

정보 삽입률에 관한 영상 정규화 기법 비교

A Comparison on the Image Normalization Methods about the Information Embedding Rate

강환일, 이성목, 장우석, 지현민, 전석환
명지대학교 정보공학과

Hwan-Il Kang, Sung-Mok Lee, Woo-Seok Jang, Hyun-Min Ji, Seok-hwan Cheon
School of Information Engineering
Myungji University
E-mail : hwan@mju.ac.kr

요 약

본 논문은 일반 사형변환에 대한 워터마킹의 전처리 방법을 제안하였다. 일반 사형변환 공격을 막기 위해 원본 영상에 워터마크를 삽입하기 전에 영상 정규화를 하였다. 워터 마크 삽입율에 관한 세가지 영상 정규화 방식을 비교하였다. 세가지 방식 모두 x-sharing, y-sharing 그리고 중앙 모멘트를 사용한 scaling 분해법 방식들에 기초를 두고 있다. 실험을 통하여 Zhang et al[4].에 의한 두번째 방식이 Zhang et al[9]와 Dong et al[10]에 의한 방식들보다 더 성능이 우수함을 보였다.

1. 서론

워터마킹 기법 중 대부분의 방법은 일반적인 사형 변환 공격에 쉽게 파괴된다. 이 문제를 해결하기 위해 영상의 불변 특성을 이용할 수 있다. 영상의 불변특성의 결정문제는 패턴인식에서 중요한 문제가 되어 오고 있다. 불변특성을 나타내는 식은 적당한 변환 하에서 변하지 않고 기하학적인 배치의 특성을 나타내는 식을 구하는 것이다. 영상에서 물체를 확인하는 근본적인 어려움은 물체의 나타남이 보는 관점에 따라 다르다는 점이다. 패턴인식에서 불변특성을 구하는 방법에는 정규화 방법, 푸리에 기술자 이용법, Zernike 혹은 Legendre 모멘트 기술자 등이 있다[7]. 정규화를 이용하는 경우에는 전역적인 정규화를 구하는 경우와 지역적인 정규화

를 구하는 경우가 있다. 컴퓨터 비전에서 기하학적인 특징을 구하기 위해 최소자승법, 선형 회귀법, 직교 회귀법등이 사용되고 있다 [1, 2]. 본 논문에서는 여러 영상 정규화 방법 중에서 어떤 영상 정규화 방법을 이용하면 많은 삽입 정보를 삽입할 수 있는가를 고찰한다. 회전, 이방성의 확대 및 축소 (aspect ratio 변환)등의 일반적인 사형 변환인 경우 패턴 인식에서 사용하는 세 가지 XYX 영상 정규화 방식중에 Zhang et al.이 제시된 두 가지 방법이 있다 첫째는 XYX 정규화[4, 5]와 또 다른 정규화 방식[9]이 있다. 두 방식의 차이점은 서로 다른 중앙 모멘트의 조건을 이용한다는 것이다. 세 번째로 Dong et al.의 정규화[10] 방식이 있다. 실험을 통하여 Zhang et al.의 의한 방식[4,5]이 삽입

정보를 가장 많이 삽입할 수 있다는 것을 보인다. 이와 관련하여 삽입률에 관한 정의를 제시하고 삽입률에 관한 실험을 행한다.

2. 중앙 모멘트와 영상 정규화

정규화된 영상을 구하기 위해 중앙모멘트와 균질(homogeneous)사형(affine) 변환 행렬은 영상 정규화에서 중요한 역할을 한다. m_{pq} 는 영상크기 $M \times N$ 의 디지털 영상 $f(x, y)$ 의 $(p+q)$ 차 모멘트라 하고 여기서

$$m_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} x^p y^q f(x, y)$$

로 표시되며 μ_{pq} 는 영상크기 $M \times N$ 의 디지털 영상 $f(x, y)$ 의 $(p+q)$ 차 중앙 모멘트라 하고 불리우며

$$\mu_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y)$$

이며 여기서 $\bar{x} = m_{10}/m_{00}$ 이며 $\bar{y} = m_{01}/m_{00}$ 이다.

이제 세 가지의 영상 정규화 방법을 제시한다. 영상 좌표는 균질 사형 변환 행렬 A 에 의해 다른 영상 좌표로 변환될 수 있다.

2.1 영상 정규화-Dong[10]

Dong의 영상 정규화 방식은 XYs 방식과 유사하게 균질 사형 변환 행렬 $A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix}$ 를 x축 치우침 행렬 $A_1 = \begin{bmatrix} 1 & \beta \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$, y축 치우침 행렬 $A_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ \gamma & 1 \end{bmatrix}$ 과 이방성의 확대축소 행렬 $A_3 = \begin{bmatrix} \alpha & 0 \\ 0 & \delta \end{bmatrix}$ 로 분해하며 $A = A_3 A_2 A_1$ 으로 나타난다.

여기서 $\alpha, \beta, \gamma, \delta \in \mathbf{C}$ 로 표시되며 \mathbf{C} 는 복소수의 집합이다. 이 경우 논문[10]에서는 원래 영상의 중앙 모멘트를 $\mu^{(1)}(\cdot, \cdot)$ 로 표시된다. 원래 영상을 사형 변환 A_1 을 적용하여 얻는 영상의 중앙 모멘트를 $\mu^{(2)}(\cdot, \cdot)$ 로 표시한다. 또한 원래 영상을 사형 변환 $A_2 A_1$ 을 적용하여 얻는 영상의 중앙 모멘트를 $\mu^{(3)}(\cdot, \cdot)$ 로 표시한다. 마지막으로 원래 영상을 사형 변환 $A_3 A_2 A_1$ 을 적용하여 얻는 영상의 중앙 모멘트

를 $\mu^{(4)}(\cdot, \cdot)$ 로 표시한다. $\alpha, \beta, \delta, \gamma$ 를 결정하기 위해

$$\mu_{30}^{(2)} = 0, \mu_{11}^{(3)} = 0, \mu_{50}^{(4)} > 0, \mu_{05}^{(4)} > 0$$

의 조건을 이용하고 있다. XYs 방식[4,5]과 동일한 행렬 A 를 사용하지만 $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ 를 구하는 방식에 있어서는 차이를 보인다. β 는

$$\mu_{30}^{(1)} + 3\beta\mu_{21}^{(1)} + 3\beta^2\mu_{12}^{(1)} + \beta^3\mu_{03}^{(1)} = 0$$

에서 구할 수 있다. $\mu_{03}^{(1)} \neq 0$ 인 경우 β 는 세 개의 해를 갖는데 실근이 하나인 경우는 그 값을 취하고 실근이 세 개인 경우에는 중간 값을 취한다. 변수 γ 는

$$\gamma = -\frac{\mu_{11}^{(2)}}{\mu_{20}^{(2)}} = -\frac{\mu_{11}^{(1)} + \beta\mu_{02}^{(1)}}{\mu_{20}^{(1)} + 2\beta\mu_{11}^{(1)} + \beta^2\mu_{02}^{(1)}}$$

로 결정된다. α, δ 는 $\mu_{50}^{(4)} > 0, \mu_{05}^{(4)} > 0$ 의 두 조건이 만족되도록 부호를 결정한다.

2.2 영상 정규화-XYs[4,5]

균질 사형 변환 행렬 A 를 x축 치우침 행렬, y축 치우침 행렬과 이방성의 확대축소 행렬로 분해할 수 있으며 분해 방법은 2.1절의 Dong의 방법과 동일하다. 다만 $\alpha, \beta, \delta, \gamma$ 를 결정하는 조건이 다르다.

$$A \equiv \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha & 0 \\ 0 & \delta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ \gamma & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & \beta \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

로 표시되며 $\alpha, \beta, \gamma, \delta \in \mathbf{C}$ 로 표시되는데, 분해법의 유일성[4]을 확인하기 위해 $\det(A) \neq 0$ 과 $a_{11} \neq 0$ 의 두 조건이 필요하다. 이 경우 논문[4][5]에서는

$$\mu_{31}^{(4)} = 0, \mu_{13}^{(4)} = 0, \mu_{20}^{(4)} = 1, \mu_{02}^{(4)} = 1$$

의 조건을 이용하여 $\alpha, \beta, \delta, \gamma$ 를 결정한다. 여기서 원래 영상을 사형 변환 A 을 적용하여 얻는 영상의 중앙 모멘트를 $\mu^{(4)}(\cdot, \cdot)$ 로 표시한다.

2.3 영상 정규화-XYs[9]

균질 사형 변환 행렬 A 를 2.2절에 표시된 행렬을 똑같이 이용한다. 다른 점은 $\alpha, \beta, \delta, \gamma$ 을 결정하기 위한 조건은

$$\mu_{30}^{(4)}=0, \mu_{03}^{(4)}=0, \mu_{21}^{(4)}=1, \mu_{12}^{(4)}=1$$

이며 이 4가지 조건은 2.2절에 나타난 조건들과 다르다. 여기서 원래 영상을 사형 변환 A 을 적용하여 얻는 영상의 중앙 모멘트를 $\mu^{(4)}(\cdot, \cdot)$ 로 표시한다.

3. 중앙 모멘트에 관한 보조정리

보조정리1 [7]: 원래 영상 $f(x, y)$ 과 그 영상 좌표 $[x, y]^T$ 로 표시되고 변환 행렬 B 에 의해 변환된 영상 $f(x', y')$ 과 그 영상 좌표 $[x', y']^T$ 로 표시된다고 하자. $f(x', y')$ 가 균질 사형 변환 행렬 $B = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{bmatrix}$ 에 의해 원래 영상 $f(x, y)$ 에서 얻을 수 있다. $\mu(\cdot, \cdot)$ 와 $\mu'(\cdot, \cdot)$ 는 원래 영상과 변환된 영상의 중앙모멘트라고 각각 정의하자. 여기서 변환된 영상의 중앙모멘트는

$$\mu'_{pq} = b \sum_{i=0}^p \binom{p}{i} \binom{q}{j} a_{11}^i \cdot a_{12}^{p-i} \cdot a_{21}^j \cdot a_{22}^{q-j} \cdot \mu_{i+j, p+q-i-j}$$

로 되며 $b = |a_{11}a_{22} - a_{12}a_{21}|$ 이다.

4. 영상 정규화와 영상 크기와의 관계

영상 정규화시 XY_S 영상 정규화[4,5]를 이용하는데 중앙모멘트 조건

$$\mu_{31} = \mu_{13} = 0; \mu_{20} = \mu_{02} = 1$$

을 이용하는 대신에

$$\mu_{31} = \mu_{13} = 0, \mu_{20} = \mu_{02} = c$$

을 이용한다. 여기서 $c \in \mathbf{R}$ 이며 \mathbf{R} 은 실수의 집합이다. 상수 c 를 이용하는 이유는 영상의 크기를 조절할 수 있다. 다항식의 반복법[9],[5]을 연립고차방정식 $\mu_{31} = \mu_{13} = 0$ 을 적용하여 가장 작은 노름(norm)을 가진 실근 β^* 와 γ^* 을 구한다. 여기서 $\mu^{(4)}(\cdot, \cdot)$ 는 원래 영상을 x 축 치우침 행렬 연산과 y 축 치우침 행렬 연산을 행한 후의 영상의 중앙모멘트를 나타낸다. 보조정리1[7]에 의해

$$\mu_{20} = \alpha^3 \delta \mu_{20}^{xy}, \quad \mu_{02} = \alpha \delta^3 \mu_{02}^{xy}$$

을 구한다. 이 결과를 식 $\mu_{20} = \mu_{02} = c$ 에 대입하면

$$\alpha^* = \sqrt[8]{\frac{\mu_{02}^{xy} c^2}{\mu_{20}^{xy,3}}}, \quad \delta^* = \sqrt[8]{\frac{\mu_{20}^{xy} c^2}{\mu_{02}^{xy,3}}}$$

이 된다. 만약 정규화된 영상의 크기를 조절하려면 변수 M 과 c 의 관계는

$$|d| \approx \frac{M^4}{(1+|b^*|)^4(1+|\gamma^*|)^4} \min\left(\sqrt{\frac{\mu_{02}^{xy,3}}{\mu_{20}^{xy}}}, \sqrt{\frac{\mu_{20}^{xy,3}}{\mu_{02}^{xy}}}\right)$$

이 되는데 여기서 정규화의 크기는 원래 영상의 크기의 $M \in (0, \infty)$ 배가 된다.

2.3절에 소개한 영상 정규화시 XY_S 영상 정규화 [9]를 이용하는데 중앙모멘트 조건

$$\mu_{30} = \mu_{03} = 0; \mu_{21} = \mu_{12} = 1$$

을 이용하는 대신에

$$\mu_{30} = \mu_{03} = 0, \mu_{21} = \mu_{12} = c$$

을 이용한다. 과정은 XY_S 영상 정규화[4]과정과 비슷하다. 보조 정리1[7]에 의해

$$\mu_{21} = \alpha^3 \delta^2 \mu_{21}^{xy}, \quad \mu_{12} = \alpha^2 \delta^3 \mu_{12}^{xy}$$

을 구한다. 이 결과를 식 $\mu_{21} = \mu_{12} = c$ 에 대입하여

$$\alpha^* = \sqrt[5]{\frac{\mu_{12}^{xy,2} c}{\mu_{21}^{xy,3}}}, \quad \delta^* = \sqrt[5]{\frac{\mu_{21}^{xy,2} c}{\mu_{12}^{xy,3}}}$$

을 얻는다. 만약 정규화된 영상의 크기를 조절하려면 변수 M 과 c 의 관계는

$$|d| \approx \frac{M^5}{(1+|b^*|)^5(1+|\gamma^*|)^5} \min\left(\sqrt{\frac{\mu_{21}^{xy,3}}{\mu_{12}^{xy,2}}}, \sqrt{\frac{\mu_{12}^{xy,3}}{\mu_{21}^{xy,2}}}\right)$$

이 되는데 여기서 정규화의 크기는 원래 영상의

크기의 $M \in (0, \infty)$ 배가 된다.

5. 영상 정규화 삽입을 비교

XYS 정규화 방식중에 Dong의 영상 정규화[10]이 있다. 나머지 두 방식은 Zhang et al.이 제시된 두 가지 방식이다. 첫째는 XYs 정규화[4, 5]와 또 다른 정규화 방식[9]이 있다. 두 방식의 차이점은 서로 다른 중앙 모멘트의 조건을 이용한다는 것이다. 세 가지 정규화 방식에 의한 결과를 그림 1, 2, 3에 나타내었다. 그림에서 보듯이 그림 2가 정규화 영상이 가장 크게 나타난다. 삽입률은 정규화 한 후 전체 영상 크기 중에 정보가 들어있는 면적을 비율로 나타내었다. 원래 영상과 변화된 영상의 크기를 같도록 하면 삽입률을 표시할 수 있다.

삽입률 ρ 을 수식으로 나타내면

$$\rho = \frac{1}{(1+|\alpha|)(1+|\beta|)}$$

이 된다. 변환 변수와 삽입율을 표 1에 나타내었다. 실험을 통하여 XYs 정규화 방식[4,5]의 삽입률이 가장 높게 나타났다.

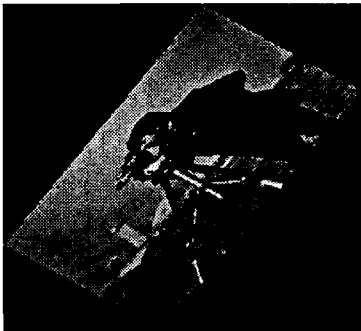


그림 1 : 1번째 정규화 기법[10]

Fig. 1: The first normalization method [10]



그림 2: 두 번째 정규화 기법[4,5]

Fig. 1: The second normalization method [45]

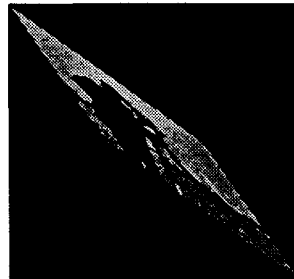


그림 3: 3번째 정규화 방법[9]

Fig. 1: The third normalization method [9]

표1: 변환 변수와 삽입율 비교

Table 1: Comparison of the transformation parameters and the embedding rates

	첫 번째 방법[10]	두 번째 방법[4,5]	세 번째방법[9]
β	.7993	-.0663	1.2511
γ	-.8648	-.0213	.7993
삽입율	.2980	.9183	.2469

6. 결론

영상 정규화 방식중에 세 가지 XYs 영상 정규화 방식이 있다. 첫 두 방식은 Zhang et al.이 제시된 두 가지 방식이다. 첫째는 XYs 정규화[4, 5]와 또 다른 정규화 방식[9]이 있다. 두 방식의 차이점은 서로 다른 중앙 모멘트의 조건을 이용한다는 것이다. 세 번째로 Dong et al.의 정규화[10] 방식이

있다. 실험을 통하여 Zhang et al.의 의한 방식[4,5]이 삽입정보를 가장 많이 삽입할 수 있다는 것을 보였다. 이와 관련하여 삽입률에 관한 정의를 제시하고 삽입률에 관한 실험을 행하였다. 이를 통하여 Zhang et al.의 의한 방식[4,5]을 이용하여 워터마킹 기법을 고안하는 것이 다른 두 방법보다 유리할 것으로 판단된다.

감사의 글

본 연구는 2004년도 산학협동재단의 지원에 의하여 이루어진 연구로서, 관계부처에 감사드립니다.

참 고 문 헌

- [1] R. T. Chin and C. R. Dyer, "Model-based Recognition in Robo Vision," *ACM Computing Surveys*, vol. 18, no. 1, pp. 67--108, 1986
- [2] 김종환, 심현식, 정명진, 김동환, 김용채, 박거홍, 장준수, *로봇비전특구*, Kaist Press, 대전, 2002.
- [3] Masoud Alghoniemy and Ahmed H. Tewfik, "Geometric Distortion Correction in Image Watermarking," *Proceeding of SPIE on Security and watermarking of Multimedia Contents II*, vol. 3971, pp. 82-89, San Jose, Jan. 2000.
- [4] Yani Zhang, Changyun Wen, Ying Zhang and Yeng Chai Soh, "On the Choice of Consistent Canonical Form during Moment Normalization," *Pattern Recognition Letters*, vol. 24, no. 16, pp. 3205--3215, 2003.
- [5] K. Voss and H. Suesse, "Invariant Fitting of Planar Objects by Primitives," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, no. 1, pp. 80--84, 1997.
- [6] T. H. Reiss, *Recognizing Planar Objects Using Invariant Image Features*, Springer-Verlag, 1993.
- [7] I. Rothe, H. Susse and K. Voss, "The Method of Normalization to Determine Invariants," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 18, no. 4, pp. 366--376, 1996.
- [8] S. Pei and Lin C. "Image Normalization for Pattern Recognition," *Image Vision Computing*, vol. 13, pp. 711--723, 1995.
- [9] Yani Zhang, Changyun Wen, Ying Zhang and Yeng Chai Soh, "Determination of Blur and Affine Combined Invariants by Normalization," *Pattern Recognition*, vol. 35, no. 1, pp. 211--221, 2002.
- [10] Ping Dong, Jovan G. Brankov, Nikolas P. Galatsanos, Yongyi Yang, and Franck Davoine "Digital Watermarking Robust to Geometric Distortions," To be published, 2005.