하면 이러한 영향을 무시할 수 있다. 실제 실험 결과, Method I를 사용할 경우의 PSNR의 성능 개선은 예상보다 작았다. 공격에 대한 강인성을 제공하기 위해 요구되는 최소픽

셀 수 이상의 픽셀을 변형해야하기 때문이다.

IV. 실험 및 결과

제안한 방법들을 256-레벨 표준 영상 16종류에 대해 실험하였으며 다양한 공격에 대한 강인성을 BER과 P SNR로 측정하여 그 결과를 기존 패치워킹의 성능과 비교하였다.

1. 워터마크비트의삽입블록크기대한실험

첫번째 실험은 공격이 없을 때, N 의 크기에 따른 BER 성능을 측정하였다. N 을 32, 128, 512로 변화 시켰을 때 제안하는 방법과 기존 패치워킹의 BER 성능을 표1에 나타내었다. 성능분석을 통한 예측대로 Method II를 사용한 경우, 기존의 패치워킹의 BER 성능에 비해 1/5~1/2배의 낮은 BER을 나타내었다.

Method I의 경우에는 기존 패치워킹보다 약 두 배 큰 BER을 나타내었으나 이러한 성능의 저하는 그림4에서 보는 바와 같이 PSNR의 개선을 통해 보상될 수 있다. 이 그림에서 변형율은 전체 영상에 대해 워터마크를 삽입하여 변형된 영상 부분의 비율을 의미한다.

2. 다양한공격에 대한강인성실험

잡음첨가, 미디안 필터링, 저대역 통과 필터, JPEG 압축, 히스토그램 이퀄라이저 등의 다양한 공격에 대한 워터마크의 강인성을 측정하였다. 그림 2는 공격이 없을 경우 16개 영상의 BER 성능을, 그림 3은 Lena 영상의 공격에 대한 BER 성능을 나타낸다. 세 방법 모두, 잡음 첨가 공격에는 비교적 영향을 적게 받았으나 미디안 필터와 JPEG 압축 공격에 민감하였다. 일반적으로 Method II가 기존 패치워킹의 BER보다 1/5~1/2배 낮은 결과를 나타내었다.

첫번째 실험에서 Method I의 PSNR 성능이 우수함을 알 수 있었다. 공격이 없을 경우 전체 영상의 20% 만을 변형하는 것으로 전영상을 변형하였을 경우와 동일한 BER 성능을 얻을 수가 있었으나, 공격이 가해지면 BER 성능이 저하된다. 이를 보완하기 위해 각 블록은 원영상의 특성에 따라 20~100%의 다양한 변형률을 적용하여, 워터마크를 삽입하였다. 그 결과 각 영상은 약 50%의 변형만으로도 100%의 경우와 동일한 BER 성능을 얻을 수 있었으며, 그림4과 같이 PSNR 성능이 개선되었다

V. 결론

본 논문은 패치워킹에 기반한 두가지 워터마킹 알고리즘을 제안하였다. 기존의 패치워킹은 워터마크 추출시 픽셀 그룹의 평균차를 사용했던 반면, 제안하는 첫번째 방법은 일종의 informed watermarking으로서 두

픽셀 그룹의 중앙값을 비교하였으며, 두번째 방법은 두 픽셀 그룹을 정렬하여 순차적으로 비교 판단하였다. 첫번째 방법은 PSNR 성능을 6~15dB 개선하였으며, 두번째 방법은 기존의 패치워크 방법에 비해 BER 성능을 1/5~1/2배 개선하였다.

표 1. N의 변화에 따른 BER (k=3)
Fig. 1. BER as N varies (k=3)

Image	Method	N=32	N=128	N=512
Lena	Patchwork	0.056	0.035	0.004
	Method I	0.087	0.071	0.035
	Method II	0.045	0.004	0.000
Baboon	Patchwork	0.190	0.058	0.004
	Method I	0.282	0.146	0.055
	Method II	0.181	0.056	0.004
Peppers	Patchwork	0.105	0.098	0.051
	Method I	0.132	0.098	0.063
	Method II	0.084	0.041	0.016

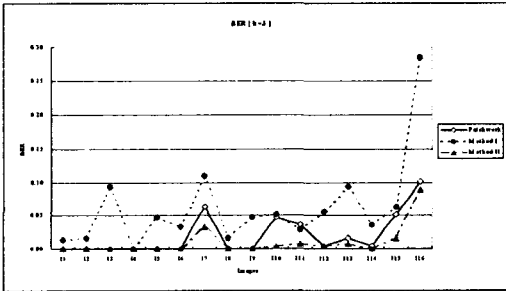


그림 2 다양한 영상에 대한 BER 성능
Fig 2. BER for various images

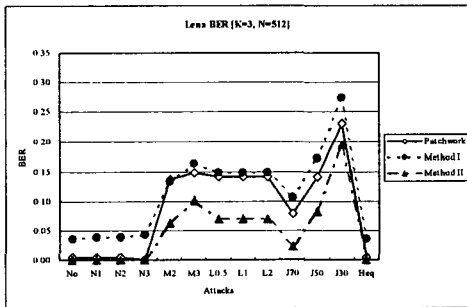


그림 3. 다양한 공격에 따른 BER
Fig 3. BER under various attacks

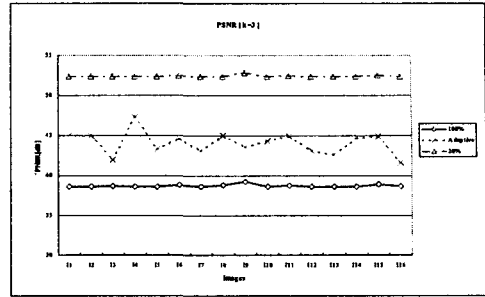


그림 4. 변형을 변화에 따른 PSNR
Fig. 4. PSNR improvement in Method I

참고문헌

- [1] W.Bender et al. "Techniques for data hiding", *IBM Systems Journal*, Vol.35, NOS 3&4,1996
- [2] N.Nikolaidis and I.Pitas. "Robust image watermarking in the spatial domain", *EURASIP 66(3)*, pp 385-403, May 1998
- [3] Y.Kim and B.Choi. "Two-step detection algorithm in a HVS-based blind watermarking of still images", *IWDW2002*, pp.278-292, 2002
- [4] I.Cox, M.Miller and J.Bloom "Digital Watermarking", Morgan Kaufmann, 2002
- [5] A. Papoulis. "Probability, Random Variables and Stochastic Processes", 2nd Ed. McGraw-Hill, 19



국 효 정 *

2002년 2월 서울시립대학교 전자전기공학부 졸업(공학사). 2002년 3월 ~현재 서울시립대학교 전자전기컴퓨터 석사과정. <주관심분야> 워터마크, 영상처리



김 용 철 **

1981년 서울대학교 전자공학과 졸업 (공학사). 1983년 KAIST 전기전자공학과 졸업 (공학석사). 1993년 University of Southern California 졸업 (Ph. D.). 1993년 ~ 1996년 LG 이노텍 연구소 전문팀장. 1996년~현재: 서울시립대학교 전자전기컴퓨터공학부 부교수. <주관심분야> 컴퓨터비전, 이동통신, 워터마킹