

# DCT 기반의 정규화 된 고해상도 영상 복원 알고리즘

정회원 박진열\*, 이승현\*, 강문기\*

## DCT-based Regularized High-Resolution Image Reconstruction Algorithm

Jin-Yeol Park\*, Seung-Hyeon Rhee\*, Moon-Gi Kang\* *Regular Members*

### 요 약

센서의 물리적인 한계에 의해서 저해상도의 영상밖에 얻을 수 없는 경우에도 고해상도의 영상이 필요할 때가 있다. 본 논문에서는 이러한 경우에 다중채널의 디컨벌루션 방법을 기반으로 다수의 저해상도 영상들로부터 하나의 고해상도 영상을 얻을 수 있는 영상 복원 알고리즘을 제안하고자 한다. 엘리어싱은 주파수 영역에서 해석하기 쉽기 때문에 DFT를 기반으로 한 방법이 일반적으로 사용되어졌다. 그러나 복원에 필요한 저해상도 영상이 충분하지 않거나, 저해상도 영상들이 가지는 정보가 적절하지 않을 경우에 대해서는 원하는 고해상도의 영상을 얻을 수 없었다. 그래서 이를 극복하기 위해 공간 영역으로 재해석하면 확장된 다중채널의 정규화를 사용할 수 있었으며, DFT대신에 DCT를 사용하여 연산량을 줄일 수 있었다. 이론적인 고찰과 실험을 통하여 우리가 제안한 알고리즘에 대한 유용성을 알아 보았으며, 저해상도 영상의 움직임 정보가 올바르지 않을 경우에도 정규화를 사용하여 이를 극복할 수 있음을 실험을 통해서 알 수 있었다.

핵심 되는 말 --- 영상복원, 엘리어싱, 정규화, 고해상도, 디컨벌루션, DCT

### ABSTRACT

While high resolution images are required for various applications, aliased low-resolution images are only available due to the physical limitations of sensors. In this paper, we propose an algorithm to reconstruct a high resolution image from multiple aliased low-resolution images, which is based on the generalized multichannel deconvolution technique. The conventional approaches are based on the discrete Fourier transform (DFT) since the aliasing effect is easily analyzed in the frequency domain. However, the useful solution may not be available in many cases, i.e., the underdetermined cases or the insufficient subpixel information cases. In order to compensate for such ill-posedness, the generalized multichannel regularization was adopted in the spatial domain. Furthermore, the usage of the discrete cosine transform instead of the DFT leads to the computationally efficient reconstruction algorithm. The validity of the proposed algorithm is both theoretically and experimentally demonstrated in this paper. It is also shown that the effect of inaccurate motion information is reduced by regularization

Keywords --- image processing, regularization, high resolution, deconvolution, reconstruction

### I. 서론

원격 탐사, 군사 감시 또는 의료 진단 등의 분야에서는 고해상도의 영상이 요구된다. 그러나 산탄

노이즈나 물리적인 현상에 의해서 CCD의 성능이 제한되는 경우에는 우리가 필요로 하는 고해상도의 영상을 얻는 것이 불가능하게 된다. 또한 고도의 정확도를 필요로 하는 CCD의 경우 비유적인 측면도

\* 연세대학교 전자공학과  
논문번호 : 98427-0928, 접수일자 : 1998년 9월 28일

고려해 볼 필요가 있다. 이와 같은 이유로 다수의 저해상도 영상을 가지고 하나의 고해상도의 영상을 만드는 연구<sup>[1][2][3][4]</sup>가 이루어졌으며, 현재는 공간 영역에서의 방법<sup>[5]</sup>, 주파수 영역에서의 방법<sup>[4]</sup>, POCS를 사용한 방법<sup>[3][6]</sup>, 역사상을 이용한 방법<sup>[7]</sup> 등의 연구가 이루어지고 있다. 이러한 연구들은 주파수 영역에서 저해상도 영상을 고해상도 영상의 선형적 표현으로 나타낼 수 있다는 생각에서 출발하였다. 이러한 고해상도 영상과 저해상도 영상 사이의 관계는 [4]에 잘 나타나 있으며, 그 관계를 이용한 주파수 영역에서의 고해상도 영상의 복원은 단순히 선형 연립 방정식의 해를 구하는 것으로 규정 지을 수 있었다. 그러나 예를 들어 복원에 필요한 저해상도 영상이 적거나 복원에 사용되는 저해상도 영상들의 움직임 정보가 적절하지 않을 경우에는 원하는 고해상도 영상을 얻기가 어려웠다. 이는 주파수 영역에서의 궁극적으로 구하는 것이 고해상도의 DFT계수인데, DFT계수는 서로 상관관계가 없으므로 정규화를 적용 할 수가 없기 때문이다. 그런데 공간 영역에서 이를 다시 재해석하면, 원하는 해의 사전정보를 이용하여, 정규화를 통해 원하는 해를 얻을 수가 있다. 그러나 공간 영역에서의 구현은 상관관계가 있는 전체 데이터를 동시에 사용하여 연산하므로 연산량이 급격하게 증가하게 된다. 본 논문에서는 이 증가된 연산량을 줄이기 위해서 공간 영역에서 DFT기반의 관계식을 DCT기반으로 재해석하였다. 그 결과 전체의 데이터를 가지고 연산을 하기 때문에 증가한 연산량을 크게 줄일 수 있었으며, 주파수 영역에서는 해를 얻을 수 없었던 경우에 대해서도 공간 영역에서 정규화 된 다채널 디컨벌루션<sup>[8][9][10]</sup>을 이용하여 만족할만한 결과를 얻을 수 있었다. 또한 좀더 빠르게 구현하기 위해서 블록 기반으로의 구현을 시도 해 보았다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 먼저 II장.1절에서는 주파수 영역에서의 고해상도 영상 복원 알고리즘을 살펴보고, II장.2절에서는 공간 영역에서 이를 새로 정의해 보았으며, II장.3절에서는 DCT를 이용해 이를 변형해 보았다. 또한 III장에서는 실험을 통해 우리가 제안한 알고리즘의 유용성을 살펴보고, 마지막으로 IV장에서는 결론을 내려 보았다.

## II. 이론적 고찰

### 1. 주파수 영역에서의 고해상도 복원

참고문헌[4]에서 보면 주파수 영역의 엘리어싱 관계에 의해서, 엘리어싱이 생긴 저해상도의 영상의 DFT계수,  $X[k_1, k_2]$ 를 엘리어싱이 생기지 않은 고해상도 영상의 DFT계수,  $X^e[k_1, k_2]$ 의 선형적인 조합으로 나타낼 수가 있다.

$$X_p[k_1, k_2] = \frac{1}{4L_1L_2} \sum_{l_1=0}^{2L_1-1} \sum_{l_2=0}^{2L_2-1} \exp\{j2\pi(\delta_{p,1} \frac{k_1'}{N_1} + \delta_{p,2} \frac{k_2'}{N_2})\} X^e[k_1+l_1N_1, k_2+l_2N_2] \quad (1)$$

이를 행렬 대 벡터 형태를 사용하여 다음과 같이 나타낼 수가 있다<sup>[2][4]</sup>.

$$X = HX^e \quad (2)$$

여기서 벡터  $X$ 는 각각의 저해상도 영상의 DFT 계수를 가지고 있는 벡터이며, 벡터  $X^e$ 는 1개의 고해상도 영상,  $x^e$ 의 2차원 DFT계수들을 1차원의 벡터로 나타낸 것이다.

### 2. 공간 영역에서의 재해석

식.(2)에서 고해상도 영상을 복원하는 문제는 P개의 1차  $4L_1L_2$ 원의 선형연립방정식을 푸는 것이었다. 그런데 고해상도 영상을 만들기 위해 필요한 저해상도 영상의 수보다도 저해상도의 영상을 적게 가지거나, 또는 저해상도의 영상들이 가지는 정보가 적절하지 않은 경우에는 식.(2)에서 위상 쉬프트의 향으로 구성되어 있는 행렬  $H$ 가 특이 행렬이 되어 우리가 원하는 해를 구할 수가 없게 된다. 따라서 행렬  $H$ 가 특이행렬이 되지 않도록 정규화를 해주어야 한다. 그러나 벡터  $X^e$ 의 성분들은 상호연관성이 없기 때문에 벡터  $X^e$ 의 사전정보를 이용한 정규화를 할 수가 없다. 그래서 DFT 기반의 복원식에서  $X^e$ 를 공간영역의  $x^e$ 로 표현하여 다음과 같이 공간 영역의 계수들로 표현되어지는 새로운 식을 얻는다.

$$X_p[k_1, k_2] = \frac{1}{4L_1L_2} \sum_{l_1=0}^{2L_1-1} \sum_{l_2=0}^{2L_2-1} \exp\left\{j2\pi\left\{\delta_{p,1} \frac{k_1+l_1N_1}{N_1} + \delta_{p,2} \frac{k_2+l_2N_2}{N_2}\right\}\right\} \sum_{n_1=0}^{2L_1-1} \sum_{n_2=0}^{2L_2-1} \exp\left[-j2\pi\left\{n_1 \frac{k_1+l_1N_1}{2L_1N_1} + n_2 \frac{k_2+l_2N_2}{2L_2N_2}\right\}\right] x^e[n_1, n_2] \quad (3)$$

이 식은 다시 다음과 같이 행렬을 이용한 형태로 다시 표현되어질 수 있다.

$$X = H_s x^e \quad (4)$$

여기서 벡터  $x^e$ 는 공간 영역에서의 고해상도 영상으로 1차원의 벡터로 나타내어지며, 행렬  $H_s$ 는 기준 영상에 대한 쉬프트 항과 DFT에 관련된 항들로 구성되어진다.

이렇게 주파수 영역에서 유도된 식을 공간 영역의 변수(화소값)들로 다시 나타내는 이유는 공간 영역에서 벡터  $x^e$ 의 성분들이 서로 상관관계가 있으므로 이를 이용하여 정규화를 할 수 있기 때문이다 [8][9][10].

### 3. Discrete Cosine Transform을 이용한 식의 변형

정규화를 이용하기 위해서 주파수 영역에서 유도된 식을 공간 영역의 변수들로 다시 나타내면, 주파수 영역에서 유도된 식을 사용하여 해결할 수 없는 경우에 대해서도 원하는 결과를 얻을 수 있다. 그러나 이 경우에는 공간 영역의 전체 데이터를 동시에 이용하여 연산하기 때문에 메모리의 사용과 계산의 복잡성이 증가하게 된다. 따라서 우리는 공간 영역에서의 재해석 결과로 증가한 연산량을 줄일 필요가 있다. 즉, 식.(4)의  $x^e$  벡터를 효율적으로 구하기 위해서 복소수의 성분들로 구성되어진 행렬  $H_s$ 를 실수 성분들로 변환을 할 필요가 있다.

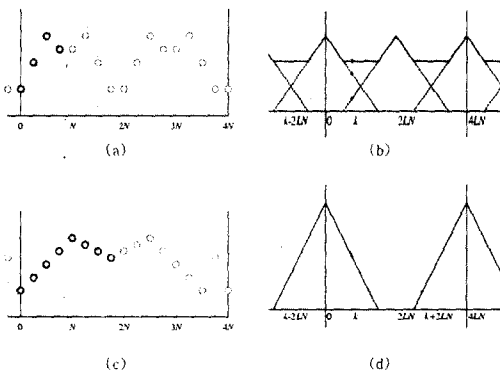


그림 1. 저해상도 영상의 경상 데이터와 이로부터 해상도가 증가한 영상 데이터 사이의 관계 ; (a) 공간 영역에서의 경상 데이터, (b) 주파수 영역에서의 경상 데이터, (c) 공간 영역에서 이로부터 해상도가 증가한 영상 데이터, (d) 주파수 영역에서 이로부터 해상도가 증가한 영상 데이터

Fig. 1 Relationship between one of the low-resolution images and the resulting high-resolution image (a) in the spatial domain, (b) in the frequency domain

$x_p$ 와  $x^e$ 를 그림.1(a)와 (c)에서와 같이 다시 정렬해 보면, 식.(4)의 왼쪽 항은 저해상도 영상의

DCT계수를 가지게 되며, 오른쪽 항에서의 행렬  $H_s$ 의 복소수 부분과 서로 상쇄하게 된다.

즉, 원래의 데이터에 이 데이터의 대칭된 형태의 데이터를 붙여 경상의 데이터(거울에 비쳤을 경우 좌우 대칭의 상)를 만들면 복소수로 표현되는 DFT 형태의 데이터가 실수로 표현되는 DCT 형태의 데이터가 되는 것이다. 결과적으로 복원된 고해상도의 영상은 반복적으로 대칭 형태를 이루며, 새로 생성된 데이터의 개수를 보면 원래 데이터 개수의 두 배가 됨을 알 수 있다. 그러나 이 새로운 데이터는 원래의 데이터에 비해 더 많은 중복을 가지며, 또한 새로운 데이터의 반만을 가지고도 원래의 데이터를 표현 할 수가 있다. 이는 그림.1을 보면 잘 알 수 있다.

우리가 위에서 제안한 방법에서 따르면 p번째 저해상도의 영상을 다음과 같이 표현 할 수가 있다.

$$X_p[k_1, k_2] = \sum_{n_1=0}^{2N_1-1} \sum_{n_2=0}^{2N_2-1} \exp \left[ -j2\pi \left( \frac{n_1 k_1}{2N_1} + \frac{n_2 k_2}{2N_2} \right) \right] x_p[n_1, n_2] \quad (5)$$

식.(5)를 다시 4개의 영역으로 나누고, 새로 만들어진 경상의 데이터의

$$x_p[n_1, \cdot] = x_p[2N_1 - 1 - n_1, \cdot]$$

와  $x_p[\cdot, n_2] = x_p[\cdot, 2N_2 - 1 - n_2]$ 인 관계를 이용하여  $2N_1 \times 2N_2$ 의 영역을  $N_1 \times N_2$ 의 영역으로 줄이고 간단히 수식 전개를 하면 다음의 식을 얻을 수 있다.

$$X_p[k_1, k_2] = \exp \left[ -j\pi \left( -\frac{k_1}{2N_1} - \frac{k_2}{2N_2} \right) \right]$$

$$\sum_{n_1=0}^{N_1-1} \sum_{n_2=0}^{N_2-1} 4 \cos \left( \pi \frac{(2n_1+1)k_1}{2N_1} \right) \cos \left( \pi \frac{(2n_2+1)k_2}{2N_2} \right) x_p[n_1, n_2] \quad (6)$$

식.(6)를 보면 저해상도 영상,  $x_p[n_1, n_2]$ 의 DCT의 형태를 가지고 있음을 알 수 있다. 이때  $C_p[k_1, k_2]$ 를  $x_p[n_1, n_2]$ 의 DCT계수라고 하면, 식.(6)는 다음과 같이 표현되어 질 수가 있다.

$$X_p[k_1, k_2] = W_{2N_1}^{-k_1/2} W_{2N_2}^{-k_2/2} C_p[k_1, k_2] \quad (7)$$

여기서  $W_N^k = \exp[-j2\pi \frac{k}{N}]$ 이다.

식.(7)에 식.(1)과

$\exp\left[-j2\pi\frac{kL}{4LN}\right] = \exp\left[-j2\pi\frac{k/2}{2N}\right] = W_N^{k/2}$ 의 관계를 적용하면 다음과 같은 식을 얻을 수 있게 된다.

$$C_p[k_1, k_2] = \frac{1}{4L_1L_2} \sum_{l_1=0}^{2L_1-2L_2-1} \sum_{l_2=0}^{2L_2-1} (-1)^{l_1+l_2} \cdot \exp\left[-j2\pi\left\{\frac{(k_1+2l_1N_1)L_1}{4L_1N_1} + \frac{(k_2+2l_2N_2)L_2}{4L_2N_2}\right\}\right] \cdot X_p^e[k_1+2l_1N_1, k_2+2l_2N_2] \quad (8)$$

식.(8)을 보면  $[k_1, k_2]$  위치의 DCT계수를  $x_p^e$ 의 각각의 방향에 대하여  $L_1$ 과  $L_2$ 만큼 쉬프트 된 DFT계수들의 선형 조합으로 볼 수 있다.

즉,

$$C_p[k_1, k_2] = \frac{1}{4L_1L_2} \sum_{l_1=0}^{2L_1-2L_2-1} \sum_{l_2=0}^{2L_2-1} (-1)^{l_1+l_2} X_p^e[k_1+2l_1N_1, k_2+2l_2N_2] \quad (9)$$

가 된다. 여기서  $X_p^E$ 는  $x_p^e$ 가 각각의 방향에 대하여  $L_1$ 과  $L_2$ 만큼 쉬프트 된  $x_p^e$ 의 DFT계수이며,  $x_p^E$ 가  $[2L_1N_1, 2L_2N_2]$  주위로 대칭이 되므로,  $X_p^E$ 는 실수만으로 구성되어진다. 또한 식.(9)에 DCT의 실수 단위의 픽셀 쉬프트 성질[부록 참조]을 적용하면 다음과 같은 식을 얻을 수 있다.

$$C_p[k_1, k_2] = \frac{1}{4L_1L_2} \sum_{l_1=0}^{2L_1-2L_2-1} \sum_{l_2=0}^{2L_2-1} (-1)^{l_1+l_2} \cdot \sum_{n_1=0}^{2L_1N_1-2L_2N_2-1} \sum_{n_2=0}^{2L_2-1} s(n_1, k_1) s(n_2, k_2) 4 \cos\left(\pi \frac{(2n_1+1)(k_1-\Delta_{p,1})}{2N_1}\right) \cdot \cos\left(\pi \frac{(2n_2+1)(k_2-\Delta_{p,2})}{2N_2}\right) X_p^e[n_1, n_2] \quad (10)$$

여기서  $\Delta_{p,1} = 2L_1\delta_{p,1}$ 과  $TRIANGLE_{p,2} = 2L_2\delta_{p,2}$ 로써, 저해상도 영상에서의 쉬프트를 고해상도의 영상에서의 쉬프트로 나타낸 것이며, 식.(10)의 양쪽 항 모두가 실수로만 구성되어 있음을 알 수 있다. 식.(2)와 같이 행렬과 벡터 형태로 나타내면 다음과 같다.

$$C_X = H_C x^E \quad (11)$$

여기서 벡터  $C_X$ 는 각각의 저해상도 영상의 DCT 계수들을 가지고 있는 벡터이며, 벡터  $x^E$ 는

고해상도의 영상,  $x^e$ 의 2차원 픽셀 값들을 1차원 벡터로 표현한 것이다. 행렬  $H_C$ 의  $(i, j)$ 번째 성분을 보면

$$h_{i,j} = \sum_{l_1=0}^{2L_1-2L_2-1} \sum_{l_2=0}^{2L_2-1} s(n_1, k_1) s(n_2, k_2) 4 \cos\left(\pi \frac{(2n_1+1)(k_1-\Delta_{p,1})}{2N_1}\right) \cos\left(\pi \frac{(2n_2+1)(k_2-\Delta_{p,2})}{2N_2}\right) \quad (12)$$

이다.

여기서  $(i, j)$ 는  $p = \lfloor (i/N_1N_2) \rfloor$ ,

$$k_1 = \lfloor (i \bmod N_1N_2)/N_1 \rfloor,$$

$$k_2 = ((i \bmod N_1N_2) \bmod N_2),$$

$$n_1 = \lfloor j/(2L_2N_2) \rfloor, \quad n_2 = (j \bmod 2L_2N_2) \text{이다.}$$

결론적으로 우리가 풀고자 하는 문제를 DCT를 사용하여 실수만으로 이루어지는 간략한 형태로 만들 수 있게 된다.

#### 4. 고해상도 영상 복원의 구현

행렬  $H_C$ 가 역 행렬이 존재하면, 벡터  $C_X$ 에  $H_C$ 의 역 행렬을 적용하여 고해상도 영상,  $x^E$ 을 구할 수 있다. 그러나 실제로 행렬  $H_C$ 의 역행렬이 존재하지 않으므로 고해상도 영상,  $x^E$ 를 구하기 위해서는 정규화를 이용하여 행렬  $H_C$ 를  $(H_C^T H_C + \alpha Q^T Q)$ 와 같이 보정한 후에 고해상도의 영상,  $x^E$ 을 구해야 한다.<sup>[8][9][10]</sup> 즉 행렬  $H^C$ 가 특이행렬이면, 영상의 저주파 성분이 고주파 성분보다 우세하다는 사전지식을 최소화 함수에 적용하여

$$M(x^E) = \|C_X - H_C x^E\|^2 + \alpha \|Q x^E\|^2 \quad (13)$$

와 같이 정규화를 한다. 여기서  $\alpha$ 는 경험적인 방법<sup>[8]</sup> 또는 정규화 매개변수로써 적응적인 방법<sup>[10]</sup>으로 얻어지며, 행렬  $Q$ 는 고주파 여파기로써 복원되는 고해상도의 영상이 부드러운 영상을 유지해 주는 역할을 하게 된다<sup>[11]</sup>.

그 결과로

$$(H_C^T H_C + \alpha Q^T Q) x^E = H_C^T C_X \quad (14)$$

와 같은 결과식을 얻을 수 있으며, 이 결과식을 이용하여

$$x_{k+1}^E = x_k^E + \beta [H_C^T C_X - (H_C^T H_C + \alpha Q^T Q) x_k^E] \quad (15)$$

와 같은 반복식을 사용할 수 있게 된다. 이 때  $\alpha$ 와  $\beta$ 는 유일한 해를 구할 수 있게 정해지며,  $x_{k+1}^{\alpha}$ 와  $x_k^{\beta}$ 의 차이를 정규화 시킨 값이 역치값보다 작게 되면 반복을 마친다.

### III. 실험 및 결과

실험 과정을 보면 먼저 256x256픽셀의 원영상을 DFT영역에서 나머지 부분을 0으로 채워서 1024x1024픽셀의 영상으로 만든다. 이렇게 만든 1024x1024픽셀의 영상을 다시 역DFT를 취하고 나온 샘플링하여 64개의 128x128픽셀의 영상들로 만든다. 이 64개의 영상 중에서 하나를 기준 영상으로 선택하면, 나머지 영상들은 이 기준 영상과 비교해서 상대적인 쉬프트를 가지게 된다. 편의를 위해서 처음 영상을 기준 영상으로 선택하고, 우리가 제안한 방법을 이용하여 구현을 하였다. 이 때 계산량을 줄이기 위해, 전체 영상을 겹치지 않게 256개의 8x8픽셀의 부분 영상으로 나누고 각각의 부분 영상에 대하여 독립적으로 우리가 제안한 알고리즘을 적용하였다. 그 결과로 얻은 각각의 고해상도의 영상들을 단순히 나열하여 전체의 고해상도의 영상을 얻을 수 있었다. 그러나 블록 기반의 구현은 블러킹 효과를 생기게 하였고 이를 줄일 필요가 있었다.

첫 번째 실험에서는 해상도를 향상 시키는데 있어서 사용되어지는 영상의 패턴들이 복원에 미치는 영향을 알아보는 실험이었다. 그림.2에서 보듯이 10개의 패턴들 중에서 4개의 서로 다른 패턴의 저해상도 영상을 가지고 고해상도 영상을 복원해 보았다. 그림에서 사용되어진  $s_b$ 는 스캔 반이진 순서이며, 그에 대응되는 영상은  $S_b$ 로 나타내었다. 짐션으로 쳐져 있는 부분의 영상들은 이상적인 복원을 위해 필요한 영상들을 나타낸다.

2배의 해상도를 얻기 위해서는 저해상도의 영상 4개가 필요하게 되는데, 그 중에서 3개는  $S_0, S_1, S_2$ 로 사용하고 나머지 1개는 영상을 바꾸어 가며 패턴들의 영향을 살펴보았다. 그 결과는 표 1 (a)에 자세히 나타나 있으며, 여기서 'Inf'는 PSNR의 값이 무한대임을 나타낸다.

이 실험을 통해서 이상적인 복원을 위해 필요한 패턴과 복원에 사용되어진 패턴 사이의 차이가 클수록 복원되어지는 고해상도의 영상의 질이 점점 더 나빠짐을 알 수 있었다. 그림.3 (a)와 (b)는 실험 결과들 중에서 2개의 복원된 영상이며, 그림.3 (c)와

(d)는 우리가 제안한 방법과 비교하기 위해 단순히 주위픽셀을 복사하여 확장한 결과 영상과 양선형 보간을 이용해 복원한 결과 영상이다.

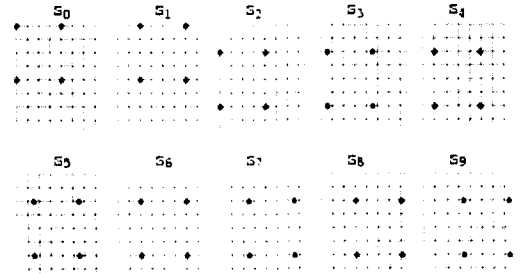


그림 2. 표1에 사용 되어지는 샘플링 패턴들  $S_b$ ,  $b = 0, 1, \dots, 9$   
Fig. 2 Sampling patterns in Table. 1  $S_b$ ,  $b = 0, 1, \dots, 9$

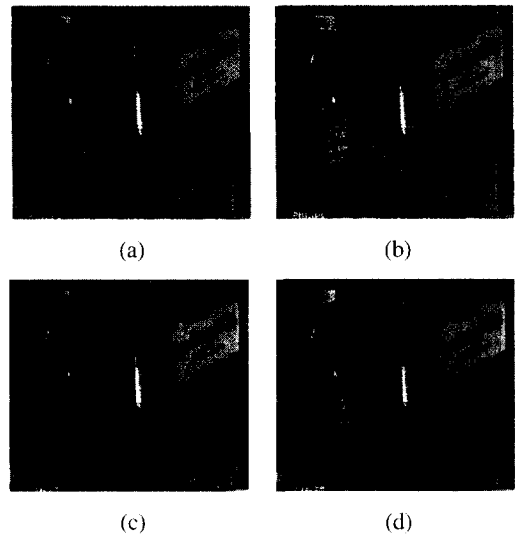


그림 3. 고해상도 복원 결과 영상들; (a) 이상적인 경우에 대하여 제안한 알고리즘을 사용하여 얻은 결과 영상, (b) 일반적인 경우에 대하여 제안한 알고리즘을 사용하여 얻은 결과 영상, (c) 주위 픽셀을 그대로 복사하여 얻은 결과 영상, (d) 양선형 보간을 사용하여 얻은 결과 영상  
Fig. 3 Results of (a) the proposed algorithm in case of the uniform subpixel information leading to perfect reconstruction, (b) the proposed algorithm in case of the nonuniform subpixel information, (c) nearest neighbor expansion, and (d) bilinear interpolation.

두 번째 실험에서는 복원에 사용되어지는 저해상도 영상의 개수가 복원에 미치는 영향을 알아보는 실험이었다. 저해상도의 영상  $S_0$ 에서부터  $S_{b-1}$ 까지를 이용하여 고해상도 영상을 얻었는데, 결과는

표1(b)에 잘 나타나 있다. 실험 결과를 보면, 일반적으로 사용되어지는 영상의 개수가 증가할수록 복원되어지는 고해상도 영상의 질이 점점 더 좋아짐을 볼 수 있었다. 그러나 이상적인 복원에 필요한 영상,  $S_6$ 이 사용되어진 후에는 복원에 사용되는 저해상도 영상의 개수를 아무리 증가 시켜도 복원되어지는 고해상도 영상의 질이 향상되지 않음을 볼 수 있었다. 또한 아무리 저해상도 영상을 많이 사용한다고 하여도 표1(a)의 만  $S_6$ 을 이용한 이상적인 경우보다 좋은 영상을 얻을 수는 없었다.

표 1. 복원에 사용되어지는 저해상도 영상들에 따른 복원 되어지는 고해상도 영상의 PSNR ; (a) 복원에 사용되어지는 저해상도 영상의 수가 P=4일 경우, (b) 복원에 사용되어지는 저해상도의 수가 P>4일 경우

Table. 1 Effect of the sampling patterns of the low-resolution images; (a) determined cases (P=4) and (b) underdetermined cases (P>4).

$S_{p,1}$	$S_3$	$S_4$	$S_5$	$S_6$	$S_7$	$S_8$	$S_9$
PSNR	(a) 37.21	43.14	49.10	Inf	48.08	39.01	27.31
[dB]	(b) -	43.34	47.19	50.93	52.34	50.95	47.93

세 번째 실험에서는 복원에 사용되어지는 영상의 개수가 복원에 필요한 영상의 개수보다 적을 경우에 대하여 고해상도 영상을 복원하는 실험이었다. 일반적으로 저해상도의 영상으로부터 2배의 해상도를 향상 시키기 위해서는 4장의 저해상도 영상이 필요한데, 우리가 가지고 있는 저해상도의 영상이 3장이라 가정하고 실험을 하였다. 기존의 주파수 영역에서의 복원 방법을 사용하면 그림.4 (a)과 같은 결과를 얻게 되었다. 이는 기존의 주파수 영역에서

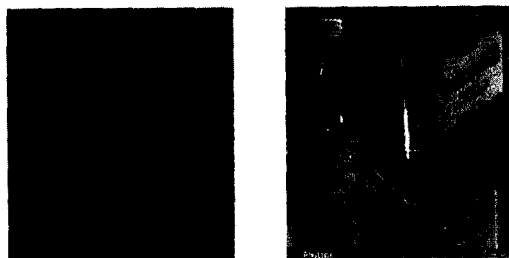


그림 4. 복원에 필요한 저해상도 영상을 충분히 가지지 못했을 경우에 대하여 각각의 방법을 사용하여 복원한 영상들 ; (a) 기존의 주파수 영역에서의 복원 방법을 사용하였을 때, (b) 새로 제안한 공간 영역에서의 복원 방법을 사용하였을 때

Fig. 4 Images reconstructed in an underdetermined case, where insufficient number of frames are given, using (a) the conventional frequency-domain method and (b) the regularized deconvolution in the spatial domain.

의 복원<sup>4)</sup>이 복원에 필요한 저해상도의 수보다 같거나 많을 경우에는 양질의 고해상도 영상을 얻을 수 있으나, 원하는 개수보다 적게 가지고 있을 경우에는 원하는 결과를 얻을 수 없기 때문이다. 이에 반해서 우리가 제안한 공간 영역에서 정규화를 사용하면 복원에 필요한 저해상도 영상의 개수보다 적게 저해상도 영상을 가질 경우에도 그림.4 (b)에서 보는 것과 같이 주파수 영역의 방법과는 달리 만족할만한 결과를 얻을 수가 있었다.

또한 사용되어지는 저해상도 영상들이 식.(2)에서의 행렬  $H$ 를 특이행렬이 되게 하는 경우를 생각해 볼 수가 있었다. 이 때에는 복원에 필요한 저해상도의 영상의 수보다도 사용되는 영상의 수가 많더라도 우리가 필요로 하는 정보를 얻어 낼 수가 없으므로 기존의 주파수 영역에서의 방법을 사용해서는 만족할만한 결과를 얻을 수 없었다. 그러나 공간 영역에서는 이러한 경우에 정규화를 사용하여 만족할만한 결과를 얻을 수 있었다. 그림.5는 수평축의 움직임 정보( $S_0, S_2, S_3, S_4$ )만을 가지고 주파수 영역에서의 복원방법과 공간 영역에서의 복원방법을 이용하여 복원한 고해상도 영상들이다. 결과를 보면 공간 영역에서 정규화를 사용하면 주파수 영역에서의 복원 방법보다 더욱 더 좋은 결과를 얻을 수 있었음을 알 수 있다.

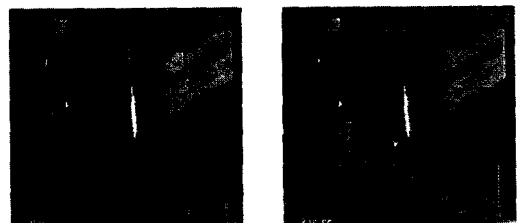


그림 5. 복원에 사용 되어지는 저해상도의 영상들이 이루는 움직임 정보가 단지 한 방향으로만 이루어 질 경우 각각의 방법에 대해서 복원되어진 영상들; (a) 기존의 주파수 영역에서의 방법을 이용하였을 경우, (b) 공간 영역에서 제안한 방법에 정규화를 이용하였을 경우

Fig. 5 Images reconstructed from sufficient number of frames with subpixel information concentrated in only one dimension, using (a) the conventional frequency-domain method and (b) the regularized deconvolution in the spatial domain.

네 번째 실험에서는 저해상도 영상이 기준 영상에 대하여 쉬프트 정보가 정확하지 않을 경우에 대한 실험이었다. 주파수 공간에서의 방법이나 공간 영역에서의 방법 모두 이 경우에 대해서는 복원되는 고해상도의 영상이 심하게 왜곡되는 것을 알 수

있었다. 그러나 우리가 제한한 공간 영역에서의 방법은 정규화를 이용하여 정확하지 않은 정보에 의해 생긴 왜곡을 그림.6에서 보는 것과 같이 보상 해 줄 수 있었다. 정규화를 사용하여 복원한 영상과 그렇지 않은 경우에 대하여 복원한 영상의 차이를 표.1에 나타내 보았다. 표에서 0.1 크기만큼의 쉬프트 오차가 생겼다는 것은 픽셀과 픽셀 사이의 거리를 100%로 가정할 경우에 최대로 10% 정도의 오차가 생겼다는 것이다.

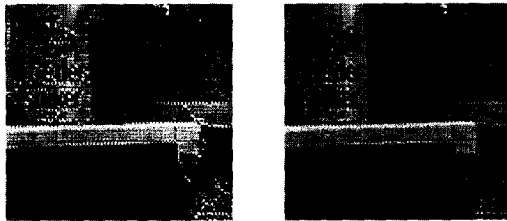


그림 6. 저해상도 영상의 움직임 정보가 정확하지 않을 경우에 대하여 공간 영역에서 정규화 사용 여부에 따른 복원 영상들; (a) 공간 영역에서 정규화를 사용하지 않았을 경우의 복원 영상, (b) 공간 영역에서 정규화를 사용하여 복원한 영상

Fig. 6 Restoration of images with the inaccurate motion information using (a) the spatial dealiasing technique without regularization, and (b) the spatial domain dealiasing technique with regularization

표 2. 저해상도 영상의 움직임 정보가 정확하지 않을 경우에 대하여 공간 영역에서 정규화 사용 여부에 따른 복원 결과의 차이; (a) 정규화를 사용하지 않았을 때, (b) 정규화를 사용하였을 때

Table. 2 Effect of the regularization on the inaccurate motion information; (a) regulation not applied, (b) regularization applied.

Motion error		0.05	0.1	0.2	0.3	0.4
PSNR [dB]	(a)	39.89	32.53	18.52	13.02	17.35
	(b)	40.30	33.47	25.44	22.71	19.23

위의 실험들은 533 MHz Alpha 21164 CPU와 64 MB 메모리로 구성된 AlphaPC 164LX 시스템을 기반으로 실험하였다. 반복을 마치기 위한 조건으로는 역치값을  $10^{-6}$ 으로 하였으며, 모든 경우에 대하여 100번의 반복을 넘지 않고 마쳤다. 실험 수행 시간을 비교해 보면 우리가 제안한 DCT 기반의 방법이 DFT 기반의 방법보다 훨씬 더 시간을 단축시켜 주었다. 예를 들면 그림.3 (a)의 고해상도 영상을 얻기 위해서 DFT 기반의 방법은 행렬  $H_c$ , 행렬  $H_c^T H_c$ 와 행렬  $Q^T Q$ 들을 계산하기 위해서 5.0초가 걸렸다. 반면에 DCT 기반의 방법은 행렬  $H_s$ , 행렬

$H_s^T H_s$ 와 행렬  $Q^T Q$ 들을 계산하기 위해서는 3.6초가 걸렸다. 그리고 매 반복(iteration)시간도  $22.4 \times 10^{-3}$ 초에서  $12.6 \times 10^{-3}$ 초로 단축되었다.

메모리의 사용과 계산에 걸리는 시간 등이 구현 시간에 크게 영향을 미치는데, 이러한 시간을 줄이기 위해서 블록 기반의 구현을 해 보았다. 그러나 그림.7 (a)에서 보이듯이 블록킹 효과가 나타났다. 이는 식.(4)의 오른쪽 항(복원되어지는 고해상도 영상)은 순환시프트를 가정한 반면에 왼쪽 항(실제로 가지고 있는 저해상도 영상들)은 선형시프트로 얻어졌기 때문이다. 이러한 불일치가 블록킹 현상을 일으켰고, 이러한 현상을 줄이기 위해 블록을 겹쳐서 복원해 보았다.(그림.7 (b))

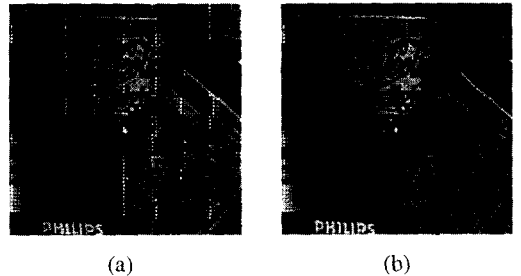


그림 7. 블록킹 현상이 발생하였을 때와 이를 줄였을 때의 결과 영상들; (a) 블록을 겹치지 않게 해서 구현 하였을 때의 결과 영상(PSNR=24.20 dB), (b) 블록을 겹치게 해서 구현 하였을 때의 결과 영상(PSNR=32.71 dB)

Fig. 7 Comparison of blockiness artifact (a) severely occurred by nonoverlapping blocks (PSNR=24.20 dB), (b) improved by overlapping blocks (PSNR=32.71 dB).

#### IV. 결론

본 논문에서는 다수의 저해상도 영상들을 가지고 하나의 고해상도 영상을 복원하기 위한 새로운 영상처리 알고리즘을 제안해 보았다. 제안된 알고리즘은 DCT를 기반으로 공간 영역에서 정규화하여 저해상도 영상의 엘리어싱을 제거, 고해상도 영상을 복원하는 것이다.

기존의 주파수 영역에서의 방법은 복원하고자 하는 저해상도 영상이 복원에 필요한 개수보다 모자라거나, 기존 영상과의 상대적인 움직임 정보가 적절하지 못할 경우에는 원하는 결과를 얻을 수 없었다. 그러나 우리가 제안한 공간 영역에서의 알고리즘은 공간 데이터의 계수들 사이의 상관관계를 이용하여 정규화를 적용시킬 수 있었다. 그 결과로 주파수 영역에서의 방법으로는 얻을 수 없었던 경우

뿐만 아니라 저해상도 영상들이 기준 영상에 대하여 가지는 상대적인 움직임 정보가 부정확할 경우에도 정규화를 이용해 원하는 결과를 얻을 수 있었다. 또한 공간영역으로 오면서 공간 영역의 데이터 전체를 가지고 연산을 해야 하기 때문에 증가한 연산량을 줄이기 위해서 DCT를 알고리즘에 적용해 보았다. 그 결과로 메모리의 사용량과 요구되는 연산량을 크게 줄일 수 있었다. 또한 좀 더 빠르게 구현하기 위해서 블록 단위로 나누어서 구현을 해 보았으며, 이로 인해 생기는 블록킹 효과는 블록을 겹치게 함으로써 줄일 수 있었다.

**부 록**

◆ DCT에서 실수 단위의 움직임 고찰

2차원의 DFT와 DCT는 단순히 1차원의 DFT와 DCT의 확장으로 볼 수 있으므로 1차원에 대해서만 살펴보기로 한다.

각각의 기저함수(basis function)는 DFT일 경우  $b_f[k, n] = \exp[-j2\pi \frac{kn}{N}]$ 이며, DCT일 경우에는  $b_c[k, n] = \cos[\pi \frac{k(2n+1)}{2N}]$ 이다. 이때  $k=0, 1, \dots, N-1$ 이며  $n=0, 1, \dots, N-1$ 이다.

$b_f[k, n]$ 를 보면 0이 아닌 가장 작은 주파수 성분인  $2\pi/N$ 의 정수 배로 구성되어 있으며  $N$ 의 정수 배의 샘플에서부터 시작한다. 또한 순환 쉬프트라고 가정하기 때문에 쉬프트의 성질을 간편하게 먹급수의 곱으로 표현할 수가 있다.

반면에  $b_c[k, n]$ 는 다음의 두 가지의 제약에 의해 간단하게 쉬프트를 표현 할 수가 없다.

- ◆ DST(Discrete Sine Transform)를 사용하지 않고서는 주파수 영역에서 쉬프트를 표현 할 수가 없다.
- ◆  $k$ 가 홀수면 기저함수는  $N$ 개의 샘플의 끝에서 정수배의 주기를 가지지 못한다.

첫 번째 제약을 보면 DFT의 경우 기저함수가 먹급수이므로 기저함수의 내부의 두 변수는 쉽게 곱으로 분리되어 질 수가 있으나, DCT의 기저함수는 cosine함수이므로 기저함수 내부의 두 변수가 분리되기 위해서는 sine함수가 필요하다. 그리고 두 번째 제약은  $k$ 가 홀수라면 기저함수가 주기함수가 될 수 없으므로 DFT처럼 곧바로 쉬프트를 표현 할 수

가 없다.

그런데 우리가 제안한 방법은 주파수 영역에서가 아니라 공간 영역이므로 ‘공간 영역에서 원래의 신호와 주파수 영역에서의 쉬프트 된 신호와의 관계’만을 규정지을 수 있으면 될 것이다. 즉, 원래의 함수가  $+\delta$ 만큼의 쉬프트가 있다고 할 때 원래의 함수를 고정시키고 반대로 기저함수가  $-\delta$ 만큼 쉬프트 되었다고 생각하는 것이다. 즉, 다음과 같이 된다.

$$C_\delta[k] = \sum_{n=0}^{N-1} s(n, k) 2 \cos\left[\pi \frac{k\{2(n-\delta)+1\}}{2N}\right] x[n]$$

여기서

$$s(n, k) = \begin{cases} (-1)^t & (0 < \delta, \text{ and } 0 < n < n + \delta) \text{ or } (\delta, < 0 \text{ and } N + \delta, < n \leq N - 1) \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases}$$

이며,  $\delta = \delta_1 + (\delta - \delta_1)$ 이다. 단,  $\delta_1$ 는 정수로써  $\delta_1 \leq \delta < \delta_1 + 1$ 의 관계를 가진다.

따라서 위의 새로운 표현 방법을 사용하면 DCT의 정수배가 아닌 실수 단위의 쉬프트를 나타낼 수가 있게 된다.

**참 고 문 헌**

- [1] K. Aizawa, T. Komatsu, T. Saito, and M. Hatori, "Subpixel registration for a high resolution imaging scheme using multiple imagers", in proc. IEEE Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Processing, Minneapolis, MN, Apr. 1993, vol. V, pp.133-136
- [2] R.Y.Tsai and T.S.Huang, "Multiframe image restoration and registration", in Advances in Computer Vision and Image Processing, T.S.Huang, Ed., vol.1, pp 317-339. JAI Press Inc., 1984
- [3] A.M.Tekalp, M.k. Ozkan, and M.I. Sezan, "High-resolution image reconstruction from lower-resolution image sequence and space-varying image restoration", in Proc. IEEE Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Processing, San Francisco, CA, 1992, vol.III, pp 169-172
- [4] S.P.Kim, 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

[5] Y.Nakazawa, T.Saito, T.Komatsu, and K.Aizawa, “Two approaches for image-processing based high resolution image acquisition”, in Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing, Austin, TX,Nov.1994, vol III, pp 147-151

[6] H.Stark and P.Oskoui, “High-resolution image recovery from image-plane arrays, using convex projections”, J. Opt. Soc. Ammer. A, Vol.6, no.11, pp 1715-1726, Nov. 1989

[7] 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

[8] M.G.Kang and A.K.Katagelos, “General choice of the regularization functional in regularized image restoration”, IEEE Trans. Image Processing, vol.4, no.5, pp 594-602, May 1995

[9] M.G.Kang and A.K.Katagelos, “Simultaneous multichannel image restoration and estimation of the regularization parameters”, IEEE Trans. Image Processing, vol.6, no.5, pp 774-778, May 1997

[10] M.G.Kang, “Generalized multichannel deconvolution approach and its applications”, to appear, Optical Engineering, vol.37, no.11, Nov.1998

[11] R.C.Gonzalez and R.E.Woods, Digital Image Processing, Reading, MA: Addison Wesley, 1993.

이 승 현(Seung-Hyeon Rlee) 정회원  
1969년 11월 9일생  
1993년 2월 : 연세대학교 전자공학과 졸업(공학사)  
1995년 2월 : 연세대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학 석사)  
1998년 8월 : 연세대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학 박사)  
1998년 9월 ~ 현재 : 연세대학교 산업기술 연구소 연구원  
<주관심 분야> 영상 압축 부호화, 영상 복원, 멀티미디어 시스템

강 문 기(Moon-Gi Kang) 정회원  
1963년 9월 6일생  
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  
1994년 11월 ~ 1997년 2월 : University of Minnesota, Duluth 조교수  
1997년 3월 ~ 현재 : 연세대학교 전자공학과 조교수  
<주관심분야> 영상복원, 초고해상도 영상복원, 디지털 비디오 처리

박 진 열(Jin-Yeol Park) 정회원  
1998년 2월 : 연세대학교 전자공학과 졸업(공학사)  
1998년 2월 ~ 현재 : 연세대학교 대학원 전자공학과 석사과정  
<주관심분야> 초고해상도 영상복원, 영상 신호처리