

하이브리드 업샘플링을 이용한 베이시안 초해상도 영상처리

論 文

57-2-22

Super-Resolution Image Processing Algorithm Using Hybrid Up-sampling

朴 鍾 鉉* · 姜 文 基†

(Jong-Hyun Park · Moon-Gi Kang)

Abstract - In this paper, we present a new image up-sampling method which registers low resolution images to the high resolution grid when Bayesian super-resolution image processing is performed. The proposed up-sampling method interpolates high-resolution pixels using high-frequency data lying in all the low resolution images, instead of up-sampling each low resolution image separately. The interpolation is based on B-spline non-uniform re-sampling, adjusted for the super-resolution image processing. The experimental results demonstrate the effects when different up-sampling methods generally used such as zero-padding or bilinear interpolation are applied to the super-resolution image reconstruction. Then, we show that the proposed hybrid up-sampling method generates high-resolution images more accurately than conventional methods with quantitative and qualitative assess measures.

Key Words : Super-Resolution, Image Restoration, Sampling, Interpolation

1. 서 론

디지털 및 아날로그 영상 입력 시스템을 통해 촬영되는 모든 영상들은 광학계와 센서의 한계에 의해 흐림 현상, 잡음, 해상도 저하 등 여러 가지 열화과정을 거쳐 저장된다. 그 중 영상신호의 해상도를 향상하기 위해서는 우선 영상 입력 시스템의 광학계와 센서 자체의 해상력을 높여야 한다. 그러나 이러한 하드웨어적인 성능 향상을 위해서는 매우 높은 가격향상을 감수해야 한다. 또한 센서의 해상력을 높이기 위해 단위면적 당 화소 수를 줄이게 되면, 화소 당 센서 면적이 상대적으로 좁아지기 때문에, 결과적으로 영상이 잡음에 취약하게 되는 단점이 생긴다. 이러한 하드웨어적인 해결방식 대신 신호처리 이론을 사용한 초해상도 영상처리는 저가의 저해상도 입력장치를 이용해 서로 상대적인 부화소 단위의 움직임 차이를 가지는 여러 장의 저해상도 영상들을 촬영하고, 이들이 가지는 상호 보완적인 정보들을 소프트웨어적으로 종합하여 한 장의 고해상도 영상으로 융합하는 것이 가능하다 [1]-[3]. 이와 같은 고해상도 영상 재구성 방식을 초해상도 영상처리(Super-Resolution Image Processing)라고 일반적으로 지칭한다.

그 동안 여러 논문들에서 초해상도 영상처리에 대한 다양한 연구 결과들이 발표되었다. 이들 중 최근 많이 제안되는 방식들은 크게 최우 추정(maximum likelihood), 혹은 확장된 최대 사후 추정(maximum a posteriori) 방식 등 확률적

인 모델을 통한 결과를 추정하는 베이시안(Bayesian) 방식과, 고해상도 영상이 속해 있을 것으로 예상되는 블록 집합들을 가정하여 이 집합들의 교집합의 중심점에 위치한 영상을 추정해내는 POCS(projection on the convex sets) 방식의 둘로 묶인다. 이 두 가지 방식을 포함하는 대부분의 초해상도 영상처리 알고리즘들은 저해상도 영상들을 기반으로 하여 고해상도 영상을 추정해내야 하기 때문에, 저해상도 영상들을 고해상도 영상에 정합하는 과정이 필수적이다. 이때 필요한 과정의 한 가지가 저해상도 영상의 각 화소들을 고해상도 영상의 격자 위치에 맞게 리샘플링(re-sampling)하는 과정, 즉 업샘플링(up-sampling)이다. 업샘플링 방식은 저해상도 관찰 영상의 형성 모델에 따라 결정된다. 즉, 고해상도 영상이 저해상도 영상으로 열화되는 과정에 포함된 다운샘플링(down-sampling)과정을 어떻게 모델화 하는가에 따라 업샘플링 과정이 결정된다. 일반적으로 다운샘플링 과정은 움직임과 흐림(blurring) 과정 후에 저해상도 격자 위치의 화소만 선택하고 나머지는 버리는 서브샘플링(sub-sampling)으로 가정한다. 이에 따라, 서브샘플링의 반대과정으로 0-삽입 업샘플링이 일반적으로 사용되어왔다 [4]-[7]. 그러나 이와 같은 0-삽입 방식의 업샘플링 방식은 고해상도 영상 정보의 일부가 저해상도 영상에 담겨 있지 않을 경우 원하지 않는 에러를 발생시킬 가능성이 있다. 대부분의 논문에서 이와 같은 문제점을 특별히 언급하지 않았는데, 그것은 이러한 에러가 정규화(regularization) 과정을 통해 어느 정도 상쇄되기 때문이다. Ng와 Bose는 업샘플링 방식에 상관없이, 저해상도 영상의 수가 원래 필요한 영상의 수보다 부족할 경우를 가정하여 정보가 부족한 화소 위치들을 따로 정규화하는 방식을 제안했다 [9]. 또한 여러 논문들은 다양한 에지 혹은 에러 적응적인 정규화 방식들을 사용함으로써 영상의 에지를 유지하면서도 에러를 완화시키는

* 正 會 員 : 延世大 工大 電氣電子工學科 博士課程

† 교신저자, 正會員 : 延世大 工大 電氣電子工學科 教授 · 工博

E-mail : mkang@yonsei.ac.kr

接受日字 : 2007年 12月 14日

最終完了 : 2008年 1月 22日

방식을 취하고 있다 [5][7]. 한편, 정규화를 통해 에러를 완화하는 방법 대신, 영상 모델 쪽에서의 완화(relaxation) 혹은 더 정확한 모델화가 결과 영상의 향상을 위해 사용될 수 있다는 시각의 제안들도 있다. Elad와 Feuer는 0-삽입방식 대신 다른 형태의 업샘플링 과정이 완화를 위해 도입될 수 있음을 언급하고 있다 [4]. 또한, Patti와 Altunbasak은 이와 같은 문제점이 연속적인 영상 신호를 이산 신호로 샘플링하는 과정의 분석에 따른 더 정확한 영상모델의 선택에 의해 더 정확한 영상 재구성이 가능함을 수학적으로 분석하고 제안하였다 [8].

본 논문에서는 하이브리드(hybrid) 업샘플링 방식을 사용한 새로운 베이시안 초해상도 영상처리 알고리즘을 제안한다. 일반적으로 베이시안 초해상도 영상처리 과정에서 저해상도 영상들에 담긴 정보의 한계로 인한 화질의 저하는 영상에 대한 사전지식을 활용하는 정규화 제한조건에 비중에 기인하므로 극복한다. 저해상도 영상에 담긴 정보가 일부 영역쪽으로 치우치거나 저해상도 영상의 수가 충분치 못할 경우, 융합된 영상에는 부정적인 에러가 생기게 되는데, 이러한 현상의 근본적인 원인은 특정 위치에 고주파 정보가 부족함에도 불구하고 각 채널별로 고해상도 격자위에 업샘플링하여 업데이트할 때 각 채널별로 독립적으로 진행하게 되므로 정보가 없는 부분은 계속해서 없는 채로 보정이 이루어지지 않기 때문에 발생한다. 본 논문은 따라서 이러한 기존의 방식 대신 관찰영상들로부터 얻는 고주파 정보를 모든 채널을 함께 참조해서 통합적으로 융합하여 고해상도 격자위에 없도록 하는 하이브리드 업샘플링 방식을 사용할 것을 제안한다.

논문의 구조는 다음과 같다. 2장에서 베이시안 초해상도 영상처리에 대해 살펴보고, 기존의 업샘플링 방식에 따른 문제점에 대하여 분석한다. 또한, 이를 해결하기 위해 제안된 하이브리드 업샘플링 기반 초해상도 영상처리 알고리즘을 알아본다. 3장에서 실험결과를 통해 본 알고리즘의 우수성을 검증하고, 4장에서 논문을 마무리한다.

2. 본 문

2.1 베이시안 초해상도 영상처리

초해상도 영상처리는 열화된 영상을 복원하는 영상복원의 연장선상에서 접근되었다. 열화되지 않은 이상적인 영상을 x 라 하고, 열화된 영상을 y 라고 하자. 이 때 x, y 는 각각 2차원 영상을 사전기록순(lexicographically)으로 1차원 벡터로 정리한 것이다. 영상 x 가 흐림현상과 더해진 잡음에 의해 열화되었다고 할 때, 열화 영상 y 의 형성은

$$y = Hx + n \tag{1}$$

과 같이 모델화될 수 있다. 여기서 H 는 흐림현상을 나타내는 행렬이며, n 은 더해진 잡음이다. 베이시안 확률 모델에 의한 추정기법, 특히 최대사후확률(Maximum a posteriori, MAP) 방법에서는 주어진 관찰된 신호 y 를 기반으로, 원 신

호 x 의 사후 확률밀도함수(posterior probability density function, posterior PDF)를 최대화하는 신호를 찾음으로써 열화 전의 원 신호의 추정값 \hat{x} 을 추정한다. 즉,

$$\hat{x} = \arg \max_x p(x|y) \tag{2}$$

이다. 여기서 $p(x|y)$ 는 x 의 사후확률이다. 이 때,

$$p(x|y) = \frac{p(y|x)p(x)}{p(y)} \tag{3}$$

인데, $p(y)$ 는 x 에 상관없는 함수이므로

$$\begin{aligned} \hat{x} &= \arg \max_x p(y|x)p(x) \\ &= \arg \max_x \{ \ln p(y|x) + \ln p(x) \} \end{aligned} \tag{4}$$

가 된다. 그러므로, MAP 방법은 사전확률밀도함수(prior PDF) $p(x)$ 에 담긴 원 신호의 사전정보와 가능성함수(likelihood PDF)에 담긴 관찰된 신호 y 에 대한 정보에 가장 확률적으로 가까운 값을 추정함으로써 원 신호의 추정값을 찾는다. 영상의 형성 모델을 기초로 한 가능성 함수는 영상에 더해진 잡음이 화소간에 서로 독립적인 가우시안 확률분포를 갖는다고 가정할 때,

$$p(y|x) = \frac{1}{N} e^{-\frac{\|y-Hx\|^2}{2\sigma_n^2}} \tag{5}$$

과 같이 나타낼 수 있다. 이 때 N 은 확률분포함수의 적분값이 1이 되기 위한 상수이며, σ_n^2 은 가우시안 잡음의 분산이다. 한편, 원 영상의 사전정보로는 영상의 고주파 정보가 가우시안 분포를 따른다고 하는 기본적인 가정에 근거할 때,

$$p(x) = \frac{1}{M} e^{-\frac{\|Cx\|^2}{2\sigma_{Cx}^2}} \tag{6}$$

와 같이 나타낼 수 있다. 역시 이 때 M 은 확률분포함수의 적분을 1로 하기 위한 상수이며, C 는 라플라시안(Laplacian) 고주파 통과 필터이고, σ_{Cx}^2 는 x 의 고주파 정보의 분포 정도를 나타내는 분산값이다. 수식 (5)와 (6)의 두 가지 확률분포를 수식 (4)의 MAP에 적용하여 정리하면,

$$F(x) = \|y-Hx\|^2 + \frac{\sigma_n^2}{\sigma_{Cx}^2} \|Cx\|^2 \tag{7}$$

과 같은 함수를 최소화하는 x 를 추정하는 형태로 나타낼 수 있다. 이 형태는 제한된 최소 자승법(constrained least squares, CLS) 방식으로도 해석될 수 있다. 수식 (7)에서 앞의 부분은 관찰모델을 기반으로 한 추정대상 영상과 관찰된

영상 사이의 에러라고 생각할 수 있으며, 이 때 두 번째 항은 영상의 고주파 정보의 양을 제한조건으로 추가한 형태가 된다. CLS에서 제한조건을 반영정도를 조절하는 CLS의 정규화 파라미터(regularization parameter)는 관찰모델의 충실도를 나타내는 앞쪽 항과 사전정보에 대한 충실도를 나타내는 뒤쪽 항의 반영 정도를 조절하는데, σ_n^2/σ_{Cx}^2 가 이와 같은 역할을 하고 있다고 해석할 수 있다.

한 장에 대해 적용하는 베이시안 영상복원을 여러 장의 저해상도 영상을 열화된 관찰 영상으로 하고 한 장의 고해상도 영상을 복원 대상인 원 영상으로 하는 초해상도 영상처리에 적용할 수 있다. 고해상도 영상이 움직임과 흐림현상, 다운샘플링(downsampling), 잡음 등 여러 단계에 의해 열화되었다고 가정할 때 영상 형성에 대한 모델은

$$y_k = W_k x + n_k \tag{8}$$

$$= DB_k M_k x + n_k, \quad \text{for } k = 1, 2, \dots, p,$$

과 같다. 여기서 p는 저해상도 영상의 개수, W_k 는 k번째 영상에 대한 열화 행렬이며, 각각 다운샘플링, 흐림, 움직임을 나타내는 행렬 D, B_k 와 M_k 의 조합으로 나뉘질 수 있다. n_k 는 평균이 0인 더해진 가우시안 잡음이다. 수식 (8)의 관찰 모델을 기반으로 한 초해상도 영상처리는

$$F(x) = \sum_{k=1}^p \|y_k - W_k x\|^2 + \gamma \|Cx\|^2 \tag{9}$$

와 같은 함수를 최소화하는 해를 구함으로써 고해상도 영상을 얻게 된다. 여기서 γ 는 정규화 파라미터이다. 수식 (9)

의 우변의 첫 번째 항 $\sum_{k=1}^p \|y_k - W_k x\|^2$ 은 관찰된 영상에 대한 해 영상의 충실도를 의미하며, 두 번째 항 $\|Cx\|^2$ 은 해의 고주파 정보로 해 영상의 부드러운 정도를 반영한다. γ 의 값의 변화에 따라 관찰된 영상과의 충실도를 어느 정도 손해 보면서 해 영상을 정규화 할지가 결정된다.

2.2 하이브리드 업샘플링

반복적 그래디언트 하강 방식(iterative gradient descent method)을 통해 수식 (9)를 최소화하는 해를 얻을 수 있다. n번 반복 시 해의 추정치 \hat{x}^n 를 사용한 n+1번째의 반복해 \hat{x}^{n+1} 은

$$\hat{x}^{n+1} = \hat{x}^n - \beta^n \nabla_x F(x) \Big|_{x=\hat{x}^n}, \quad \text{for } n = 0, 1, 2, \dots \tag{10}$$

이다. 여기서 β^n 은 n번째 반복에서 해를 갱신하는 정도를 조절하는 파라미터이다. 반복해의 초기값 \hat{x}^0 는 일반적으로 저해상도 영상들 중의 하나를 고해상도 영상 크기로 보간한 영상을 사용한다. 수식 (10)의 $\nabla_x F(x)$ 는

$$\nabla_x F(x) = \sum_{k=1}^p 2W_k^T(W_k x - y_k) + 2\gamma C^T Cx \tag{11}$$

이다. 이 반복적 그래디언트 하강방식의 해를 구하는 과정을 해석해보자 $W_k x - y_k$ 는 \hat{x}^n 과 y_k 사이의 저해상도 격자 위치에서의 관찰모델을 기반으로 한 차이, 즉 n번째 추정치에 아직 들어있지 않은 y_k 의 고주파 정보를 계산한 것으로 볼 수 있다. W_k^T 는 열화행렬 W_k 의 전치행렬로, 풀어서 쓰면 $M_k^T B_k^T D^T$ 와 같다. M_k^T, B_k^T 와 D^T 는 각각 고해상도 격자 상의 움직임 보정, 고해상도 격자 상의 흐림 효과, 그리고 저해상도 영상을 고해상도 격자 위치로 업샘플링하는 역할을 한다. 즉, y_k 에 남아있는 새로운 정보는 W_k^T 에 의해서 고해상도 영상에 정합되어 \hat{x}^n 에 더해져서 새로운 추정값 \hat{x}^{n+1} 을 생성하게 되는 것이다. 이 때 γ 값으로 상대적으로 큰 값을 사용하면, 영상의 고주파 정보를 더 최소화시키게 되므로 결과 영상이 더 부드러워지게 된다. 그런데, 원래 D 의 의미를 그대로 가진 D^T 를 쓰게 되면, D^T 는 업샘플링으로 0-삽입 보간을 수행하게 되므로, 다수의 저해상도 영상이 D^T 를 포함한 W_k^T 에 의해 정합이 되고 나서도 모든 고해상도 격자 위치를 다 포괄하지 못하면 어느 위치에는 y_k 의 정보가 반복 해를 구하는 과정에서 계속해서 업데이트 되지 않, 어떤 위치에는 정보가 부족해서 계속해서 업데이트되지 않는 부작용이 생기게 된다. 이것은 저해상도 영상의 수가 많다고 하더라도 움직임이 한쪽 위치로만 쏠려 있을 때에도 발생하며, 영상의 수가 적으면 더욱 심화된다. 그림 1은 0-삽입 업샘플링을 그대로 적용했을 때 일어나는 문제점을 나타내고 있는 예시이다. 그림 1 (a)에서 원으로 표시된 저해상도 영상의 화소는 정확히 고해상도 격자점에 정합이 되어 있다. 따라서 그림에 나타난 고해상도 격자의 A 위치에는 원 화소가 해당 위치의 고주파 정보를 제공할 수 있다. 그러나 B 위치를 보면, 어느 영상도 정확히 해당 위치에 정확히 정합되지 못했으므로 다른 곳에서 정보를 제공해 주어야 한다. 그러나 0-삽입 업샘플링을 한 상황에서는, 흐림 함수 B_k^T 에 의한 영향을 배제할 경우 원 화소의 채널에서는 아무런 정보도 제공하지 못하고, 삼각형 화소의 채널에서 삽입되어 있는 정보는 0과 원래 화소와의 리샘플링을 통해 얻은 정보가 B 위치에 첨가되게 된다. 따라서, A 위치에 비해 매우 불균형하고 부정확한 정보가 첨가될 수밖에 없게 된다. 그림 1 (b)는 영상의 수가 제한적이어서, 대부분의 위치에는 고주파 정보가 정확히 전달될 수 있으나 특정 위치들에는 정보가 없게되는 경우를 나타내고 있다. 그림에서 원, 삼각형, 사각형 화소들이 덮지 못하는 격자 위치에는 계속해서 고주파 정보가 첨가되지 않을 것이므로, 다른 위치와 이 위치는 서로 불균형한 정보로 인한 에러의 원인이 되는 것이다.2

이러한 현상은 뒷부분에 있는 정규화 부분의 역할을 더 키워서, 즉 γ 의 값을 크게 해서 부드러운 영상을 추구함으로써 해결한다. 이 때 정규화를 담당하는 항으로 식 (9)와 같이 영상의 위치에 상관없이 전 영역의 고주파 정보만을 사용하는 단순한 형태의 함수를 사용하게 되면, 전체적인 영상의 에러는 줄어들지만 대신 영상의 에지 정보도 손해를 볼 수 있다. 따라서 정규화 함수를 사용하여 에러를 효과적으

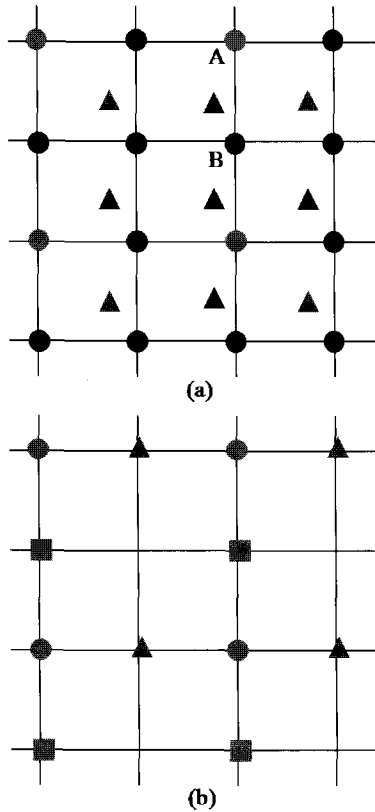


그림 1 0-삽입 업샘플링 적용 시 정보 부족의 문제점이 나타나는 예시. 밝은 색의 원, 삼각형, 사각형은 각각 다른 저해상도 영상의 화소를 의미하며, 검은 색은 해당 위치에 0이 삽입되어 있음을 의미한다. 격자의 교차점은 고해상도 영상의 화소 위치를 의미한다. (a) 위치에 따른 정보의 차이의 예. (b) 저해상도 영상 수의 부족에 의한 정보 부족 현상의 예

Fig. 1 An example of data deficiency problem in zero-padding up-sampler. Circles, triangles, and squares in bright colors represent the pixels in low-resolution images, and zero-padded pixels are drawn in black color. (a) Irregular distribution of information in different positions, and (b) data deficiency by insufficient numbers of low-resolution images

로 감소시키기 위해서는 Ng와 Bose의 제안과 같이 정보가 없는 위치에 적응적이고 에지에 적응적인 방법을 사용함으로써 영상의 에지도 살리고 정보가 부족한 부분의 에러도 함께 줄이는 방식을 취해야 한다 [9].

그러나 앞에 언급한 바와 같은 정규화 방식 대신, $\sum_{k=1}^p W_k^T$ 의 재해석에 기반한 업샘플러의 변화를 통해 모든 고해상도 격자 위치에 고주파 정보의 업데이트가 가능하도록 함으로써 이러한 문제를 해결할 수 있다. 간단한 접근방법으로는 D^T 를 그대로 적용한 0-삽입 업샘플링 대신 쌍일차 (bilinear), 쌍입체 (bicubic) 방식 등 고차의 업샘플러를 사용하는 방법이 있다. 이렇게 고차의 업샘플러를 사용하면, 고

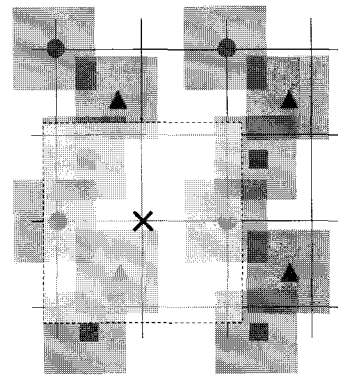


그림 2 고해상도 격자 상의 저해상도 영상들과 보간 과정의 개념도. 원, 삼각형, 사각형은 각각 다른 저해상도 영상의 화소를 의미하며, 격자의 교차점은 고해상도 영상의 화소 위치를 의미한다. 화소 주변의 음영은 각 화소가 흐림 함수에 의해 흐려졌다는 것을 의미한다.

Fig. 2 A diagram representing the interpolation process with low-resolution images registered on the high-resolution grid. Circles, triangles, and squares in bright colors represent the pixels in low-resolution images. The position marked by "x" is the high-resolution pixel to be interpolated using the dotted area. The shades around the colored pixels mean that they are blurred by a blur function.

해상도 격자의 모든 위치에서 샘플링을 수행하기 때문에 원 정보가 부족한 위치에 보간된 정보가 쓰임으로 인해 정보 부족으로 인한 에러를 줄이는 효과를 가져 올 수 있다. 반면에 이와 같은 방식으로 업샘플링을 수행하면 원래 정보가 풍부하게 존재하는 위치에 원 정보와 보간된 정보가 섞이게 되므로 원 정보에 원치 않는 흐림현상을 생기게 할 수 있다. 본 논문에서는 단순히 각 채널을 따로 업샘플링하는 대신, 각 저해상도 채널의 정보를 함께 참조해서 업샘플링을 수행할 수 있는 알고리즘을 제안한다. 우리는 제안하는 방식이 여러 장의 정보를 함께 이용하여 업샘플링을 수행하므로 하이브리드 (hybrid) 업샘플링이라 명명하였다. 제안하는 업샘플러를 포함한 변형된 $\nabla_x F(x)$ 의 개념적인 식은

$$\nabla_x F(x) = 2Id + 2\gamma C^T Cx \tag{12}$$

와 같다. 여기서

$$d = \begin{bmatrix} W_1^T(W_{1x} - y_1) \\ W_2^T(W_{2x} - y_2) \\ \vdots \\ W_p^T(W_{px} - y_p) \end{bmatrix} \tag{13}$$

이고, I는 여러 장의 영상의 보완적인 정보가 함께 담겨있는 d를 기반으로 최종적으로 고해상도 격자에 보간하는 행렬이다. 이를 그림으로 나타낸 것이 그림 2이다. 그림 2에서 원, 삼각형, 사각형 등의 형태로 표시된 것들은 고해상도 격

자에 정합된 저해상도 영상 화소를 의미하며, x 표시는 현재 업데이트해야 하는 고해상도 격자 위치이다. x 주변의 점선 영역은 현재 위치에서 참조할 저해상도 화소들의 위치를 나타내고 있다. 따라서 I 는 점선 안쪽 영역에 포함된 화소들을 바탕으로 통합적으로 보간을 수행하게 된다. 이와 같은 방식은 식 (11)에서 각각의 저해상도 영상을 W_k^T 에 의해 업샘플링된 후 모든 채널의 정보들을 합 연산을 통해 종합하는 기존의 방식에서 일반화된 형태로 볼 수 있다. 식 (11)에서는 각각의 저해상도 영상은 W_k^T 에 의해 고해상도 격자에 맞게 정합되는데, 고해상도 격자 위치에 정확히 들어맞지 않는 경우가 대부분이므로, 실제로는 고해상도 격자 위치의 값들을 리샘플링한 후 합 연산을 수행하게 된다. 이에 비해 식 (12)에서는 고해상도 격자 위치의 값들을 각각 따로 리샘플링하지 않고 모두 모아 함께 참조하여 리샘플링을 수행함으로써 업샘플링과 각 채널 정보의 종합을 함께 수행한다. 그러므로 이와 같은 방식은 식 (11)의 리샘플링과 합 연산의 역할을 함께 수행하는 것으로 생각할 수 있는 것이다.

본 논문에서는 보간 방법으로 B-스플라인(B-spline) 커널을 사용한다 [10]. B-스플라인 보간을 적용한 하이브리드 업샘플링 방법을 $\nabla_x F(x)$ 에 적용하면

$$\nabla_x F(x) = 2\Phi_{k=1}^p(W_k^T)\Psi(W_k x - y_k) + 2\gamma C^T Cx \quad (14)$$

이 된다. 여기서 Ψ 는 직접 B-스플라인 변환을 의미하며, $\Phi_{k=1}^p(W_k^T)$ 는 저해상도 영상을 워핑(warping) 행렬 W_k^T 에 담긴 정보대로 고해상도 격자에 정합한 후 모든 저해상도 영상 샘플을 함께 참조한 간접 B-스플라인 변환을 의미한다. 이와 같이 하면, 모든 채널의 업데이트될 고주파 정보들이 움직임 보정되어 같은 평면에 함께 샘플(sample)들로 배치되고, 이 평면에서 각 고해상도 격자 위치마다 비정규 리샘플링(non-uniform resampling)을 수행하여 각 위치에 최적인 정보를 얻도록 하는 결과를 얻을 수 있다. 이렇게 식 (14)와 같이 새롭게 바뀐 업샘플링 방식을 사용하여 그래디언트 $\nabla_x F(x)$ 를 구한 후에 식 (10)을 통해 종료조건에 이를 때까지 반복을 수행하면 결론적으로 정보 부족에 의한 에러를 최소화하는 결과 영상을 얻을 수 있게 된다.

3. 실험 결과

본 알고리즘을 검증하기 위해 첫 번째 실험으로 고해상도 영상을 영상모델을 이용해서 여러 장의 부화소 단위 움직임이 있는 저해상도 영상으로 다운샘플링한 뒤, 다시 초해상도 영상처리를 이용해 고해상도 영상으로 재구성한 후 비교하였다. 제안하는 하이브리드 업샘플러 이용 알고리즘과의 비교를 위해 가장 일반적인 0-삽입 업샘플러와 모든 위치에 정보가 존재하도록 할 수 있는 간단한 대안인 쌍일차 보간 업샘플러, 쌍입체 보간 업샘플러를 사용하였다. 쌍일차 보간 업샘플러와 쌍입체 보간 업샘플러는 각각 두 가지 형태를 적용하였다. 첫째는 보간한 정보와 원 정보를 동일한 가중치로 더하는 단순한 방식이며, 두 번째는 원 정보가 존재하는 위치에서는 해당 정보가 보간된 값과 더해짐으로써 열화

표 1 "shop"영상의 PSNR 비교

Table 1 PSNR comparison results of "shop" image

	0-삽입 방법	쌍일차 보간법1	쌍일차 보간법2	쌍입체 보간법1	쌍입체 보간법2	하이브리드 보간법
상황 1	44.6	34.7	44.9	31.4	43.2	45.9
상황 2	30.2	32.3	33.3	30.2	31.9	35.2

되는 것을 완화하기 위해, 보간한 정보에는 원 정보보다 낮은 가중치를 주어 더하는 방식이다. 전자를 1 방식, 후자를 2 방식으로 각각 지칭하였다. 실험 영상으로는 가로, 세로 방향 예지가 풍부한 512x512 크기의 "shop"영상을 원 고해상도 영상으로 가정하고, 영상의 흐림함수로 5x5 크기의 분산 0.5인 가우시안 흐림함수를 사용하였다. 잡음은 첨가하지 않았으며, $\gamma=0.0001$ 로 매우 작은 값을 설정하여 정규화에 의한 효과를 최소화 한 상태에서 결과를 비교할 수 있도록 하였다. 이 실험에서는 두 가지 상황을 고려하여 실험하였다. 상황 1은 4장의 저해상도 영상이 있는 경우를 가정하였다. 저해상도 영상 생성 시 (x, y) 를 x 방향, y 방향의 평행이동이라고 할 때, 고해상도 영상을 고해상도 격자 상에서 각각 $(0, 0)$, $(1, 0)$, $(0, 1)$, $(1, 1)$ 만큼 평행이동 하도록 하고, 가로 세로 길이가 1/2배인 영상으로 다운샘플링했다. 이 형태는 각 고해상도 격자 위치에 각각의 저해상도 영상을 정합할 경우 모든 위치에 적절한 정보가 삽입될 수 있는 이상적인 경우이다. 흐림 함수는 표준편차가 0.5인 5x5의 가우시안 함수를 사용하였다. 상황 2는 위와 동일한 영상에서 저해상도 영상을 $(0, 0)$, $(1, 0)$, $(0, 1)$ 세 영상만 사용한 경우이다. 이때는 영상의 수가 적어져서 원래 상황 1에서 $(1, 1)$ 만큼 이동한 영상이 위치했던 곳에 있어야 하는 정보가 없게 되므로, 해당 위치에 다른 채널의 주변 위치에서 정보를 가져오지 않으면 고해상도 재구성된 영상에 에러가 생길 확률이 커진다. 두 실험 모두 저해상도 영상을 다시 가로 세로 2배의 크기로 확대하는 실험으로 진행하였다.

본 실험의 수치적 비교는 최고치 신호 대 잡음비(peak signal to noise ratio, PSNR)를 사용하였다. 실험 결과 영상을 각각 원 "shop"영상과 비교하여 PSNR수치를 얻은 결과가 표 1과 같다. 표 1에서 볼 수 있는 바와 같이, 일반적으로 사용하는 0-삽입 방법은 필요한 정보가 잘 갖춰져 있는 경우에는 영상을 정확히 복원해내지만, 영상의 수가 적은 경우에는 영상을 제대로 복원해내지 못하는 것을 알 수 있다. 한편 쌍일차 보간법을 사용한 경우는 반대로 전반적으로 고른 결과를 내지만, 어떤 경우에도 정확한 결과를 내지는 못했다. 그러나 하이브리드 보간법을 사용한 재구성 결과는 영상의 정보가 충분한 곳에서도 가장 좋은 결과를 내었으며, 영상의 수가 적은 경우에도 0-삽입 방법에 비해 약 5dB, 쌍일차 보간법에 비해 약 3dB의 성능 향상을 보였다. 그림 3는 상황 2에 대한 결과 영상들을 일부분 잘라내어 삽입한 것이다. 그림 3 (a)는 원래의 고해상도 영상이고, (b)는 저해

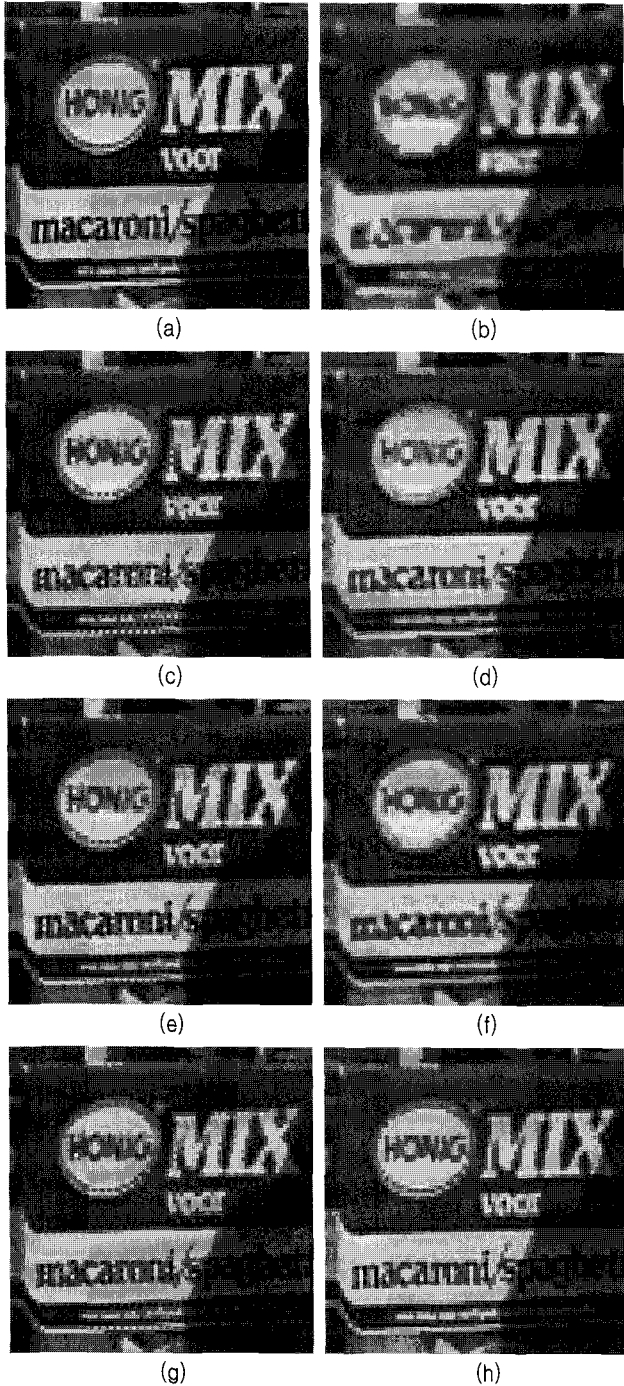


그림 3 "Shop"영상의 실험 2 영상 set을 사용한 재구성 결과 (a) 원 영상 (b) 쌍입체 보간한 저해상도 영상 (c) 0-삽입 방법 (d) 쌍일차 보간법1 (e) 쌍일차 보간법2 (f) 쌍입체 보간법1 (g) 쌍입체 보간법 2 (h) 하이브리드 보간법

Fig. 3 Experimental results of "shop" image with the image set prepared for the second experiment (a) the original image (b) bicubic-interpolated (c) with zero-padding (d) with bilinear interpolation 1 (e) with bilinear interpolation 2 (f) with bicubic interpolation 1 (g) with bicubic interpolation 2 (h) with hybrid up-sampling

표 2 "mobile"영상의 PSNR 비교

Table 2 PSNR comparison results of "mobile" image

	4장 사용			
	0-삽입 방법	쌍일차 보간법1	쌍일차 보간법2	하이브리드 보간법
0번째 영상	33.3	34.2	34.1	35.2
1번째 영상	35.6	35.7	36.0	36.6
2번째 영상	35.0	35.6	35.7	36.2
3번째 영상	27.9	25.8	26.8	32.9
4번째 영상	34.1	35.3	34.9	34.8
평균 값	33.2	33.3	33.5	35.1

(a)

	3장 사용			
	0-삽입 방법	쌍일차 보간법1	쌍일차 보간법2	하이브리드 보간법
0번째 영상	31.4	32.1	31.9	33.6
1번째 영상	33.1	34.2	34.0	34.7
2번째 영상	34.0	34.6	34.6	34.7
3번째 영상	33.9	34.8	34.7	34.8
4번째 영상	33.7	35.0	34.6	33.9
평균 값	33.2	34.1	34.0	34.3

(b)

상도 영상 한 장을 쌍입체 보간을 이용해 원 영상의 크기로 보간한 영상이다. 그림 3 (c)는 0-삽입 보간법을 사용한 결과이다. 그림 3 (d)와 (e)는 각각 쌍일차 보간법 1과 2를 사용한 결과를, (f)와 (g)는 각각 쌍입체 보간법 1과 2를 사용한 결과를 나타내고 있다. 마지막으로 그림 3 (h)는 제안한 하이브리드 업샘플링을 사용한 결과를 보이고 있다. 0-삽입 보간법은 정보가 부족한 위치와 그렇지 않은 위치 간의 차이가 계속 변갈아 나타나기 때문에 결과 영상의 에지 부분에 지퍼 형태의 에러를 나타내는 것을 볼 수 있다. 쌍일차 보간법과 쌍입체 보간법은 정보가 있는 위치와 없는 위치에 각각 다른 가중치를 주어 결과를 낸 것이 그렇지 않은 경우보다 모두 더 높은 해상도를 나타내지만, 이에 따라 0-삽입 보간법을 사용한 결과에서 볼 수 있었던 것과 같은 에러도 같이 살아나는 것을 알 수 있다. 제안한 방법을 사용한 결과는 필요한 장수보다 더 부족한 수의 영상을 사용했음에도 불구하고 여전히 에러가 거의 없는 높은 해상도 영상을 재구성해내는 것을 볼 수 있다. 결론적으로 그림 3의 화질을 정성적으로 비교해보아도 그림 3-(h)의 하이브리드 보간법 결과영상이 가장 좋은 화질로 원 영상의 정보를 재구성해내고 있는 것을 확인할 수 있다.

두 번째 실험으로는 "mobile" 영상 시퀀스 중 시간축 상으로 근접한 4장의 영상을 저해상도 영상으로 사용하여 고해상도 영상 재구성 결과를 비교하였다. 이 때, 각각의 저해상도 영상은 첫 번째 실험과 마찬가지로의 열화 과정을 거쳐 가로, 세로 1/2 크기로 축소된 뒤 원래 해상도의 영상으로 재구성하였다. 역시 첫 번째 실험의 흐름함수를 사용하였다. 이것은 저해상도 영상 내에 앨리어싱(aliasing)이 충분히 존재하도록 함으로써 재구성된 고해상도 영상에서 재생될 가능성이 있는 고주파 정보가 충분히 하여 이를 통해 업샘플링 방식의 차이에 따른 고주파 정보 재생 결과의 차이 비교가 더 용이하도록 하기 위함이다. 이 실험에서는 움직임

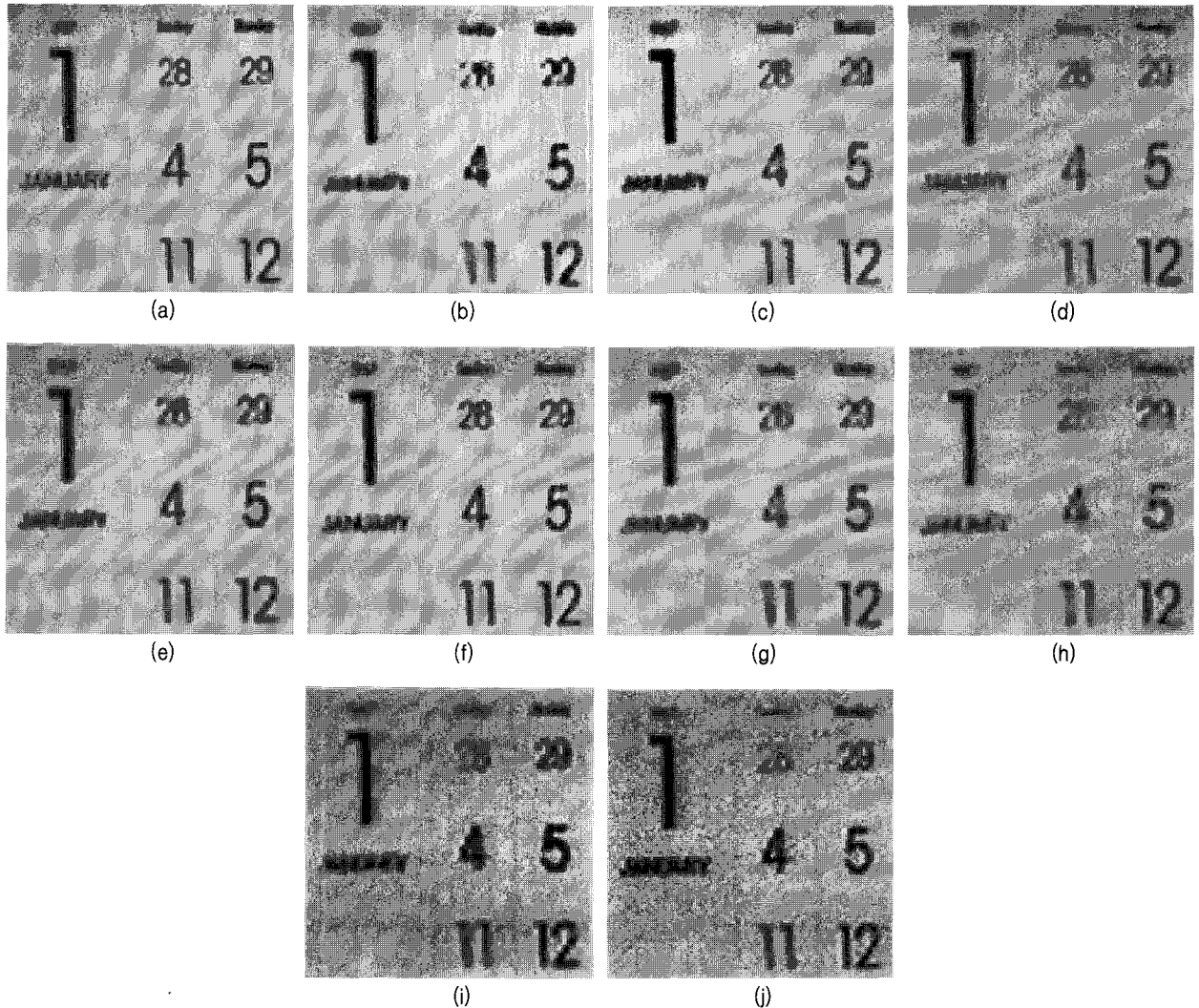


그림 4 "mobile"영상의 실험 2 영상 set을 사용한 재구성 결과 (b) 쌍일차 보간한 저해상도 영상 (c) 4장 사용 0-삽입 방법 (d) 4장 사용 쌍일차 보간법1 (e) 4장 사용 쌍일차 보간법2 (f) 4장 사용 하이브리드 보간법 (g) 3장 사용 0-삽입 방법 (h) 3장 사용 쌍일차 보간법1 (i) 3장 사용 쌍일차 보간법2 (j) 3장 사용 하이브리드 보간법

Fig. 4 Experimental results of "mobile" image with the image set prepared for the second experiment (a) the original image (b) bicubic-interpolated (c) with zero-padding, using four images (d) with bilinear interpolation 1, using four images (e) with bilinear interpolation 2, using four images (f) with hybrid up-sampling, using four images (g) with zero-padding, using three images (h) with bilinear interpolation 1, using three images (i) with bilinear interpolation 2, using three images (j) with hybrid up-sampling, using three images

정보가 사전에 주어지지 않은 실제 영상을 사용하였으므로 움직임 추정 과정을 통해 얻은 움직임 정보를 사용하여 실험하였다. 실험 결과를 PSNR 수치로 비교한 결과가 표 2에 나타나 있다. 표 2는 "mobile" 시퀀스 중 인접 영상을 4장, 혹은 3장 사용하여 재구성한 영상들을 다섯 프레임에 대하여 얻은 후에 각각의 PSNR 수치를 구한 것과 모든 프레임의 결과를 평균한 값을 비교하여 나타내고 있다. 이 수치 결과에서도 0-삽입 방식은 일부의 경우 좋은 결과를 나타내나 전체적으로는 가장 낮은 수치를 나타내고 있으며, 쌍일차 보간법을 사용한 결과는 두 방법 모두 전반적으로 중간정도의 수치를 나타내고 있다. 제안한 하이브리드 방식은 대부분의 결과에서 가장 좋은 PSNR 결과를 나타내고 있으며

평균값으로도 가장 좋은 결과를 보여주고 있다. 다만 3장을 사용한 경우 부정확한 움직임 추정이 결과에 더 크게 영향을 미치기 때문에 수치적인 향상이 모의 실험이나 4장을 사용한 실험에 비해 낮은 것으로 보인다. 실험의 결과 중 한 장의 일부를 보여주는 예가 그림 4에 첨부되어 있다. 그림 4에서는 0-삽입 방법, 쌍일차 보간법1, 쌍일차 보간법2, 하이브리드 보간법을 각각 사용한 초해상도 영상처리 결과를 저해상도 영상 3장과 4장을 사용한 경우에 대하여 각각 보여주고 있다. 첫 번째 실험의 상황 1에 비교하면, 4장의 영상의 움직임 추정 결과가 참값에 대하여 완전히 정확할 수 없고 4장의 영상이 각 영상 격자에 대해 골고루 정보를 포함했다고 볼 수 없기 때문에 4장이 사용되었음에도 불구하고

참 고 문 헌

고 위치에 따라 고주파 정보가 고르지 않을 것을 예상할 수 있다. 또한 첫 번째 실험의 상황 2와 같이 한 장을 뺀 3장의 저해상도 영상만을 사용하여 실험함으로써 정보가 더 부족할 때의 결과도 가정하여 비교하였다. 그림 4은 "mobile" 영상을 사용한 실험 결과의 일부분을 잘라내어 보여주고 있다. 그림 4 (a)와 (b)는 각각 원래의 고해상도 영상과 저해상도 영상 중 한 장을 쌍입체 보간하여 얻은 영상을 나타내고 있다. 그림 4 (c), (d), (e)는 각각 4장의 저해상도 영상을 사용한 0-삽입 방법, 쌍일차 보간법 1, 쌍일차 보간법 2를 사용한 결과를 보여주고 있다. 그림 4 (f)는 4장의 저해상도 영상을 사용한 제안한 하이브리드 업샘플링 방식의 결과를 나타내고 있다. 4장의 영상을 사용한 경우임에도 불구하고 앞에서 언급한 실제 영상에 대한 적용 시 나타나는 여러 가지 제약조건으로 인하여 0-삽입 방식에서는 해상도는 향상되었지만 에러가 두드러지게 나타나는 것을 볼 수 있다. 쌍일차 보간법 1과 2를 사용한 결과는 0-삽입 방법의 결과보다는 낫지만 흐릿한 결과를 보여준다. 제안한 방법을 사용한 결과인 (f)에서는 앞의 결과들에 비해 글씨도 더 세밀하게 복원되었으며 에러도 최소화 된 것을 확인할 수 있다. 이러한 결과는 3장의 저해상도 영상을 사용한 결과에서도 확인 가능하다. 그림 4 (g), (h), (i)는 각각 3장의 저해상도 영상을 사용한 0-삽입 방법, 쌍일차 보간법 1, 쌍일차 보간법 2를 사용한 결과를 보여주고 있다. 그리고 그림 4 (j)는 제안한 방법을 사용한 결과이다. 역시 제안한 방법의 결과가 다른 방법들에 비하여 더 나은 결과를 보여주고 있다.

4. 결 론

본 논문에서는 하이브리드 업샘플링을 이용한 베이지안 초해상도 영상 재구성 방법을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 변형된 업샘플링 방식을 사용하여, 각 저해상도 채널의 정보를 골고루 이용해서 각 고해상도 격자 위치에 고주파 정보를 채워 넣기 때문에 더 정확한 고해상도 영상 추정이 가능하게 되었다. 실험결과를 통해서도 제안된 알고리즘이 고해상도 정보를 더 정확히 추정해낼 수 있는 것을 수치적으로, 정성적으로 평가할 수 있었다.

감사의 글

이 논문은 2007년도 교육인적자원부 BK21 사업의 일환인 연세대학교 전기전자 공학부 TMS 사업단과 서울시 산학연협력사업으로 구축된 서울 미래형콘텐츠 컨버전스 클러스터 공동지원으로 진행된 연구로서, 관계부처에 감사 드립니다.

- [1] S. Park and M. G. Kang "Superresolution Image Reconstruction -A Technical Overview," IEEE Signal Processing Magazine, Vol. 20, no. 3, pp. 21-36, May 2003.
- [2] R. Y. Tsai and T. S. Huang, "Multipleframe image restoration and registration," Advances in Computer Vision and Image Processing, vol. 1, pp. 317-339, JAI Press Inc., 1984.
- [3] R. C. Hardie, K. J. Barnard, J. G. Bognar, E. E. Armstrong, and E. A. Watson, "High-resolution image reconstruction from a sequence of rotated and translated frames and its application to an infrared imaging system," SPIE Optical Engineering, vol. 37, no. 1, pp. 247-260, Jan. 1998.
- [4] M. Elad and A. Feuer, "Restoration of a single superresolution image from several blurred, noisy, and undersampled measured images", IEEE Transactions on Image Processing, vol. 6, no. 12, pp. 1646-1658, Dec. 1997.
- [5] S. Farsiu, M. D. Robinson, M. Elad, and P. Milanfar, "Fast and robust multiframe super resolution", IEEE Transactions on Image Processing, vol. 13, no. 10, pp. 1327-1344, Oct. 2004.
- [6] C. A. Segall, A. K. Katsaggelos, R. Molina, and J. Mateos, "Bayesian resolution enhancement of compressed video", IEEE Transactions on Image Processing, vol. 13, no. 7, pp. 898-911, Jul. 2004.
- [7] B. K. Gunturk, Y. Altunbasak, and R. M. Mersereau, "Super-resolution reconstruction of compressed video using transform-domain statistics", IEEE Transactions on Image Processing, vol. 13, no. 1, pp. 33-43, Jan. 2004.
- [8] A. J. Patti and Y. Altunbasak, "Artifact reduction for set theoretic super resolution image reconstruction with edge adaptive constraints and higher-order interpolants", IEEE Transactions on Image Processing, vol. 10, no. 1, Jan. 2001.
- [9] M. K. Ng and N. K. Bose, "Mathematical analysis of super-resolution methodology", IEEE Signal Processing Magazine, vol. 20, no. 3, pp. 62-74, May 2003.
- [10] M. Unser, A. Aldroubi, and M. Eden, "Fast B-spline transforms for continuous image representation and interpolation", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 13, no. 3, pp. 277-285, Mar. 1991.

저 자 소 개



박 종 현 (朴 鍾 鉉)

1977년 7월 15일생. 2001년 연세대 기계 전자공학부 졸업. 2003년 동 대학원 전기 전자공학과 졸업(공석). 2003년~현재 동 대학원 전기전자공학과 박사과정

Tel : 02-2123-7711

Fax : 02-312-4584

E-mail : letslove@yonsei.ac.kr



강 문 기 (姜 文 基)

1963년 9월 6일생. 1986년 서울대 전자공학과 졸업. 1988년 동 대학원 전자공학과 졸업(공석). 1994년 Northwestern University 전자공학과 졸업(공박). 1994년 Northwestern University 연구원. 1994년~1997년 University of Minnesota, Duluth 조교수. 1997년~1999년 연세대학교조교수. 1999년~2004년 연세대학교 부교수. 2004년~현재 연세대학교 교수

Tel : 02-2123-4863

Fax : 02-312-4584

E-mail : mkang@yonsei.ac.kr