

가변블록과 기저영상을 사용한 초점불완전 열화시스템 추정기법¹⁾

Out-of-focus blur estimation using variable-sized blocks and basis images

조충남, 박상래, 백준기

중앙대학교 공과대학 전자공학과 디지털 영상처리 연구실

Chung Nam Cho, Sang Rae Park, and Joon Ki Paik

Dept. of Electronic Engineering, Chung-Ang University

요약문

1차원 확산 함수(point spread function; PSF)의 정확한 추정은 복원결과가 원 영상에 얼마나 근접할 수 있는가를 결정한다는 점에서 영상처리의 중요한 연구 주제중의 하나가 된다. 본 논문에서는 PSF를 추정하기 위한 알고리즘을 제안하고, 이를 영상복원에 적용한 후 이를 기반으로 디지털 자동초점시스템을 제안한다. 초점불완전 열화시스템을 구현하기 위한 과정은 두 단계로 구성되어 있는데, 즉 입력 영상에서 에지분류를 통한 PSF추정과, 이를 이용한 영상복원이다. 보다 구체적으로, 입력 영상에 특정 에지가 있는 임의의 크기의 블록을 선정해주면, 그 블록으로부터 자동으로 에지방향에 기저영상을 이용하여 구해지며 확산원의 크기를 추정하여 1차원 단위 계단응답과 영역을 구하여 평균한 후, 2차원 등방성 PSF를 추정한다. 마지막으로 추정된 PSF를 사용하여 영상복원을 수행함으로써 초점이 맞는 영상을 구한다.

I. 서론

실제 영상시스템에는 움직임열화, 초점불완전열화, 대기불안정열화 등과 같은 많은 열화(劣化; degradation) 요인들이 존재한다. 그러나 대부분의 경우 분석적으로 점확산함수(point spread function; PSF)를 결정하기 위해서 필요한 사전 정보를 충분히 갖는다는 것은 불가능하다. 따라서 이런 정보들을 관측영상으로부터 추정하고 결정하여야만 한다. 전형적으로 초점불완전열화는 물체가 렌즈거리로부터 정확하게 위치하지 않았을 때 발생한다. 이 경우 일반적인 카메라의 렌즈가 둥근 원의 형태이므로 PSF는 동심원의 형태를 갖게 되고, 이와 같은 동심원을 확산원(circle of confusion; COC)이라 한다.

이러한 COC를 추정하기 위한 방법을 Blind Deconvolution라 하는데, 구체적인 방법으로는 주파수 영역 상의 Zero Crossing 방법과, ARMA모델 방법 등이 있다. Zero crossing 방법은 간단한 계산으로 PSF를 추정하는 장점이 있으나 잡음에 매우 민감하여 SNR이 높은 영상일 경우에만 좋은 결과를 얻을 수 있는 단점이 있다. 또한 ARMA모델은 이론적으로는 이상적인 결과를 예상하나 실제 영상의 결과가 만족스럽지 않으며 갑작스런 변화

에 민감한 결과를 나타낸다.

따라서 본 논문에서는 위 모델의 단점들을 보완하고자 입력 영상을 임의의 크기의 블록을 선정하고 대표적인 에지 방향을 기저영상을 이용해 결정하여, 결정된 에지 방향에 수직인 1차원(1-dimensional; 1D) 단위계단응답(unit step response)을 구한다. 각 블록들로부터 구해진 1D 단위계단응답들을 모두 평균한 후, 그 결과로부터 2차원 COC의 지름과 각 샘플에 해당하는 값을 구한다. 구해진 COC의 샘플된 계수는 초점불완전 열화시스템의 PSF가 된다. 이렇게 구해진 PSF는 영상복원에 적용되어서 자동 초점 기능을 수행하는 시스템이 된다.

초점 불완전열화의 PSF를 추정하는데 있어 정확성을 높이고 정확히 초점이 맞고자하는 부분을 임의로 선정할 수 있고자, 사람이 직접 눈으로 입력 영상에서 일정한 방향으로 에지가 있고 에지의 구분이 확실한 블록을 선정하면, 시스템에서 일정한 방향을 대표하는 기저영상을 이용하여 블록의 에지 방향을 추정하여 에지 방향에 수직인 1D 계단응답의 평균을 취했다. 최종적으로 2D PSF는 평균된 계단응답을 미분하여 추정하였다. 이때 입력 영상은 항상 물체와 배경사이에 불연속 선형경계를 갖는다고 가정한다. 일단 PSF가 추정되고 나면 계산의 복잡도나 처리 시간과 같은 특정한 요구조건에 따라 다양한 종류의 영상 복원필터를 선택적으로 사용할 수 있다.

위와 같이 열화된 입력 영상을 사람이 직접 에지를 찾아 입력해주므로 동영상을 캡처한 영상이나 일반 정지영상에서 직접 자신이 에지를 찾아서 임의의 크기의 영역을 설정해주면 전체적으로 초점이 맞는 영상을 얻을 수도 있고 또한 한 단계 나아가 space invariant 한 영상에서 space variant 한 영상으로 범위를 확대해서 같은 확산원의 크기를 갖는 영역을 찾아내서 분할하여 선택된 영역만 초점을 맞게 할 수도 있고 전체적으로 초점이 맞는 영상을 얻을 수도 있을 것이다.

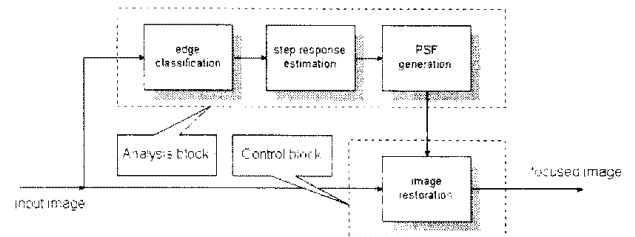


그림 1 : 제안된 초점 불완전 열화추정 기법을 이용한 초점 복원 시스템의 블록선도

1) 본 연구는 정보통신부주관 산학연공동기술개발 연구비 지원에 의해서 수행되었습니다.

II. 영상 복원의 기초

영상복원은 영상처리 분야에서 매우 중요한 기술 중의 하나로 연구되고 사용되어 왔다. 대부분의 경우에 있어서, 영상 열화(image degradation) 과정은 가우시안 백색잡음(additive white Gaussian noise)이 추가된 2차원 선형공간불변시스템으로 모델링 할 수 있다. 즉,

$$y = Hx + \eta, \quad (1)$$

와 같이 표현할 수 있는데, 여기서 x 와 y 는 차례로 원영상과 열화된 영상의 사진순서로 배열된 1차원 벡터를 나타내고, 이 모델에 근거하여 복원영상은

$$\hat{x} = Gy \quad (2)$$

와 같이 구해진다. 식 (1)에서 행렬 H 는 첫번째 열이 영상시스템의 PSF의 샘플들과 같은 블록-도플리츠 행렬을 나타내고, 행렬 G 는 복원필터를 나타낸다. 식(1)과 (2)에 해당하는 블록선도가 그림2에 보여진다.

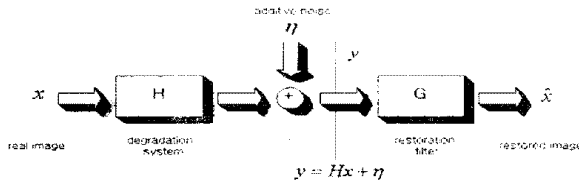


그림 2 : 영상열화 및 복원

영상복원문제는 열화된 영상 y 로부터 원영상(original image) x 를 추정하는 과정으로 생각할 수 있다. 이와 같은 영상복원 과정은 대부분 관찰된 영상 y 에서의 유한한 변동(bounded perturbation)이, 해(solution) x 에서 무한한 변동(unbounded perturbation)을 초래하는 ill-posed 문제가 된다. 식(1)과 같은 영상열화 모델을 근거로 하여 주어진 관측영상 y 로부터 원영상 x 를 복원하기 위한 다양한 방법들이 연구되어 왔다. 이들 중에는 ill-posed 문제를 well-posed문제가 되도록 하는 정칙화(regularization)방법이 있는데, 이 방법에 의하면 해는 증폭된 해(rough least squares solution)와 부드러운 해(smoothness solution) 사이에 존재하며, 이러한 해의 위치는 정칙화 매개변수에 의해 조절된다. 영상복원 문제를 정칙화하기 위해서 사전(a priori) 평활도(smoothness) 제약조건이 복원과정에 적용된다. 정칙화 접근 방식에 의한 해는

$$F(\lambda, x) = \|y - Hx\|^2 + \lambda \|Cx\|^2, \quad (3)$$

과 같은 범함수(functional)를 최소화시킴으로써 구할 수 있다.

식(3)에서 C 는 선형 고역통과 필터를 나타내고, 범함

수 $\|Cx\|^2$ 는 주로 증폭된 잡음에 의한 고주파 성분을 억제하여 복원된 신호의 에너지를 제한하기 때문에 안정화 범함수(stabilizing functional)라고 한다. λ 는 평활도 제약조건을 양을 조절하는 라그랑제 승수(lagrange multiplier)이며, 정칙화 매개변수(regularization parameter)라고도 한다. 여기서 λ 의 값이 감소하면 복원영상이 원영상에 충실한 반면 잡음이 증가되는 경향이 나타나고, 반대로 λ 가 증가하면 복원영상이 더욱 부드러워진다. 따라서 함수 $F(\lambda, x)$ 을 최소화하기 위한 최적의 λ 를 구해야 한다. 반면에 영상복원 문제는 제약조건을 가지는 최적이론을 바탕으로 하는 다음의 표준함수(criterion function)를 최적화하는 것으로 귀결된다. 주어진 λ 에 대해 식(3)을 최소화하는 것은 다음 식을 최소화하는 것과 같다.

$$F(x) = \frac{1}{2} x^T T x - b^T x \quad \text{for } 0 \leq x_i \leq 255, \quad i = 1, \dots, L^2, \quad (4)$$

여기서 x_i 는 벡터 x 의 i 번째 원소를 나타내고 벡터 b 와 행렬 T 는 각각 다음과 같이 정의된다.

$$b = H^T y, \quad \text{and} \quad T = H^T H + \lambda C^T C. \quad (5)$$

$F(x)$ 의 최소값은 다음 선형방정식의 해 x 를 구하는 것과 같으며,

$$Tx = b. \quad (6)$$

해는 다음과 같이 구해진다.

$$x = T^{-1}b = (H^T H + \lambda C^T C)^{-1} H^T y. \quad (7)$$

2차원 이산푸리에변환(2D discrete Fourier transform; DFT)을 식(7)에 적용하면 다음과 같은 제약적 최소제곱(constrained least squared) 복원필터를 얻는다.

$$G_{CLS}(k, l) = \frac{H^*(k, l)}{|H(k, l)|^2 + \lambda |C(k, l)|^2}. \quad (8)$$

여기에서 $H(k, l)$, $C(k, l)$, $G_{cls}(k, l)$ 은 차례로 PSF, 고역통과필터, 복원필터의 주파수응답을 의미한다.

III. 에지 분류

영상 해석에 있어서 중요한 문제는 에지 검출과 분류이다. 일반적으로 에지는 각각 서로 다른 밝기 값을 갖는 두 영역 사이의 경계를 의미한다. 본 논문에서는 사람이 직접 입력영상을 보고 에지의 구분이 가장 확실하고 에지의 방향의 결정이 명확한 에지를 찾아낸다. 그리고 좀 더 신빙성이 있는 작업을 하도록 에지의 크기를 블록단위로 결정을 해주었다.

일반적으로는 입력 영상을 일정 크기의 부분 블록으로 나누어서 각각의 블록의 이산여현변환(block discrete cosine transform; BDCT)의 계수를 사용하여 해당 블록들의 에

지 존재 여부 및 방향을 분류하였는데 블록의 크기가 일정하여서 COC의 반경에 따른 대처가 불분명한 단점이 있었다. 또한 에지의 방향을 추정하여 분류하는 과정에서 불필요한 값이 더해져서 오히려 COC의 반경과 PSF의 값이 변화하여 결과값이 나빠지는 경우가 있었다. 궁극적으로는 완전 디지털 초점 시스템 구현이 목표이지만 일단 에지 분류 및 방향의 추정을 인간의 시각과 감각을 빌려서 결정하였다. 그럼으로써 불필요한 계단함수값이 제거되었으며 space invariant 한 영상에서만 국한된 자동초점 기법을 space variant 한 영상까지 확대 적용을 시킬 수가 있다. 그렇게 구해진 단위계단응답을 평균함으로써 영상전체의 계단응답을 추정한 후, 계단응답을 미분하여 2차원 PSF를 추정한다. 그리고 마지막으로 식(8)에서 주어진 CLS 복원 필터를 사용하여 원래의 초점이 맞은 영상을 복원한다.

부가적인 방법으로 에지의 방향을 사람이 위의 방법처럼 지정하는 것이 아니라 에지의 영역을 선정해 주면 일정한 블록으로 시스템이 재 선정하고 에지의 방향을 추정하기 위해서 각각의 방향을 대표하는 기저영상을 선정된 블록에 곱하여 그 결과가 큰 값으로 에지의 방향을 선정하여, 그 에지 방향에 수직으로 1차원 계단함수를 구하는 방법을 취하였다.

그림 3은 가장 기본적인 에지 방향별 분류한 것이다.

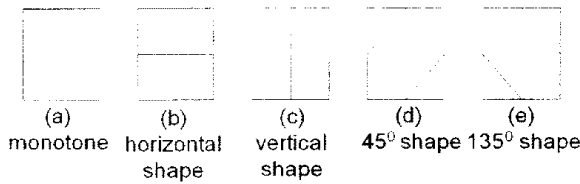


그림 3 : 5개의 기본적인 에지의 모양

IV. 제안된 영상열화시스템 추정알고리즘

제안된 추정법에는 두 개의 가정이 이루어진다. 첫째, 입력 영상은 피사체와 배경사이의 경계로 인해 임의의 방향으로 하나 또는 그 이상의 이상적인 계단형태의 에지 신호를 포함한다. 둘째, 비초점(out-of-focus)에 의해서 발생하는 PSF는 등방성(isotropic)으로 분포한다. 이상 언급한 가정을 근거로 제안된 열화추정 알고리즘을 요약하면 다음과 같다.

<에지 추정 알고리즘>

1. 입력영상을 사람이 보고 에지를 추정하여 일정영역의 크기의 블록과 에지 방향의 추정치를 입력하거나 에지가 있는 영역을 선정만 해준다.
2. 선정된 블록의 크기를 에지모양에 따라 재 선정된 뒤 에지의 수직방향으로 추정된 계단응답을 평균하거나 블록에 방향을 대표하는 기저영상을 사용하여 에지 방향을 구하여 수직 방향에 따라 계단응답을 구한다.

3. 평균된 1D 계단응답의 값으로 COC반경을 구하고 각각의 동심원상의 계수 값을 구하여 2D 등방성 PSF를 계산한다.

$S(n)$ 을 M 내에서 검출된 에지의 수직방향으로 분포하는 1D 계단응답이라고 가정하면, 이들의 평균은 다음과 같이 구해진다.

$$S(n) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M S_i(n), \quad \text{for } n = -R, \dots, R. \quad (9)$$

식 (9)에서 E 는 에지가 검출된 블록을 나타내고, M 은 해당 계단함수의 총 개수, R 은 추정할 PSF의 반지름이다. 위의 에지 분류 알고리즘을 적용함으로써 각각의 블록영상에서 분류된 에지 방향에 수직인 1D 계단응답이 구해진다.

다음으로 만약 2차원 등방성 PSF에서 반지름 2인 동심원상의 계수들이라 하고, a_0 를 PSF의 중심, a_1 을 반지름 1인 동심원, a_2 를 반지름 2인 동심원상의 계수들이라 할 때, 각각의 반경의 계수들은 $a_2 = \frac{s(1)}{T}$, $a_1 = \frac{s(2)}{T} - 3a_2$,

$$a_0 = \frac{s(3)}{T} - 3a_1 - 5a_2 \text{와 같이 구할 수 있다.}$$

좀 더 일반적으로 COC의 반경이 R 인 경우는

$$a_{R-1} = \frac{s(1)}{T}$$

$$a_{R-2} = \frac{s(2)}{T} - 3a_{R-1}$$

$$a_{R-3} = \frac{s(3)}{T} - 3a_{R-2} - 5a_{R-1}$$

⋮

$$a_1 = \frac{s(R-1)}{T} - 3a_{R-2} - \dots - (2R-3)a_2$$

$$a_0 = \frac{s(R)}{T} - 3a_{R-1} - 5a_{R-2} - \dots - (2R-3)a_2 - (2R-1)a_1 \quad (10)$$

와 같은 과정을 거쳐서 최종적으로는 2차원 PSF를 추정한다. 여기서 T 는 1D 계단응답의 최고점을 나타낸다. 그림 4a, 4b는 각각 등방성 PSF와 그에 해당하는 계단응답을 보여준다.

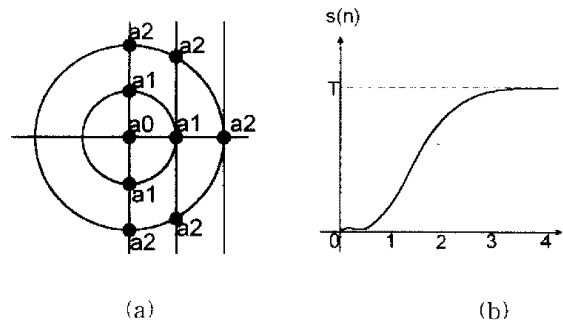


그림 4: (a)반경 2인 등방성 PSF (b) 대응되는 1차원 시스템답

V. 실험결과

영상부원의 상반을 추정하기 위한 신호대잡음비 개선 (improvement in signal-to noise ratio; ISNR)은 다음과 같이 정의한다.

$$ISNR = 10 \log_{10} \frac{\|y - x\|^2}{\|x - \hat{x}\|^2} [dB], \quad (11)$$

디지털 카메라에 의해서 얻어진 뚜렷한 256×256 의 (a)의 영상을 얻었고 (b)는 초점이 맞지 않은 흐릿한 영상이다. 그리고 에지의 방향과 구분이 뚜렷한 에지의 블록을 (c)와 같은 잡고, 본 알고리즘에 넣어서 추정된 에지에 수직으로 1차 계단 응답을 구했다. 그리고 이 등방성 열화 모델을 수직으로 잘라보면 (e)와 같이 된다. 그래서 구해진 PSF를 이용해서 CLS필터를 사용하면 (f)와 같은 복원된 영상을 구할 수 있다. 이때의 ISNR은 13.50db를 나타냈다.

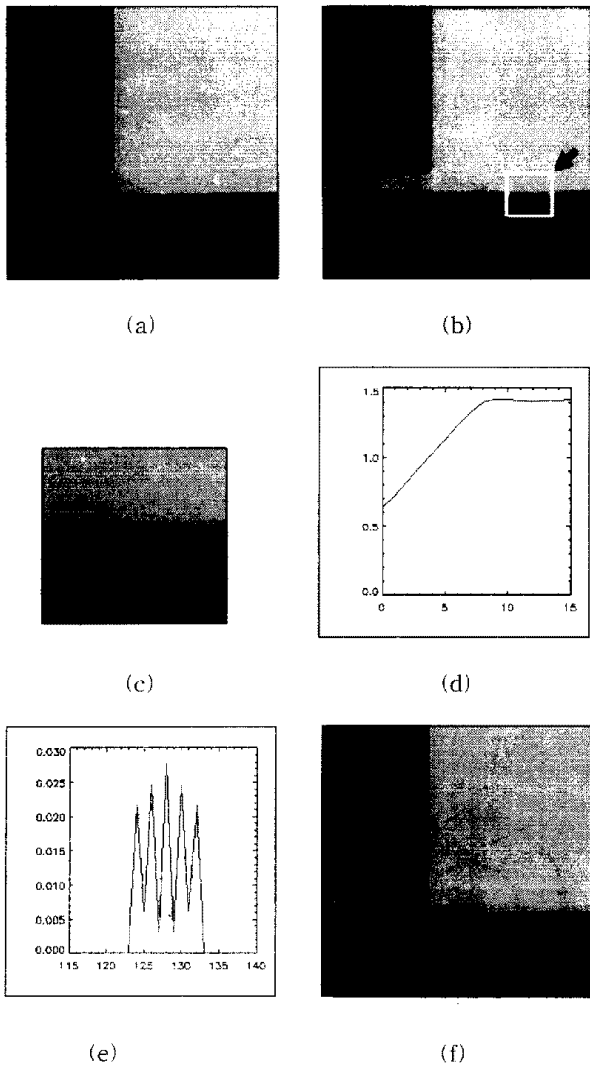


그림5: (a) 원영상, (b) 초점이 맞지 않은 영상 (c) 선택되어진 에지영상, (d) 1차 계단 응답, (e) PSF의 단면, (f) 복원영상.

그림 6a에서는 256×256 실제 초점이 맞지 않는 흐릿한 영상이 사용되었다. 그림 6b는 선택되어진 에지이며 그림 6d는 추정기법에 의한 PSF의 추정결과이고, 그림 6e는 복원된 영상이다.

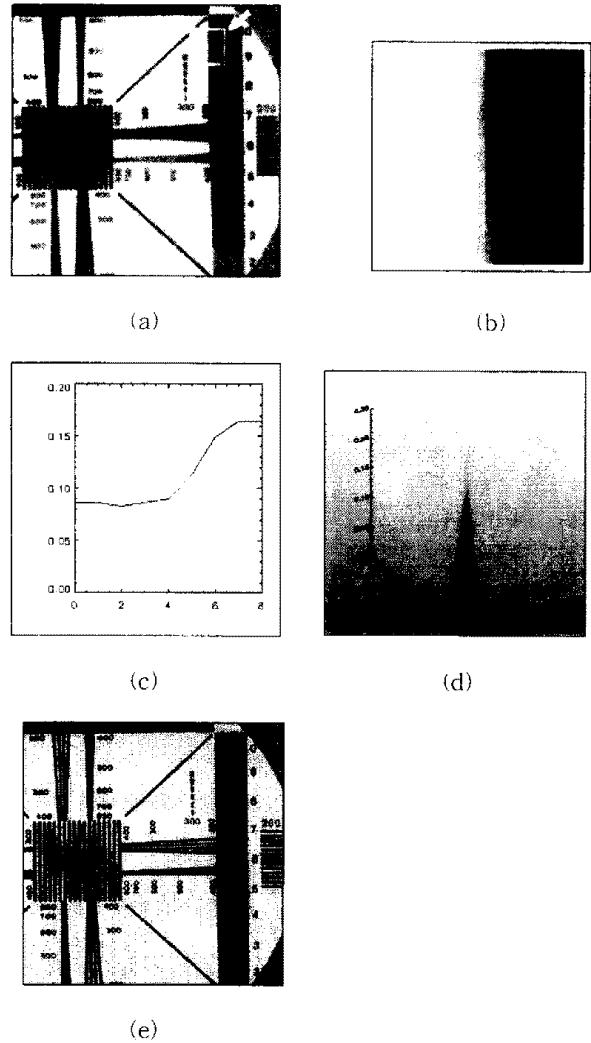


그림 6: (a) 256×256 크기의 실제 초점이 맞지 않는 흐릿한 영상, (b) 선택된 에지 영상 (c) 1차원 계단 응답 (d) 추정된 2차원 PSF, (e) 복원된 영상

VI. 결론

우리는 열화된 영상을 임의의 크기로 에지가 존재하는 블록을 사람이 직접 선정하여 그 블록에서의 에지를 추정하여 1차원 계단응답을 구해서 평균하고, 이를 이용하여 등방성 PSF를 추정하는 새로운 비초점 열화 추정 알고리즘을 제안하였다. 제안된 PSF추정 알고리즘은 기존의 자동 초점시스템의 장점을 최대한 살리고 에지를 사람이 찾아주어야 한다는 다소 수동적인 면이 첨가되었으나 보다 정확한 계단함수 값을 얻을 수가 있었으며 어느 특정 부분을 좀 더 정확히 초점이 맞도록 선택을 할 수가 있어

사용자와 interactive processing을 할 수가 있다.

제한된 알고리즘으로 모의 실험된 비초점 열화영상뿐 아니라 실제 열화된 사진을 좀 더 정확하게 추정할 수 있다. 제한된 알고리즘은 DFT나 반복적인 최적화 과정을 필요로 하지 않기 때문에 실시간 디지털 자동초점시스템의 응용에 적당하다.

자후 과제

선택적으로 원하는 부분은 위의 방법으로 복원을 하고 한편으로 fully digital auto focussing 시스템을 구현하기 위해서는 예시의 선택에서부터 추정까지 전 단계를 자동으로 추정할 수 있으며, COC의 변경에 따라서 영역을 분할하여 space variant 한 영상도 또한 추정가능 하도록 해야겠다.

참고문헌

- [1] A. K. Jain, *Fundamentals of Digital Image Processing*, Prentice-Hall, 1989.
- [2] A. K. Katsaggelos, editor, *Digital Image Restoration*, New York: Springer-Verlag, 1991.
- [3] H. C. Andrews and B. R. Hunt, *Digital Image Restoration*, Prentice-Hall, 1977.
- [4] M. G. Kang and A. K. Katsaggelos, "General choice of the regularization functional in regularized image restoration," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 4, no. 5, pp. 594-602, May 1995.
- [5] A. K. Katsaggelos, "Iterative image restoration algorithms," *Optical engineering*, vol. 23, no. 7, pp. 735-748, July 1989.
- [6] A. K. Katsaggelos, J. Biemond, R. W. Schafer, and R. M. Mersereau, "A regularized iterative image restoration algorithm," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 39, pp. 914-929, Apr. 1991.
- [7] K. Miller, "Least-squares method for ill-posed problems with a prescribed bound," *SIAM J. Math. Anal.*, vol. 1, pp. 52-74, Feb. 1970.
- [8] B. R. Hunt, "Application of constrained least squares estimation to image restoration by digital computers," *IEEE Trans. Comput.*, vol. C-22, pp. 805-812, 1973.
- [9] J. Biemond, R. L. Lagendijk, and R. M. Mersereau, "Iterative Methods for Image Deblurring," *Proc. IEEE*, vol. 78, no. 5, May 1990.
- [10] M. Cannon, "Blind deconvolution of spatially invariant image blurs with phase," *IEEE Trans Acoust, Speech, Signal Processing*, vol. 24(1), pp. 58-63, Feb. 1976.
- [11] M. M. Chang, A. M. Tekalp and A. T. Erdem, "Blur identification using the bispectrum," *IEEE Trans Signal Processing*, vol. 39(10), pp. 2323-2325, Oct. 1991.
- [12] B. Chalmond, "PSF estimation for image deblurring," *CVGIP: Graphical Models and Image Processing*, vol. 53(4), pp. 364-372, July, 1991.