

정규화된 블록매칭과 POCS에 의한 HR 영상 재구성

준회원 최 중 범*, 오 태 석*, 정회원 김 용 철*

Reconstruction of HR by POCS and Regularized Block Matching

Jong-Beom Choi*, Tae-Seok Oh* Associate Members, Yong Cheo Kim* Regular Member

요 약

LR 영상을 이용하는 HR 영상 재구성에서 추정된 움직임 벡터의 오류는 재구성된 영상의 화질을 저하시킨다. 이를 해결하기 위해 움직임 추정과 HR 영상의 추정을 동시에 하는 방법들이 제안되었으나, 블록 정합법과 같은 간단한 방법을 사용하는 경우 추정된 움직임 벡터에는 여전히 오류가 발생한다. 본 논문에서는 정규화된 움직임 추정과 POCS를 이용한 HR 영상 재구성을 동시에 하는 HR 재구성 방법을 제안한다. 이 방법에서는 어느 한 화소의 움직임 벡터가 이웃의 움직임 벡터들과 연관성이 있음을 이용하여 블록 정합법에 정규화를 적용하여 움직임 추정이 이루어진다. 제안된 방법을 사용한 실험 결과 종래의 방법에 비하여 움직임 추정이 개선되었으며 이에 따라서 재구성된 고해상도 영상의 화질과 PSNR이 현저히 개선되었다.

Key Words : Regularization, POCS, super high resolution image

ABSTRACT

In the reconstruction of high resolution (HR) images from low resolution (LR) images frames, the error in the estimated motion degrades the reliability of the reconstructed HR image. Some methods were recently proposed where motion estimation and HR reconstruction is performed simultaneously. The estimated motion is still prone to error when it is based on a simple block matching. In this paper, we propose a reconstruction of a HR image by applying POCS and a regularized block matching simultaneously. In this method, a motion vector is obtained from a regularized block matching algorithm since the motion of a pixel in an image is highly correlated with the motion in neighboring regions. Experimental results show that the improved accuracy of the estimated motion vectors results in higher PSNR of the reconstructed HR images.

I. 서 론

최근 컴퓨터 기술의 급속한 발전으로 인해 기존의 텍스트 위주의 사용자 환경에서 벗어나 이미지, 그래픽, 오디오 및 비디오 데이터 등을 제공하는 멀티미디어 사용자 환경으로 변화하고 있다. 고밀도로 집적된 이미징 센서를 사용하면 고해상도의 영상을 직접 얻을 수 있지만, 고해상도 센서는 일반적으로 고가이며 또한 화소당 면적이 작아짐에 따라 신호 대 잡음비가 저하되므로, 이에 대한 대체 방안으로 여러 프레임의 LR (low resolution) 영상을 신호처

리하여 HR (high resolution) 영상을 재구성하는 방법에 대한 연구가 진행되어 왔다.^{[1]-[7]} LR에서의 각 프레임 영상은 일종의 블러링으로 인하여 HR 영상의 상세 정보들이 손실된 형태로 나타난다. 이 때 각 LR 동영상에는 카메라나 피사체의 움직임에 의하여 각 프레임간에 작은 크기의 상대적인 움직임이 있다. 이로 인해 LR 영상열은 미세하게 다른 정보를 갖게 된다. HR 영상 재구성의 기본 원리는 근본적으로 비슷하나 미세한 차이가 있는 여러 프레임의 LR 동영상 내의 있는 정보의 중복성을 이용하여 상세 정보를 복원하는 것이다.

* 서울시립대학교 전자전기컴퓨터공학부 컴퓨터비전연구실(ilovegod@uos.ac.kr, bbole@korea.com, yckim@uos.ac.kr)
논문번호 : KICS2005-03-091, 접수일자 : 2005년 3월 9일

HR 영상의 재구성은 일반적으로 LR 프레임 사이의 움직임을 최소단위 이하로 추정(Registration) 한 후, 이 움직임을 보정한 LR 영상을 내삽하여 (Interpolation) HR 해상도의 영상을 구하는 방식으로 이루어진다. 보통의 경우 내삽으로 얻어지는 영상은 자연스럽게 않고 열화된 경우가 많으므로, 내삽으로 얻은 영상의 복원(Restoration) 과정을 통하여 블러링과 잡음을 제거하여 실제에 가까운 HR 영상을 얻을 수 있다.

최근까지 제안된 HR영상 재구성 방법으로는 비균등 내삽법^[2,6] 및, 확률적 정규화 방법(Stochastic Regularization),^[7,8,10,12,13] 주파수 영역에서의 재구성법,^[9,16] POCS(Projection Onto Convex Sets)을 이용하는 방법^[1,3,6,11] 등이 있다. 비균등 주파수 영역에서의 재구성방법은 원본 영상의 표본화로 인하여 LR 영상에 생기는 앨리어싱을 이용하는 것이다.^[9,16] 확률적 처리 방법은 Bayse 확률 이론을 이용하며 대표적으로 MAP (maximum a posteriori), ML (Maximum likelihood) 방법들이 있다. POCS는 이 신호의 원본 영상이 갖는 특징들을 관측신호의 제한 조건들로 이용하여 HR 원본 신호를 추정하는 방법이다.

HR 영상 재구성을 위해서는 LR 영상들 사이에 존재하는 움직임의 정확한 추정이 필수적이다. 흔히 사용하는 움직임 추정 방법은 광류 추정, 블록 정합 방법과 위상 상관 방법 등이 있는데, 이 중에서 블록 정합 방법은 그 구현의 단순함에 비하여 움직임 보상이 우수하므로 블록 정합법을 이용하는 HR 영상 재구성에 대한 연구가 많이 이루어졌다.^[1,8,12] 그러나 블록 정합법으로 추정된 움직임 벡터들에는 오차가 흔히 발생하므로, 재구성된 HR 영상의 화질 또한 그리 높지 않았다.

Mateos^[7]와 Hardie^[8]는 움직임 추정과 HR 영상 재구성을 동시에 하는 방법을 제안하였는데, 이는 움직임 추정을 위해서 상세 정보가 있는 HR 영상이 필요하며, 또한 양질의 HR 영상을 얻기 위해서는 정확한 움직임 추정이 필요한 것에 착안한 것이다. Mateos는 움직임 추정시에 MPEG 부호기에서 생성하는 움직임 벡터를 정규화 (Regularization) 과정에서 제한 조건으로 이용하였는데, MPEG 에서의 움직임 추정은 정확성보다는 압축율을 중시하기 때문에 움직임 추정의 정확도는 그리 높지 않다. 따라서 블록 정합법 기반의 움직임 벡터와 HR 영상을 동시 추정하는 방법으로는 양질의 HR 영상을 얻기 쉽지 않다.

본 논문에서는 정규화된 움직임 추정과 POCS를 이용한 HR 영상 재구성 방법을 결합하여 HR 영상을 재구성하는 알고리즘을 제안한다. POCS 방법을 이용하면 움직임 정보가 정확하면 양질의 고해상도 영상을 재구성하기 용이하다. 그러나 높은 정확도의 움직임 추정을 얻기 위해서는 일반적으로 추정 알고리즘이 복잡해진다. 본 연구에서는 간단한 블록정합법을 이용하여 움직임 벡터를 추정하되 이웃 움직임 벡터들과의 연관성을 이용하여 정규화하는 방식으로 정확도를 개선하는 방법을 제안한다. 이는 움직임 추정과 POCS를 반복함으로써 HR 영상을 점차적으로 개선하는 방법이다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 HR 영상과 LR 영상들의 관계 모델을 보이고, 제 3장에서는 POCS 방법에 대해 서술한다. 제 4장에서는 정규화 블록 정합법과 POCS를 결합한 HR 영상 재구성 알고리즘을 제안한다. 제 5장에서 실험결과를 보인 후, 제 6장에서 결론을 맺는다.

II. 고해상도와 저해상도 영상들의 관계

그림 1은 LR 영상열의 생성 모델을 나타낸 것이다. 원래의 HR 영상열은 연속된 K개의 프레임으로 이루어지며, $f_k(u, v)$ 는 그 중에서 k번째 영상으로써 $L_1M \times L_2N$ 크기를 갖고 있다. 각각의 HR 프레임은 동일한 장면에 대한 영상이지만 완전히 같지는 않고 카메라나 피사체의 움직임에 의하여 각 프레임 간에 작은 크기의 상대적인 움직임이 있다. 각각의 HR 프레임은 $L_1 \times L_2$ 배의 비율로 언더샘플링 되어 연속된 K개의 LR 프레임 $g_k(m, n)$ 이 만들어진다.

LR 영상은 원래의 HR 영상에 비해 화질이 저하되는데 화질 저하의 원인은 블러링과 센서 잡음이다. 이 논문에서는 센서의 물리적 면적의 유한성으로 인한 블러링을 주로 분석하는데, 이 블러링은 저역처리 여파기로 모델링 될 수 있다. $f_k(u, v)$, $g_k(m, n)$ 를 각각 벡터로 표현하면 나타내면 다음과 같다.

$$\mathbf{f}_k = [f_{1;k}, f_{2;k}, \dots, f_{L_1M, L_2N;k}]^T,$$

$$\mathbf{g}_k = [g_{1;k}, g_{2;k}, \dots, g_{MN;k}]^T, k=1, 2, \dots, K \quad (1)$$

전체 영상열에서 r 번째의 영상을 기준 영상으로 정하고, 이때의 HR 영상을 재구성하기로 한다. r번째 HR 영상과 $k(k \neq r)$ 번째의 HR 영상 사이에는 평행 이동만 있다고 가정하면, r 번째의 HR영상과 k

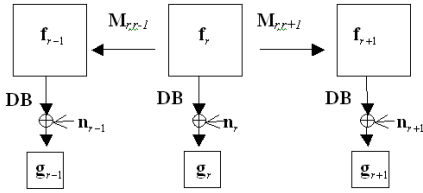


그림 1. HR 영상들과 LR 영상들 사이의 관계

r번째 HR영상의 관계식은 (2)와 같다. $d_r, k(i)$ 는 i 번째 화소에 대한 r 번째 와 k 번째 HR 영상간의 움직임 벡터이다.

$$f_k(i) = f_r(i + d_{r,k}(i)) \quad (2)$$

평행이동만 고려할 때의 r 번째 LR 영상과 r 번째 HR 영상의 관계는 (3)과 같다. $M(d_{r,k})$ 연산자는 r 번째와 k 번째 HR 영상사이의 움직임 보상 연산자이며, B 는 $L_1ML_2N \times L_1ML_2N$ 크기의 센서 블러링 연산자이며, D 는 $MN \times L_1ML_2N$ 크기의 다운샘플링 연산자이다. n_k 는 $(0, \sigma_n^2)$ 인 가우시안 잡음이다.

$$g_k = D \cdot B \cdot M(d_{r,k})f_r + n_k \quad (3)$$

III. POCS방법에 의한 HR 영상 재구성

POCS 방법은 영상 복원에서 흔히 사용되며, 복원될 영상이 갖는 특정 정보들을 영상 복원할 때에 제한 요소로 적용하는 방법이다. 특정 정보들은 보통 영상에 대한 사전 정보로 이루어져 있으며, 이 사전 정보들을 불록한 제한 집합(convex set)들로 정의한다. 열화된 영상이 복원되면서 제한 집합들을 만족시키도록 함으로 영상 복원이 이루어지는데, 이때 열화된 영상이 제한 집합들의 공통 원소가 되도록 하는 연산자가 투영 연산자이다.

영상 복원에서 이용하던 POCS 방법을 Stark과 Oskoui가 HR 영상 재구성에 처음으로 제안하였으며,^[2,6] Tekalp는 이를 발전시켜 잡음과 움직임 블러링이 있는 영상의 복원에 적용하였다.^[1,3] POCS 식은 (4)와 같이 나타낼 수 있다.^[1-4] $f^{(n)}$ 은 $f^{(0)}$ 을 n 번 반복하여 투영한 신호이고 $f^{(0)}$ 은 초기 관측 신호이다. P_j 는 j 번째 제한집합의 투영 연산자이며, I 는 단위 연산자이다.

$$f^{(n+1)} = T_m T_{m-1} \dots T_1 f^{(n)} \quad (T_j \equiv I + \lambda_j(P_j - I), 0 < \lambda_j < 2, 1 \leq j \leq m) \quad (4)$$

POCS 방법은 다음과 같이 HR 영상 재구성에 적용된다. k 번째 HR 영상이 센서의 PSF와 Convolution 된 후 다운샘플링되고 잡음이 더해져서 k 번째 LR 영상이 만들어지는 과정을 (5)와 같이 나타낼 수 있다. (u,v) 는 HR 영상의 화소 인덱스이고 (m,n) 는 LR 영상의 화소 인덱스이다. $h(u,v)$ 는 센서의 PSF이고 $D \downarrow$ 는 D 비율의 2차원 다운샘플링을 나타낸다.

$$g_k(m,n) = D \downarrow (h(u,v) ** f_k(u,v)) + \eta_k(m,n) \quad (5)$$

(d_u, d_v) 를 k 번째 HR 영상의 $(u+d_u, v+d_v)$ 와 기준 HR 영상의 화소 (u,v) 사이의 움직임 벡터라 할 때, $h(u+d_u, v+d_v)$ 를 $h_k(u,v)$ 로 간단히 표기하면, k 번째 LR 영상과 r 번째 HR 영상의 관계는(6)과 같이 나타낼 수 있으며, 이를 다시 쓰면 (7)과 같다.

$$g_k(m,n) = D \downarrow (h_k(u,v) ** f_r(u,v)) + \eta_k(m,n) \quad (6)$$

$$g_k(m,n) = \sum_u \sum_v h_k(m,n;u,v) f_r(u,v) + \eta_k(m,n) \quad (7)$$

$h_k(m,n;u,v)$ 는 기준 HR 영상의 (u,v) 화소가 k 번째 LR의 (m,n) 화소에 영향을 미치는 정도를 나타내며^[3,8], $h_k(m,n;u,v)$ 을 알고 있는 경우 $\eta_k(m,n)$ 이 가우시안 분포를 따르면, k 번째 LR 영상의 개개의 화소에 대한 불록한 제한 집합들을 (8)과 같이 정의할 수 있다.^[1,3,6]

$$C_{m,n,k} = \{f_r(u,v) : |r_k(m,n)| \leq \delta_0\}$$

$$1 \leq m \leq M, 1 \leq n \leq N, k = 1, 2, \dots, K$$

$$R_k(m,n) = g_k(m,n) - \sum_u \sum_v h_k(m,n;u,v) f_r(u,v) \quad (8)$$

$C_{m,n,k}$ 은 k 번째 LR 영상의 (m,n) 화소에 대해 정의된 제한 집합이다. $R_k(m,n)$ 은 열화 과정을 거친 영상과 관측 영상사이의 오차이며, 이 오차가 δ_0 범위 안에 있도록 제한 집합에 투영하는 연산자는 (9)와 같다.^[1,3,11] 즉, (8)을 만족하도록 δ_0 와 $R_k(m,n)$ 의 차이를 HR 영상에 반영하는 것이다.

$$P_{m,n,k}[f_r(u,v)] = \begin{cases} f_r(u,v) + \frac{R_k(m,n) - \delta_0}{\sum_o \sum_p h_k(m,n;o,p)} h_k(m,n;u,v) & \text{if } R_k(m,n) > \delta_0 \\ f_r(u,v) & \text{if } |R_k(m,n)| \leq \delta_0 \\ f_r(u,v) + \frac{R_k(m,n) + \delta_0}{\sum_o \sum_p h_k(m,n;o,p)} h_k(m,n;u,v) & \text{if } R_k(m,n) < -\delta_0 \end{cases} \quad (9)$$

더불어 화소 값의 제한 범위와 신호의 대역한계의 특성을 제한 집합으로 다음과 같이 정의하여 순차적으로 적용한다.^[1,3,11]

$$C_{band_limit} = \{F_k(\omega, \omega_2) : -\omega < |F_k(\omega, \omega_2)| < \omega, 0 < \omega < \pi\} \quad (10)$$

$$C_{pixel_bound} = \{f_k(u, v) : 0 \leq f_k(u, v) \leq 255\}, k = 1, 2, \dots, K \quad (11)$$

IV. 정규화 움직임 추정과 POCS의 결합

블록 정합법으로 움직임 추정시 움직임 벡터를 질서 있게 규제함으로 오차를 줄일 수 있다. 다음은 정규화하여 움직임 벡터를 구하는 식이다. l 은 블록의 번호이며 $\bar{\mathbf{d}}_{l,r,k}$ 은 l 번째 블록의 이웃 움직임 벡터들의 평균이다.

$$\hat{\mathbf{d}}_{l,r,k} = \arg \min_{\mathbf{d}} \{L\} \quad (12)$$

$$L = \|\mathbf{DBM}(\mathbf{d})\mathbf{f}_r(l) - \mathbf{g}_k(l)\|^2 + \gamma \|\mathbf{d} - \bar{\mathbf{d}}_{l,r,k}\|^2 \quad (13)$$

정규화 블록 정합 방법은 다음과 같이 동작한다. (13)의 첫 번째 항과 두 번째 항의 합이 가장 작을 때의 움직임 벡터를 찾는다. (13)의 첫 번째 항은 HR 영상의 l 번째 블록을 열화모델을 통과시킨 결과와 그에 대응하는 LR 영상의 l 번째 블록과의 차이이다. (13)의 두 번째 항은 움직임 보상된 벡터와 이웃 벡터들의 평균과의 차이이다. 이 벡터 식은 화면내의 움직임이 부드럽게 변하는 성질을 제한조건으로 이용하였다. γ 는 부드러움을 조정하는 상수이다. (13)에서의 움직임 벡터들의 초기값은 (13)의 첫째 항($\|\cdot\|^2$)만을 이용하여 구한다. 그리고 움직임 벡터들이 적당한 값에 수렴하도록 반복한다.

움직임 벡터와 HR 영상 재구성을 함께 하는 이유는 추정된 움직임 벡터가 HR 영상의 재구성에 영향을 미치고, 역으로 재구성된 HR 영상은 정확한 움직임 추정에 영향을 미치기 때문이다. 정규화된 움직임 벡터와 POCS를 결합하여 HR 영상을 재구성을 하는 전체적인 알고리즘은 다음과 같다.

- ① 기준 LR 영상을 쌍일차 보간법으로 초기 HR 영상을 얻음
- ② (12)를 적용하여 각 프레임들의 움직임 벡터들을 추정.
- ③ POCS로 (9),(10),(11)을 순차적으로 적용.
- ④ 조건에 만족하면 멈추고 아니면 ②로 돌아감

V. 실험 및 결과

실험에 사용한 LR 영상열은 두 가지 종류이다. 정지 영상을 이동시킨 후 다운샘플링하여 만든 영상열과 실제 카메라로 획득한 영상열 모두에 대하여 실험하였다. 제안한 HR 복원 방법의 성능 비교 대상은 단순히 쌍일차 보간법을 사용한 결과와 모션 추정 후 POCS 방법을 적용한 결과의 두 종류이다. 비교 대상의 “모션 따로 추정”은 쌍일차 보간한 LR 영상열로부터 블록 정합법으로 움직임을 추정한 후 POCS로 HR 재구성한 것이다. 정지 영상과 실제 영상열의 실험에서 “모션 따로 추정”과 제안한 알고리즘의 완화 파라미터는 $\lambda=0.1$ 로 설정하였고 블록 정합법의 블록 크기는 16×16 크기로 설정하였다. 성능 비교 지표로는 PSNR을 이용하였다.

5.1 정지 영상을 이용한 실험

정지 영상 실험으로는 Pentagon 영상을 사용하였고 원본 영상에서 일부분을 취하여 33의 가우시안

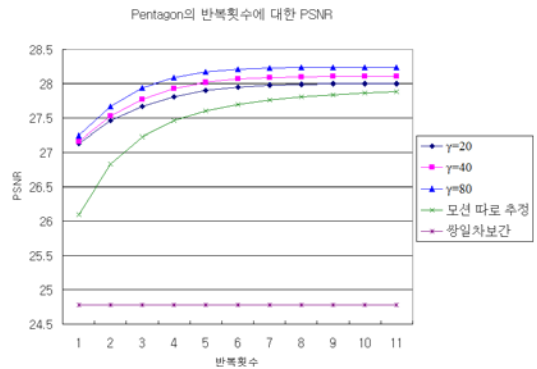


그림 2. Pentagon의 γ 값과 반복횟수에 대한 PSNR

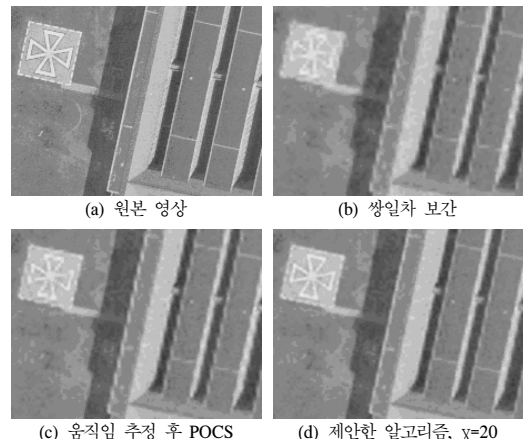


그림 3. SNR이 30dB인 Pentagon의 고해상도 영상 재구성

저역여과기로 블러링을 한 후, 3배로 다운샘플링하여 5개의 LR 영상을 얻었다. 이들 LR 영상들은 LR 그리드에서 기준 LR 영상에 대해 (2/3,2/3), (4/3,1), (4/3,4/3), (2,4/3) 화소씩 변위를 갖는다. 가우시안 잡음은 30dB의 신호대 잡음비를 갖도록 첨가하였다.

그림 2와 그림 3은 각각 PSNR의 값과 실험 결과 영상을 나타낸다. 제안한 알고리즘이 다른 방법보다 PSNR이 높으며 화질이 좋은 것을 알 수 있으며, 영상의 에지부분이 개선된 것을 볼 수 있다.

5.2 실제 영상열을 이용한 실험

실제 영상열로는 Mobile 영상열과 Text 영상열을 사용하였다. 각 영상열의 프레임들을 평균처리 여과기를 통과하고 2차원 다운샘플링(다운 샘플 인수는 Mobile은 2, Text는 4로 설정)하여서 LR 영상열들

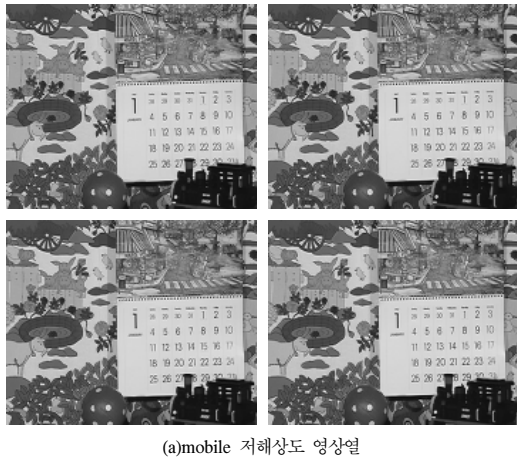


그림 4. 실험에 사용한 Mobile와 Text의 저해상도 영상열

을 얻었다. 그림 4는 이렇게 얻은 LR영상 열을 나타낸다. 이 두 종류의 LR 영상열들로부터 각각 원본 크기의 HR 재구성을 하여 원본과 비교하여 PSNR을 구하였다.

그림 5는 Mobile 영상열을 재구성한 결과이며, 그림 6은 Text 영상열을 재구성한 결과이다. 그림 7은 반복회수에 따라 PSNR이 개선되는 것을 나타낸 그래프이다. 제안한 방법의 HR 영상의 화질과 PSNR이 다른 방법들보다 우수한 것을 알 수 있다.

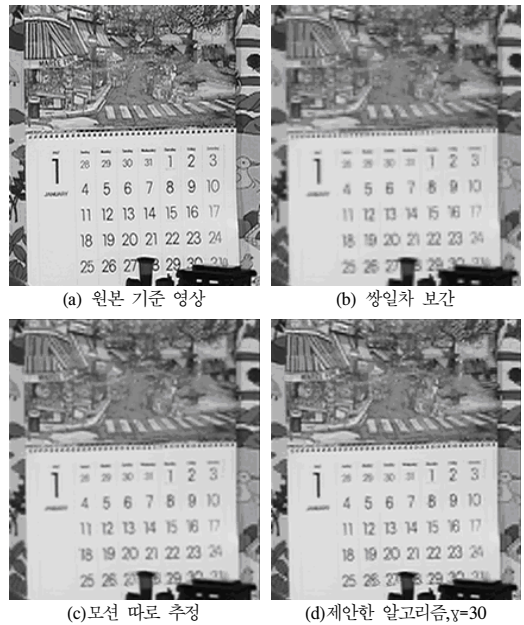


그림 5. Mobile 재구성 영상

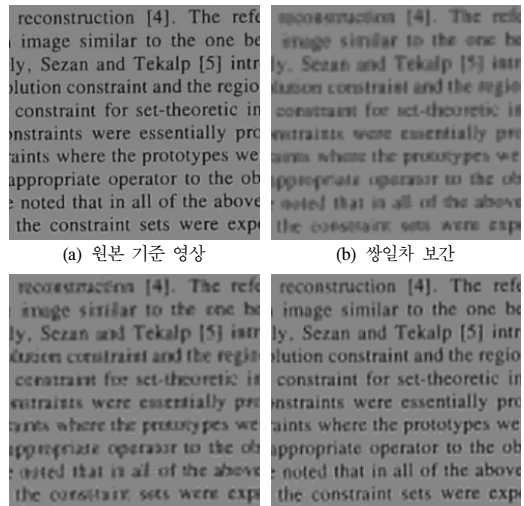


그림 6. Text HR 영상 재구성

화질의 차이를 분명히 보이기 위해 Mobile 영상을 4배로 재구성한 결과를 그림 8에 나타내었다. 제안한 방법과 비교한 방법 간의 화질 차이가 분명히 나타난다.

5.3 정규화된 움직임과 영상 추정의 동시 수행

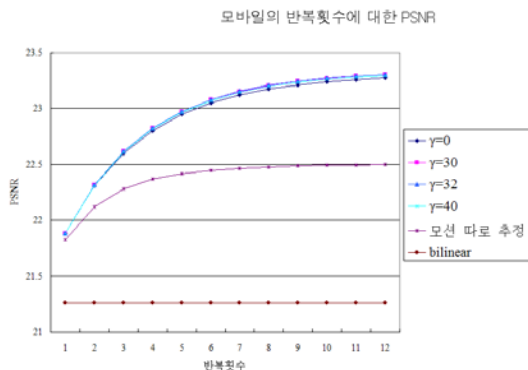
이 실험은 움직임 추정과 HR 영상 재구성을 결합한 방법이 HR 영상 재구성에 개선점을 주는지 확인하기 위해 행해진 것이다. 움직임 추정을 따로 하고 HR 영상 재구성을 실행한 것과 이 둘을 결합하여 실행한 것을 비교한다.

움직임 추정을 따로 한 경우에는 (13)의 첫째 항만을 이용하였고 POCS로 재구성을 하였다. 그림 9의 PSNR을 보면 움직임 추정과 HR 영상 재구성을 결합한 경우가 그렇지 않은 경우보다 향상된 결과를 얻었다.

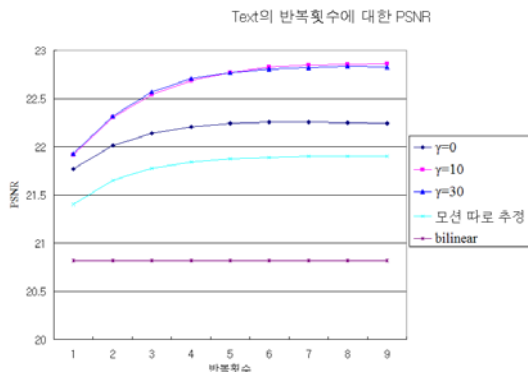
앞의 실험 결과처럼 움직임 추정과 HR 영상 재구성을 동시에 하면 좋은 HR 영상을 얻을 수 있다. 그러나 이 방법을 이용하여도 블록 정합법은 오류 벡터를 유발할 수 있다. 이번에는 움직임과 HR 영상 재구성을 결합하되 정규화를 한 경우와 그렇지

않은 경우 비교하였다. 정규화를 하지 않는 경우는 이웃 벡터들과 독립적으로 움직임 벡터를 구하는 것으로 (13)의 첫번째 항만을 이용한다.

그림 9부터 그림 11까지의 실험 결과를 보면 정규화한 경우가 그렇지 않은 경우보다 화질이 개선된 것을 알 수 있다. 전체적으로 종합하면 정규화를 통한 움직임 추정과 HR 영상 복원을 결합하는 알고리즘이 HR 영상 재구성에 큰 효과가 있다.



(a) Mobile 영상열



(b) Text 영상열

그림 7. Mobile/Text 영상열의 반복횟수에 대한 PSNR



(a)쌍일차 보잔법



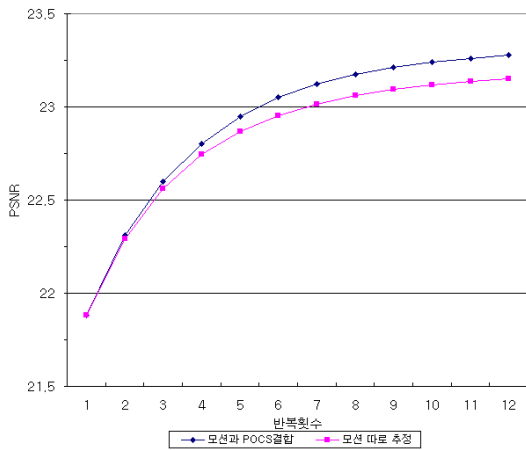
(b) 제안한 알고리즘



(c) 모션 따로 추정

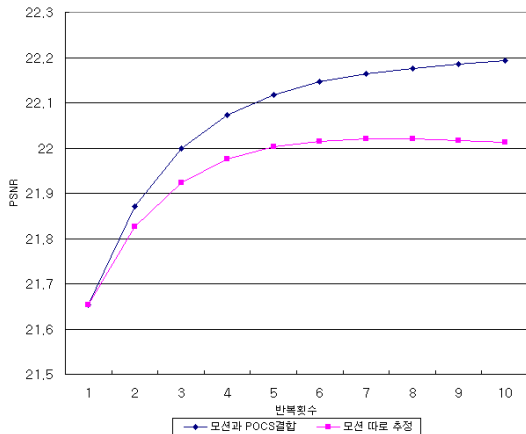
그림 8. Mobile의 4배 실험

Mobile, 움직임 추정과 POCS의 결합의 영향



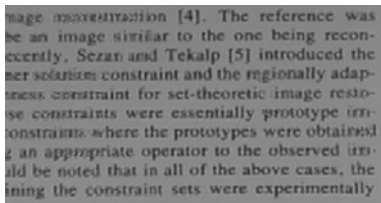
(a) Mobile 영상열

Text, 움직임 추정과 POCS의 결합의 영향

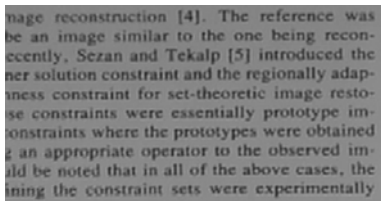


(b) Text 영상열

그림 9. 움직임 추정과 POCS 재구성성을 함께/따로 비교



(a) 비정규화



(b) 정규화

그림 10. Text 영상열의 정규화와 비정규화 비교



(a) 비정규화



(b) 정규화

그림 11. Pentagon 영상열의 정규화와 비정규화 비교

VI. 결론

LR 영상 프레임 간의 정밀한 움직임 추정과 양질의 HR 영상 재구성사이에는 서로 의존하는 관계가 있다. 본 논문에서는 움직임 추정과 HR 영상 재구성을 동시에 하되 블록 정합법에 정규화를 적용한 알고리즘을 제안하였다. 실험을 통해서 움직임 추정과 HR 영상 재구성은 연관성이 있음을 확인했고 이 둘을 결합하는 방법이 그렇지 않은 경우보다 PSNR이 우수한 HR 영상을 얻을 수 있음을 보였다. 더 나아가서 블록 정합법에 정규화를 적용함으로써 움직임 추정 값들이 개선되었고 재구성된 HR 영상도 개선되었다.

참고 문헌

- [1] Andrew J. Patti, et al., "Super Resolution Video Reconstruction with Arbitrary Sampling

- Lattices and Non-zero Aperture Time”, *IEEE Trans. Circuits and Systems for Technology*. Vol. XX, No. Y, 1999.
- [2] S. C. Park *et al.*, “Super-Resolution Image Reconstruction: A Technical Overview”, *IEEE Signal Processing Magazine*, May, 2003.
- [3] A. Murat Tekalp, *et al.*, “High-Resolution Image Reconstruction From Lower-Resolution Image Sequences And Space-Varying Image Restoration”, *IEEE ICASSP-92*, Vol.3, pp.169-172, 1992.
- [4] Henry Stark, “Theory Of Convex Projection And Its Application To Image Restoration”, *IEEE ISCAS’88*, 1988.
- [5] 강수원, 이승준, 양경호, 이충웅, “POCS를 이용한 벡터양자화영상의 복원”, *대한전자공학회 추계종합학술대회 논문집 제 17 권 제 2호*, 1994.11.
- [6] Sean Borman, Robert Stevenson, “Spatial Resolution Enhancement of Low-Resolution Image Sequences. A Comprehensive Review with Directions for Future Research”, *Lab. Image and Signal Analysis, University of Notre Dame, Tech. Rep.*, 1998.
- [7] Javier Mateos, Aggelos K. Katsaggelos and Rafael Molina, “Simultaneous Motion Estimation and Resolution Enhancement of Compressed Low Resolution Video”, *IEEE*, 2000.
- [8] Russell C. Hardie, *et al.*, “Joint MAP Registration and High-Resolution Image Estimation Using a Sequence of Undersampled Images”, *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol.6, No. 12, 1997.
- [9] S. P. Kim, *et al.*, “Recursive Reconstruction of High Resolution Image From Noisy Undersampled Multiframe”, *IEEE Trans. on Acoustics, Speech and Signal Proc.* Vol.38, No. 6. June, 1990.
- [10] Sung Park, *et al.*, “Spatially Adaptive High-Resolution Image Reconstruction of Low-Resolution DCT-Based Compressed Images”, *IEEE ICIP 2002*.
- [11] Yucel Altunbasak, *et al.*, “Super-Resolution Still and Video Reconstruction From MPEG-Coded Video”, *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Tech.*, Vol. 12, No. 4, 2002.
- [12] Richard R. Schultz and Robert L. Stevenson, “Extraction of High-Resolution Frames from Video Sequences”, *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 5, No. 6, June 1996.
- [13] Richard R. Schultz and Robert L. Stevenson, “Bayesian Estimation of Subpixel-Resolution Motion Fields and High-Resolution Video Stills”, *IEEE*, 1997.
- [14] 김윤, 정재한, 김재원, 고성제, “POCS를 이용한 효과적인 블록 현상 제거 기법”, *신호처리 합동학술대회 논문집*, 제14권, 제1호, pp.755-758, Sep. 2001.
- [15] A. Murat Tekalp, “Digital video processing”, Prentice Hall PTR, 1995.
- [16] S. H. Rhee, M. G. Kang, “DCT-Based Regularized Algorithm for High-Resolution Image Reconstruction”, *IEEE*, 1999.

최 종 범 (Jong-Beom Choi)

준회원



2003년 서울시립대학교 전자전기공학부(학사)

2005년 서울시립대학교 전자전기컴퓨터공학부(석사)

오 태 석 (Tae-Seok Oh)

준회원



2001년 청주대학교 전자정보통신반도체공학부(학사)

2003년 서울시립대학교 전자전기컴퓨터공학부(석사)

2004년 3월~현재 서울시립대학교 전자전기컴퓨터공학부 박사과정

김 용 철 (Yong Cheo Kim)

정회원



1981년 서울대학교 전자공학부(학사)

1983년 KAIST 전기 및 전자공학부(석사)

1983년~1986년 금성전기연구소
1993년 University of Southern California(박사)

1993~1996년 LG정밀연구소 전문팀장

1996~현재 서울시립대학교 전자전기컴퓨터공학부 부교수