

모션 블러된 영상으로부터 블러의 파라미터 추정 및 영상의 복원

조은희, 정순홍, 설상훈

고려대학교 전기전자전파공학

ehjo@korea.ac.kr, shjung@mpeg.korea.ac.kr, sull@mpeg.korea.ac.kr

Motion Blur Parameters Identification and Restoration from Motion Blurred Image

Eun-Heui Jo, Soon-Hong Jung, Sang-Hoon Sull

Dept. Electrical Engineering, Korea University

요약

카메라를 이용하여 정지 영상을 획득할 때 발생할 수 있는 모션 블러 (motion blur) 현상을 보정하기 위해서는 정확한 블러 파라미터 (블러의 방향, 블러의 크기)의 추정이 가장 중요하다. 본 논문에서는 블러된 영상의 로그 스펙트럼 (log spectrum)의 비등방성 (anisotropic)과 엔트로피 (Entropy) 특성에 기반한 블러 파라미터 추정 방법을 제안한다. 제안하는 기법은 1D 로그 스펙트럼을 이용한 비등방성의 효과적인 분석과 블러 크기의 정확도를 증가시키기 위한 보상 과정을 포함한다. 실험 결과를 통해 제안하는 기법이 단일 영상에서의 등속 직선 운동의 모션 블러 현상을 더 효과적으로 보정하는 것을 보였다.

1. 서론

오늘날 카메라 모듈의 발전 속도가 점점 가속화됨에 따라 카메라 모듈의 크기가 초소형화 되면서 모바일 단말기와 같은 다양한 기기에 탑재되고 있다. 이러한 작은 카메라 모듈로부터 정지 영상을 획득할 때 사용자의 손 떨림 또는 저조도 (low light) 조건 때문에 깨끗한 영상을 얻지 못하는 경우가 자주 발생한다. 영상에 손상을 일으키는 주요 원인 중의 하나가 모션 블러이다. 모션 블러는 카메라를 이용하여 영상을 얻을 때 피사체가 움직이거나 카메라가 움직이는 경우에 영상에 흔들림이 발생하는 현상이다. 모션 블러는 영상의 품질을 저하시키고 추후 영상처리를 어렵게 하므로 모션 블러를 제거하는 것은 영상처리에 있어서 매우 중요하다.

모션 블러에 의해 블러된 영상은 블러 되지 않은 원본 영상과 PSF (Point Spread Function)와의 선형 컨볼루션 (convolution)으로 모델링 된다. 따라서 모션 블러를 제거하기 위한 가장 일반적인 접근은 영상의 디컨볼루션 (deconvolution) 방법을 사용하는 것이다[1]. 만일 PSF (Point Spread Function)를 알고 있다면 Luch-Richardson filter[2,3]와 Wiener filter[4]와 같은 디컨볼루션 알고리즘을 사용하여 PSF의 역 과정을 취함으로써 블러된 영상으로부터 원본 영상을 복원할 수 있다. 최근 이러한 방법을 기반으로 한 몇몇의 알고리즘이 제안되고 있고 있다. Lokhande는 단일 영상에서 스펙트럼의 zero 패턴을 분석하여 PSF를 추정하는 방법을 제안하였다[5]. 영상에서 정확한 스펙트럼 분석을 할 수 있다면 Lokhande의 알고리즘에 따라 PSF의 추정이 가능하다. 하지만 노이즈에 의해 zero 패턴을 찾기 힘들 경우 정확한 PSF의 추정이 힘들다. Fergus는 변형된 Bayesian 기법을 제안하였고[6], Shan은 단일 영상의 확률 분포 모델을 이용한 효과적인 알고리즘을 제안하였다[7]. 그러나 이러한 알고리즘들은 블러의 대략적인 크기와 같은 추가적인 사전정보가 필요하다. 하지만 실제로 블러된 영

상에서 블러의 크기와 방향에 대한 정보를 얻기 어렵다.

본 논문에서는 단일 영상에서 로그 스펙트럼의 비등방성을 이용하여 블러의 방향을 추정하고 영상의 엔트로피 특성을 이용하여 블러의 크기를 추정하는 알고리즘을 제안한다. 제안하는 기법의 목표는 정확한 블러 파라미터 (블러의 방향, 크기)의 추정을 기반으로 PSF를 설계하고 블러된 영상으로부터 원본 영상을 복원하는 것이다. 제안하는 기법은 PSF에 대한 사전 정보나 복잡한 파라미터 설정이 필요하지 않다. 또한 영상의 1D 로그 스펙트럼을 이용하여 스펙트럼 분석의 정확도를 높였다. 이러한 방법의 성능은 실험을 통해 검증하였다.

2절에서는 영상의 열화 모델을 설명하고, 3절에서는 제안하는 블러 파라미터의 추정 알고리즘을 제시한다. 그리고 4절에서는 영상을 복원하는 방법을 소개하고 5절에서는 제안하는 알고리즘을 실제 영상에 적용하고 그 성능을 분석한다. 마지막으로 6절에서 본 논문의 결론을 맺는다.

2. 영상의 열화 모델

그림 1의 영상의 열화 모델에서 $f(x,y)$ 를 원본 영상이라고 하면 블러된 영상 $g(x,y)$ 는 식 (1)과 같이 원본영상과 PSF의 컨볼루션으로 표현된다[8]. 식 (1)에서 $h(x,y)$, \otimes , $n(x,y)$ 는 각각 PSF, 컨볼루션 연산, 그리고 추가되는 잡음을 나타낸다. 모든 영상은 $M \times N$ 크기이다. 식 (1)은 푸리에 변환 (fourier transform)을 이용하여 식 (2)와 같이 주파수 도메인으로 변환 가능하다. (u, v)은 주파수 좌표이며 F, G, H, N 은 각각 원본 영상 f , 블러된 영상 g , PSF, 노이즈의 푸리에 변환이다.

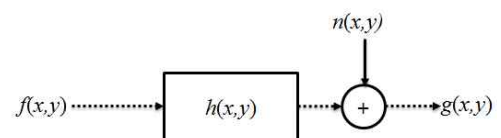


그림 1. 영상의 열화 모델.

$$g(x,y) = h(x,y) \otimes f(x,y) + n(x,y)$$

$$= \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} h(x-i, y-j) f(x,y) + n(x,y). \quad (1)$$

$$G(u,v) = H(u,v)F(u,v) + N(u,v). \quad (2)$$

카메라의 운동 속도를 V 라고 하면 카메라의 촬영 노출시간 T 동안의 “모션 블러의 크기” $L=VT$ 을 구할 수 있다. 이때 카메라의 운동 방향을 θ 로 표현하면 모션 블러의 PSF는 식(3)와 같다.

$$h(x,y) = \begin{cases} \frac{1}{L}, & \text{if } 0 \leq |x| \leq L \cos \theta; y = L \sin \theta \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}. \quad (3)$$

푸리에 변환에 의해 주파수 영역으로 변환된 PSF는 식 (4)과 같이 표현된다. 식 (4)에서 L 은 블러의 크기이고 θ 는 블러의 방향이다[9].

$$H(u,v) = \text{sinc}(\pi L f); \text{ where } f = u \cos \theta + v \sin \theta. \quad (4)$$

원본 영상과 PSF의 정보는 알려져 있지 않으므로 블러된 영상 $g(x,y)$ 가 주어졌을 때 $f(x,y)$ 와 $h(x,y)$ 를 동시에 추정하는 것은 정립하기 힘든 문제이다. 따라서 먼저 $h(x,y)$ 를 정확하게 추정해야 한다. $h(x,y)$ 를 결정하는 파라미터로는 블러의 방향, 블러의 크기, 블러 함수의 모양 등이 있다. 본 논문에서는 영상 촬영 시, 노출 시간 동안 카메라의 등속 직선 운동에 의해 발생한 모션 블러 현상을 다룬다.

3. 블러 파라미터의 추정

본 절에서는 PSF(블러의 커널)을 알기 위한 파라미터의 추정 알고리즘에 대해 설명한다. 제안하는 알고리즘은 모션 블러의 방향 추정과 크기 추정으로 나누어진다.

가. 블러의 방향 추정

블러의 방향 추정은 그림 2 (b)의 스펙트럼 영상과 같이 원본 영상의 로그 스펙트럼이 등방형인 것과 달리 그림 2 (d)에서 볼 수 있듯이 블러된 영상의 로그 스펙트럼은 비등방형이라는 특성을 기반으로 한다[5]. 모션 블러의 방향을 알기 위해 로그 스펙트럼의 특징벡터를 추출해야 하고 이 특징벡터의 방향을 구해야 한다.

특징 벡터의 방향을 구하기 위한 첫 번째 단계로 로그 스펙트럼을 이진화한다. 이진화된 로그 스펙트럼은 그림 3(b)와 같이 특징 벡터를 가진다. 특징 벡터의 방향을 알기 위해 이진화된 로그 스펙트럼은 수평, 수직 각각의 방향의 합을 취하여 1D 스펙트럼을 만든다. 수평, 수직 방향의 1D 스펙트럼은 그림 4와 같다. 이때 1D 스펙트럼의 크기가 ‘0’이 아닌 픽셀의 너비를 구한 후 이를 이용하여 특징 벡터의 방향을 구한다. 블러의 방향은 특징벡터의 방향과 직각을 이룬다[5]. 이러한 속성을 이용하여 블러의 방향을 추정할 수 있다. 자세한 내용은 알고리즘1에 기술하였다.

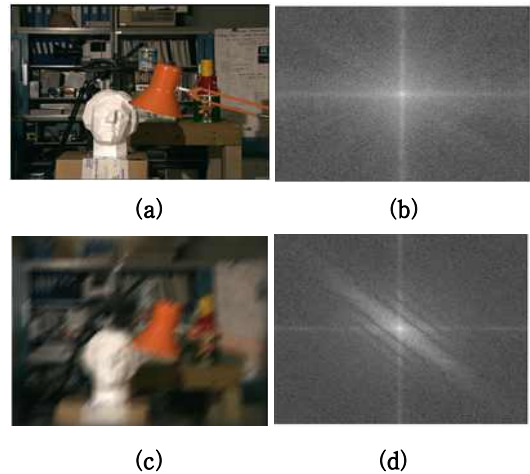


그림 2. 영상의 로그 스펙트럼. (a) 원본 영상($\theta=0, L=0$). (b) (a)의 로그 스펙트럼. (c) 블러된 영상($\theta=45, L=20$). (d) (c)의 로그 스펙트럼.

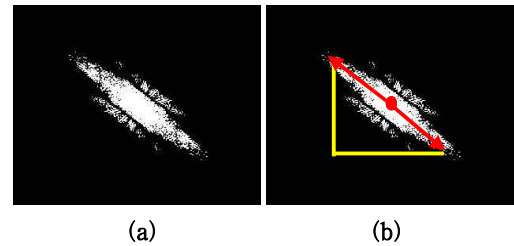


그림 3. 영상의 이진화된 로그 스펙트럼. (a) 이진화된 로그 스펙트럼. (b) 로그 스펙트럼의 특징벡터.

알고리즘1. 블러의 방향 추정

1. 블러된 영상 $g(x,y)$ 에 2D FFT를 적용하여 $G(u,v)$ 을 구한다.
2. $G(u,v)$ 의 이진화된 로그 스펙트럼, $B(i,j)$ 를 구한다. 이때 a 는 상수이며 본 논문에선 $a=1.5$ 를 사용하였다.

$$B(i,j) = \begin{cases} 255, & \text{if } \log|G(k,l)| > \alpha \text{Average}(\log|G(k,l)|) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

3. 이진화된 로그 스펙트럼의 수평, 수직 방향 각각의 1D 스펙트럼, $U(j), V(i)$ 를 구한다.

$$U(j) = \sum_{i=1}^M B(i,j); \quad V(i) = \sum_{j=1}^N B(i,j).$$

4. 1D 스펙트럼의 0이 아닌 픽셀의 너비를 구한다.

$$U(j) \text{의 리플의 너비} = \text{Width}_y.$$

$$V(i) \text{의 리플의 너비} = \text{Width}_x.$$

5. 블러의 방향, θ 를 추정한다.

$$\text{slope} = -\frac{\text{Width}_x}{\text{Width}_y}.$$

$$\theta = \tan^{-1}(\text{slope}) + 90.$$

나. 블러의 크기 추정

블러의 크기를 추정하는 가장 일반적인 방법은 블러된 영상의 스펙트럼에서 주기적인 zero 패턴을 분석하는 것이다[10,11]. 그러나 노이즈에 의한 스펙트럼의 왜곡으로 정확한 zero 패턴 분석에 어려움이 있다. 이러한 문제점을 효과적으로 개선하기 위해 본 논문에서는 영상

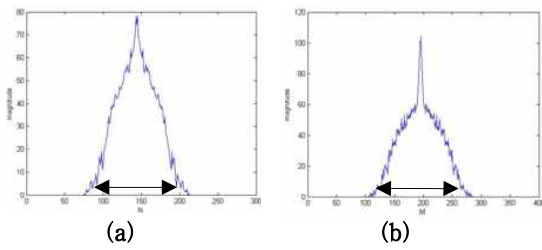


그림 4. 영상의 1D 스펙트럼. (a) 수평 방향의 1D 스펙트럼. (b) 수직 방향의 1D 스펙트럼.

의 ME (Maximum Entropy) 특성[12]을 이용하는 알고리즘을 제안한다. 영상의 ME 특성은 원본 영상의 엔트로피가 손상된 영상의 엔트로피보다 크다는 것으로 영상의 엔트로피는 식 (5)와 같다. 여기서 \hat{f} 는 블러된 영상으로부터 복원된 영상이고 E 는 \hat{f} 의 엔트로피 값이다. \hat{f} 를 복원하기 위해 앞 절에서 추정된 블러의 방향 θ 와 블러 크기의 초기값(L_0)을 이용하여 PSF를 설계한다. L_0 는 기존의 zero 패딩 분석 알고리즘을 이용하여 얻으며 L_0 의 이웃 값인 L_{-1}, L_{+1} 은 L_0 를 기준으로 한 픽셀씩 증감한 값이다. L_0, L_{-1}, L_{+1} 을 이용하여 복원된 영상은 각각 $\hat{f}_0, \hat{f}_{-1}, \hat{f}_{+1}$ 과 같이 표현된다.

$$E[\hat{f}] = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \hat{f}(i,j) \log \hat{f}(i,j). \quad (5)$$

ME 특성에 의해 블러의 크기 추정 문제는 다음과 같이 최대값을 찾는 최적화 문제로 표현될 수 있다.

$$f_{\max} = \operatorname{argmax}_{f \in \{\hat{f}_0, \hat{f}_{-1}, \hat{f}_{+1}\}} E[\hat{f}]. \quad (6)$$

이때 영상의 엔트로피는 복원된 영상이 원본 영상에 가까울수록 크게 되어야 하고, 반대의 경우 작게 되어야 바람직한 특성이다. 이에 기반을 두어 가장 큰 엔트로피가 나오는 영상 \hat{f}_{\max} 로부터 식 (2)와 (4)를 이용하여 블러의 크기, L_{opt} 을 유도 할 수 있다. L_{opt} 을 추정하는 방법은 알고리즘2에 상세히 기술하였다.

알고리즘 2. 블러의 크기 추정

1. 주어진 블러 크기의 초기값(L_0)을 기준으로 L_0, L_{-1}, L_{+1} 픽셀과 추정된 θ 를 이용하여 각각의 PSF를 설계한다.
2. 설계된 PSF를 이용한 영상의 디컨볼루션(deconvolution)을 수행하여 블러된 영상을 복원한다.
3. 복원된 영상 각각의 엔트로피를 구한다.
4. 영상의 엔트로피 중 가장 큰 값을 찾는다.
5. 엔트로피가 가장 영상의 블러 크기를 초기값으로 갱신한 후 1의 과정을 반복한다.
6. 가장 큰 엔트로피를 갖는 영상의 블러 크기가 초기값과 같을 때까지 위의 과정을 반복한다.

제안하는 알고리즘은 초기값이 더 이상 갱신되지 않을 때까지 반복하며 블러 방향을 따라 순차적으로 엔트로피의 비교를 수행한다.

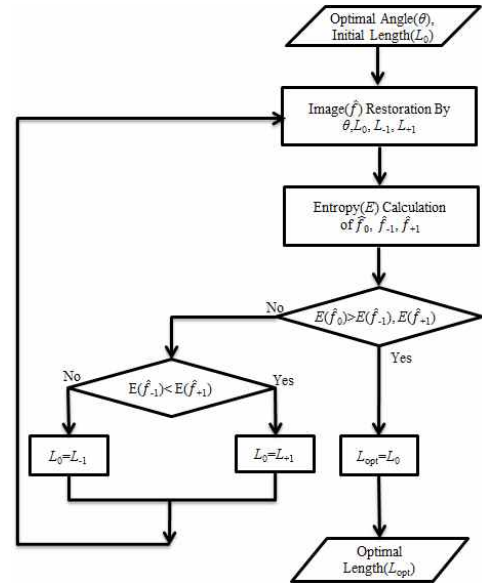


그림 5. 블러의 크기 추정 흐름도.

4. 영상 복원

이전의 절에서 추정된 블러의 파라미터로부터 식(3)과 같은 PSF가 추정되면 Richardson-Lucy 반복 디컨볼루션 알고리즘[2,3]을 이용하여 영상을 복원한다. Richardson-Lucy 알고리즘은 영상의 열화 과정에서 나타난 노이즈를 Poisson 노이즈로 모델링한 non-blind deconvolution 알고리즘이다. 이 알고리즘은 수행 속도가 빠르고 비교적 수행 능력이 뛰어나 다양한 분야에 사용되고 있다. 본 논문에서는 링잉(ringing)현상을 줄이기 위해 에지 감쇄 필터를 사용한 전처리 과정을 도입하여 보다 안정적인 결과를 얻을 수 있다.



그림 6. 블러된 영상의 복원 (a) 블러된 영상. (b) 제안된 알고리즘을 이용한 복원 결과

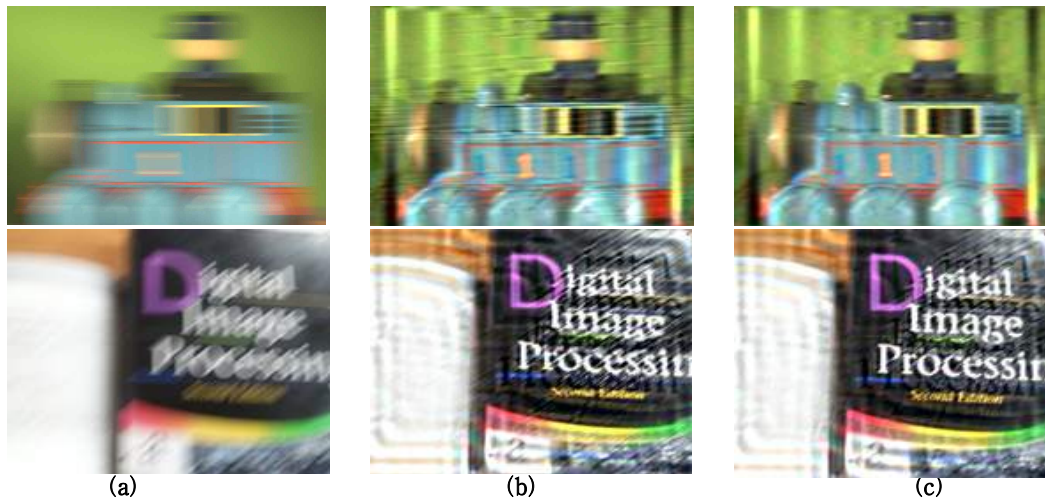


그림 7. 블러된 영상의 복원 (a) 블러된 영상 (b) Lokhande의 알고리즘 (c) 제안된 알고리즘

5. 실험결과 및 분석

그림 6은 실내와 실외 환경에서 획득한 모션 블러된 영상에 대해 제안하는 알고리즘을 적용한 결과를 보여준다. 그림 6 (a)는 일반적인 모바일 단말기의 카메라로 획득한 영상이고 그림 6 (b)는 그림 6 (a)에 제안하는 알고리즘을 적용한 결과이다. 복원된 영상은 블러된 영상보다 경계선이 살아있고 선명해짐을 확인할 수 있다.

다음으로 제안하는 알고리즘과 Lokhande의 알고리즘을 비교하고 평가한다. 그림 7 (a)는 모션 블러된 영상으로 알고리즘의 결과를 명확히 비교하기 위해 비교적 블러 현상이 많이 적용된 영상을 사용하였다. 그림 7 (b)와 (c)는 각각 Lokhande의 알고리즘과 제안하는 알고리즘을 그림 7 (a)에 적용한 결과이다. Lokhande의 알고리즘은 큰 오차를 보이고 영상에 많은 노이즈가 발생한 반면 제안하는 알고리즘은 선명도가 높으며 경계선이 상당히 일치하여 글씨의 가독성이 매우 향상되었음을 확인할 수 있다. 그림 7은 제안하는 알고리즘이 보다 정확한 블러 파라미터를 추정한다는 것을 분명히 보여준다.

6. 결론

본 논문에서는 획득한 영상으로부터 카메라의 움직임 정보를 알아내고, 이 정보를 이용하여 블러된 영상을 복원하는 알고리즘을 제안하였다. 블러된 영상의 로그 스펙트럼이 비등방형이라는 특성을 기반으로 하여 블러의 방향을 추정하였고 손상된 영상보다 원본영상의 엔트로피값이 더 크다는 특성을 이용하여 블러의 크기를 추정하였다. 그리고 추정된 블러 파라미터를 이용하여 PSF를 설계 한다. 단일의 모션 블러된 영상은 추정된 PSF를 사용하여 잘 복원될 수 있다. 실험을 통해 블러된 영상에서 제안하는 알고리즘의 효과적인 결과를 확인하였다.

참고 문헌

[1] P.C.Hansen, J.G.Nagy, and D.P.Oleary, "Deblurring image: Matrices, spectra, and filtering.", Society for Industrial and Applied mathematic, 2006.

[2] Richardson and W. Hadley, "Bayesian-Based Iterative Method of Image Restoration", JOSA, vol 62(1), pp. 55-59, 1972.

[3] Lucy and L. B., "An iterative technique for the rectification of observed distributions", Astronomical Journal, vol 79(6), pp. 745-754, 1974.

[4] N. Wiener, "The Extrapolation, Interpolation, and Smoothing of Stationary Time Series with Engineering Applications", Wiley, New York, 1949.

[5] R. Lokhande, K. V. Arya, and P. Gupta, "Identification of Parameter and Restoration of Motion Blurred Image", Proceedings of ACM Symposium on Applied Computing Table of Contents, 2006.

[6] R. Fergus, B. Singh, A. Hertzmann, S. T. Roweis, and W. Freeman., "Removing camera shake from a single photograph.", Acm Transactions On Graphics, 25:787(794), 2006.

[7] Q. Shan, J. Jia, and A. Agarwala., "High-quality motion deblurring from a single image.", Proc. SIGGRAPH, 2009.

[8] R. Fabian and D. Malah. "Robust identification of motion and out-of-focus blur parameters from blurred and noisy images.", CVGIP: Graphical, Models and Image Processing, 53:403:412, 1991.

[9] M. Cannon., "Blind deconvolution of spatially invariant image blurs with phase.", IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process., 24(1):56(63), 1976.

[10] Ko, J. and C. Kim. "Low cost blur image detection and estimation for mobile devices", ICACT, 2009.

[11] F.Krahmer, Y.Lin, B. McAdoo, K.Ott, J.Wang, and D.Widemann, "Blind Image Deconvolution: Motion Blur Estimation", Technical Report, Institute of Mathematics and its Applications, University of Minnesota, Sep. 2006.

[12] Dominicus Noll, "Restoration of Degraded Images with Maximum Entropy", Journal of Global Optimization 1997.