

위상 상관(Phase Correlation)기반의 부화소 영상 정합방법을 이용한 다중 프레임의 초해상도 영상 복원

성열민*, 박현욱**

한국과학기술원 전자전산학과

E-mail : *ymseong@athena.kaist.ac.kr, **hwpark@athena.kaist.ac.kr

Super Resolution Image Reconstruction Using Phase Correlation Based Subpixel Registration from a Sequence of Frames

YeolMin Seong*, HyunWook Park**

Department of Electrical Engineering and Computer Science, KAIST

Abstract

Inherent opportunities on research for restoring high resolution image from low resolution images are increasing in these days. Super resolution image reconstruction is the process of combining multiple low resolution images to form a higher resolution one. To achieve super resolution reconstruction, proper observation model which is based on subpixel shift information is required. In this context, the importance of the subpixel registration cannot be estimated because subpixel shift information cannot be obtained from original image. This paper presents a regularized adaptive super resolution reconstruction method based on phase correlated subpixel registration, where the Constrained Least Squares(CLS) Restoration is adopted as a post process.

I. 서론

단위 영역안의 화소수를 나타내는 영상의 해상도는 영상의 질을 결정하는 중요한 요소이다. 해상도를 높이기 위해서는 영상 보간(image interpolation)의 과정이 필요하다. 그러나 한 장의 영상의 정보만으로 해상도를 증가시키기에 따라 울림(ringing) 현상, 평활(smoothing) 현상, 블록화 현상, 등의 화질 저하 현상이 생기게 된다[1]. 따라서 이런 화질 저하 현상을 복원하기 위해 다중 프레임을 사용하는 방법이 제안되었다. 이 방법은 여러 장의 저해

상도 영상들 간의 부화소 단위의 움직임 정보를 추정하고 정합하여 고해상도의 영상을 복원하는 기술이다. 이를 초해상도(super resolution) 영상 복원이라고 한다.

초해상도 영상복원을 위해서는 저해상도 영상들 간의 부화소 단위의 움직임 정보를 정확하게 아는 것이 중요하다. 기존의 많은 연구들은 저해상도 영상을 고해상도 영상으로부터 얻었으며 각 프레임의 움직임 정보를 알고 있다고 가정하였다.

본 논문에서는 임의의 저해상도 영상들을 얻은 후, 저해상도 영상들 간의 움직임 정보를 위상 상관기반의(phase correlation)부화소 단위 움직임 정합 방법을 이용하여 추정한다. 그 후에, 고해상도 영상에 대한 저해상도 영상의 수학적 관측 모델을 세우고 신호 적응적이며 반복적인 정규화 과정을 거치게 된다. 그리고 관측 오차를 줄여나가는 미분 근사화 반복법을 통해 최적화된 결과 영상을 얻을 수 있다. 또한 화질 향상을 위해 Constrained Least Squares (CLS) 복원 방법을 후처리 과정에 이용하여 경계나 모서리 성분을 특히 강조하는 영상을 얻는 방법을 제안한다.

II. 수학적 관측 모델

그림 1과 같이, 저해상도 영상들은 고해상도 영상을 가중 평균하여 얻어진다고 가정하면 저해상도 영상과 고해상도 영상의 화소 간에 식(1)의 관계가 성립한다 [2].

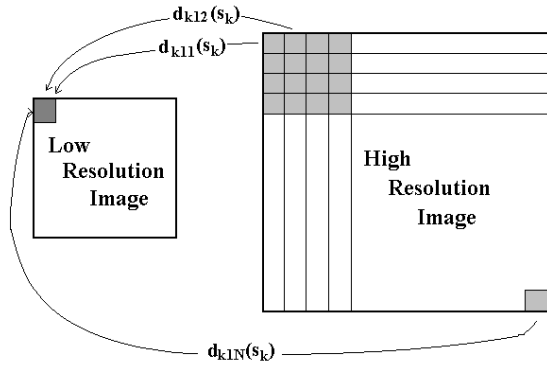


그림 1. 고해상도 영상과 저해상도 영상의 관계

$$y_k = D_k x + n_k, \quad k=0,1,2, \dots, p \quad (1)$$

y_k 는 k 번째 저해상도 영상을 나타내며 x 는 고해상도 영상을 나타낸다. p 는 저해상도 영상의 개수이다. 다운 샘플링 행렬 D_k 는 다음과 같이 정의 된다[2].

$$\begin{bmatrix} d_{k11}(s_k) & d_{k12}(s_k) & \dots & d_{k1N}(s_k) \\ d_{k21}(s_k) & d_{k22}(s_k) & \dots & d_{k2N}(s_k) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{kM1}(s_k) & d_{kM2}(s_k) & \dots & d_{kMN}(s_k) \end{bmatrix} \quad (2)$$

여기서 M 과 N 은 각각 고해상도 영상과 저해상도 영상의 화소수이며 $d_{kij}(s_k)$ 는 고해상도 영상의 j 번째 화소가 k 번째 저해상도 영상의 i 번째 화소에 기여하는 정도를 나타내는 가중치이다. s_k 는 고해상도 격자에 관련한 k 번째 저해상도 영상의 움직임 정보를 나타낸다. 저해상도 영상들의 움직임은 병진 방향(translational shift)의 변화에 의해서만 발생한다고 가정한다. n_k 는 k 번째 저해상도 영상에 더해지는 노이즈이다.

III. 초해상도 영상 복원 과정

3.1 위상 상관 기반의 부화소 단위 영상 정합

각각의 저해상도 영상들이 같은 움직임 정보를 가지고 있거나 정수 단위로 이동되었다면 고해상도 영상을 복원하기 위한 새로운 정보가 없게 된다. 따라서 저해상도 영상들은 부화소 단위로 각각 다른 움직임을 가지고 있다고 가정한다. 이 상대적 움직임 정보를 얻기 위해 위상 상관 기반의 부화소 정합 방법을 이용하였다[3].

정합할 두 영상을 각각 $i_1(x,y)$, $i_2(x,y)$ 라고 하고 두 영상간의 움직임은 $(\Delta x, \Delta y)$ 라고 하자. 그러면

$$i_1(x,y), i_2(x,y) = i_1(x - \Delta x, y - \Delta y) \quad (3)$$

으로 쓸 수 있다. 두 영상의 2차원 DFT를 취하면,

$$I_1 = F(i_1), \quad (4)$$

$$I_2 = F(i_2) = I_1(u,v) e^{-2\pi j(\frac{u\Delta x}{M} + \frac{v\Delta y}{N})}$$

와 같게 된다. 그러면 I_1 과 I_2 의 정규화 된 cross power spectrum은 식 (5)로 표현된다.

$$NCPS = \frac{I_1 I_2^*}{|I_1 I_2|} = e^{2\pi j(\frac{u\Delta x}{M} + \frac{v\Delta y}{N})} \quad (5)$$

식(5)를 역 DFT 취하면 식(6)과 같고, 최고점을 찾으면 움직임 정보인 $(\Delta x, \Delta y)$ 을 얻을 수 있다. (식(7))

$$Peak = F^{-1}(NCPS) = \delta(x - \Delta x, y - \Delta y) \quad (6)$$

$$(\Delta x, \Delta y) = \arg \max_{\Delta x, \Delta y} (Peak) \quad (7)$$

3.2 반복적 정규화 영상 복원

저해상도 영상으로부터 고해상도 영상을 추정하는 경우, 관측 모델의 조건을 만족시키는 해가 유일하지 않을 수 있기 때문에 불량 위치 문제가 발생된다. 따라서 정규화 함수를 추정하여 문제를 해결한다. 일반적인 정규화 영상 복원의 기법은 반복적인 연산을 통해 식(8)의 $F(x)$ 를 최소화하는 추정치 x 를 구하는 과정이다.

$$F(x) = \sum_{k=1}^p (\lambda_k(x) \|y_k - D_k x\|^2) + \|Cx\|^2 \quad (8)$$

$\lambda_k(x)$ 는 정규화 함수를 나타내며 C 는 추정한 x 가 평활할 때 위 정규화항을 최소로 하는 고역 통과 필터이다. 정규화 함수 $\lambda_k(x)$ 는 정보의 정확성과 해의 평활성 사이의 조화를 조절한다. 정규화 함수는 [2]의 조건에 따라 정하였다. (식(9),(10)) n 은 반복 단계의 횟수를 나타낸다.

$$\lambda_k^n(x) = \ln \left(T_k(x^n) \frac{\|Cx^n\|^2}{\|y_k - D_k x^n\|^2 + \delta_k} \right) \quad (9)$$

$$T_k(x^n) = \frac{\sum_{i=1}^p \|y_i - D_i x^n\|^2}{\|y_k - D_k x^n\|^2} \quad (10)$$

결정한 정규화 함수를 바탕으로 $F(x)$ 를 최소화하기 위해 미분 근사화 반복법을 사용하여 최적화된 영상을 얻는다. 반복 과정은 초기로 추정한 고해상도 영상에서 시작하여 식(11)을 따라 고해상도 영상을 갱신한다[2].

$$x_k^{n+1} = x_k^n - \beta^n \nabla_x F(x) \quad (11)$$

β^n 은 n 번째 반복단계에서의 간격의 크기를 나타낸다.

3.3 후처리 과정

미분 근사화 반복법의 종료 조건을 만족시킨 후 초해상도 복원된 영상을 얻을 수 있다. 그러나 증폭된 노이즈와 제거되지 않은 blur의 영향이 존재한다. 따라서 CLS (Constrained Least Squares) 복원 방법을 후처리 과정으로 이용한다. 이는 식(13)을 제약 조건으로 하여 식(12)를 최소로 하는 $x(m,n)$ 을 구하는 과정이다[1].

$$x(m,n) = \arg \min_x \|q(m,n) \otimes x(m,n)\|^2 \quad (12)$$

$$\|v(m,n) - h(m,n) \otimes x(m,n)\|^2 \leq \epsilon^2, \quad \epsilon^2 \geq 0 \quad (13)$$

여기서 $q(m,n)$ 은 $x(m,n)$ 의 거침(roughness)의 척도이며 라플라시안 연산자를 사용하였다. $h(m,n)$ 은 blur된 정도를 나타내는 저역통과 필터이다. 그리고 $v(m,n)$ 은 CLS 복원을 하고자하는 영상으로서 여기서는 초해상도 복원 후에 관찰된 영상이 된다. Parseval 정리에 의해 식(12)와 식(13)은

$$X(w_1, w_2) = \arg \min_x \|Q(w_1, w_2)X(w_1, w_2)\|^2 \quad (14)$$

$$\|V(w_1, w_2) - H(w_1, w_2)X(w_1, w_2)\|^2 \leq \epsilon^2 \quad (15)$$

과 같이 변형된다. 위 식을 라그랑지 승수법 (Lagrange multiplier)을 이용하여 풀면 다음과 같다[1].

$$X(w_1, w_2) = G(w_1, w_2)V(w_1, w_2) \quad (16)$$

$$G = \frac{H^*(w_1, w_2)}{|H(w_1, w_2)|^2 + \lambda |Q(w_1, w_2)|^2} \quad (17)$$

λ 는 식(16)와 식(17)의 제약 조건 아래, 식(15)을 만족하도록 결정한다.

IV. 실험 결과

움직임을 찍은 동영상을 디코딩하여 얻은 임의의 저해상도 영상(128×128) 프레임들로부터 고해상도 영상(256×256)을 얻었다. 식(8)의 고역통과 필터는 Robert 연산자를 이용하였다. 초기의 고해상도 영상은 저해상도 영상들을 선형 보간하고 평균을 취한 영상을 사용하였다. 기존의 방법과 결과를 비교하기 위해, Pyramid, Cubic B spline을 사용하였다. 첫 번째 실험은 부화소 단위의 움직임 정보를 얻고 초해상도 영상복원을 한 결과와, 정수단위의 움직임 정보를 얻고 초해상도 영상복원한 결과를 비교한다. 첫 번째 저해상도 영상을 기준으로 잡고 나머지 영상들과의 상대적인 움직임을 구한다. 그림 2는 결과를 보여준다. 이동된 위치에 흰 최고점이 찍힘을 알 수 있다. 이것을 부화소 단위로 추정하면 표1과 같다. 정수단위의 움직임 정보는 블록 정합

을 이용하여 구했다.



그림 2. 부화소 단위의 정합을 이용한 움직임 정보

	정수 단위	부화소 단위
프레임 1	(0, 0)	(0, 0)
프레임 2	(8, 2)	(7.498, 2.492)
프레임 3	(12, 3)	(11.578, 3.046)
프레임 4	(14, 4)	(13.091, 3.494)

표 1. 정수단위와 부화소단위의 움직임정보

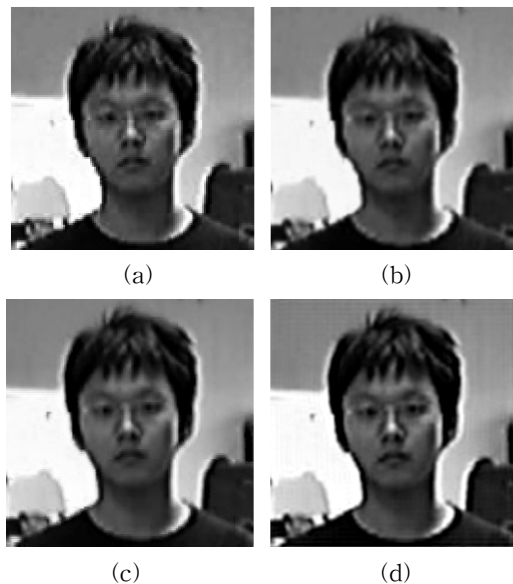


그림 3. 결과 (a) 저해상도 영상 중 하나 (b) Cubic B spline 보간 후의 영상 (c) 정수 단위의 움직임 정보를 이용한 초해상도 복원 후의 영상 (d) 부화소 단위의 움직임 정보를 이용한 초해상도 복원 후의 영상

그림 3(b)은 저해상도 영상 3(a)을 가지고 Cubic B spline 보간한 후의 영상이며 고주파 성분 억제 현상이 생겨 전체적으로 영상이 평활해짐을 알 수 있다. 초해상도 영상 복원 결과, 사람의 목선과 배경의 모서리 등의 고주파 성분을 그대로 유지한 채 해상도를 향상시킴을 확인했다. 그리고 부화소 단위의 정확한 움직임 정보를 바탕으로 초해상도 복원한 결과 (d)가, 정수 단위의 움직임 정보를 바탕으로 복원한 (c)보다 우수함을 알 수 있다.

두 번째 실험은 후처리 과정으로 CLS 방법을 이용한 결과를 보인다. 같은 물체를 디지털 카메라로 약간의 움직임을 주어 연사하여 저해상도 영상들을 얻었다. 각각의 저해상도 영상들 간의 상대적인 움직임은 표2에 정리하였고 초해상도 복원 후의 영상은 그림 4와 같다.

	정수 단위	부화소 단위
저해상도영상1	(0, 0)	(0, 0)
저해상도영상2	(0, 1)	(0.724, 1.382)
저해상도영상3	(3, 3)	(3.491, 3.511)
저해상도영상4	(6, 10)	(6.469, 9.061)
저해상도영상5	(1, 8)	(1.430, 7.714)
저해상도영상6	(8, 3)	(8.027, 2.453)
저해상도영상7	(5, 10)	(5.284, 9.423)
저해상도영상8	(11, 6)	(11.302, 5.688)

표 2. 정수단위와 부화소단위의 움직임정보

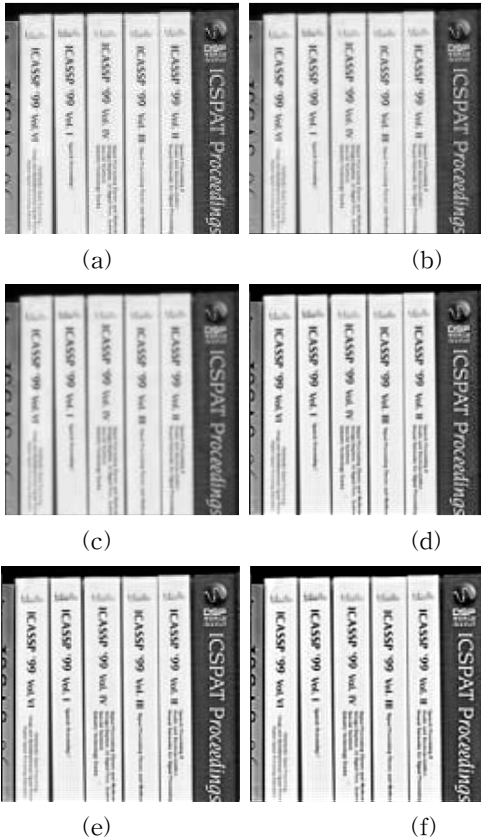


그림 4. (a) 저해상도 영상 중 하나 (b) Pyramid 보간 후의 영상 (c) Cubic B spline 보간 후의 영상 (d) 정수 단위의 움직임 정보를 이용한 초해상도 복원 후의 영상 (e) 부화소 단위의 움직임 정보를 이용한 초해상도 복원 후의 영상 (f) (e)의 후처리 과정 후의 영상

그림 4(a)는 저해상도 영상중 하나이다. (b)와 (c)는 각각 Pyramid와 Cubic B spline를 이용하여 보간한 후의 영상이며 (d)와 (e)는 각각 정수 단위와 부화소 단위의 움직임 정보를 이용하여 초해상도 영상 복원한 결과이다. 그리고 (f)는 (e)의 후처리과정으로 CLS 복원 방법을 이용하여 얻은 결과이다. 전체적으로 (a)에서 (f)로 갈수록 영상의 경계와 모서리 부분이 잘 표현됨을 확인할 수 있다. 특히 영상의 책 제목들을 (a)에서는 잘 확인할 수 없었으나 후처리 과정까지 거친 영상인 (f)에서는 노이즈가 줄며 글자들이 잘 표현됨을 확인하였

다.

V. 결론

본 논문에서는 영상의 수학적 관찰 모델과 정규화 함수를 이용하여 반복적으로 고해상도 영상을 추정하는 방법을 기반으로 한 초해상도 영상 복원의 실험 결과를 보였다. 기존의 많은 방법들이 저해상도 영상을 고해상도 영상으로부터 만들어 사용하였으나 본 논문에서는 실제 카메라로부터 얻은 저해상도들의 정보만을 가지고 초해상도 복원을 수행하였다. 이 과정에서 매우 중요한 영상들 간의 상대적 움직임 정보를 DFT의 shifting 성질을 이용하여 부화소단위로 구해낼 수 있었다. 이렇게 얻은 움직임 정보를 이용한 초해상도 복원 결과와 정수 단위의 움직임 정보를 이용한 초해상도 복원 결과를 비교하였다. 그 결과, 부화소 단위의 정확한 움직임을 추정하였을 때의 결과가 더 우수함을 보였다. 또한 증폭된 노이즈와 제거되지 않은 blur 등에 의한 영향을 줄이기 위해 후처리 과정으로 CLS 복원을 사용하였다. 그 결과 글자나 상표, 번호판 등의 정보를 좀 더 쉽게 알아볼 수 있었다. 본 논문에서 제시한 방법은 영상의 종류에 의존하지 않고 일반적인 영상에 대해서 적용이 가능하며, 실제로 유용하게 사용할 수 있다.

참고 문헌

- [1] Anil K. Jain, "Fundamentals of Digital Image Processing", Prentice Hall, 1989.
- [2] E. S. Lee, M. G. Kang, "Regularized adaptive high-resolution image reconstruction considering inaccurate subpixel registration", Image Processing, IEEE Transactions on Vol 12, Issue 7, July 2003.
- [3] Foroosh, H, Zerubia, J.B, Berthod, M, "Extension of phase correlation to subpixel registration", Image Processing, IEEE Transactions on Vol 11, March 2002.
- [4] S. C. Park, M. K. Park, M. G. Kang, "Super-resolution image reconstruction: a technical overview" Signal Processing Magazine, IEEE Vo20, May 2003.