

論文2001-38SP-2-6

부정확한 부화소 단위의 움직임 정보를 고려한 고해상도 영상 재구성 연구

(High-Resolution Image Reconstruction Considering the Inaccurate Sub-Pixel Motion Information)

朴 珍 烈 * , 李 恩 實 * , 姜 文 基 *

(Jin Yeol Park, Eun Sil Lee, and Moon Gi Kang)

요 약

고해상도 영상에 대한 요구는 점점 더 증가되고 있지만, 기존의 영상 시스템들이 어느 정도의 앨리어싱을 발생하기 때문에 해상도의 저하가 생긴다. 따라서 앨리어싱이 발생한 다수의 저해상도 영상들을 사용하여 하나의 고해상도 영상을 재구성해 내는 디지털 영상 처리기법이 연구되어 왔다. 기존의 연구들은 저해상도 영상들간의 부화소 단위의 움직임 정보가 정확하다고 가정하였기 때문에, 움직임 정보가 정확하지 않은 경우에 대해서는 만족할 만한 고해상도 영상을 얻을 수 없었다. 따라서 본 논문에서는 부화소 단위의 움직임 정보가 정확하지 않기 때문에 생긴 고해상도 영상 내의 왜곡을 줄일 수 있는 알고리즘을 제안하고자 한다. 이를 위해 정확하지 않은 부화소 단위의 움직임 정보가 고해상도 영상 재구성에 미치는 영향을 분석하고, 이를 각각의 저해상도 영상에 대하여 가우시안 오류가 첨가된 것으로 모델링하였다. 그리고 고해상도 영상 내의 왜곡을 줄이기 위해서 다중채널 디컨벌루션 기법을 수정하여 적용하였다. 본 논문에서 제안된 알고리즘의 타당성은 이론 및 실험을 통하여 검증할 수 있었다.

Abstract

The demand for high-resolution images is gradually increasing, whereas many imaging systems have been designed to allow a certain level of aliasing during image acquisition. Thus, digital image processing approaches have recently been investigated to reconstruct a high-resolution image from aliased low-resolution images. However, since the sub-pixel motion information is assumed to be accurate in most conventional approaches, the satisfactory high-resolution image cannot be obtained when the sub-pixel motion information is inaccurate. Therefore, in this paper we propose a new algorithm to reduce the distortion in the reconstructed high-resolution image due to the inaccuracy of sub-pixel motion information. For this purpose, we analyze the effect of inaccurate sub-pixel motion information on a high-resolution image reconstruction, and model it as zero-mean additive Gaussian errors added respectively to each low-resolution image. To reduce the distortion we apply the modified multi-channel image deconvolution approach to the problem. The validity of the proposed algorithm is both theoretically and experimentally demonstrated in this paper.

* 正會員, 延世大學校 電氣電子工學科

(Department of Electrical & Electronics Engineering,
Yonsei University)

接受日字:2000年5月12日, 수정완료일:2000年12月20日

I. 서 론

원격탐사, 동영상에서의 화면정지, 군사감시, 의료진단(CT, MRI, 초음파 등)과 같은 분야에서 고해상도 영상에 대한 요구는 점점 증가되고 있다. 그러나 센서의

기술적인 한계나 산탄 잡음, 비용 등의 이유로 CCD의 기술과 고정밀 광학계는 고해상도 영상에 대한 요구를 따라가지 못하고 있다. 그 결과 기존의 많은 영상 시스템들이 영상을 획득하는 과정에서 어느 정도의 엘리어싱을 허용하도록 제작되어 왔다.

고해상도 영상을 복원하기 위하여 기존의 하드웨어에 기반을 두고 있는 기술들 대신에, 엘리어싱이 발생한 다수의 저해상도 영상들을 사용하여 하나의 고해상도 영상을 재구성해 내는 디지털 영상 처리기법이 연구되어 왔다. 최근에는 공간 영역에서의 방법^[2], 주파수 영역에서의 방법^[3~5], POCS(Projection Onto Convex Sets)^[6,7], 역사상을 이용한 방법^[8] 등의 연구가 이루어지고 있다. 특히, 같은 장면에서 획득한 다수의 저해상도 영상들을 가지고 하나의 고해상도 영상을 얻기 위하여 주파수 영역에서의 엘리어싱 관계가 사용되고 있다^[3]. 그러나 복원에 필요한 저해상도 영상이 충분하지 않거나 부화소의 움직임 정보가 한 방향으로 편중되어 있다면, 주파수 영역에서의 계수들은 서로 상관관계가 없기 때문에 원하는 고해상도 영상을 얻기가 어렵다. 이를 공간 영역으로 바꾸어 해석하면, 공간 영역에서는 계수들은 서로 높은 상관관계를 가지고 있으므로 원하는 고해상도 영상을 얻을 수 있다. 그리고 메모리의 사용량과 계산에 드는 비용을 줄이기 위하여 DFT에 기반한 공간 영역에서의 관계식을 DCT^[5] 기반으로 재해석하였다.

그러나 기존의 연구들^[3~5]에서는 부화소의 움직임 정보가 정확하다고 가정하였기 때문에, 만일 부화소의 움직임 정보가 정확하지 않은 경우에는 만족할 만한 고해상도 영상을 얻을 수가 없었다. 따라서 본 논문에서는 정확하지 않은 부화소의 움직임 정보가 고해상도 영상을 재구성하는데 미치는 영향을 분석하고, 부화소 단위의 움직임 정보가 정확하지 않기 때문에 생긴 고해상도 영상 내의 왜곡을 줄일 수 있는 알고리즘을 제안하고자 한다. 우선 정확하지 않은 부화소의 움직임 정보가 고해상도 영상의 재구성에 미치는 영향을 분석하기 위하여 이를 각각의 저해상도 영상에 가우시안 오류가 첨가된 것으로 모델링하였다. 그리고 고해상도 영상 내의 왜곡을 줄이기 위해서 다중채널 디컨벌루션 기법^[9~11]을 수정하여 적용하였다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 우선 II장에서는 고해상도 영상 복원 알고리즘에 대하여 살펴보았다. 그리고 III장에서는 정확하지 않은 부화소의 움직임

정보가 고해상도 영상의 재구성에 미치는 영향을 분석하고 그에 대한 식을 서술해 보았으며, IV장에서는 다중채널 디컨벌루션 방법을 본 연구에 적합하게 수정해 보았다. 또한 V장에서는 실험결과를 나타내었고, 마지막으로 VI장에서는 결론을 내려보았다.

II. 문제 제기

참고문헌 [3]에서 보면 주파수 영역에서의 엘리어싱 관계에 의하여, 엘리어싱이 생기지 않은 고해상도 영상의 주파수 계수 $X^e[k_1, k_2]$ 로부터 엘리어싱이 생긴 저해상도 영상의 주파수 계수 $X[k_1, k_2]$ 를 아래와 같이 분석할 수 있다.

$$\begin{aligned} X_p[k_1, k_2] &= \frac{1}{4L_1L_2} \sum_{l_1=-L_1}^{L_1-1} \sum_{l_2=-L_2}^{L_2-1} X^e[k_1 + l_1M, k_2 + l_2M] \\ &= \frac{1}{4L_1L_2} \sum_{l_1=-L_1}^{L_1-1} \sum_{l_2=-L_2}^{L_2-1} \exp\left[j2\pi\left(\delta_{p,1}\frac{k_1 + l_1M}{M} + \delta_{p,2}\frac{k_2 + l_2N}{N}\right)\right] X^e[k_1 + l_1M, k_2 + l_2M] \quad (1) \end{aligned}$$

만일 저해상도 영상들이 충분하지 않거나 부화소의 움직임 정보가 한 방향으로 편중되어 있다면, 주파수 영역에서는 만족할 만한 고해상도 영상을 복원할 수 없게 된다. 그러므로 식(1)에서의 주파수 영역의 계수 $X^e[k_1, k_2]$ 을 공간 영역의 계수 $x^e[m, n]$ 로 표현하여 다음과 같은 식을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} X_p[k_1, k_2] &= \frac{1}{4L_1L_2} \sum_{l_1=-L_1}^{L_1-1} \sum_{l_2=-L_2}^{L_2-1} \\ &\left\{ \exp\left[j2\pi\left(\delta_{p,1}\frac{k_1 + l_1M}{M} + \delta_{p,2}\frac{k_2 + l_2N}{N}\right)\right] \cdot \sum_{m=0}^{2L_1M-1} \sum_{n=0}^{2L_2N-1} \right. \\ &\left. \exp\left[-j2\pi\left(m\frac{k_1 + l_1M}{2L_1M} + n\frac{k_2 + l_2N}{2L_2N}\right)\right] x^e[m, n] \right\} \quad (2) \end{aligned}$$

그 결과, $x^e[m, n]$ 의 사전정보(복원되는 영상의 저주파 성분이 우세함)를 위의 문제를 해결하는데 적용할 수 있게 된다^[9~11]. 그 이유는 x^e 의 공간 영역 계수는 높은 상관관계를 가지고 있기 때문이다.

그러나 주파수 영역의 관계식을 공간 영역의 관계식으로 바꾸는 것은 $x^e[m, n]$ 의 모든 성분들은 동시에 사용하므로 계산량이 증가하게 된다. 그러므로 DFT에 기반한 공간 영역의 관계식을 DCT기반으로 바꾸어 다음과 같은 관계식을 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} & \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} 4 \cos \pi \frac{(2m+1)k_1}{2M} \cos \pi \frac{(2n+1)k_2}{2N} x_p[m, n] \\ &= \frac{1}{L_1 L_2} \sum_{l_1=-L_1}^{L_1-1} \sum_{l_2=-L_2}^{L_2-1} \left\{ (-1)^{l_1+l_2} \cdot \sum_{m=0}^{2L_1M-1} \sum_{n=0}^{2L_2N-1} \right. \\ & \quad s_{p,1}(m, k_1) s_{p,2}(n, k_2) \cdot \cos \pi \frac{(k_1+2l_1M)(m-\Delta_{p,1})}{2L_1M} \\ & \quad \left. \cos \pi \frac{(k_2+2l_2N)(n-\Delta_{p,2})}{2L_2N} x^e[m, n] \right\} \end{aligned} \quad (3)$$

여기서

$$s_{p,1}(m, k_1) = \begin{cases} 0 & m=0 \text{ and } k_1 = \text{odddnumber} \\ (-1)^k & (0 < \Delta_{p,1} \text{ and } 0 \leq m \leq \Delta_{p,1}) \text{ or} \\ & (\Delta_{p,1} < 0 \text{ and } 2L_1M-1 + \\ & \Delta_{p,1} \leq m \leq 2L_1M-1) \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

이다. 그리고 $s_{p,2}(n, k_2)$ 는 $s_{p,1}(m, k_1)$ 와 비슷하게 나타낼 수가 있다. $\Delta_{p,1} = 2L_1\delta_{p,1}$, $\Delta_{p,2} = 2L_2\delta_{p,2}$ 이다. 식(3)은 다음과 같은 행렬의 형태로 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} & \begin{bmatrix} K_0^{DCT} & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & K_1^{DCT} & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & K_{p-2}^{DCT} & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & K_{p-1}^{DCT} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}_0 \\ \mathbf{x}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{x}_{p-1} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \phi_0 \\ \phi_1 \\ \vdots \\ \phi_{p-2} \\ \phi_{p-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}^E \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (5)$$

여기서 K_i^{DCT} i 번째 저해상도 영상에서의 DCT-커널 블록 행렬이다. 그리고 ϕ_i 는 i 번째 저해상도 영상과 고해상도 영상사이의 관계를 나타내는 행렬이다. $K_0^{DCT} = K_1^{DCT} = \dots = K_{p-1}^{DCT} = K^{DCT}$ 이므로 위의 행렬을 다음과 같이 간략하게 표현할 수 있다.

$$K_{DCT} \mathbf{x} = H_c \mathbf{x}^E \quad (6)$$

결론적으로 선형방정식은 실수의 값들로만 이루어져 있고 우리는 이를 이용하여 효과적으로 고해상도 영상을 복원할 수 있게 된다. 하지만 기존의 연구들^[3-5]에서는 정확한 부화소의 움직임 정보를 가정하였기 때문에, 만일 부화소의 움직임 정보가 정확하지 않다면 기존의 방법을 사용하여 만족할 만한 고해상도의 영상들을 얻기는 어렵다.

III. 부정확한 부화소의 움직임 정보 고찰

측정단위의 물리적인 한계나 잡음에 의해 부화소의 움직임을 정확하게 측정할 수 없기 때문에 복원된 고해상도 영상 내에서 왜곡이 생기게 된다. 따라서 정확하지 않은 부화소의 움직임 정보가 고해상도 영상 재구성에 미치는 영향을 분석해 보고, 정확하지 않은 부화소의 움직임 정보를 고려한 영상 복원 알고리즘을 서술해 보겠다.

주어진 저해상도 영상과 p 번째 저해상도 영상 사이의 관계를 나타내는 정확한 부화소의 움직임 정보를 δ_p^e 라 하자. 이는 부정확한 부화소의 움직임 정보(δ_p^a)와 오차인 부화소의 움직임 정보(δ_p^i)의 합으로 나타낼 수 있다. 즉, $\delta_p^e = \delta_p^i + \delta_p^a$ 이다. 만일 부화소의 움직임 측정이 정확하지 않다면 식(6)에서 ϕ_p 를 구성하는 δ_p^a 대신에 δ_p^i 를 사용할 것이다. 그러므로 이런 불일치가 고해상도 영상을 복원하는데 왜곡을 발생시킨다.

고해상도 영상 내의 이런 왜곡을 감소시키기 위하여, δ_p^e 대신에 δ_p^i 를 사용하는 것은 부적절한 \mathbf{x}_p 를 사용하는 것으로 생각할 수 있다. 그 결과 δ_p^e 의 효과는 영상 사이의 차이를 나타내는 영상으로 \mathbf{x}_p 에 더하여 표현할 수가 있다. 즉,

$$\begin{aligned} & \begin{bmatrix} K_0^{DCT} & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & K_1^{DCT} & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & K_{p-2}^{DCT} & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & K_{p-1}^{DCT} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}_0 \\ \mathbf{x}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{x}_{p-1} \end{bmatrix} + \\ & \begin{bmatrix} \mathbf{d}_0 \\ \mathbf{d}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{d}_{p-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_0 \\ \phi_1 \\ \vdots \\ \phi_{p-2} \\ \phi_{p-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}^E \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (7)$$

여기서 \mathbf{d}_p 는 δ_p^e 에 해당하는 영상과 δ_p^i 에 해당하는 영상 사이의 차이를 나타내는 p 번째 영상의 벡터이다. 식(7)은 간단하게 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$K_{DCT}(\mathbf{x} + \mathbf{d}) = H_c \mathbf{x}^E \quad (8)$$

이제부터 \mathbf{d}_p 의 특성에 대하여 생각해 보자. (m, n) 번째 화소에서 \mathbf{d}_p 의 값을 d_p^m 라 하자. 만일 δ_p^e 가

크면, 그림 1의 (b) '움직임 오류 : 0.125'에서 보여준 것처럼 δ_p^e 가 작을 때보다 d_p^m 가 커지게 된다. 그러므로 d_p 화소값의 평균이나 분산은 표 1에서 보여준 것처럼 δ_p^e 에 의존하며, d_p^m 는 그림 2에서 보여준 것처럼 0에서 대칭적으로 모여있는 경향이 있다.

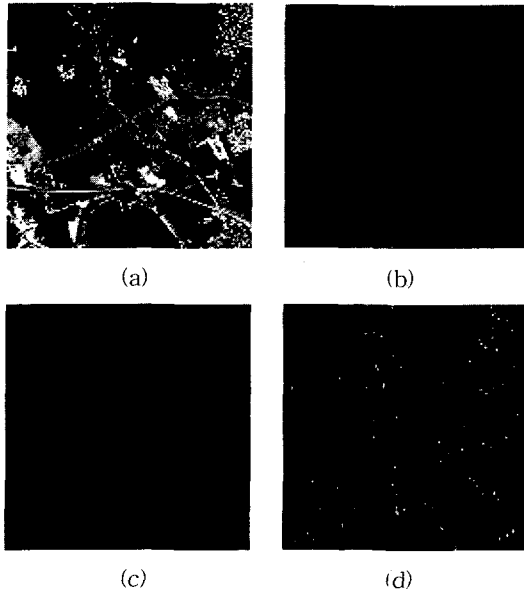


그림 1. 기준 저해상도 영상과 $\{(\delta_{p,1}^a, \delta_{p,2}^a) | (0.125, 0.0), (0.25, 0.0), (0.5, 0.0)\}$, $p=0,1,2$ 에 해당하는 영상사이의 차이를 나타내는 영상들; (a)기준 저해상도 영상, (b)움직임 오류: 0.125, (c)움직임 오류: 0.25, (d)움직임 오류: 0.5

Fig. 1. Example of the reference low-resolution image('aerial.raw', size: 128x128) and the difference images between the reference low-resolution image and the images corresponding to $\{(\delta_{p,1}^a, \delta_{p,2}^a) | (0.125, 0.0), (0.25, 0.0), (0.5, 0.0)\}$, for $p=0,1,2$ (a) the reference low-resolution image (b) motion error: 0.125 (c) motion error: 0.25 (d) motion error: 0.5

표 1. 그림1에서의 차이를 나타내는 영상들의 평균과 분산

Table 1. Mean and variance of the difference images in Fig. 1.

MOTION ERROR	MEAN	VARIANCE
0.125	0.023499	140.6884
0.25	0.115845	522.5899
0.5	0.36499	1568.327

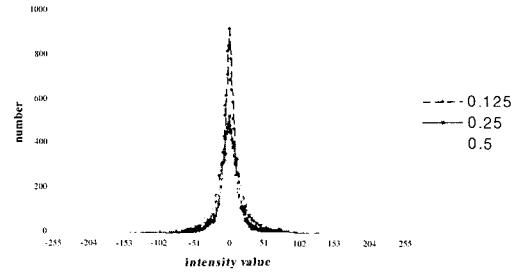


그림 2. 그림1의 차이를 나타내는 영상들에서의 픽셀 값의 분포
Fig. 2. Distribution of the pixel intensity values in the difference images in Fig. 1.

이를 통하여 d_p 를 분산이 δ_p^e 에 의존하는 가우시안 오류로 가정하였다. 이 가정으로부터 식(8)은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$x = K_{DCT}^{-1} H_c x^E - d \tag{9}$$

식(9)을 다음과 같이 다시 쓰면,

$$x = H x^E + e \tag{10}$$

이다. 여기서 $H = K_{DCT}^{-1} H_c$ 이고 e 는 p 개의 가우시안 오류의 조합을 나타내는 벡터이다. 즉, $e = -d$ 이다. 해상도를 감소시키는 행렬 H 는 다음과 같이 정의하면,

$$H = \begin{bmatrix} H_0 \\ H_1 \\ \vdots \\ H_{p-2} \\ H_{p-1} \end{bmatrix} \tag{11}$$

이다.

IV. 정규화된 다중채널 고해상도 영상 복원 알고리즘

가우시안 오류로 정확하지 않은 부화소의 움직임 정보를 모델링함으로써 다중채널 디컨벌루션 연구^[9~11]를 적용하여 고해상도의 영상을 복원할 수 있다. 하지만 기존의 연구^[9~11]에서는 해상도가 저하된 영상들의 수를 고려하여 다수의 원영상들을 얻는 반면에 본 논문에서는 저해상도 영상들의 수를 고려하지 않고 하나의 고해상도 영상을 얻으려 하기 때문에 다중채널 디컨벌

루션을 수정하는 것이 필요하다.

1. 집합이론의 정규화

식(10)을 풀기 위하여, 식(10)을 다음과 같이 다시 쓰면,

$$\mathbf{x}_i = H_i \mathbf{x}^E + \mathbf{e}_i, \quad i=0,1,\dots,P-1 \quad (12)$$

이고 집합이론기법^[12]을 적용할 수 있게 된다. 그 결과로 고해상도영상을 데이터를 충실히 유지할 수 있고, 영상의 저주파 성분이 고주파 성분보다 우세하다는 성질을 나타낼 수 있게 된다.

$$\|\mathbf{x}_i - H_i \mathbf{x}^E\|^2 \leq \epsilon_i^2, \quad i=0,1,\dots,P-1 \quad (13)$$

여기서 ϵ_i 는 i 번째 부화소 움직임 정보의 부정확한 정도에 의존한다. 그리고 평활함은 저해상도의 영상들이 가지고 있는 고주파에너지의 영역을 제한한다.

$$\|C_i F \mathbf{x}^E\|^2 \leq E_i^2, \quad i=0,1,\dots,P-1 \quad (14)$$

위의 식에서 각각의 C_i 는 다음과 같이 다시 쓰면,

$$C_i = [C_{i,0}, C_{i,1}, \dots, C_{i,P-1}], \quad i=0,1,\dots,P-1 \quad (15)$$

여기서 $C_{i,j}$ 는 고주파 성분을 통과시키는 필터의 행렬이다. F 는 고해상도 영상들로부터 저해상도 영상을 얻기 위하여 쓰는 행렬이다. 다시 말해, F 는 H 이다. 그러므로 $F \mathbf{x}^E$ 는 P 개의 저해상도 영상을 생성한다. 그 결과 [11]과 비교해 볼 때, F 는 필요한 저해상도 영상들의 수와 주어진 저해상도 영상들의 수가 다를 때 유용하다. 한계값 E_i 는 생성된 i 번째 저해상도 영상의 평활함의 정도를 유지해주는 제어 요소이다. 그런데 채널들 사이에 평활함이 동일하게 부과되어 있다고 가정하는 것이 합당하므로 $E_0 = E_1 = \dots = E_{P-1} = E$ 이다.

따라서 식(13)과 식(14)에서의 집합이 타원체이므로, 이 타원체들의 교차점을 구하면 된다. 그러나 한계값 ϵ_i 와 E 에 대해 이미 알고 있는 지식은 매우 제한적이므로 한계값 ϵ_i 와 E 에 대한 지식을 이용할 수 없다고 가정한다. 그러므로 알지 못하는 한계값들을 명백하게 고해상도 영상에 대한 함수로 나타내어야 한다.

2. 다중채널 블록 모양 평활화 함수

식(12)의 해를 구하기 위하여 다음과 같은 평활화 함수를 최소화하는 것을 제안한다.

$$Z(\mathbf{x}^E) = \sum_{i=0}^{P-1} Z_i(a_i(\mathbf{x}^E), \mathbf{x}^E) \quad (16)$$

여기서

$$Z_i(a_i(\mathbf{x}^E), \mathbf{x}^E) = \frac{\|\mathbf{x}_i - H_i \mathbf{x}^E\|^2 + a_i(\mathbf{x}^E) \cdot \|C_i F \mathbf{x}^E\|^2}{\|C_i F \mathbf{x}^E\|^2} \quad (17)$$

이고, 정규화 함수 $a_i(\mathbf{x}^E)$ 는 정확하지 않은 부화소의 움직임 정보를 가지고 구한 i 번째 저해상도 영상의 오류와 안정성을 제어한다. ϵ_i 와 E 를 알지 못하기 때문에 정규화 함수 $a_i(\mathbf{x}^E)$ 가 고해상도 영상 \mathbf{x}^E 에 대한 함수로 명확하게 표현되어야 한다. 그리고 일반적으로 비선형적인 평활화 함수 $Z(\mathbf{x}^E)$ 가 포괄적인 최소점(유일한 해)을 갖도록 정규화 함수 $a_i(\mathbf{x}^E)$ 를 적절한 방법으로 결정해야 한다^[10,11]. 본 논문에서는 유일한 해를 갖도록 식(16)에 대한 정규화 함수를 결정하였다. 그 때 $a_i(\mathbf{x}^E)$ 는 다음과 같은 성질을 만족해야만 한다^[11,13].

□ 성질 1 :

정규화 함수는 i 번째 저해상도 영상의 정규화된 오류의 전력에 대한 함수이어야 한다. 즉,

$$a_i(\mathbf{x}^E) = f(Z_i(a_i(\mathbf{x}^E), \mathbf{x}^E)) \quad (18)$$

여기서 $f(\cdot)$ 는 단조증가함수를 나타낸다.

□ 성질 2 :

$\nabla_{\mathbf{x}^E} Z(\hat{\mathbf{x}}^E) = 0$ 를 만족하는 평활화 함수 ($\hat{\mathbf{x}}^E$)의 최소점은 $\nabla_{\mathbf{x}^E} \left[\sum_{i=0}^{P-1} a_i(\hat{\mathbf{x}}^E) \right] = 0$ 을 만족해야 한다.

□ 성질 3 :

정규화 함수는 각 평활화 함수 $Z_i(a_i(\mathbf{x}^E), \mathbf{x}^E)$ 가 블록모양을 갖는 것으로 결정해야 한다.

3. 반복법에 의한 해의 결정

앞에서 이미 언급한 세가지 성질들을 만족하는 정규화 함수를 구하기 위하여 다음과 같은 식을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} & \sum_{i=0}^{P-1} [H_i^T H_i + a_i(\mathbf{x}^E) F^T C_i^T C_i F] \mathbf{x}^E \\ & = \sum_{i=0}^{P-1} H_i^T \mathbf{x}_i \end{aligned} \quad (19)$$

그러나 식(19)는 \mathbf{x}^E 에 대하여 비선형적이기 때문에 바로 \mathbf{x}^E 에 대한 답을 얻을 수 없다. 그러므로 연속적인 근사화 반복법을 사용하여 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{x}_{k+1}^E = \mathbf{x}_k^E + \beta \left(\sum_{i=0}^{P-1} \mathbf{H}_i^T \mathbf{x}_i - \sum_{i=0}^{P-1} [\mathbf{H}_i^T \mathbf{H}_i + \alpha_i(\mathbf{x}_k^E) \mathbf{F}^T \mathbf{C}_i^T \mathbf{C}_i \mathbf{F}] \mathbf{x}_k^E \right) \quad (20)$$

식(20)에서 \mathbf{x}^E 가 수렴하기 위한 충분 조건은 다음과 같다^[11].

$$\alpha_i(\mathbf{x}^E) < \frac{2 - \beta P \sigma_{\max}(\mathbf{H}_i^T \mathbf{H}_i)}{\sigma_{\max}(\mathbf{F}^T \mathbf{C}_i^T \mathbf{C}_i \mathbf{F})} \quad (21)$$

따라서 식(21)을 만족하면 식(20)의 반복은 $Z(\mathbf{x}^E)$ 를 최소로 수렴하게 한다. 그리고 다음 조건(성질 3)을 만족하면,

$$\frac{\partial f(Z_i(\alpha_i(\mathbf{x}^E), \mathbf{x}^E))}{\partial Z_i(\alpha_i(\mathbf{x}^E), \mathbf{x}^E)} < \frac{1}{\|\mathbf{C}_i \mathbf{F} \mathbf{x}^E\|^2} \quad (22)$$

각각의 정규화 함수들은 블록해진다^[11]. 그 결과 평활화 함수 또한 블록해지고 그렇게 되면 반복법인 식(20)은 유일한 최소점으로 수렴하게 된다.

예를 들면, 정규화 함수는 단조증가(성질 1)와 선형(성질 2)함수 $f(\cdot)$ 에 의해 결정된다. 다시 말하면,

$$\alpha_i(\mathbf{x}^E) = f(Z_i(\alpha_i(\mathbf{x}^E), \mathbf{x}^E)) = \gamma \cdot Z_i(\alpha_i(\mathbf{x}^E), \mathbf{x}^E) \quad (23)$$

이다. 여기서 γ 는 블록함(성질 3)과 수렴에 대한 충분 조건에 의하여 결정된다. 식(23)으로부터 $\alpha_i(\mathbf{x}^E)$ 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\alpha_i(\mathbf{x}^E) = \frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{H}_i \mathbf{x}^E\|^2}{\frac{1}{\gamma} - \|\mathbf{C}_i \mathbf{F} \mathbf{x}^E\|^2} \quad (24)$$

여기서 $\frac{1}{\gamma} > \|\mathbf{C}_i \mathbf{F} \mathbf{x}^E\|^2$ 는 블록함을 만족하기 위한 조건으로부터 나온 결과이다. 식(21)에서의 수렴에 대한 충분조건을 만족하기 위하여 다음과 같은 식을 얻을 수 있다.

$$\frac{1}{\gamma} > \frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{H}_i \mathbf{x}^E\|^2 \cdot \beta P \sigma_{\max}(\mathbf{F}^T \mathbf{C}_i^T \mathbf{C}_i \mathbf{F})}{2 - \beta P \sigma_{\max}(\mathbf{H}_i^T \mathbf{H}_i) + \|\mathbf{C}_i \mathbf{F} \mathbf{x}^E\|^2} \quad (25)$$

결론적으로 식(12)의 유일한 해를 존재하게 하는 적당한 정규화 함수를 결정할 수 있다.

V. 실험 결과

실험 과정을 보면 256x256픽셀의 원영상을 DFT영역에서 나머지 부분을 0으로 채워서 보간을 이용한 후, 다시 역DFT를 취하여 2048x2048픽셀의 영상을 얻는다. 이렇게 만든 2048x2048픽셀의 영상을 다운 샘플링(down sampling)하여 256개의 128x128픽셀의 저해상도 영상들을 만든다. 이 256개의 저해상도 영상들 중에 임의로 하나를 기준영상으로 선택하면, 나머지 영상들이 기준 영상과 비교해서 상대적인 쉬프트를 가지게 된다.

계산량을 줄이기 위하여 전체 영상을 겹치지 않게 256개의 8x8픽셀의 부분 영상으로 나누고 각각의 부분 영상에 대하여 독립적으로 제안한 알고리즘을 적용하였다. 그 결과로 얻은 각각의 고해상도 영상들을 단순히 나열하면 블록킹 현상이 나타나기 때문에 블록을 겹쳐서 복원을 하였다. 그리고 반복을 마치기 위한 조건으로는 \mathbf{x}_{k+1}^E 와 \mathbf{x}_k^E 의 차이를 정규화 시킨 값이 10^{-6} 보다 작거나 반복횟수가 3000번을 넘지 않도록 하였다. 실험에 사용된 'aerial.raw'의 원영상은 그림 3에 나타내었다.



그림 3. 256×256의 원영상 'aerial.raw'
Fig. 3. The original image of size 256×256; 'aerial.raw'.

실험에 사용된 저해상도 영상들은 $\{(\delta_{p,1}^a, \delta_{p,2}^a) | (0,0,0), (0.125,0.75), (0.625,0.1875), (0.6875,0.75)\}$ ($P=0,1,2,3$)인 정확한 부화소의 움직임 정보를 가지고 있다. 그러나 표 2에서 보여준 것처럼 부화소의 움직임 측정이 정확하지 않다고 가정하였다. 정확하지 않은 부화소의 움직임 정보를 가지고 복원한 고해상도 영상의 PSNR을 표 3에 나타내었다. 그리고 그림 4의 결과 영상들에

표 2. 정확한 부화소의 움직임이 $\{(\delta_{p,1}^a, \delta_{p,2}^a) | (0,0, 0.0), (0.125, 0.75), (0.625, 0.1875), (0.6875, 0.75)\}$, $p = 0, 1, 2, 3$ 일 때, 고해상도 영상 복원시 사용한 경우들

Table 2. The sub-pixel motion information using in a high-resolution image reconstruction, where the accurate sub-pixel motion information is $\{(\delta_{p,1}^a, \delta_{p,2}^a) | (0.0, 0.0), (0.125, 0.75), (0.625, 0.1875), (0.6875, 0.75)\}$, for $p = 0, 1, 2, 3$.

Case \ Motion	Case 1	Case 2	Case 3	Case 4
$(\delta_{0,1}, \delta_{0,2})$	(0,0,0)	(0,0,0)	(0,0,0)	(0,0,0)
$(\delta_{1,1}, \delta_{1,2})$	(0.25,0.7)	(0.275,0.6)	(0.325,0.575)	(0.35,0.5)
$(\delta_{2,1}, \delta_{2,2})$	(0.65,0.25)	(0.55,0.25)	(0.475,0.3125)	(0.45,0.35)
$(\delta_{3,1}, \delta_{3,2})$	(0.75,0.85)	(0.775,0.875)	(0.825,0.875)	(0.875,0.875)

표 3. 표 2와 같은 부화소의 움직임 정보로 영상 'aerial.raw'를 복원할 때 PSNR (dB); (a) 공간 영역에서 정규화를 사용하지 않고 DCT기반으로 복원한 영상, (b) 공간영역에서 정규화를 사용하여 DCT기반으로 복원한 영상

Table 3. PSNR(dB) of the reconstruction high-resolution images for 'aerial.raw' when the sub-pixel motion is as in table 2; (a) Spatial domain representation based on DCT without regularization, (b) Spatial domain representation based on DCT with regularization.

Case \ Method	Case 1	Case 2	Case 3	Case 4
A	22.06	20.89	18.86	17.14
B	22.09	21.36	19.61	18.19

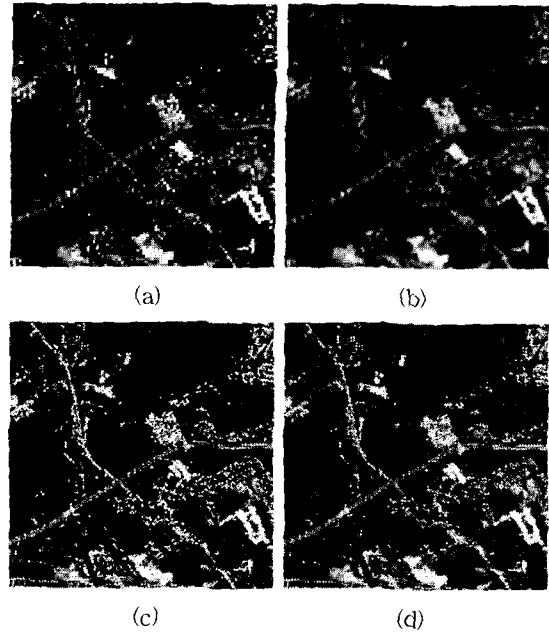


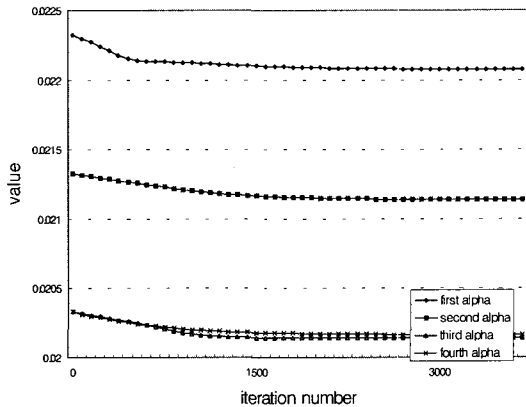
그림 4. 표 2의 경우 4에 해당하는 부화소의 움직임 정보를 가지고 차이 알고리즘을 사용하여 'aerial.raw'의 저해상도 영상(128x128)들을 고해상도 영상(256x256)으로 복원한 영상들; (a) 주위 픽셀을 그대로 복사하여 복원한 영상, (b) 양선형 보간을 사용하여 복원한 영상, (c) 공간 영역에서 정규화를 사용하지 않고 DCT기반으로 복원한 영상, (d) 공간영역에서 정규화를 사용하여 DCT기반으로 복원한 영상

Fig. 4. A part of the reconstructed high-resolution images(256x256) for 'aerial.raw' from low-resolution images (128x128) by different algorithms, where the relative sub-pixel motion information was case 4 in Table 2; (a) Nearest-neighbor expansion, (b) Bilinear interpolation, (c) Spatial domain representation based on DCT without regularization, (d) Spatial domain representation based on DCT with regularization.

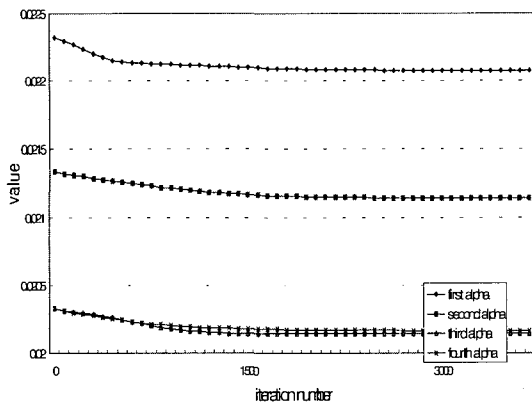
서 볼 수 있듯이, 부화소의 움직임 정보가 정확하지 않을 때 복원된 고해상도 영상은 왜곡이 생기는데, 부정확한 정도가 클수록 왜곡은 더욱 심하게 나타난다. 하지만 공간영역에서 정규화를 사용한 고해상도 영상복원은 왜곡을 감소시킬 수 있었다. 또한 부화소의 움직임 정보의 부정확한 정도가 클수록, 복원된 고해상도 영상들은 아무런 정보도 가지고 있지 않은 포화된 값을 갖는 픽셀들을 더 많이 포함한다. 예를 들어, 그림 4(c)에서 정규화를 사용하지 않고 복원된 고해상도 영

상은 경계선 부분에 많은 밝은 픽셀들을 포함하는데, 밝은 픽셀들의 값은 범위를 벗어난 것이다. 이와 대조적으로, 그림 4(d)에서 정규화를 사용하여 복원된 고해상도 영상은 밝은 픽셀을 적게 포함하고 있다.

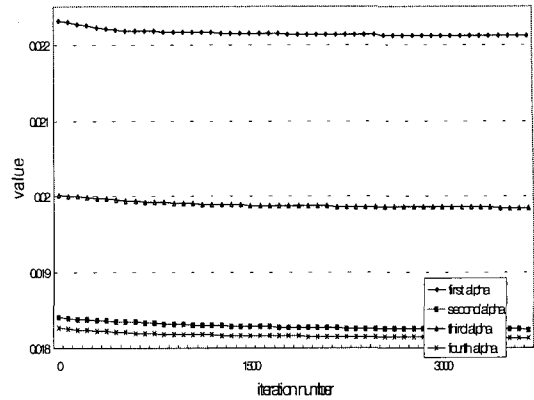
그림 5, 그림 6에서는 고주파 영역(high-active region)과 저주파 영역(Low-active region) 각각의 경우에 대하여 반복횟수 대 정규화 함수를 그래프로 나타내었다. 모든 경우에서 정규화 함수의 값은 수렴한다. 또한 저주파 영역(배경)과 고주파 영역(경계선)에서 구한 그래프는 비슷한 경향을 가지지만 정규화 함수의 수렴값은 달라진다. 이를 통해 같은 부정확한 정도를 가진 있는 경우라도 정규화 함수의 값은 각각의 블록의 특성에 따라 다르게 됨을 알 수 있다. 그러므로 블록 기반을 사용하여 만들어진 정규화 함수는 전체적으로는 움직임 정보의 부정확한 정도를, 그리고 부분적으로는 각 블록의 성질들을 고려할 수 있다.



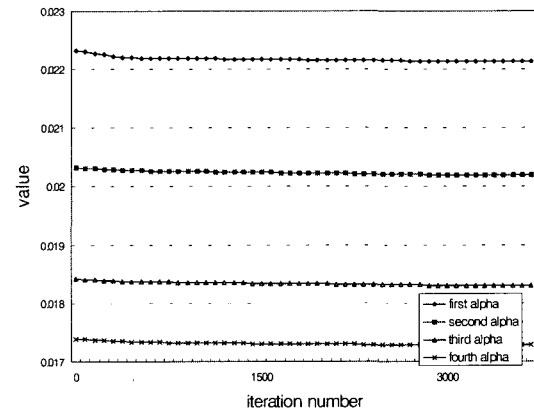
(a)



(b)



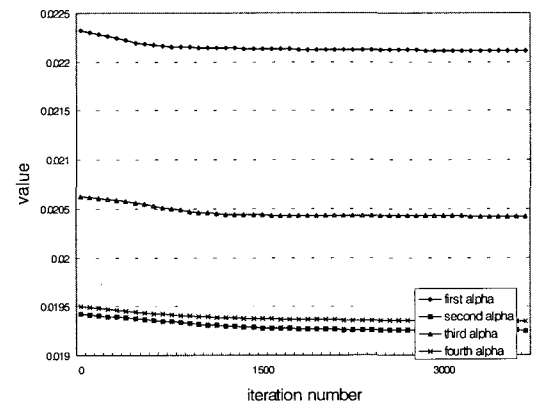
(c)



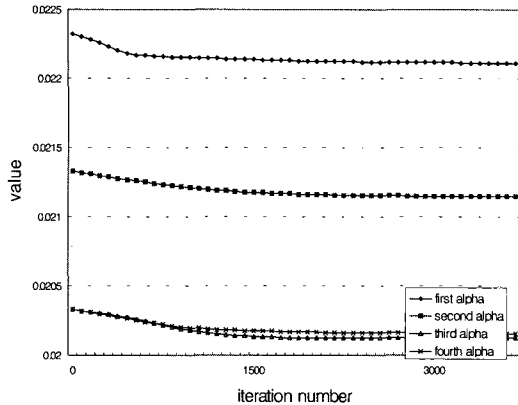
(d)

그림 5. 표 2 각각의 경우에 대하여 ‘aerial.raw’ 고주파 영역의 반복횟수 대 정규화 함수 $\alpha_i(\mathbf{x}^E)$ 그래프; (a) case 1, (b) case 2, (c) case 3, (d) case 4

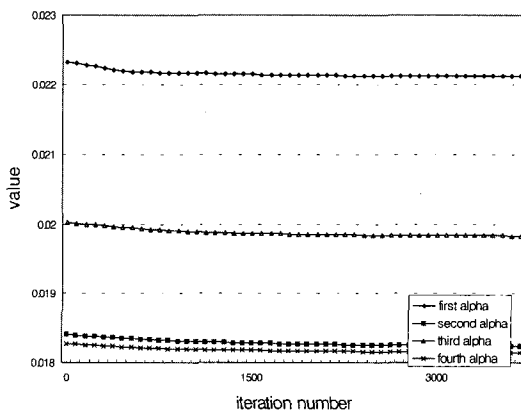
Fig. 5. Regularization functional $\alpha_i(\mathbf{x}^E)$ versus iteration number for several cases in Table 2, at the high-activity region(i.e. the edge) for ‘aerial.raw’ ; (a) case 1, (b) case 2, (c) case 3, (d) case 4.



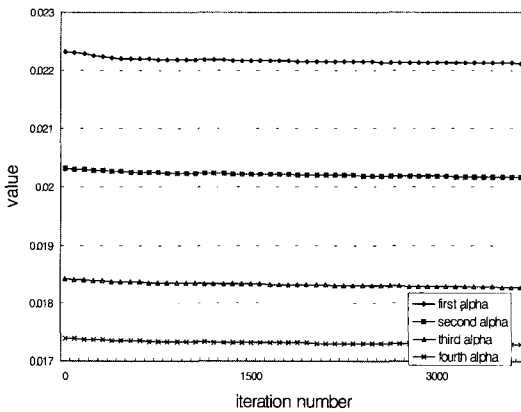
(a)



(b)



(c)



(d)

그림 6. 표2 각각의 경우에 대하여 'aerial.raw' 저주파 영역의 반복횟수 대 정규화 함수 $\alpha_i(\mathbf{x}^E)$ 그래프; (a) case 1, (b) case 2, (c) case 3, (d) case 4

Fig. 6. Regularization functional $\alpha_i(\mathbf{x}^E)$ versus iteration number for several cases in Table 2, at the low-activity region(i.e. the background) for 'aerial.raw' ; (a) case 1, (b) case 2, (c) case 3, (d) case 4.

VI. 결론

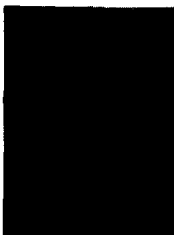
본 논문에서는 부정확한 부화소의 움직임 정보를 고려하여 고해상도의 영상을 복원하는 알고리즘을 제안해 보았다. 기존의 고해상도 영상 복원에 대한 연구들에서는 부화소의 움직임 정보가 정확하지 않은 경우에는 복원된 영상 내의 왜곡이 심하게 생겼다. 그러므로 왜곡을 줄이기 위하여 정확하지 않은 부화소의 움직임 정보가 고해상도 영상 재구성에 미치는 영향을 분석하였으며, 이를 각각의 저해상도 영상에 대하여 가우시안 오류가 첨가된 것으로 모델링하였다. 그리고 본 논문에서는 다수의 원영상들을 구하는 대신 하나의 고해상도 영상을 얻는 것을 목적으로 하기 때문에 다중채널 디컨벌루션을 수정하였다. 그 결과 부화소의 움직임 정보가 정확하지 않은 경우에 본 논문에서 제안한 알고리즘을 적용하여 복원된 고해상도 영상 내의 왜곡을 줄일 수 있었다. 또한 제안한 알고리즘을 적용할 때 블록 기반으로 구현하여 계산량을 줄일 수 있었으며, 영상의 부분적인 특성을 잘 반영할 수 있었다.

참고문헌

- [1] K. Aizawa and T. Komatsu and T. Saito, "A scheme for acquiring very high resolution images using multiple cameras", in *Proc. IEEE Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Processing*, San Francisco, CA, vol.III, pp.289-292, 1992.
- [2] Y. Nakazawa and T. Saito and T. Komatsu and K. Aizawa, "Two Approaches for Image-Processing Based High Resolution Image Acquisition", in *Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing*, Austin, TX, vol.III, pp.147-151, Nov. 1994.
- [3] S. P. Kim and N. K. Bose and H. M. Valenzuela, "Recursive reconstruction of high resolution image from noisy undersampled multiframe", *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, vol.38,no.6, pp.1013-1027, June 1990.

- [4] Jin Yeol Park, Seunghyeon Rhee, and Moon Gi Kang, "Multichannel dealiasing technique for superresolution," *Proc. ITC-CSCC*, Sokcho, Korea, vol.1, pp. 35-38, July 14, 1998.
- [5] Seunghyeon Rhee and Moon Gi Kang, "DCT-based Regularized High-Resolution Image Reconstruction Algorithm," *Opt. Eng.*, vol. 38, no.8, pp. 1348-1356, Aug. 1999.
- [6] A. M. Tekalp and M. K. Ozkan and M. I. Sezan, "High-resolution image reconstruction from lower-resolution image sequences and space-varying image restoration", in *Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing*, San Francisco, CA, vol.III, pp.169-172, 1992.
- [7] H. Stark and P. Oskoui, "High-resolution image recovery from image-plane arrays, using convex projections", *J. Opt. Soc. Amer. A*, vol.6, no.11, pp.1715-1726, Nov.1989.
- [8] M. Irani and S. Peleg, "Improving resolution by image registration", *Comput. Vis., Graphics, Image Processing: Graphical Models and Image Processing*, vol.53, no.3, pp.231-239, May 1991.
- [9] 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.
- [10] M. G. Kang and A. K. Katsaggelos, "Simultaneous multichannel image restoration and estimation of the regularization parameters", *IEEE Trans. Image Processing*, vol.6, no.5, pp.774-778, May 1997.
- [11] M. G. Kang, "Generalized multichannel deconvolution approach and its applications", *Optical Engineering*, vol.37, no.11, pp.2953-2964, Nov. 1998.
- [12] 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
- [13] S. J. Reeves and R. M. Mersereau, "Optimal estimation of the regularization parameters and stabilizing functional for regularized image restoration", *Optical Engineering*, vol.29, pp.446-454, May, 1990

저 자 소 개



朴 珍 烈(正會員)

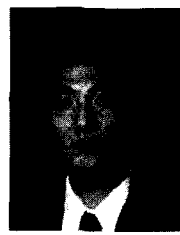
1975년 10월 4일생. 1998년 2월: 연세대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1998년 3월~2000년 2월: 연세대학교 대학원 전기·전자공학과 졸업(공학석사). 2000년 2월~현재: 삼성전자 연구원.주관심분야: 초고해상도

영상복원, 영상 신호처리



李 恩 實(正會員)

1977년 6월 5일 생. 2000년 2월 연세대학교 전자공학과 졸업(공학사). 2000년 3월~현재 연세대학교 대학원 전기·전자공학과 석사과정. 주관심분야: 영상처리(영상복원, 초고해상도 영상복원), 신호처리



姜 文 基(正會員)

1963년 9월 6일 생. 1986년 2월 서울대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1988년 2월 서울대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학 석사). 1994년 2월 Northwestern University 졸업(공학 박사). 1994년 3월~1994년 10월

Northwestern University Research Fellow. 1994년11월~1997년 2월 University of Minnesota, Duluth 조교수. 1997년 3월~1999년 2월 연세대학교 전자공학과 조교수. 1999년 3월~현재 연세대학교 전기·전자공학과 부교수. 주관심분야: 영상복원, 초고해상도 영상복원, 디지털 비디오 처리