

논문 2009-46SD-5-6

MAP 추정법과 Huber 함수를 이용한 초고해상도 영상복원

(Super-Resolution Reconstruction Algorithm using MAP estimation and Huber function)

장 재 용*, 조 효 문**, 조 상 복***

(Jae-Lyong Jang, Hyo-Moon Cho, and Sang-Bok Cho)

요 약

1984년 처음 SR 알고리즘이 제안된 이후, 많은 SR 복원 알고리즘이 제안되었다. SR의 접근방법 중에서도 공간적 접근방법은 저해상도 이미지의 픽셀 값을 고해상도 이미지 격자에 매핑 함으로써 이루어진다. 이때, 저해상도 이미지들 간의 각각 다른 노이즈와 다른 PSF(Point Spread Function) 함수, 왜곡으로 인해 매핑 시 문제가 된다. 때문에 저해상도 이미지들의 노이즈 성분을 최소화하는 방법이 필요하다. 본 논문에서는 노이즈 성분을 최소화하는 방법으로 L1 norm의 방법을 사용하고 이와 동시에 이미지의 경계를 보완해주는 Huber norm을 사용하는 SR의 구조를 제안한다. 실험에서는 타 알고리즘과의 비교를 통해 제안한 알고리즘이 저해상도 이미지 상에 존재하는 노이즈를 줄이고 이미지 경계부분의 보안을 확인하였다.

Abstract

Many super-resolution reconstruction algorithms have been proposed since it was the first proposed in 1984. The spatial domain approach of the super-resolution reconstruction methods is accomplished by mapping the low resolution image pixels into the high resolution image pixels. Generally, a super-resolution reconstruction algorithm by using the spatial domain approach has the noise problem because the low resolution images have different noise component, different PSF, and distortion, etc. In this paper, we proposed the new super-resolution reconstruction method that uses the L1 norm to minimize noise source and also uses the Huber norm to preserve edges of image. The proposed algorithm obtained the higher image quality of the result high resolution image comparing with other algorithms by experiment.

Keywords : Super-resolution, Maximum a-posteriori, Maximum likelihood, L1 norm, Huber norm

I. Introduction

Super-Resolution(이하 SR) reconstruction 알고리즘은 다수의 저해상도의 이미지들을 정합하여 이미지 해상도를 향상시키는 알고리즘이다^[4~10]. 이미지 해상도 향상을 위한 기존의 알고리즘으로 보간법(Interpolation)이 있는데 이는 하나의 저해상도 이미지로 고해상도 이

미지를 만든다는 점에서 SR과 다르다. 보간법의 경우, 하나의 저해상도 이미지만을 사용하기 때문에 고해상도 이미지를 구하는데 필요한 정보가 한정적이다. 반면에 SR의 경우는 보간법에 비해 다수의 저해상도 이미지들을 사용하므로 보다 높은 고화질의 이미지를 얻을 수 있는 정보를 충분히 확보 할 수 있다^[11]. 즉, 비디오 캠코더나 디지털 카메라와 같은 이미지 취득 장치로 동일 장면을 짧은 시간 내에 촬영하여 여러 장의 저해상도 이미지들을 얻을 수 있다. 이때 카메라를 통해 저장된 저해상도 이미지는 피사체에 비해 낮은 해상도를 가지며, 동시에 Blur, 노이즈, 왜곡, 앨리어싱 등의 잡음성분도 가지고 있다. 이러한 저해상도 이미지를 정합하여 고해상도 이미지를 만드는 것이 SR이다^[11].

* 학생회원, ** 정회원, *** 평생회원, 울산대학교
전기전자정보시스템공학부

(University of Ulsan, School of Electrical Eng.)

* 본 연구는 2008년 울산대학교의 교비연구비 지원에 의해 이루어졌으며 설계도구는 IDEC(반도체설계교육센터)의 지원을 받았습니다.

접수일자: 2008년10월28일, 수정완료일: 2009년4월19일

SR은 최근의 이미지 해상도 향상 알고리즘 중 가장 기대되는 알고리즘 중 하나이고 그 응용분야 또한 다양하다. 가령 의료산업 분야에서, 보다 자세한 고해상도 이미지를 제공해 줌으로써 의사들이 환자들을 진료할 때에 자세한 진단을 내릴 수 있고, 인공위성의 더욱 자세하고 선명한 위성사진을 통해 많은 정보를 얻을 수 있을 것이다. 뿐만 아니라, 컴퓨터 비전 분야로의 확대 로 인류 삶의 질적 향상에 많은 도움을 줄 수 있을 것이다.

SR 알고리즘은 크게 두 가지 접근방법으로 분류 할 수 있다. 첫 번째로 Tsai와 Huang에 의해 처음 제안된^[1] 주파수 영역 접근방법을 들 수 있다. 고해상도 이미지는 저해상도 이미지에 비해 이미지의 세밀한 부분을 표현해 주는 고주파 성분을 더 많이 포함하고 있다. 이미지의 다운샘플링 과정에서 고주파 부분은 감쇠되고 앨리어싱이 발생하여 영상의 해상도에 영향을 주게 된다. 따라서 주파수 영역 접근방법은 저해상도 이미지에 존재하는 앨리어싱을 제거하여 고해상도 영상을 얻는 방법이다. 주파수 영역 접근방법은 N.K.Bose^[2]에 의해 확장되었으며, 이 후에는 S. C. Park에 의해 주파수 영역의 DCT에 기초한 알고리즘이 제안되었다^[3]. SR의 두 번째 접근방법은 공간 영역 접근방법이다. 저해상도 이미지들의 픽셀들을 고해상도 이미지 픽셀 격자에 직접적으로 매칭시킴으로써 해상도의 향상을 이루는 방법으로 Non-iterative spatial domain data fusion^[4~6]으로 제안되었고, 이를 확장한 Iterative back-projection 방법이 제안되었다^[7~10].

최근에 주목받는 공간적 영역 접근방법인 MAP 방법에 기초한 SR은 Maximum likelihood에 L2 norm을 사용하고 정규화 확률(Regularization Probability)에는 Huber norm을 사용한 알고리즘이다. 그러나 이 방법은 Huber norm에서 고해상도 이미지에 존재하는 노이즈 성분을 제거한다 하더라도 L2 norm의 제곱 연산자에 의해 저해상도 이미지의 노이즈 성분을 증폭하여 고해상도 이미지를 생성시키므로 L2 norm과 Huber norm의 구조를 가지는 SR은 결과 이미지에 저해상도 이미지의 노이즈가 일부 남아있게 된다.

따라서 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 기존의 MAP 방법을 그대로 다르면서 노이즈에 둔감한 새로운 SR 구조를 제안하고 이를 구현하였다. 기존의 방법에 비해 제안한 알고리즘은 L2 norm 대신 L1 norm을 사용하여 저해상도 이미지에 존재하는 노이즈

를 최소화하고, 동시에 Huber norm을 사용하여 이미지의 경계 부분을 보완하였다.

Huber norm에서 이미지 경계의 보완은 결과이미지의 시프팅(shifting)으로 이루어지게 된다. 이때 쉬프팅의 범위에 따라 경계 부분의 보완 정도를 결정하게 되는데, 가령 쉬프팅의 범위가 넓어진다면 경계 부분은 더욱 확연해지고, 쉬프팅의 범위가 좁아진다면 그 반대가 될 것이다. 본 논문에서는 Huber norm의 쉬프팅 범위의 결정과 이에 따른 영향에 대해서도 자세히 다룰 것이다.

본 논문의 II장에서는 기존의 SR을 소개하고 III장에서는 제안한 SR을 다룬다. IV장에서는 실험, V장의 결론으로 본 논문을 마무리 한다.

II. Basic Scheme of Super Resolution

1. Observation model

본 섹션에서 다룰 Observation model은 저해상도 이미지와 SR의 출력 이미지인 고해상도 이미지의 크기에 대해 다음과 같은 정의부터 출발한다. 저해상도 이미지는 그 표현을 행렬로써 나타낼 수 있으며 $[N_1 \times N_2]$ 라고 정의한다. 또한, 고해상도 이미지는 $[qN_1 \times qN_2]$ 로 나타낸다. 이때, q 는 상수로서 두 이미지 사이의 배수를 나타낸다.

서론에서 언급하였듯이, 저해상도 이미지들의 생성은 카메라를 이용한 피사체의 촬영을 통해 이루어진다. 이 과정을 그림 1에 나타내었다. 그림 1의 저해상도 이미지는 다운 샘플링, 왜곡, Blur, 노이즈에 의한 이미지이다^[11]. 이를 다음과 같은 식으로 나타낼 수 있다.

$$X_k = D_k H_k F_k Z + n_k \quad k = 1, \dots, p \tag{1}$$

X_k 는 저해상도 이미지 벡터이고, Z 는 고해상도 이미지 벡터를 나타낸다. X_k 와 Z 는 Lexicographical order를 통해 벡터로써 표현되며, 각각 $[N_1 N_2 \times 1]$ 와 $[q^2 N_1 N_2 \times 1]$ 의 크기를 가진다. k 는 프레임 인덱스이

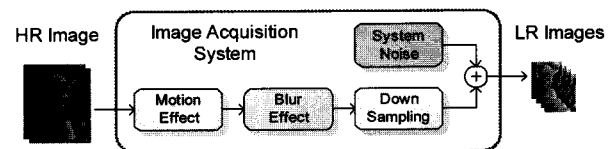


그림 1. 저해상도 이미지의 생성
Fig. 1. Creation of low resolution image.

며, 저해상도 이미지의 개수는 p 개로서 정의한다. D_k 와 H_k 는 카메라의 PSF(Point Spread Function)로 모델링되며, D_k 는 k 번째 프레임에서의 다운 샘플링 행렬이고, $[N_1N_2 \times q^2N_1N_2]$ 의 행렬 크기를 가진다. H_k 는 k 번째 프레임에서의 Blur 행렬이고 $[q^2N_1N_2 \times q^2N_1N_2]$ 의 크기를 가진다. F_k 는 k 번째 프레임에서의 Motion effect 행렬이며 $[q^2N_1N_2 \times q^2N_1N_2]$ 의 크기를 가진다.

시스템의 노이즈를 나타내는 n_k 역시 Lexicographical order를 통해 표현되어 X_k 와 같은 크기를 가지는 벡터이다. 또한 n_k 는 비독립적이고 가우시안 분포를 따르며 평균은 0이다. 여기서 카메라의 PSF를 통해 각각의 저해상도 이미지의 픽셀 분산은 이미 알고 있다고 가정한다^[5].

본 논문에서는 Observation model에서 카메라의 PSF인 D_k 와 H_k 가 k 에 상관없이 동일하다고 가정한다. 이는 곧 $D_k = D$, $H_k = H$ 로 나타낼 수 있다. 특히 H 의 경우는 Linear Space-Invariant Blur임을 나타낸다^[5]. 이와 같이 정의하는 이유는 k 에 따른 모든 D_k 와 H_k 를 고려하는 것은 SR 계산상의 불리한 점이 많기 때문이고 또한 결과 고해상도 이미지에 크게 작용하지 않기 때문이다.

2. Bayesian MAP Estimation

Bayesian maximum a-posteriori(MAP) 추정법은 저해상도 이미지들로부터 고해상도 이미지를 추정할 수 있는 방법을 제시한다. MAP 추정법은 a-posteriori 확률 $P(Z|X)$ 를 최대화 함으로써 전개되며 다음과 같이 표현된다^[11].

$$\hat{Z}_{MAP} = \operatorname{argmax}_Z \{P(Z|X)\} = \operatorname{argmax}_Z \left\{ \frac{P(X|Z)P(Z)}{P(X)} \right\} \quad (2)$$

확률 $P(Z|X)$ 는 Bayes 이론을 이용하여 식(2)와 같이 전개 가능하다. 저해상도 이미지에 대한 확률을 $P(X) = 1$ 로 가정하고 로그를 취하면 식(3)과 같이 전개된다.

$$\hat{Z}_{MAP} = \operatorname{argmax}_Z \{\log P(X|Z) + \log P(Z)\} \quad (3)$$

식 (3)에서의 두 확률 $P(X|Z)$ 와 $P(Z)$ 은 각각 다른 방법으로 구현되는데, 확률 $P(X|Z)$ 는 Maximum-likelihood를, 확률 $P(Z)$ 는 정규화 확률을 통해 나타낼

수 있다. 두 확률의 전개는 각각 가우시안 분포와 MRF(Markov Random Field)를 기초로 한 깃스 분포^[12]로 진행된다.

이때 식 (3)의 log함수에 의해 두 확률에 대한 분포는 지수만 남고 밑은 상수로 처리된다.

3. Maximum-Likelihood Estimation

확률 $P(X|Z)$ 는 SR에서 존재 불가능한 확률이다. Bayes 이론에 따르면 확률 $P(X|Z)$ 는 고해상도 이미지를 이용하여 저해상도 이미지를 추측 해 내는 확률이기 때문이다. 따라서 X 와 Z 의 관계를 나타내는 Observation model을 바탕으로 확률모델을 분석할 수 있는 Maximum-likelihood 추정법을 이용한다^[10-14]. ML 추정법은 이전에 연구된 SR 알고리즘들에서 많이 사용되어온 방법이고 본 논문에서도 그 방법을 따른다.

ML 추정법을 사용하여 확률 $P(X|Z)$ 에 대한 SR 식을 정리하면 식(4)와 같다.

$$\begin{aligned} \hat{Z}_{MAP} &= \operatorname{argmax}_Z \{\log P(X|Z)\} \\ &= \operatorname{argmin}_Z \left[\sum_{k=1}^p \rho(X_k, DHF_k Z) \right] \end{aligned} \quad (4)$$

확률 $P(X|Z)$ 에서 X 와 Z 의 관계는 Observation model에서 보인 바 있다. 또한 노이즈 벡터 n_k 가 가우시안 분포를 따른다는 것을 이용한다. 이는 고해상도 와 저해상도 이미지의 정확한 매핑을 위해서는 노이즈가 최소가 되어야 한다는 것을 바탕으로 한다.

이전의 연구방법들은 최소자승법(Least-square)을 이용하여 ML 식을 구하였다. 최소자승법은 L2 norm을 통해 구현되며 이를 식(5)에 나타내었다.

$$\hat{Z}_{MAP} = \operatorname{argmin}_Z \left[\sum_{k=1}^p \|X_k - DHF_k Z\|_2^2 \right] \quad (5)$$

그러나 L2 norm은 제곱 연산에 의해 $X_k - DHF_k Z$ 가 더욱 크게 변화하여 노이즈 역시 크게 변화하게 된다. 이는 곧 결과 고해상도 이미지가 노이즈에 민감하여 화질이 떨어지는 원인이 된다.

4. Regularization Probability

SR 복원 기법은 원천적으로 Ill-posed 문제를 가지고 있다. $p < q^2$ 인 경우에는 SR 복원된 고해상도 이미지를 만들기 위한 저해상도 이미지의 개수가 더 적어서

Observation model을 만족시키는 해의 개수가 무한대가 된다. 또한 $p \geq q^2$ 인 경우에서 해는 불안정한데, 이는 저해상도 이미지에서의 노이즈가 고해상도로 SR 복원되었을 때, 보다 큰 노이즈로 나오는 점 때문이다. 그러므로 확률 $P(Z)$ 에 관해 정규화 확률을 고려함으로써 SR의 해를 안정적으로 구할 수 있다. 또한 정규화 확률은 SR 복원 결과 고해상도 이미지의 노이즈를 제거하고 수렴속도를 증가시키는 이점이 있다^[13].

고해상도 이미지를 구하기 위한 SR의 최종 식은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{Z}_{MAP} &= \operatorname{argmax}_Z \{ \log P(X|Z) + \log P(Z) \} \\ &= \operatorname{argmin}_Z \left[\sum_{k=1}^p \rho(X_k, DHF_k Z) + \lambda \Gamma(Z) \right] \quad (7) \end{aligned}$$

λ 는 상수 값으로 정규화 확률의 스칼라 값을 결정한다. $\Gamma(Z)$ 는 정규화 함수이다. 또한 $\Gamma(Z)$ 는 결과 고해상도 이미지를 복원하는데 있어서 $\rho(X_k, DHF_k Z)$ 에서 고려치 못한 부분을 보상해주는 역할을 한다^[12, 14].

III. Proposed Robust Super Resolution

1. Maximum Likelihood Estimation

본 논문에서는 L1 norm을 통해 ML 추정법을 구현하였다. L1 norm은 L2 norm에 존재하는 제곱연산자를 제거한 Robust의 함수이며, 결과 이미지에 나타나는 노이즈를 최소화한다. L1 norm을 바탕으로 ML 추정법에 대한 식을 구하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \hat{Z}_{MAP} &= \operatorname{argmin}_Z \left[\sum_{k=1}^p \| X_k - DHF_k Z \|_1 \right] \\ &= \operatorname{argmin}_Z \left[\sum_{k=1}^p \| X_k - DF_k HZ \|_1 \right] \quad (6) \end{aligned}$$

식(6)에 대해서는 통상적으로 가정하는 $HF_k = F_k H$, $H^T F_k^T = F_k^T H^T$ 임을 본 논문에서도 사용하였다^[5]. 이는 Blur 효과를 받은 고해상도 이미지에 Motion effect를 적용시킨 것과 그 반대로 적용시킨 것이 SR을 진행시키는데 문제가 없다는 것을 내포하고 있다. 이 같은 가정이 타당한 이유는 추후 결과 고해상도 이미지에 de-blur만 적용하면 고해상도 이미지를 손쉽게 구할 수 있기 때문이다.

L1 norm으로 표현된 ML 추정법의 Gradient는 다음

표 1. 저해상도 픽셀 값과 고해상도 픽셀 값의 차이에 따른 행렬 $\operatorname{sign}(X_k - DF_k HZ)$ 의 값 결정
Table 1. Decision of matrix $\operatorname{sign}(X_k - DF_k HZ)$ through difference between low resolution pixel value and high resolution pixel value.

Element of $\operatorname{sign}(X_k - DF_k HZ)$	Description
+1	해당 저해상도 픽셀 값 > 고해상도 픽셀 값
0	해당 저해상도 픽셀 값 = 고해상도 픽셀 값
-1	해당 저해상도 픽셀 값 < 고해상도 픽셀 값

과 같은 전개를 통해 나타낼 수 있다^[13].

$$\begin{aligned} G_1 &= \frac{\partial}{\partial Z} \left[\sum_{k=1}^p \| X_k - DF_k HZ \|_1 \right] \\ &= \sum_{k=1}^p H^T F_k^T D^T \operatorname{sign}(X_k - DF_k HZ) \quad (7) \end{aligned}$$

식(7)의 $F_k^T D^T$ 는 저해상도 이미지의 픽셀 격자(grid)를 고해상도 픽셀 격자에 맞게 복사해 주는 역할을 하는데, 이는 저해상도의 픽셀 값이 들어갈 수 있도록 미리 고해상도 이미지 크기의 픽셀 격자를 만들어 둔다.

그리고 DF_k 는 고해상도 이미지에서 저해상도 이미지로 다운샘플링과 모션 쉬프팅하는 함수이다. 이 과정에서 픽셀 값은 분명 변하게 된다. 이 차이를 +1, 0, -1로 이루어진 행렬인 $\operatorname{sign}(X_k - DF_k HZ)$ 로 나타낸다. 이와 같이 세 부분으로 나누는 기준은 표 1과 같다.

표 1은 L2 norm에서의 노이즈에 대한 취약함을 역설하는 것과 같다. L2 norm은 저해상도 픽셀 값과 고해상도 픽셀 값의 차이를 증폭(제곱연산자)하여, 결과 이미지에 적용시키기 때문에 노이즈에 상당히 취약한 구조를 가지고 있다. 반면에 L1 norm은 저해상도 픽셀 값과 고해상도 픽셀 값의 차이를 그대로 결과 이미지에 적용시키는 것이 아니라 그 sign값을 취하여 결과 이미지에 적용시키는 구조이기 때문에 노이즈가 결과 이미지에 대해 크게 작용할 수 없는 구조이다.

2. Regularization Probability

본 논문에서는 Huber function을 이용하여 이미지의 경계 부분을 보완하는 방법을 사용한다. Huber norm은

한 픽셀을 기준으로 이웃하는 픽셀 값과의 차를 문턱값과 비교함으로써 이루어진다. Huber norm에 대한 식은 다음과 같다.

$$H_T(x) = \begin{cases} x^2 & |x| \leq T \\ 2T|x| - T^2 & |x| > T \end{cases} \quad (9)$$

T 는 문턱값을 나타낸다. 이미지의 경계 부분에서 픽셀의 값은 급변하게 되며 이는 SR의 결과 고해상도 이미지에서 경계부분으로 보정되어야 한다. 때문에 문턱값을 통해 이미지의 경계부분인지 아닌지를 결정하게 된다. 두 픽셀 값의 차이 x 가 T 보다 크면, 해당 픽셀 주변을 경계 부분으로 판단하여 식 (9)에 따라 $2T|x| - T^2$ 의 값을 해당 픽셀 값에 더해주는 형태이다. 반면에 두 픽셀 값의 차이 x 가 T 보다 작을 때에는 해당 픽셀 주위를 경계로 간주하지 않고 x^2 만을 더해 주는 것이다.

기준 픽셀과 주변 픽셀의 비교는 다음의 메커니즘을 통해 이루어진다. 기준 픽셀 주변에는 총 8개의 픽셀이 존재하는데, 이들 중 중복되는 여러 픽셀 중 3개 픽셀을 제외하고 5개 픽셀 값만 비교하는 방법을 사용한다. 이를 그림 2에 나타내었다. 기준 픽셀과 주변 픽셀의 비교는 쉬프팅을 통해 구현될 수 있으며, 이를 다음의 식 (10)으로 표현할 수 있다.

$$I(Z) = \sum_{x=-S}^S \sum_{y=0}^S H_T(Z - Z_{x,y}) \quad (10)$$

$Z_{x,y}$ 는 고해상도 이미지 Z 의 x 축과 y 축 방향으로

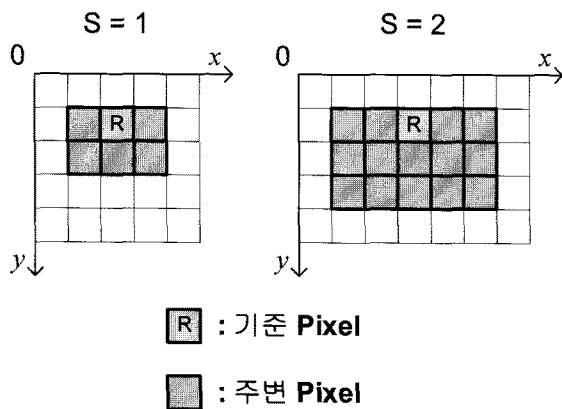


그림 2. 쉬프팅 파라미터 S에 따른 Huber 함수 연산 범위

Fig. 2. The calculating range of Huber function in different shifting parameter S.

쉬프트된 이미지를 나타낸다.

$S=1$ 일 때 기준 픽셀 값과 비교되는 주변 픽셀은 총 5개이지만, $S=2$ 일 때는 주변 픽셀의 수는 총 15개이다. S 가 커질수록 Huber norm의 범위가 증가하여 결과 이미지의 경계 부분을 더욱 강하게 만들어 주며 경계가 아닌 부분은 더욱 부드럽게 만들어 준다. 이는 Huber norm의 범위가 증가함에 따라 하나의 픽셀에 가중되는 연산이 계속 늘어나기 때문이다. 또한, 이는 연산시간의 증가를 불러올 수 있는 단점이 있다. 본 논문의 IV장에서 쉬프팅 파라미터 S 가 결과 고해상도 이미지에 미치는 영향을 자세히 다룬다.

3. Implementation of Proposed Algorithm

앞부분에서 살펴본 ML 추정법과 정규화 확률의 식에 대해 정리하면 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{Z}_{MAP} = \underset{Z}{\operatorname{argmin}} \left[\sum_{k=1}^p \|X_k - DHF_k Z\|_1 + \lambda \sum_{x=-S}^S \sum_{y=0}^S H_T(Z - Z_{x,y}) \right] \quad (11)$$

SR 알고리즘의 구현 Iterative method 중에서도 간단하고 구현이 용이한 Steepest Descent(SD) method를 통해 구현하였다.

대표적으로 Iterative method는 $Ax=B$ 의 선형방정식에 많이 쓰인다. 본 논문에서 다루는 행렬의 선형방정식은 Iterative method 외에 가우스 소거법과 같은 방법으로도 해를 구할 수 있다. 하지만 가우스 소거법과 같은 방법은 벡터 x 의 정확한 해를 구하는 것에 목적을 두고 있어 해가 없는 경우, 해가 무한대인 경우, 해가 여러 개인 경우에 문제가 될 수 있다. 때문에 대표적인 Ill-posed 문제를 가지고 있는 SR은 정확한 해를 구하는 방법이 아닌 해를 추정하는 기법을 사용해야 한다. 때문에 Iteration의 수에 따라 얼마나 해에 가깝게 접근하는지를 결정하는 Iterative method를 통해 Ill-posed 문제를 피할 수 있다.

제한한 SR은 SD method를 이용하여 식 (12)와 같은 Iterative 식을 구할 수 있다. μ 는 상수로서 SR의 해를 찾아가기 위한 스텝 사이즈의 파라미터로 작용한다.

식 (12)에서 파라미터 j 는 Iteration의 수를 나타낸다. $j=0$ 일 때의 초기 값 \hat{Z}_0 는 Iteration이 시작되기 전에 생성된다. \hat{Z}_0 는 저해상도 픽셀 값을 그대로 고해상도 픽셀 격자로 매핑한 이미지이다. 이때의 고해상도 이미

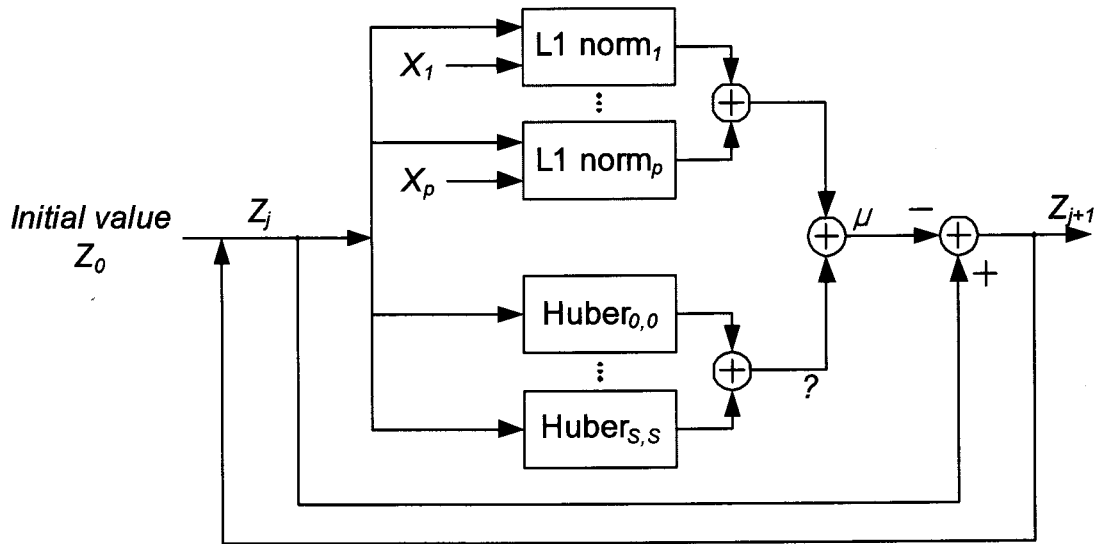


그림 3. 식(12)에 대한 제안 알고리즘의 블록 다이어그램
 Fig. 3. Block diagram representation of proposed equation (12).

$$\hat{Z}_{j+1} = \hat{Z}_j - \mu \left[\sum_{k=1}^p H^T F_k^T D^T \text{sign}(X_k - DF_k H \hat{Z}_j) + \lambda \sum_{x=-S}^S \sum_{y=0}^S H_T(\hat{Z}_j - \hat{Z}_{j,x,y}) \right] \quad (12)$$

지는 저해상도 이미지에 적용한 Blur, Motion effect, 노이즈 등에 의해 고해상도 이미지라고는 보기 어려울 것이다. 때문에 Iteration이 진행됨에 따라 L1 norm과 Huber norm에 의해 고해상도 이미지에 가까워지는 것이다.

그림 3에 제안 알고리즘의 블록 다이어그램을 나타내었다. L1 norm 블록은 저해상도 이미지와 고해상도 이미지를 입력으로 받아 L1 norm에 대한 연산을 수행하고, Huber 블록은 x축과 y축의 쉬프트에 대한 Huber norm 연산을 수행하는 파이프라인 구조로 되어있다.

IV. Experiment Results

본 장에서는 제안한 알고리즘의 성능을 타 알고리즘과 비교, 분석 하였다. 본 논문에서 제안한 알고리즘을 포함하여 3개의 SR 알고리즘과 1개의 보간법을 비교하였으며 비교한 알고리즘은 다음과 같다.

1. Cubic-Spline 보간법
2. SR - L1 norm
3. SR - L2 norm + Huber norm^[14]

4. Proposed SR

본 논문에서의 실험 환경은 다음과 같다. 본 논문에서 다루는 이미지들은 휘도 신호만을 사용한 그레이 스케일이다. 출력 고해상도 이미지는 저해상도 이미지의 4배가 되도록 실험하였다(즉, $q=2$). 실험에 사용되는 저해상도 이미지는 오리진널 이미지로부터 다운샘플링, Motion effect, Blur, 백색 가우시안 노이즈가 적용되어 생성된다. 또한 실험의 결과 이미지들은 모두 20번의 iteration을 바탕으로 생성하였다.

각 알고리즘의 결과 이미지들을 비교하는 방법으로 PSNR을 사용하여 그 성능을 비교한다.

SR 알고리즘은 Matlab 7.0.4을 이용하여 구현하였으며, 시스템의 성능은 core2 duo 2.66GHz이며, 2G RAM, XP professional OS를 바탕으로 실험하였다.

위 내용을 바탕으로 한 저해상도 이미지를 그림 4(b)에 나타내었다. 이는 50장의 저해상도 이미지들 중 하나만 나타낸 것이다. 그림 4(c)는 Cubic-spline 보간법을 이용한 결과 이미지이다. 그림 4(c)의 이미지 질은 그다지 좋다고 볼 수 없다. 오리진널 이미지의 중심 부분은 흑백이 규칙적으로 바뀌는 고주파 부분인데, 이때 Cubic-spline 보간법의 결과 이미지는 가운데 부분이

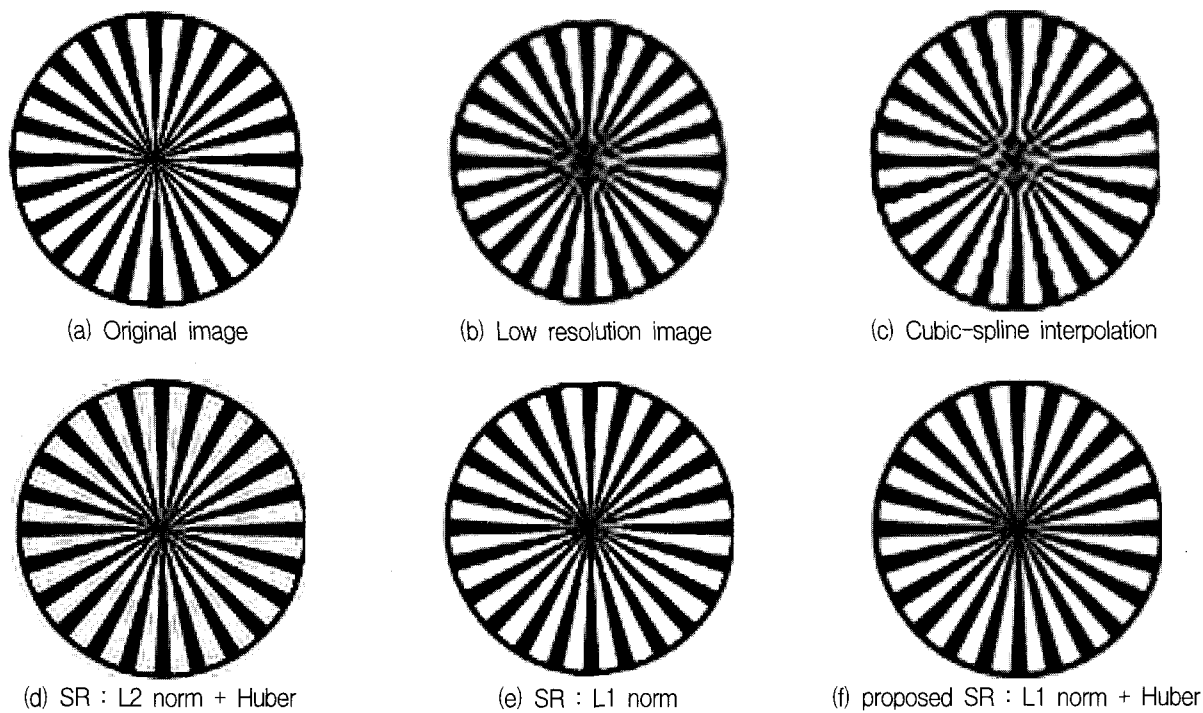


그림 4. Dart 이미지에 대한 타 알고리즘과 제안한 알고리즘의 시뮬레이션 결과
 Fig. 4. Simulation results of different resolution enhancement method about dart image.



그림 5. boy 이미지에 대한 타 알고리즘과 제안한 알고리즘의 시뮬레이션 결과
 Fig. 5. Simulation results of different resolution enhancement method about boy image.

뭉개지는 현상을 보인다.

그림 4(d)~(f)에는 SR의 시뮬레이션 결과를 나타내고 있다. 세 결과 모두 그림 4(c)에 비해 가운데 고주파 부분이 향상된 것을 확인 할 수 있다. 그림 4(d)에는 M.Victor^[14]에 의해 제안된 구조(ML 추정법에는 L2 norm, 정규화 확률 부분에는 Huber norm 사용)를 바탕으로 한 결과 이미지이다.

그림 4(d)는 그림 4(c)에 비해 향상된 성능을 보이지만 이미지 전체에 열은 잔상이 남는 것을 볼 수 있다. 반면, 그림 4(e)는 L1 norm만을 고려한 고해상도 이미지이다. 그림 4(d)에 비해 이미지 전체에 남아있는 잔상이 많이 줄어든 것을 볼 수 있다. L2 norm에 비해 L1 norm의 결과 이미지가 더 깨끗한 것은 L2 norm의 제곱 연산자에 따른 노이즈 성분의 증폭 때문이다.

그림 4(f)는 제안한 알고리즘을 바탕으로 한 고해상도 이미지이다. 제안한 알고리즘은 L1 norm과 Huber norm을 이용하여 구현되었다. L1 norm만을 고려한 그림 4(e)에 비해 Huber norm을 같이 사용한 그림 4(f)의 이미지는 깨끗하게 출력되었다. 이는 저해상도 이미지 전체에 퍼져있던 노이즈 성분이 L1 norm만을 통해서 많이 제거가 되지 않았지만 제안한 알고리즘에서는 Huber norm에 의해 부드럽게 처리되었기 때문이다.

그림 5에서는 그림 4보다 좀 더 복잡한 패턴의 이미지를 다룬다. 그림 5에 각 알고리즘의 시뮬레이션 결과

이미지를 나타내었다.

그림 4에서 살펴보았듯이 제안한 알고리즘은 L1 norm과 L2 norm + Huber에 비하여 경계 부분의 처리가 뛰어나다. 그림 5(d)와 (e)에서 보면 boy의 얼굴 전체부분에서 노이즈를 미처 처리하지 못하고 있다. 하지만 그림 5(f)에서 살펴보면 얼굴의 전체적인 부분에서 타 알고리즘에 비해 노이즈가 많이 줄어든 것을 알 수 있다.

표 2에 그림 4와 그림 5에 나타난 각 알고리즘의 PSNR을 나타내었다. PSNR은 결과 이미지가 오리지널 이미지에 얼마나 가깝게 출력되었는지를 나타내는 척도이다. 제안 알고리즘은 타 알고리즘에 비해 Dart 이미지에서 평균 4.79dB만큼의 더 뛰어난 성능을 보이고, Boy 이미지에서는 평균 2.39dB의 성능 향상을 보인다.

그림 4과 그림 5의 제안 알고리즘의 결과 이미지는 모두 쉬프팅 파라미터 $S=1$ 로 시뮬레이션 한 결과이다. 반면에 그림 6에서는 Huber norm의 쉬프팅 파라미터 S 의 변화에 따른 결과 이미지를 총 4가지로 나누어 나타내었다.

S 값의 변화는 Huber norm의 연산 범위가 변한다는 것을 의미한다. Iteration이 20번 반복될 동안 범위 안에

표 2. 그림 4와 그림 5의 결과이미지에 대한 PSNR
Table 2. PSNR of result images from fig 4 and fig. 5.

알고리즘	PSNR [dB] (그림4)	PSNR [dB] (그림5)
Cubic-spline interp	17.47	18.17
SR : L2 + Huber	19.38	20.09
SR : L1	20.72	20.92
SR : proposed	23.98	22.12

표 3. 쉬프팅 파라미터 S의 변화에 따른 PSNR
Table 3. PSNR of different shifting parameter S.

Shifting parameter S	PSNR [dB] 그림(6)
$S=1$	22.12
$S=2$	21.75
$S=5$	19.84
$S=10$	16.82
$S=20$	16.38

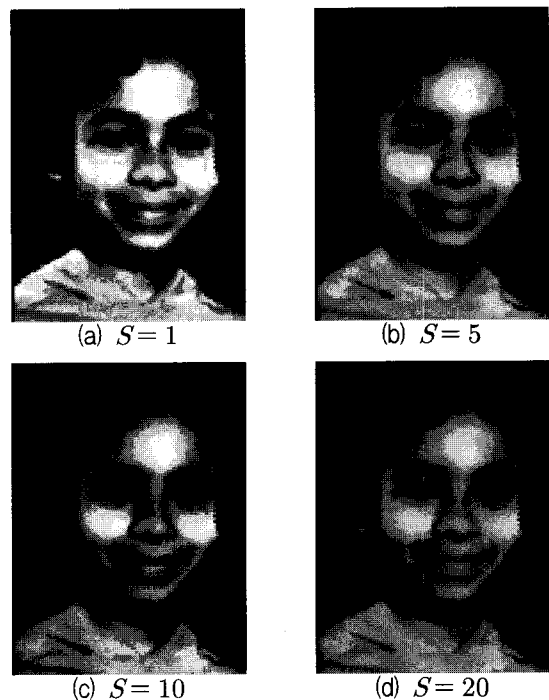


그림 6. 쉬프팅 파라미터 S의 변화에 따른 제안 알고리즘의 결과 이미지
Fig. 6. The simulation result of proposed SR with different shifting parameter S.

있는 이미지의 픽셀 값은 지속적으로 주위 픽셀 값에 따라 변하게 된다. 이 같은 과정에서 이미지의 경계 부분의 극대화과 동시에 경계가 아닌 부분은 부드럽게 처리된다. 때문에 S 의 변화에 따른 결과 이미지들을 살펴 보면, S 가 증가할수록 경계가 아닌 부분은 부드럽게 처리되고 경계 부분은 두드러지게 표현됨을 알 수 있다.

오리지널과 비교해 볼 때 $S \leq 2$ 일 때 가장 근접한 시뮬레이션 결과를 얻을 수 있다. $S=2$ 일 때 시뮬레이션 결과는 $S=1$ 때와 차이가 거의 없기 때문에 본 논문에서는 연산 시간과 이미지 화질 측면에서 $S=1$ 일 때를 가장 적합하다고 제시한다.

V. Conclusion

Super-resolution은 다수의 저해상도 이미지를 정합하여 고해상도 이미지를 얻는 알고리즘으로 응용분야의 무궁무진한 가능성으로 인해 보간법에 이어 가장 활발하게 연구되고 있는 분야이다.

본 논문에서는 MAP에 기초한 SR의 새로운 구조를 제안하고 이를 소개하였다. ML 추정법으로 Robust의 함수인 L1 norm을 사용하여 저해상도 이미지에 존재하는 노이즈를 최소화하였다. 또한, 정규화 확률로서 Huber norm을 사용하여 결과 이미지를 부드럽게 함과 동시에 이미지의 경계를 보완하였다.

본 논문에서의 실험을 통해 기존의 SR 알고리즘에 비해 제안한 알고리즘은 평균 3.59dB 만큼의 이미지 해상도 향상을 확인하였다.

참 고 문 헌

- [1] T. S. Huang and R. Y. Tsai, "Multi-frame image restoration and registration," *Adv. Comput. Vis. Image Process.*, vol. 1, pp. 317 - 339, 1984.
- [2] N. K. Bose, H. C. Kim, and H. M. Valenzuela, "Recursive implementation of total least squares algorithm for image reconstruction from, noisy, undersampled multiframe," in *Proc. IEEE Int. Conf. Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 5, Minneapolis, MN, Apr. 1993, pp. 269 - 272.
- [3] S. C. Park, M. G. Kang, C. A. Segall, and A. K. Katsaggelos, "High-resolution image reconstruction of low-resolution DCT-based compressed images," in *IEEE Int. Conf. Acoustics, Speech, Signal Process.*, Orlando, Florida, vol. 2, pp. 1665 - 1668, 2002.
- [4] L. Teodosio and W. Bender, "Salient video stills: Content and context preserved," in *Proc. 1st ACM Int. Conf. Multimedia*, vol. 10, Anaheim, CA, Aug. 1993, pp. 39 - 46.
- [5] M. Elad and Y. Hel-Or, "A fast super-resolution reconstruction algorithm for pure translational motion and common space invariant blur," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 10, pp. 1187 - 1193, Aug. 2001.
- [6] M. C. Chiang and T. E. Boult, "Efficient super-resolution via image warping," *Image Vis. Comput.*, vol. 18, no. 10, pp. 761 - 771, July 2000.
- [7] S. Peleg, D. Keren, and L. Schweitzer, "Improving image resolution using subpixel motion," *CVGIP: Graph. Models Image Process.*, vol. 54, pp. 181 - 186, Mar. 1992.
- [8] M. Irani and S. Peleg, "Improving resolution by image registration," *CVGIP: Graph. Models Image Process.*, vol. 53, pp. 231 - 239, 1991.
- [9] H. Ur and D. Gross, "Improved resolution from sub-pixel shifted pictures," *CVGIP: Graph. Models Image Process.*, vol. 54, no. 181 - 186, Mar. 1992.
- [10] M. Elad and A. Feuer, "Restoration of single super-resolution image from several blurred, noisy and down-sampled measured images," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 6, pp. 1646 - 1658, Dec. 1997.
- [11] S. C. Park, M. K. Park, and M. G. Kang, "Super-resolution image reconstruction: A technical overview," *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 20, pp. 21 - 36, 2003.
- [12] S. Borman and R. L. Stevenson, "Simultaneous multi-frame map super-resolution video enhancement using spatio-temporal priors," in *Proc. IEEE Int. Conf. on Image Process.*, Oct. 1999, vol. 3, pp. 469 - 473.
- [13] S. Farsiu and M. D. Robinson, M. Elad, P. Milanfar, "Fast and Robust Multiframe super-resolution," *IEEE Image Processing*, Vol. 13 No. 10, OCTOBER 2004
- [14] M. Victor and J. Mayer, "A Robust and Computationally Efficient Simultaneous Super-Resolution Scheme for Image Sequence," *IEEE Circuits and Systems for Video Technology* Vol. 17, No. 10, October 2007
- [15] H. Shen and L. Zhang, B. Huang, P. Li, "A MAP approach for joint motion estimation, segmentation, and super-resolution," *IEEE Image*

Processing, Vol. 16, No. 2, FEBRUARY 2007

- [16] G. H. Costa and J. C. M. Bermudez, "Statistical Analysis of the LMS algorithm applied to super-resolution image reconstruction," IEEE Signal Processing, Vol. 55, No. 5, MAY 2007

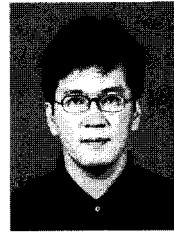
저 자 소 개



장 재 용(학생회원)

2007년 울산대학교 전기전자
정보통신공학부 학사
2007년 울산대학교 전기전자
공학과 석사과정 입학.
2009년 울산대학교 전기전자
공학과 석사과정 졸업

<주관심분야 : CMOS VLSI 및 SoC 설계, 영상
신호처리>



조 효 문(정회원)

1990년 울산대학교
전자공학과 학사
1992년 울산대학교 대학원
전자 공학과 공학석사
2006년 울산대학교 대학원
전기전자공학부 박사과정

2008년 울산대학교 객원교수

<주관심분야 : CMOS VLSI 및 SoC 설계, 영상
압축 및 처리>



조 상 복(평생회원)

1979년 한양대학교
전자공학과 학사
1981년 한양대학교
전자공학과 석사
1985년 한양대학교
전자공학과 박사

1994년~1995년 Univ. of Texas,
Austin 교환교수

2003년~2004년 Univ. of California,
San Diego 교환교수

2000년~2001년 울산대학교
자동차전자연구센터장

2006년~현재 울산대학교 e-Vehicle 연구
인력양성사업단장

(2단계 BK21 정보기술사업단)

<주관심분야 : SoC/VLSI 설계 및 테스트, 자동차
전장시스템 설계, 영상처리 회로 설계 및 제작, 머
신비전 시스템 개발, 초고집적 메모리 설계>