

# ARPS 움직임 추정과 POCS 복원을 동시에 이용하는 HR 영상 재구성

준회원 송희근\*, 정회원 김용철\*

## Reconstruction of High Resolution Images by ARPS Motion Estimation and POCS Restoration

Heekeun Song\* Associate Member, Yong Cheol Kim\* Regular Member

### 요약

POCS (projection onto convex sets)를 이용하는 고해상도 영상 재구성에서는 재구성 연산 사이에 프레임간 움직임을 추정함으로써 양질의 HR (high resolution) 영상을 얻을 수 있으나, 반복적인 움직임 추정으로 인해 연산량은 증가한다. 본 논문에서는 기존의 ARPS (adaptive rood pattern search) 움직임 추정법을 수정하여 연산량을 줄이면서, 움직임 추정과 POCS 복원을 동시에 수행하는 HR 영상의 재구성 알고리즘을 제안한다. ARPS에서 필요한 기준 움직임의 값으로 POCS 복원의 이전 단계에서 추정된 움직임 벡터의 값과 위상 상관도법으로 얻은 값을 이용하여 연산량을 줄였다. 또한, 추정된 움직임을 정규화하여 그 정확도를 더욱 향상시켰다. 실험 결과, 전체 탐색 블록 정합법과 POCS를 동시에 수행하여 영상을 재구성한 경우와 비교했을 때 유사한 화질의 HR 영상을 약 30배 빠르게 재구성하였다.

Key Words : HR reconstruction, POCS, ARPS, motion estimation, Phase correlation

### ABSTRACT

In POCS (projection onto convex sets)-based reconstruction of HR (high resolution) image, the quality of reconstructed image is gradually improved through iterative motion estimation and image restoration. The amount of computation, however, increases because of the repeated inter-frame motion estimation. In this paper, an HR reconstruction algorithm is proposed where modified ARPS (adaptive rood pattern search) and POCS are simultaneously performed. In the modified ARPS, the motion estimates obtained from phase correlation or from the previous steps in POCS restoration are utilized as the initial reference in the motion estimation. Moreover, estimated motion is regularized with reference to the neighboring blocks' motion to enhance the reliability. Computer simulation results show that, when compared to conventional methods which are composed of full search block matching and POCS restoration, the proposed method is about 30 times faster and yet produces HR images of almost equal or better quality.

### I. 서론

HR (high resolution: 고해상도) 영상 재구성은 동일한 장면에 대한 LR (low resolution: 저해상도)

의 영상열로부터 하나의 고화질 영상이나 여러 프레임의 영상열을 복원하는 기술을 의미한다. 카메라나 피사체의 움직임에 의하여 LR 영상열의 각 프레임 사이에는 작은 크기의 움직임이 있게 되는데,

\* 서울시립대학교 전자전기컴퓨터공학부 컴퓨터비전연구실 (shk0803@uos.ac.kr, yckim@uos.ac.kr)

논문번호 : #KICS2008-08-363, 접수일자 : 2008년 8월 20일, 최종논문접수일자 : 2009년 2월 23일

HR 영상 재구성 과정은 크게 두 가지의 과정으로 이루어진다. 첫째는 영상열의 각 프레임 사이의 움직임을 추정하는 과정이며, 둘째는 추정된 움직임을 바탕으로 프레임 사이에 미세하게 다른 정보들을 융합하는 영상 재구성 과정이다.

HR 영상 재구성 방법으로는 비균등 내삽법<sup>[1,2]</sup> 및 주파수 영역에서의 재구성법<sup>[3,4]</sup>, 확률적 정규화 방법<sup>[5-9]</sup>, POCS (projection onto convex sets)을 이용하는 방법<sup>[10-13]</sup> 등이 흔히 사용된다. 주파수 영역에서의 재구성 방법은 원본 영상의 프레임들이 LR 영상에 언더샘플링될 때 다르게 발생하는 앨리어싱을 전체 프레임에 대하여 처리하는 것이다. 확률적 처리 방법은 Bayesian 확률 이론을 이용하며 대표적으로 MAP (maximum a posteriori), ML (maximum likelihood) 방법들이 있다. POCS는 복원하려는 HR의 사전 정보를 제약 조건으로 정의하여, 그 조건들을 만족할 때까지 영상들을 반복하여 수정하는 방법으로서 그 기본적인 틀은 Stark<sup>[11]</sup>에 의해 정립되었다.

흔히 사용하는 움직임 추정의 방법으로는 광류 추정, 블록 정합 방법과 위상 상관 방법 등이 있는데, 광류 추정은 계산량이 많아 자주 사용되지 않는다. 블록 정합 방법은 구성이 간단하여 이를 이용한 HR 영상 재구성 연구가 많이 이루어졌다<sup>[6,8,10]</sup>. 그러나 블록 정합 방법으로 얻어진 움직임 벡터에는 오차가 발생하는 경우가 많아서 재구성된 HR 영상의 화질이 그리 높지 않다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 Mateos<sup>[5]</sup>와 Hardie<sup>[6]</sup>는 움직임 추정과 HR 영상 재구성을 동시에 수행하는 방법을 제안하였는데, 이는 움직임 추정을 위해서는 상세 정보의 HR 영상이 필요하며, 또한 양질의 HR 영상을 얻기 위해서는 정확한 움직임 추정이 필요한 것에 착안한 것이다. 본 논문에서도 움직임 추정과 영상 재구성을 동시에 수행한다.

본 논문의 선행 연구<sup>[14]</sup>에서는 움직임 추정에 전체 탐색 (full search) 블록 정합을 이용하고 움직임 추정과 POCS를 동시에 진행하는 방법으로 HR 영상을 재구성하였다. 전체 탐색 블록 정합은 수행 시간이 많이 걸리는 단점이 있어, 본 논문에서는 위상 상관도법과 ARPS (adaptive rood pattern search)<sup>[16]</sup>를 함께 사용하는 방법으로 움직임을 추정하여, 계산이 [14]에 비해 아주 적으면서도 유사한 화질의 HR 영상을 재구성하는 방법을 제안한다. 또한 움직임 정규화(motion regularization)를 이용하여 움직임 추정의 정확도를 향상시켰다.

본 논문에서 위상 상관도법과 ARPS를 함께 사용하는 이유는 다음과 같다. ARPS 를 사용하면 움직임 추정 시간은 단축되지만 움직임 정보의 정밀도는 다소 떨어진다. 정밀도의 향상을 위해서는 ARPS의 초기치로 사용하는 기준 움직임이 매우 중요한데, 본 논문에서는 위상 상관도법의 결과나 이전 단계에서 얻어진 움직임을 기준 움직임으로 사용함으로써 정밀도를 향상시켰다. 이와 같은 방법이 ARPS를 그대로 사용하는 것보다 움직임 추정의 정밀도를 높여 더 나은 HR 영상을 재구성한다는 것을 실험으로써 확인하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2 장에서 LR 영상열의 형성의 모델링을 약술하고, 제 3 장에서 POCS를 통한 HR 영상 재구성 과정을 설명한다. 제 4 장에서 제안하는 움직임 추정 방법을 소개하고, 제 5장에서 POCS와 제안하는 움직임 추정을 이용하는 HR 영상 재구성의 알고리즘을 서술한다. 제 6 장에서 실험 결과를 보이고, 제 7 장에서 결론을 맺는다.

## II. 저해상도 영상열의 형성

본 논문에서 LR 영상이라 함은 해상도 개선의 대상이 되는 영상을 의미한다. 이러한 LR 영상은 HR 해상도의 원래 장면이 영상 획득 과정에서 블러링되고 샘플링 된 후 잡음이 더해지는 것으로 모델링하여 식 (1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$g = D \cdot B \cdot f + n \quad (1)$$

$g$ 는 LR 해상도의 영상( $MN \times 1$ )이고  $f$ 는 HR 해상도의 장면( $L_1ML_2N \times 1$ )이다.  $D$ 는 표본화 연산자( $MN \times L_1ML_2N$ )를 나타내고,  $B$ 는 블러링 연산자( $L_1ML_2N \times L_1ML_2N$ )를 나타낸다.  $n$ 은 잡음의 벡터 표현( $MN \times 1$ )으로써 본 논문에서는  $N(0, \sigma^2)$ 의 가우시안 잡음을 가정한다.

여러 프레임의 영상열 형성 과정은 다음과 같다. HR 영상열은  $L_1M \times L_2N$  크기의  $K$ 개의 프레임으로 이루어지며,  $f_k(u, v)$ 는 그 중에서  $k$ 번째 HR 영상으로서  $L_1 \times L_2$ 배의 비율로 언더샘플링되어 LR 프레임  $g_k(m, n)$ 이 생성된다.  $k$ 번째 LR 영상과  $r$ 번째 LR 영상 사이의 관계는 식 (2)와 같다.

$$\mathbf{g}_k = \mathbf{D} \cdot \mathbf{B} \cdot \mathbf{M}(\mathbf{d}_{r,k}) \cdot \mathbf{f} + \mathbf{n}, \quad (2)$$

$$1 \leq k \leq K, 1 \leq r \leq K$$

즉, LR 영상  $\mathbf{g}_k$ 는 HR 영상  $\mathbf{f}_r$ 이  $\mathbf{d}_{r,k}$ 만큼 이동한 후 블러링되고 샘플링되면서 잡음이 더해진 영상이다. POCS를 이용하는 복원 과정에서, 식 (2)는  $r$ 번째 영상과  $k$ 번째 영상에 대한 잔차(residual)를 구하는 식으로 활용된다.

### III. POCS방법에 의한 HR 영상 재구성

#### 1. POCS의 기본 원리

POCS 방법은 영상 복원에서 흔히 사용되는 방법으로서 복원될 영상이 갖는 특정 정보들을 영상 복원 시의 제한 용소로 적용하는 방법이며, 이를 위해 몇 가지 제한 집합들을 정의한다. 제한 조건의 충족 여부의 판단을 위해서는 복원 과정 중에 있는 중간 상태의 HR 영상을 식 (2)를 통해 열화시켜 LR 영상을 얻는다. 이 LR 영상이 이전에 정의된 제한 집합들의 공통 부분의 범위를 벗어나지 않으면, 제한 조건이 충족되는 것으로 본다.

벡터 공간에서,  $\mathcal{A}$ 벡터를  $\mathcal{B}$ 벡터에 투영시킨다는 것은  $\mathcal{B}$ 벡터의 법선 방향의 성분을  $\mathcal{A}$ 벡터로부터 제거함으로써  $\mathcal{A}$ 벡터의  $\mathcal{B}$ 방향 성분을 구하는 것이라고 볼 수 있다. 이와 마찬가지로, POCS에서의 투영이란 입력 영상열로부터 잡음 성분을 제거함으로써 HR 영상을 재구성하는 것을 의미한다. 그런데 잡음은 랜덤 프로세스이므로, 이를 완벽하게 제거할 수는 없다. 참고문헌 [12]에서는 이러한 잡음의 범위를 특정 임계값 이내로 제한하고, 센서의 PSF(point spread function)<sup>[15]</sup> 특성에 맞추어 잡음을 반복적으로 제거하면서 여러 프레임의 정보를 융합하는 방법을 제안하였다. POCS의 전체적인 식은 (3)과 같이 나타낼 수 있다<sup>[1,10-12,14]</sup>.

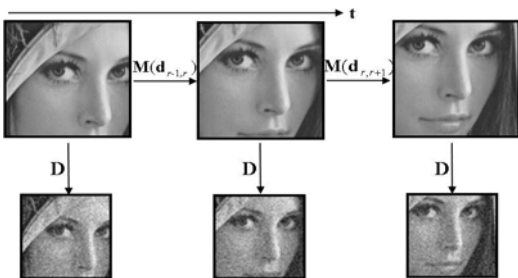


그림 1. HR 영상열과 LR 영상열 사이의 관계

$$\mathbf{f}^{(n+1)} = T_k T_{k-1} \cdots T_1 \mathbf{f}^{(n)}, n = 0, 1 \cdots \quad (3)$$

$$T_k = \mathbf{I} + \lambda_k (P_k - \mathbf{I}), 0 < \lambda_k < 2$$

$\mathbf{f}$ 는 후보 HR 영상 중 하나를 의미하며,  $\mathbf{f}^{(0)}$ 는 초기 HR 영상으로써, LR 영상 중 하나를 택하여 사용한다.  $\lambda_k$ 는  $\mathbf{f}^{(n)}$ 의 제한 집합으로의 투영 비율을 조절하는 완화 파라미터이고  $\mathbf{I}$ 는  $L_1 M L_2 N \times L_1 M L_2 N$ 의 단위 행렬이다.  $P_k$ 는  $k$ 번째 제한 집합의 투영 연산자이다.

#### 2. POCS 영상 재구성

$k$ 번째 HR 영상이 센서의 PSF를 거친 후 다운샘플링되고 잡음이 더해져서  $k$ 번째 LR 영상이 만들어지는 열화과정은 식 (4)로 나타낼 수 있다.  $(u, v)$ 는 HR 영상의 화소이고  $(m, n)$ 는 LR 영상의 화소이다.  $h(u, v)$ 는 센서의 PSF이고  $D \downarrow$ 는  $D$ 비율의 2차원 다운샘플링을 나타낸다.

$$g_k(m, n) = D \downarrow (h(u, v) ** f_k(u, v)) + \eta_k(m, n) \quad (4)$$

$(d_u, d_v)$ 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 기준 HR 영상의 관계는 식 (5) 혹은 식 (6)과 같이 나타낼 수 있다.

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

$$g_k(m, n) = \sum_u \sum_v h_k(m, n; u, v) f_r(u, v) + \eta_k(m, n) \quad (6)$$

$h_k(m, n; u, v)$ 는 기준  $(u, v)$  화소가  $k$ 번째 LR의  $(m, n)$  화소에 공헌하는 정도를 나타내며<sup>[12,14]</sup>,  $h_k(m, n; u, v)$ 을 알고 있는 경우  $\eta_k(m, n)$ 이 가우시안 분포이면,  $k$ 번째 LR 영상의 각 화소에 대한 불룩한 제한 집합들을 식 (7)과 같이 정의할 수 있다<sup>[1,2,10,12,14]</sup>.

$$C_{m,n,k} = \{ \hat{f}_r(u, v) : |r_k(m, n)| \leq \delta_0 \}, \quad (7)$$

$$1 \leq m \leq M, 1 \leq n \leq N$$

$$r_k(m, n) = g_k(m, n) - \sum_u \sum_v h_k(m, n; u, v) \hat{f}_r(u, v) \quad (8)$$

식 (8)은 식 (6)의 변형이다. 투영 연산은 이 잔차  $r_k(m, n)$ 을 이용하여 잡음 요소를 기준 영상

로부터 효과적으로 제거하는 것을 의미하고, 이를 식 (9)와 같이 나타낸다.  $h_k(m, n; u, v)$ 는 HR 기준 영상의  $(u, v)$  화소가 열화과정을 거쳐  $k$ 번째 LR 영상의  $(m, n)$  화소에 영향을 미치는 일종의 transform function이다.  $P_{m,n,k}[\hat{f}_r(u, v)]$ 은  $r$ 번째 LR 영상에 대한 후보 HR 영상  $\hat{f}_r(u, v)$ 의 잔차가 허용 오차 범위 내에 있는지를 판별하여  $r_k(m, n) \pm \delta_0$ 를 통해 구한 오차를  $\hat{f}_r(u, v)$ 에 보상해 줌으로써 HR 영상을 재구성하는 것이다.

$$P_{m,n,k}[\hat{f}_r(u, v)] = \begin{cases} \hat{f}_r(u, v) + \frac{r_k(m, n) - \delta_0}{\sum_o \sum_p h_k^2(m, n; o, p)} h_k(m, n; u, v) & \text{단, } r_k(m, n) > \delta_0 \\ \hat{f}_r(u, v) & \text{단, } |r_k(m, n)| \leq \delta_0 \\ \hat{f}_r(u, v) + \frac{r_k(m, n) + \delta_0}{\sum_o \sum_p h_k^2(m, n; o, p)} h_k(m, n; u, v) & \text{단, } r_k(m, n) < -\delta_0 \end{cases} \quad (9)$$

일반적으로, 식 (9)를 통해 얻은 HR 영상을 식 (3)과 같이 투영 비율을 조절하고 투영 연산을 여러 번 반복함으로써 영상을 점진적으로 재구성한다.

#### IV. 움직임 추정과 정규화

##### 4.1 위상 상관도법과 ARPS를 통한 움직임 추정

본 논문에서는 위상 상관도법과 ARPS를 함께 사용하여 움직임을 추정한다. 위상 상관도법은 공간 영역에서의 이동이 주파수 영역에서의 위상차로 나타난다는 점을 이용하여 움직임을 추정하는 방법이다. 이 방법은 계산도 빠르고 정확도도 높은 편이나, 로컬 움직임이 존재하는 경우에는 적용하기 어렵다. 본 논문에서는 부분적으로 엘리어싱된 영상열에서의 움직임 추정 방법<sup>[17]</sup>을 ARPS와 결합하여 사용함으로써, 위상 상관도법의 약점을 보완하고 이전 단계에서 구한 움직임 추정 결과를 이용하여 ARPS의 정밀도를 향상시킨다.

ARPS<sup>[16]</sup>는 계산 속도가 빠르면서도 정확도가 전체 탐색 블록 정합법에 근접한다. ARPS의 움직임 추정 방법은 크게 두 단계로 나누어진다. 첫째 단계에서는 LDSP (large diamond search pattern)라는 십자 패턴을 이용하여 기준 움직임을 찾고, 둘째 단계에서는 이 기준 움직임에 SDSP (small diamond search pattern)의 십자 패턴을 적용하여 움직임을

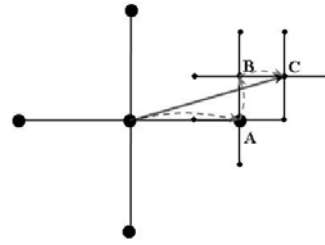


그림 2. ARPS의 움직임 추정 과정

정교하게 추정한다. 그림 2는 움직임 추정 과정을 나타낸다. LDSP에서 총 다섯 점의 SSD (sum of squared difference)를 비교하여 찾은 움직임 A로부터 다시 SDSP를 적용하여 B를 찾는다. B를 기준으로 SDSP를 적용하여 C를 찾고, 다시 C로부터 SDSP를 적용한 결과 C가 최소의 SSD를 가지면 종료된다.

본 논문에서는 ARPS에서 LDSP단계를 생략한다. 대신에 SDSP에서 필요로 하는 기준 움직임( $M_{ref}$ )은 처음 단계에서는 위상 상관도법의 결과를 사용하고, 이후부터는 POCS 복원 과정 단계 중에서 바로 이전 단계에서 얻은 움직임 정보를 이용한다.

##### 4.2 움직임 정규화

SDSP의 단계에는 움직임 정규화<sup>[14]</sup>를 적용한다. 정규화는 블록의 움직임이 대체로 이웃 블록들의 움직임과 유사하다는 성질을 이용한다. 식 (10)과 식 (11)은  $r$ 번째 HR 프레임의  $k$ 번째 LR 프레임에 대한  $l$ 번째 블록의 움직임  $d_{l,r,k}$ 의 추정 과정을 나타낸다.

$$d_{l,r,k} = \arg \min_{\mathbf{d}_{r,k}} \{L_{\mathbf{d}_{r,k}}\} \quad (10)$$

$$L_{\mathbf{d}_{r,k}} = \|\mathbf{D} \cdot \mathbf{B} \cdot \mathbf{M}(\mathbf{d}_{r,k}) \cdot \mathbf{f}_r(l) - \mathbf{g}_k(l)\|^2 + \gamma \|\mathbf{d}_{r,k} - \bar{\mathbf{d}}_{l,r,k}\|^2 \quad (11)$$

$\mathbf{d}_{r,k}$ 는 후보 움직임 벡터를 나타내고,  $\bar{\mathbf{d}}_{l,r,k}$ 는  $l$ 번째 블록에 이웃하는 블록들의 평균 움직임을 나타낸다. 식 (11)의 첫째 항은 SSD로서, HR 영상의  $l$ 번째 블록을 열화모델을 통과시킨 결과와 그에 대응하는 LR 영상의  $l$ 번째 블록과의 차이이다. 둘째 항은 움직임 보상된 벡터의 값과 이웃 벡터들의 평균과의 차이를 나타낸다.  $\gamma$ 는 정규화의 정도를 조절하는 상수로써 그 값이 클수록 움직임이 부드럽게 변한다.

### V. 제안하는 HR 재구성 방법

움직임 추정과 HR 영상 재구성을 함께 하는 이 유는 추정된 움직임 벡터가 HR 영상의 재구성에 영향을 미치고, 역으로 재구성된 HR 영상은 정확한 움직임 추정에 영향을 미치기 때문이다. 그림 3은 제안하는 HR 재구성 과정을 나타내며, LR 영상열은 [18]에서 구한 것이다. 그림에서 큰 블록으로 나타낸 것은 HR 해상도의 영향을 나타내며, 작은 블록은 LR 해상도의 영향을 나타낸다.

- ① 쌍일차 보간(bilinear interpolation)으로 LR 영상열을 HR 해상도로 확장시켜,  $f_k^{(0)}$ 를 만든다.
- ②  $f_k^{(n)}$ 에서의 각 프레임 사이의 움직임의 추정치를 ARPS를 이용하여 구한다.
- ③ 식 (8)을 이용하여, ②에서 추정된 움직임으로  $f_k^{(n)}$ 와 LR 영상열 사이의 잔차를 구하고, 식 (9)의 투영 연산을 통하여  $f_k^{(n)}$ 을 각각의 블록 집합으로 투영시킨다.
- ④ 식 (3)에 따라  $f_k^{(n+1)}$ 을 구한다.
- ⑤  $f_k^{(n+1)}$ 이 모든 블록 집합들의 조건을 만족하면 종료하고, 그렇지 않다면 ②로 되돌아가 움직임 추정과 재구성 과정을 반복한다.

### VI. 실험 결과

실험에서 사용한 영상열은 두 가지 방법으로 생성되었다. 첫째는 하나의 HR 정지 영상을 약간씩 이동시킨 후 다운샘플링하여 만든 모의 LR 영상열과 둘째는 실제로 획득한 LR 영상열이다. 영상열은 모두 네 종류로서 “Text-A”와 “Mobile”, “Pentagon” 및 “Text-B” 영상열이다. Pentagon 영상열과 Text-B

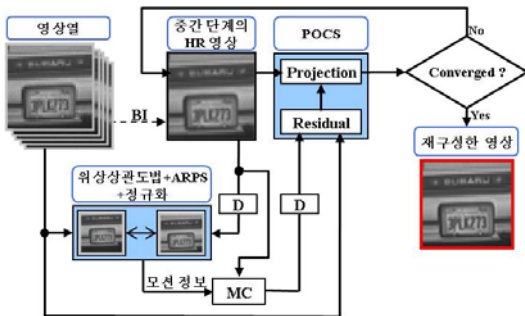


그림 3. 제안하는 HR 재구성 과정. (MC: 움직임 보상, BI: 쌍일차 보간)

영상열은 정지 영상으로부터 얻은 모의 동영상이고, Text-A 영상열은 카메라로 촬영한 네 프레임으로 이루어져 있다. Mobile 영상열은 영상압축 연구에 흔히 사용하는 CIF 동영상에서 네 프레임을 선택한 것이다. 실험에서 식 (3)의 완화 파라미터  $\lambda$ 는 0.1, 식 (6)의 잔차의 임계값  $\delta_0$ 은 0.01, POCS 반복 횟수는 10으로 하였다.

제안한 HR 복원 방법의 성능 비교 대상은 네 가지이다. 첫째 비교 대상은 쌍일차 보간으로 재구성한 영상이다 (“BI”로 표기). 둘째 비교 대상은 [14]의 방법으로 재구성한 HR 영상이다 (“FS”로 표기). 셋째 비교 대상은 위상 상관도 방법을 이용하지 않는 ARPS 움직임 추정과 POCS를 통해 재구성한 영상이다 (“ARPS”로 표기). 나머지 비교 대상은 [17]에서 사용한 방법 (“위상 상관도법과 BI”로 표기)으로 재구성한 HR 영상이다. HR 재구성 성능의 객관적 성능 지표로는 원본 영상과의 PSNR 및 재구성에 소요되는 계산시간을 비교한다.

#### 6.1 Text-A 실험

Text-A 영상열은 디지털 카메라로 찍은 네 프레임의 영상을  $4 \times 4$  uniform LPF를 통과시킨 후 4배율로 다운샘플링하여 생성한 것이다. 재구성한 결과를 그림 4에 나타내었으며, 제안하는 방법은 FS와 비슷한 화질을 생성하는 것을 확인할 수 있었다.

그림 5(a)는 POCS 반복 횟수에 따르는 Text-A 영상의 PSNR 비교 결과를 나타낸다. 제안하는 방식의 PSNR이 FS보다 조금 더 높다. 이는 제안하는 방법에서의 움직임 추정이 더 정확하기 때문이라고 판단한다. 이를 분석하기 위해, ARPS 방법 및 FS의 경우를 제안하는 방법과 비교하여, 첫째 LR 프

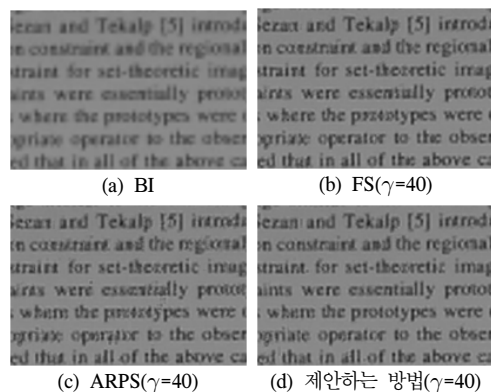
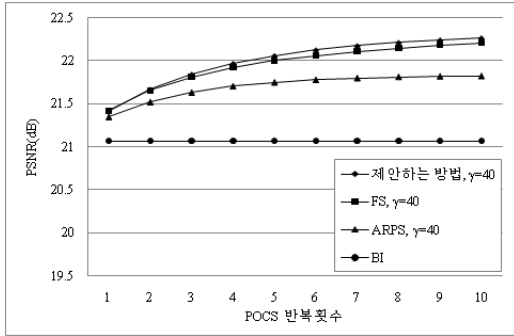


그림 4. Text-A 영상열의 HR 재구성 성능

표 1. ARPS, 전체탐색, 제안하는 방법의 SSD와 PSNR비교

		ARPS	전체탐색	제안하는 모션추정
SSD	LR 프레임 2	31.98	16.88	29.80
	LR 프레임 3	31.94	26.98	33.58
	LR 프레임 4	33.46	21.36	22.79
PSNR(복원된 HR)		21.35dB	21.38dB	21.40dB



(a) PSNR 비교

방법	계산시간
FS	1.000
ARPS	0.036
제안하는 방법	0.035

(b) 계산시간 비교

그림 5. Text-A 영상의 PSNR 및 계산시간

레이프와 이후의 LR 프레임 사이의 SSD와 원본영상에 대한 PSNR을 표 1에 나타내었다. POCS의 첫째 단계에서 측정된 값들을 비교한 결과, SSD는 FS의 경우가 낮았지만 PSNR은 제안하는 방법의 결과가 우수하였다. 실험 결과로 볼 때, SSD가 가장 작을 때의 움직임 추정치가 가장 정확한 값은 아닐 수 있으며, 또한 PSNR이 높다는 점에서 위상 상관도법의 사용으로 인한 개선 효과가 있다는 것을 알 수 있다.

그림 5(b)는 계산시간을 FS의 계산시간으로 정규화하여 비교한 결과를 나타낸다. 제안하는 방법은 속도 면에서 FS보다 28배 빨라졌고, ARPS보다는 화질 면에서 우수하다는 것을 확인할 수 있다.

### 6.2 Mobile 실험

동영상 압축 연구에 흔히 사용하는 CIF 크기의 Mobile 영상열 중에서 임의로 네 프레임을 선택하여 30dB의 가우시안 잡음을 더한 후 4x4 uniform LPF를 통과시킨 다음 2배율로 다운샘플링하여 영상열을 생성하였다. 다른 방법들과 비교한 결과를 그림 6에 나타내었으며, 제안하는 방법은 FS와 비슷한 화

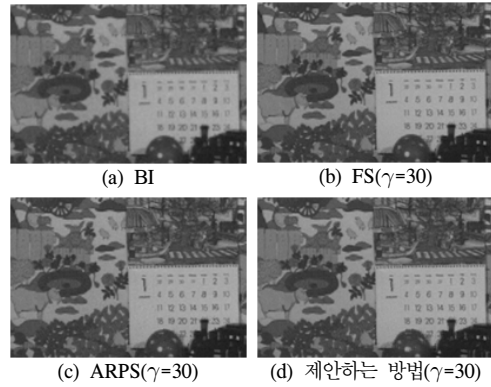


그림 6. Mobile 영상열의 HR 재구성 성능

질의 영상을 생성하는 것을 확인할 수 있다.

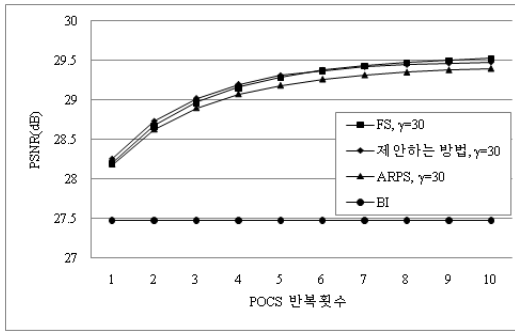
그림 7(a)는 POCS 반복 횟수에 따르는 “Mobile” 영상의 PSNR 비교 결과를 나타내는데, 실험 결과 제안하는 방법이 FS 및 ARPS와 거의 같은 정도의 PSNR을 갖는 것을 확인할 수 있었다. 그림 7(b)는 앞의 실험결과와 마찬가지로 제안하는 방법이 FS보다 계산량에서 우수하다는 것을 나타낸다. 계산 속도는 약 27배 향상되었다.

### 6.3 Pentagon 실험

이 경우는 하나의 정지 영상에서 모의 LR 영상열을 생성하여 사용하였다. Pentagon 영상에서 384x384크기의 다섯 프레임을 추출하였으며, 프레임 간 움직임은 첫째 프레임을 기준으로 할 때, HR 격자 크기로 각각 (2,2), (3,4), (4,4) 및 (4,6)이다. 각각의 프레임을 3x3 Uniform LPF를 통과시킨 후, 30dB의 가우시안 잡음을 더한 뒤에 3배율로 다운샘플링하여 LR 영상열을 생성한 후, 384x384 크기의 HR 영상으로 복원하였다.

재구성한 영상을 다른 방법들과 비교한 결과를 그림 8에 나타내었다. 제안하는 방법은 FS와 유사한 화질의 영상을 생성하는 것을 알 수 있다. 그림 9(a)는 POCS 반복 횟수에 따른 PSNR의 값을 비교한 결과이다. 제안하는 방법은 ARPS보다 높은 화질의 영상을 생성한다. Pentagon 영상의 경우에는 제안하는 방법이 FS에 비해 다소 낮은 PSNR을 보이지만, 앞에서 볼 수 있듯이 일반적으로는 제안하는 방법은 FS와 유사한 PSNR 값을 나타낸다.

그림 9(b)는 제안하는 방법과 ARPS 방법에서 소요되는 계산시간을 FS의 시간으로 정규화하여 비교한 결과를 나타낸다. 제안하는 방법은 FS보다 31배



(a) PSNR 비교

방법	계산시간
FS	1.000
ARPS	0.037
제안하는 방법	0.037

(b) 계산시간 비교

그림 7. mobile 영상의 PSNR 및 계산시간

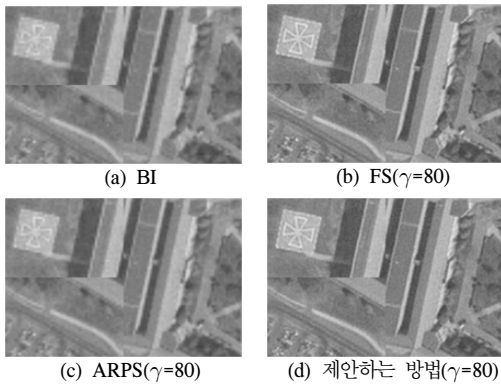
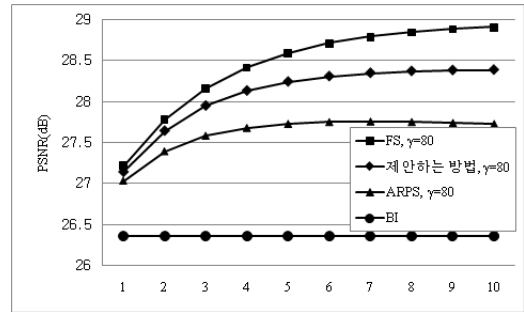


그림 8. Pentagon 영상열의 HR 재구성 성능

이상 빠른 속도를 보였다. 실험 결과로부터 제안하는 방법은 ARPS 와 비슷한 계산 시간을 소요하면서도 FS에 근접하는 화질의 영상을 복원한다는 것을 알 수 있다.

#### 6.4 Text-B 실험

Text-B 영상의 경우에는 한 프레임의 정지 영상을 한 픽셀 단위로 움직여  $4 \times 4$  uniform LPF를 통과시킨 후 4배율로 다운샘플링하여 16 프레임을 생성하였다. 이 영상열의 재구성 결과를 [17]의 방법(위상 상관도법과 BI의 결합)과 비교한 결과를 그림 10에 나타내었다. 실험 결과 제안하는 방법은 [17]과 유사한 화질의 HR 영상 복원을 한다는 것을 확인하였다. 이 실험에서는 성능 비교 대상이



(a) PSNR 비교

방법	계산시간
FS	1.000
ARPS	0.032
제안하는 방법	0.031

(b) 계산시간 비교

그림 9. Pentagon 영상의 PSNR 및 계산시간

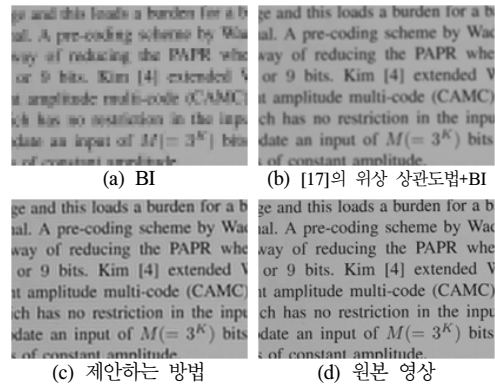


그림 10. Text-B 영상열의 HR 재구성 결과의 성능 비교

POCS를 반복적으로 수행하는 방식이 아니므로 앞의 실험에서와 같이 POCS 반복 횟수에 따른 PSNR 측정은 비교하지 않았다.

## VII. 결론

HR 영상 재구성에서 프레임 간의 움직임을 정확하게 추정하는 것은 매우 중요한 요소이다. POCS를 반복적으로 사용하는 영상 재구성 방식에서는 이전 단계에서 이미 추정된 움직임 정보를 이용하는 것이 효율적이다. 본 논문에서는 변형된 ARPS 방법을 개발하여 위상 상관도 방법의 결과와 이전 POCS 단계의 추정치를 기준 움직임으로 사용하여 계산량을 줄였다. 그 결과, 전체탐색 블록 정합을

사용한 경우에 비해 약 30 배 정도의 속도 향상이 있었다. 또한 움직임 추정과 HR 영상 재구성을 결합하여 원본 영상에 더욱 가까운 HR 영상을 얻었고, 추정된 움직임에 정규화를 가함으로써 움직임 추정 값들의 신뢰도가 향상되었으며 재구성된 HR 영상의 화질도 개선되었다.

참 고 문 헌

[1] S. Park, M. Park, and M. Kang, "Super-resolution image reconstruction: A technical overview," *IEEE Signal Processing Magazine*, pp. 21-36, May, 2003

[2] S. Borman and R. Stevenson, "Spatial resolution enhancement of low-resolution image sequences. A Comprehensive review with directions for future research," *Image and Signal Analysis, University of Notre Dame, Tech. Rep.*, 1998.

[3] S. Kim, N. Bose, and H. Valenzuela, "Recursive reconstruction of high resolution image from noisy undersampled multiframe," *IEEE Trans. on Acoustics, Speech and Signal Proc.*, Vol.38, No.6. pp.1013-1027, June, 1990.

[4] S. Rhee and M. Kang, "DCT-based regularized algorithm for high-resolution image reconstruction", *IEEE Proceedings of ICIP*, Vol. 3, pp.184-187, 1999

[5] J. Mateos, A Katsaggelos, and R. Molina, "Simultaneous motion estimation and resolution enhancement of compressed low resolution video," *IEEE Proceedings of ICIP*, Vol. 2, pp.653-656, 2000

[6] R. Hardi, K. Barnard, and E. Armstrong, "Joint MAP registration and high-resolution image estimation using a sequence of undersampled images", *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol.6, No.12, pp. 1621-1633, Dec. 1997

[7] S. Park, M. Kang, C. Segall, and A. Katsaggelos, "Spatially adaptive high-resolution image reconstruction of DCT-based compressed images," *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 13, pp.573-585, Apr. 2004

[8] R. Schultz and R. Stevenson, "Extraction of high-resolution frames from video sequences," *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol.5, No.6, pp.996-1011, Jun. 1996

[9] R. Schultz and R. Stevenson, "Bayesian estimation of subpixel-resolution motion fields and high-resolution video stills," *IEEE Proceedings of ICIP*, Vol. 3, p.62,1997

[10] A. Patti, M. Sezan, and A. Tekalp, "Super resolution video reconstruction with arbitrary sampling lattices and non-zero aperture time," *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol.6, No.8, pp.1064-1076, 1997

[11] 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, Nov. 1989

[12] A. Tekalp, M. Ozkan, and M. Sezan, "High-resolution image reconstruction from lower-resolution image sequences and space-varying image restoration," *IEEE Proceedings of ICASSP*, Vol. 3, pp. 169-172. Mar. 1992

[13] Y. Altunbasak, A Patti, and R. Mersereau, "Super-resolution still and video reconstruction from MPEG-coded video", *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Tech.*, Vol. 12, No. 4, 2002

[14] 최종범, 오태석, 김용철, "정규화된 블록매칭과 POCS에 의한 HR 영상 재구성", *한국통신학회 논문지*, Vol. 30. No. 8C, pp. 824-831, 2005

[15] R. Gonzalez and R. Woods, *Digital image processing 2<sup>nd</sup> Eds.*, Prentice Hall, 2002

[16] Y. Nie and K. Ma, "Adaptive rood pattern search for fast block-matching motion estimation", *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 11, No. 12, Dec. 2002

[17] P. Vandewalle, L. Sbaiz, S. S'usstrunk, and M. Vetterli, "Registration of aliased images for super-resolution imaging," *Proc. SPIE/IS&T Visual Communications and Image Processing Conference*, Vol. 6077, pp. 13-23, 2006

[18] S. Farsiu, D. Robinson, and P.Milanfar, "MDSP resolution enhancement software," [Online]. Available: <http://www.soe.ucsc.edu/~milanfar/software/sr-datasets.html>, 2004.



송 희 근 (Heekeun Song)

준회원



2004년 : 서울시립대학교 전자 전  
기공학부 졸업  
2008년 : 서울시립대학교 전자 전  
기컴퓨터공학부 석사

김 용 철 (Yong Cheol Kim)

정회원



1981년 : 서울대학교 전자공학과  
졸업  
1983년 : KAIST 전기 및 전자  
공학과 석사  
1983년~1986년: 금성전기연구소  
1993년: University of Southern  
California 박사

1993~1996년: LG정밀연구소 전문팀장.

1996~현재 : 서울시립대학교 전자전기컴퓨터공학부