

스케일 스페이스 특징점을 이용한 영상 워터마킹

서진수*, 유창동**

한국과학기술원 전자전산학과 전기 및 전자공학 전공

Image Watermarking Based on Feature Points of Scale-Space Representation

Jin S. Seo*, Chang D. Yoo**

Div. of EE, Dept. of EECS

Korea Advanced Institute of Science and Technology

E-mail : *jsseo@kaist.ac.kr, **cdyoo@ee.kaist.ac.kr

Abstract

This paper proposes a novel method for content-based watermarking based on feature points of an image. At each feature point, watermark is embedded after affine normalization according to the local characteristic scale and orientation. The characteristic scale is the scale at which the normalized scale-space representation of an image attains a maximum value, and the characteristic orientation is the angle of the principal axis of an image. By binding watermarking with the local characteristics of an image, resilience against affine transformations can be obtained. Experimental results show that the proposed method is robust against various image processing steps including affine transformations, cropping, filtering, and JPEG compression.

I. 서론

워터마크는 저작권 보호, 방송 감시, 복사 방지 등의 목적으로 오디오, 영상, 비디오 등에 삽입되는 신호이다. 삽입된 워터마크는 인간이 지각할 수 없어야 하며, 권한이 없는 사람이 인지, 수정할 수 없어야 하며, 일반적인 신호처리 과정 및 의도적인 공격에 대해 강인해야 한다. 이 논문은 영상의 특징점을 이용하여 워터마크의 기하 변환에 대한 강인성을 높일 수 있는 방법을 제안하였다. 영상의 특징점을 이용하여 워터마크의 동기를 맞추므로써, 기하 변환을 겪은 후에도 워터마크

를 검출할 수 있다. 특징점은 영상의 고유한 특징 중 하나으로써, 여러 가지 영상처리를 겪은 후에도 그 위치가 변화하지 않는다. 기존에도 영상의 특징점을 이용하는 워터마킹 방법들이 있었지만, 스케일링 변환에 대해 취약한 단점이 있었다[1][2]. 본 논문에서는 스케일 스페이스 특징점을 이용하여, 워터마크의 스케일 변환에 대한 강인성을 높였다. 스케일 스페이스를 이용해서 스케일 불변한 특징점을 얻는 방법은 II 장에서 자세히 살펴 보겠다. 각각의 스케일 불변한 특징점에서 특징 방향은 주축 모멘트로부터 구해진다. 워터마크 삽입과 검출 시에 동기를 각 특징점의 특징 스케일과 방향에 맞추므로써 제안된 워터마킹 방법은 일반적인 신호처리 과정뿐만 아니라 기하 변환에 대해서도 강인성을 얻었다.

이 논문은 다음과 같이 구성되어있다. II 장에서는 스케일 스페이스 특징점을 구하는 방법을 살펴보고, III 장에서는 특징점 기반 워터마킹 방법을 제안하고, IV 장에서는 실험을 통해 제안된 방법의 성능을 검증하였다.

II. 스케일 스페이스 특징점 추출

영상 특징을 이용한 워터마킹 방법에서는 강인한 특징을 영상으로부터 얻어내는 것이 중요하다. 특징점은 압축, 필터링, 기하 변환 등에 강인하게 얻어낼 수 있으므로 워터마킹에 적합하다. 따라서 본 논문에서는 특징점을 기반으로 하는 워터마킹 방법을 제안하였다.

컴퓨터 비전 등의 응용을 위해 기하 변환에 불변한

본 논문은 한국과학재단 기초과학연구사업(과제 : R01-2003-000-10829-0), 정보통신부 ITRC 사업, 한국과학기술원 BK 21 사업의 지원하에 이루어졌음.

특징점 추출 연구가 활발히 진행되어 왔고, 최근 스케일 스페이스와 특징 스케일 선택을 이용한 방법이 제안되어 관심을 받고 있다. 스케일 s 에 대해 점 $\mathbf{X}=(x,y)$ 에서 uniform Gaussian scale space 는 평균이 0 이고 표준편차가 s 인 Gaussian kernel $g(\mathbf{X};s)$ 를 이용하여 다음 식과 같이 정해진다[3].

$$L(\mathbf{X};s) = g(\mathbf{X};s) * f(\mathbf{X}) \quad (1)$$

일반적으로 $L(\mathbf{X};s)$ 의 값은 스케일 값 s 가 커짐에 따라 작아지게 된다. 따라서 영상의 부분 특성을 반영하는 스케일을 선택하기 위해서는 아래와 같이 스케일에 정규화된 (α, β) 차 미분 값 ∂^N 을 정의하였다[3].

$$\partial_{x^\alpha, y^\beta}^N = s^{\alpha+\beta} \partial_{x^\alpha} \partial_{y^\beta} \quad (2)$$

위와 같이 미분을 정의하므로, 두 영상 f 와 \tilde{f} 의 관계가 $f(x) = \tilde{f}(tx)$ 이면, 두 영상의 스케일 스페이스 표현인 L 과 \tilde{L} 와 그 미분 값은 $\tilde{\mathbf{X}} = t\mathbf{X}$, $\tilde{s} = ts$ 일 때 다음과 같은 관계를 가지게 된다.

$$L(\mathbf{X};s) = \tilde{L}(\tilde{\mathbf{X}};\tilde{s}) \quad (3)$$

$$\partial_{x^\alpha, y^\beta}^N L(\mathbf{X};s) = \partial_{\tilde{x}^\alpha, \tilde{y}^\beta}^N \tilde{L}(\tilde{\mathbf{X}};\tilde{s})$$

스케일 정규화된 미분 값이 최대값이 될 때의 스케일 값을 특징 스케일로 정하면[3], 위 식 (3)의 스케일 불변성에 의해 특징 스케일 값도 불변성을 가지게 된다.

본 논문에서는 Harris-Laplacian 방법을 이용하여 특징점을 추출하였다. Harris 특징점을 구하고 그 점에서 Laplacian 의 값이 최대가 될 때의 스케일 값으로 특징 스케일을 정하는 것이다[4]. Harris 특징점을 구하는 데 필요한 스케일 정규화된 2 차 모멘트 행렬 $U(\mathbf{X},s)$ 는 다음과 같이 주어진다.

$$U(\mathbf{X},s) = s^2 g(\mathbf{X};s) * \begin{bmatrix} L_x^2(\mathbf{X};t) & L_x L_y(\mathbf{X};t) \\ L_x L_y(\mathbf{X};t) & L_y^2(\mathbf{X};t) \end{bmatrix} \quad (4)$$

위 식에서 $L_x = \partial_x L(\mathbf{X};s)$ 이고 t 는 $0.5s$ 로 고정하였다. 영상의 위치 \mathbf{X} 와 스케일 s_n 에서 Harris 특징점 척도 $H(\mathbf{X},s_n)$ 는 아래와 같이 주어진다.

$$H(\mathbf{X},s_n) = \det U(\mathbf{X},s_n) - 0.04(\text{trace} U(\mathbf{X},s_n))^2 \quad (5)$$

각각의 스케일 s_n 에서 Harris 특징점은 아래와 같이 \mathbf{X} 주변의 픽셀 집합인 W 와 검출 문턱값을 t_h 이라 할 때 아래와 같이 구하게 된다.

$$H(\mathbf{X},s_n) > H(\mathbf{X}_w,s_n) \quad \forall \mathbf{X}_w \in W \quad (6)$$

$$H(\mathbf{X},s_n) > t_h$$

스케일 정규화된 Laplacian $J(\mathbf{X},s_n)$ 은 다음과 같다.

$$J(\mathbf{X},s_n) = |s_n^2(L_{xx}(\mathbf{X},s_n) + L_{yy}(\mathbf{X},s_n))| \quad (7)$$

그러면 각 Harris 특징점에서 Laplacian 이 최대가 되는 점은 검출 문턱값 t_l 이라 할 때 아래와 같다.

$$(J(\mathbf{X},s_n) > J(\mathbf{X},s_{n-1})) \cap (J(\mathbf{X},s_n) > J(\mathbf{X},s_{n+1})) \quad (8)$$

$$J(\mathbf{X},s_n) > t_l$$

이렇게 스케일 s_n 에서 구해진 Harris 특징점들 중에서 Laplacian 값도 그 스케일 s_n 에서 최대가 되는 특징점들 즉, (6)과 (8)을 모두 만족하는 점들을 Harris-Laplacian 특징점이라고 한다[4]. 따라서 영상의 spatial 방향과 스케일 방향 모두에 특징점이 된다. 이렇게 구해진 특징점은 스케일링, 회전, 평행이동, 조도 변화 등에 강인하다고 알려져 있다[4].

III. 제안된 워터마킹 방법

영상의 특징에 기반한 워터마킹 방법은 그 특징이 기하 변환에 대해 불변한 기준점을 제공해 줄 수 있다는 성질을 이용하며, 이는 패턴 인식과 컴퓨터 비전에서도 이용되어왔다. 본 논문에서는 워터마크를 특징점에서 특징 스케일과 방향을 이용하여 미리 변형시켜서 영상이 절삭되거나 스케일링과 회전 변환을 겪더라도 워터마크를 검출할 수 있도록 하였다.

먼저 영상의 스케일 스페이스 특징점을 II 장에서 제시한 방법으로 얻는다. 식 (5)를 보면, 스케일 정규화된 모멘트 행렬 $U(\mathbf{X},s_n)$ 가 사용되었으므로, Harris 특징점 척도 $H(\mathbf{X},s_n)$ 도 스케일에 정규화 되게 된다. 앞으로 본 논문에서는 스케일에 정규화된 Harris 특징점 척도 $H(\mathbf{X},s_n)$ 를 SHCS (scale-normalized Harris corner strength) 라 줄여 쓰기로 한다. 큰 SHCS 값을 가진 특징점이 더 반복성이 높다고 가정하고, 영상의 각 부분에서 가장 큰 SHCS 값을 가진 특징점들을 워터마킹에 이용하였다. 그림 1(a)에 Lena 영상에서 구해진 특징점들을 도시하였다. 워터마크를 삽입한 후 영상의 크기가 확대 또는 축소될 수 있으므로 특징점의 특징 스케일을 σ_c 라 할 때, 그림 1(b)에 도시된 중간 스케일 대역 ($5 \leq \sigma_c \leq 10$) 에서 구해진 특징점들을 먼저 고려한다. 그림 1(c)는 낮은 스케일 대역 ($3.5 < \sigma_c < 5$) 과 높은 스케일 대역 ($10 < \sigma_c < 12.5$) 에서 구해진 특징점들이다. 각 특징점은 그 점을 중심으로 하고 반지름

$R_C = 8\sigma_C$ 로 가지는 원반을 나타낸다고 가정하고, 겹치는 원반들에 대해 SHCS 값을 비교하여 가장 큰 값을 가지는 원반만을 남긴다. 먼저 중간 스케일 대역에 있는 모든 특징점들에 대해 이 작업을 반복 수행하고, 중간 스케일 대역에서 구한 원반들을 유지하고 낮은 스케일과 높은 스케일 대역에서 같은 작업을 수행하게 된다. 즉, 낮은 스케일과 높은 스케일에 있는 원반이 중간 스케일 대역에서 미리 구해진 원반과 겹치면 그 특징점들은 삭제된다. 그렇지 않으면 중간 스케일 대역에서와 같이 겹치는 원반 중 SHCS 값이 가장 큰 원반만을 남긴다. 그림 1(d)는 최종적으로 선택된 원반들이다. 워터마크는 최종적으로 선택된 원반 내부에 삽입하게 된다.



그림 1 Lena 영상에서 구해진 특징점

워터마크를 삽입하기 전에, 영상의 회전 변환에 대한 고려도 필요하다. 본 논문에서는 주축 모멘트를 이용하여 특징 방향을 구하였다. 각 원반 영역의 (p, q) 차 모멘트를 μ_{pq} 라 하면 주축 모멘트의 방향 θ_C 는 아래와 같이 구해진다.

$$\tan 2\theta_C = \frac{2\mu_{11}}{\mu_{20} - \mu_{02}} \quad (9)$$

특징 방향에 대한 자세한 내용은 참고 논문 [5]에 자세히 나와 있다. 원본 워터마크는 -1과 1의 이진 값을 가지면 평균이 0인 랜덤 신호 $B = (b_1, b_2, \dots, b_M)$ 의 형태로 생성하며 생성된 워터마크를 원의 1사분면에 늘어놓고, 그 사분면을 90도씩 회전 복사하여 반지름이 R_0 인 원반형 워터마크 C 를 얻는다. 각각의 선택된 원반

에 C 를 특징 스케일과 방향에 따라 스케일링과 회전시킨 후 잘 보이지 않도록 $\alpha(X)$ 로 크기 조절 후 삽입하게 된다. 특징점의 위치 X_C 와 특징 스케일과 방향 σ_C, θ_C 를 이용해서 아래와 같이 주어진다.

$$f'(X) = f(X) + \alpha(X)C(\Pi_{R_C, \theta_C}(X - X_C))^T \quad (10)$$

위에서 Π_{R_C, θ_C} 는 특징 스케일과 방향을 이용해서 아래와 같이 주어진다.

$$\Pi_{R_C, \theta_C} = \frac{R_0}{R_C} \begin{bmatrix} \cos \theta_C & -\sin \theta_C \\ \sin \theta_C & \cos \theta_C \end{bmatrix} \quad (11)$$

워터마크 검출은 삽입과 같은 방법으로 특징점들을 선택한다. 강인성을 높이기 위해 이미 구한 특징점들을 삭제한 후 선택 과정을 반복 수행하여 N 개의 특징점을 구한다. 본 논문에서는 50개의 특징점을 검출에서 사용하였다. 특징점의 위치 X_C 에서 워터마크 검출 마스크 D 는 아래와 같다.

$$D = f_w(\Pi_{R_C, \theta_C}^{-1}(X - X_C))^T \quad (12)$$

위에서 f_w 는 Wiener filtering을 통해 영상에서 워터마크를 추정하는 것이다[1]. D 의 네 개의 사분면들을 합친 후 원형 워터마크를 얻는 것의 역으로 1차원 신호 $P = (p_1, p_2, \dots, p_M)$ 를 얻는다. 얻어진 신호 P 와 워터마크 신호 B 사이의 상관 함수 Z 를 아래와 같이 구하고 이를 이용 워터마크를 검출한다.

$$Z = \frac{B \cdot \tilde{P}}{\sqrt{(B \cdot B)(\tilde{P} \cdot \tilde{P})}} \quad (13)$$

P 의 평균값 \bar{P} 를 이용 $\tilde{P} = (p_1 - \bar{P}, p_2 - \bar{P}, \dots, p_M - \bar{P})$ 이다. Z 의 값이 워터마크 검출 문턱값 T 보다 크면 그 원반이 워터마크 되었다고 판정하게 된다.

IV. 실험 결과 및 해석

실험에서 초기 스케일은 2.3, 두 스케일 간의 비는 1.05로 하여 36개의 스케일 값으로 영상의 스케일 스페이스 표현을 얻고, $M=1024, R_0=36$ 의 값을 사용하였다. 워터마크는 조금만 동기가 어긋나도 워터마크 검출이 되지 않는 문제가 있으므로 이를 해결하기 위해 로컬서치를 수행하였다. 실험에서 로컬서치는 위치는 x, y 방향 각각 $\pm 0.02R_C$, 특징 스케일은 $\pm 0.025\sigma_C$, 특징 방향은 $\pm 1.5^\circ$ 씩 변화시켜 가면서 상관 검출을 수행

하였다. 따라서 각 특징점에서 로컬 서치 즉 상관 검출의 횟수는 81 번이 된다.

위터마크 검출 시에는 일반적으로 미리 정해진 false alarm 확률이 되도록 문턱값 T 를 정하게 된다. 위터마크는 평균이 0 이고 분산이 1 이며, 영상과 독립이라고 가정한다. 그러면 위터마크가 존재하지 않을 때의 Z 의 평균과 표준편차는 아래와 같이 주어진다[6].

$$\bar{Z}=0, \quad \sigma_z=1/\sqrt{M} \quad (14)$$

Z 의 확률 분포가 정규함수를 따른다고 가정하면 상관 검출기의 false alarm 확률 P_{FA-cor} 은 T 값에 따라 아래와 같이 주어진다.

$$P_{FA-cor} = \int_T^{\infty} \frac{\sqrt{M}}{\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{x^2 M}{2}\right] dx = \frac{1}{2} \operatorname{erfc}\left(\frac{\sqrt{MT}}{\sqrt{2}}\right) \quad (15)$$

특징점의 정확도 한계를 보상하기 위해 로컬서치를 K 번 수행한다면 각 원반의 false alarm 확률인 $P_{FA-disk}$ 는 아래와 같다.

$$P_{FA-disk} = \sum_{i=1}^K \binom{K}{i} P_{FA-cor}^i (1 - P_{FA-cor})^{K-i} = 1 - (1 - P_{FA-cor})^K$$

모든 위터마크된 원반을 독립적인 통신 채널로 보고, 위터마크가 최소한 μ 개 이상의 원반에서 검출되면 그 영상이 위터마크된 것으로 판정하였다[2]. N 개의 원반에서 검출을 수행할 때 잘못 검출할 확률 $P_{FA-image}$ 는 아래와 같이 주어진다.

$$P_{FA-image} = \sum_{i=\mu}^N \binom{N}{i} P_{FA-disk}^i (1 - P_{FA-disk})^{N-i} \quad (16)$$

$N=50, K=81, \mu=1,2,3$ 이고 $P_{FA-image} = 10^{-5}$ 일 때의 T 값을 위 식에서 구하여 아래의 실험에서 사용하였다.

실험 영상 Airplane, Lena, Baboon, Peppers 을 이용하여 제안된 방법의 강인성을 평가하였다. 위터마크

된 영상의 PSNR 은 위 실험 영상들에 대해 각각 42.86, 44.66, 38.30, 43.96 dB 의 값을 가진다. 표 1 에 나온 것과 같이 위터마크가 삽입된 영상에 다양한 변형을 가한 후 위터마크 검출을 시도하였다[7]. 표에 나온 세 개의 숫자는 $\mu=1,2,3$ 에 대해 각각 검출에 성공한 원반의 숫자를 나타낸다. 표 1 에 나타난 결과를 보면 제안된 위터마크 방법인 aspect-ratio 를 보존하는 각종 어파인 변환과 random bending attack[7] 등의 기하 변환과 압축, 다양한 필터링에 강인함을 보여준다. 이 결과는 패턴 인식에 사용되는 방법을 위터마크에 적용하여 위터마크의 성능을 높일 수 있음을 보여준다.

참고문헌

- [1] P. Bas, J.-M. Chassery, and B. Macq, "Geometrically invariant watermarking using feature points," IEEE Trans. Image Processing, vol. 11, 2002.
- [2] C.-W. Tang and H.-M. Hang, "A feature-based robust digital image watermarking scheme," IEEE Trans. Signal Processing, vol. 51, 2003.
- [3] T. Lindeberg, "Feature detection with automatic scale selection," Int. J. of Compu. Vis., vol. 30, 1998.
- [4] K. Mikolajczyk and C. Schmid, "Indexing based on scale invariant interest points," Proc. IEEE ICCV, 2001.
- [5] A. Reeves, R. Prokop, S. Andrews, and F. Kuhl, "Three-dimensional shape analysis using moments and Fourier descriptors," IEEE PAMI, vol. 10, 1988.
- [6] I. Cox, M. Miller, and J. Bloom, Digital watermarking, Morgan Kaufmann, 2002.
- [7] F. Fétitcolas, "Watermarking schemes evaluation," IEEE Signal processing Mag., vol. 17, 2000.

표 1. 위터마크 검출 결과 (표에 나온 세 개의 숫자는 $\mu=1,2,3$ 에 대해 각각 검출에 성공한 원반의 숫자).

Image (# of watermarked disks)	AIR (14)	LENA (14)	BAB (22)	PEP (14)
Gaussian filter	8,8,8	12,12,12	5,8,9	11,11,11
Sharpening filter	6,6,6	9,9,9	3,3,3	6,6,6
Median filter (4X4)	5,5,5	9,9,9	2,3,3	10,10,10
JPEG (Quality=50%)	10,11,11	8,11,11	5,6,6	12,12,12
JPEG (Quality=30%)	5,8,9	4,7,8	2,3,3	5,11,12
Cropping 15% off	5,5,5	6,6,6	6,6,6	2,2,2
Cropping 25% off	1,1,1	3,3,3	5,5,5	3,3,3
Scaling 75%	4,4,4	2,2,2	1,1,1	5,5,5
Scaling 50%	0,1,2	2,3,3	0,0,1	2,4,4
Rotation 45° + autocrop	5,5,5	5,6,6	2,2,2	4,4,4
Random bending attack	6,7,7	7,7,7	3,6,6	6,8,8