

論文98-35S-11-13

정칙화된 영상복원을 이용한 공간 적응적 영상보간

(Spatially Adaptive Image Interpolation using Regularized Iterative Image Restoration Technique)

申定浩*, 鄭正勳*, 白俊基*

(Jeong Ho Shin, Jung Hoon Jung, and Joon Ki Paik)

요 약

본 논문에서는 원영상이 가지고 있는 고주파 성분을 효율적으로 복원할 수 있는 공간 적응적 영상보간(image interpolation) 알고리즘을 제안한다. 영상이 갖고 있는 선형적 정보(a priori knowledge)를 보간 과정에 적용하기 위해서는, 우선 저해상도의 영상 시스템을 나타내는 분리 가능한(separable) 2차원 열화모델(degradation model)을 결정한다. 이렇게 결정된 열화 모델에 따라 다섯 가지의 서로 다른 제약 조건들을 사용하여 정칙화에 기반을 둔 공간 적응적 영상보간 알고리즘을 제안한다. 또한, 제안된 알고리즘의 수렴성을 분석하고, 실험 결과를 토대로 비적응적인 방법과 제안된 알고리즘의 성능을 비교한다.

Abstract

We propose a spatially adaptive image interpolation algorithm, which can restore high frequency details in the original high resolution image. In order to apply the regularization approach to the interpolation procedure, we first present a two-dimensional separable image degradation model for a low resolution imaging system. According to the model, we propose a regularized spatially adaptive interpolation algorithm by using five different constraints. We also analyze convergence of the proposed algorithm, and provide some experimental results to compare the proposed algorithm with its nonadaptive version.

I. 서 론

영상의 해상도(resolution)를 높이는 데 사용되는 영상보간(image interpolation) 기법은 고해상도(high-resolution) 또는 다해상도(multi-resolution) 영상처리 분야에서 매우 중요한 역할을 한다. 보다 구체적으로 예를 들자면 고해상도 영상처리 기술은 고선명 텔레비전(high-resolution television; HDTV)에

사용될 수 있고, 다해상도 영상처리 기술은 MPEG-2에서 사용하는 공간 스케일러빌리티에 적용될 수 있다. 디지털 영상에 있어서 해상도는 두 가지 의미를 가진다. 첫 번째 의미는 화소(pixel)의 수이며, 이것은 다시 영상의 물리적인 크기를 나타낸다. 다른 의미에서 해상도는 영상의 고주파 성분을 얼마나 충실하게 반영하고 있는가 하는 정도를 말한다. 바로 이러한 이유 때문에, 해상도는 영상 형성 시스템(image formation system)의 성능을 평가하는 데 있어 기본적으로 고려해야 하는 사항이다.

영차(zero-order 혹은 nearest neighbor), 2차원 선형(bilinear), 그리고 큐빅 B-스플라인(cubic B-spline) 보간 등과 같이 현재 사용되고 있는 대부분의

* 正會員, 中央大學校 工科大學 電子工學科

(Dept. of Electronic Eng., Chung-Ang Univ.)

※ 본 연구의 일부는 1997년도 한국학술진흥재단의 자유공모과제 연구비지원 하에 수행되었습니다.

接受日字: 1998年3月6日, 수정완료일: 1998年8月6日

보간 방식은 단순히 영상의 크기를 늘리는 데 초점을 두고 있다^[1, 2]. 이 보간 방식들은 저해상도 센서에 의한 화소간 혼합, 셔터 속도의 유한성에 기인한 움직임 열화, 초점이 맞지 않을 때 발생하는 등방성(isotropic) 열화와 같은 열화가 없다는 것과 부표본화(subsampling) 과정에서 주파수 겹침(aliasing)이 일어나지 않는다는 가정을 전제로 개발되었다. 따라서, 이들 방식만으로는 고주파수 성분에 해당하는 영상의 세밀한 부분을 정확하게 복원할 수 없다.

부표본화 과정에서 손실되는 고주파 성분을 복원하기란 그리 쉬운 일이 아니기 때문에, 부화소(sub-pixel) 움직임 정보를 이용하는 다중프레임 보간 방식이 개발돼 왔다^[3, 4]. 특히, 현재 연구되고 있는 정칙화 기반 영상보간(regularized image interpolation)은 부표본화 과정을 일반적인 영상 열화 과정(image degradation process)으로 간주하며, 역변환 문제를 효율적으로 해결할 수 있는 선형적(a priori) 제약 조건을 이용한 방식이 [5]에서 제안된 바 있다.

그러나 [5]에서 제안된 방식은 단지 영상 신호가 모든 방향에 대해서 대역 제한되어 있다는 등방평활성(isotropic smoothness)만을 가정하기 때문에, 일반적으로 다양한 에지(edge)로 구성돼 있는 영상의 효과적인 보간에는 한계가 있었다. 또한 [6]에서는 스캔율 변환(scanning rate conversion)을 위해서 변형된 에지 기반 라인 평균(edge-based line average: ELA) 기법을 사용하였다. 이 방법은 수평 에지가 존재할 때 효과적으로 수직방향의 보간 성능을 제공하고 간단한 하드웨어 구조를 제안하였으나 일반적인 영상의 보간에는 적합하지 않다. 따라서 본 논문에서는 에지의 방향에 따라 공간 적응적인 영상보간 기법을 제안하여 보다 효율적인 영상통신을 가능하게 하는 이론적 근거를 제시한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 저해상도 영상 시스템의 수학적 모델을 정의하고, 3절에서는 반복적 영상복원의 이론적 배경을 간단히 요약하였다. 4절에서는 기존의 기본적 영상복원 이론을 정칙화된 공간적응적 영상보간에 적용하는 과정을 설명하였다. 5절에서는 제안된 알고리즘의 수렴성을 분석하고 6절에서는 실험결과를 제시하며 마지막으로 7절에서 결론을 맺는다.

II. 저해상도 영상 시스템의 수학적 모델

$N \times N$ 크기의 고해상도 원영상 $x(m, n)$ 을 부표본화하여 얻을 수 있는 $\frac{N}{2} \times \frac{N}{2}$ 크기의 저해상도 영상 $y(m', n')$ 을 얻는 과정이 그림 1에 보여진다.

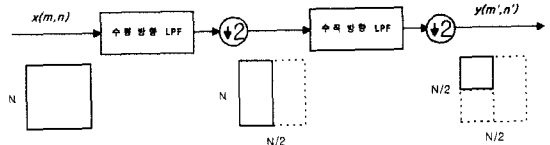


그림 1. $N \times N$ 영상을 부표본화하여 $N/2 \times N/2$ 영상을 얻는 과정

Fig. 1. Block diagram of sub-sampling process from $N \times N$ image to $N/2 \times N/2$ image.

이 과정을 이산 선형 공간불변 열화 모델(discrete linear space-invariant degradation model)로 가정하여 다음과 같이 나타낼 수 있다.

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

여기에서 $N^2 \times 1$ 벡터인 x 는 사전식으로 배열된 고해상도 영상을 나타내며, $(\frac{N}{2})^2 \times 1$ 벡터인 y 와 η 는 차례대로 부표본화된 저해상도 영상과 잡음 영상을 나타낸다.

즉 $x = [x(0,0), x(0,1), \dots, x(0, N-1) : \dots : x(N-1, 0), x(N-1, 1), \dots, x(N-1, N-1)]^T$ 와 $y = [y(0,0), \dots, y(0, \frac{N}{2}-1) : \dots : y(\frac{N}{2}-1, 0), y(\frac{N}{2}-1, 1), \dots, y(\frac{N}{2}-1, \frac{N}{2}-1)]^T$ 를 의미한다. $(\frac{N}{2})^2 \times N^2$ 행렬인 H 는 수평 수직 방향으로 독립적인 2차원의 저역통과 필터링과 부표본화를 수행하는 과정을 의미하며, 다음과 같이 분리하여 나타낼 수 있다.

$$H = H_1 \otimes H_1 \tag{2}$$

여기에서, \otimes 는 크로네커 곱(Kronecker product)을 나타내며, $\frac{N}{2} \times N$ 행렬인 H_1 은 다음과 같은 일차원 저역통과 필터링 및 부표본화 과정을 나타낸다.

$$H_1 = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 1 & 1 \end{bmatrix} \tag{3}$$

식 (2)의 우변에서 크로네커 곱 좌측의 H_1 은 그림 1의 수직방향을, 우측의 H_1 은 수평방향 저역통과 필터와 부표본화 과정을 차례로 의미한다.

III. 반복적 영상복원

반복적인 영상복원 방법은 비용함수(cost function)를 최소화시키는 방향으로 해를 되풀이하여 이동시킴으로써 최종적으로 수렴된 해를 복원된 영상으로 얻어내는 방식이다 [7]. 반복적 방법의 경우 복원해야 할 영상의 성질에 따라 수렴조건 및 속도가 달라지고, 계산 시간이 오래 걸리는 단점을 가지고 있지만, 다음과 같은 장점을 가진다. 즉, (i) 연산자의 역행렬을 구현할 필요가 없고, (ii) 복원 과정에서 해의 정보를 계속해서 이용할 수 있고, (iii) 반복 단계마다 해를 관찰할 수 있으며, (iv) 제약 조건을 부과하여 잡음의 영향을 적절히 조절할 수 있다.

대부분의 영상은 대역 제한의 특성을 가지고 있으므로, 이와 같은 선형적 제약조건을 적용하여 식(1)을 다시 표현하면

$$y = HAx + \eta \quad (4)$$

과 같고, 여기에서 A 는 제약조건 연산자(constraint operator)를 나타낸다.

식(4)에서 다시 $\eta=0$ 으로 놓고 반복 단계의 크기를 나타내는 매개변수 β 를 사용하여 반복과정을 표현하면 다음과 같다.

$$x = Ax + \beta(y - HAx) \quad (5)$$

마지막으로, 연속적 근사(successive approximation)를 식(5)에 적용하면 다음 식을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} x_0 &= \beta y, \\ x^{k+1} &= Ax^k + \beta(y - HAx^k) \\ &= \beta y + (I - \beta H)Ax^k \\ &= \beta y + Gx^k \end{aligned} \quad (6)$$

여기에서, $G = I - \beta H$ 는 반복 행렬(iteration matrix)을 나타내고 이는 수렴여부 및 수렴속도를 결정하는 중요한 성질을 갖는다.

반복적 방식에서 중요한 것은 수렴의 여부와 수렴속도이다. 그 이유는 반복적 방식에서 수렴여부가 증명되지 않으면 아무런 의미를 가지지 못하기 때문이다.

또한 수렴이 보장된 후에도 실제 응용을 위해서는 빠른 수렴속도가 요구된다.

IV. 영상보간을 위한 공간적응적 정칙화

식(1)에 주어진 영상복원 문제에 있어서 저해상도 영상 y 에 인가된 미소한 오차 혹은 변화가 일반적으로 그의 해 x 에 심각한 변화를 초래하는데 이를 ill-posedness라 하고, 이 문제를 해결하여 well-posedness가 되도록 하는 것을 정칙화라고 한다. 영상복원 문제를 정칙화하기 위해서 선형적 평활도(a priori smoothness) 제약조건이 복원과정에 적용된다. 정칙화 접근 방식에 의한 해는

$$f(x) = \|y - Hx\|^2 + \lambda \|Cx\|^2 \quad (7)$$

와 같은 범함수(functional)를 최소화시킴으로써 구할 수 있다. 이 식에서 C 는 고역통과필터를 나타내고, $\|Cx\|$ 를 최소화시키는 과정은 주로 증폭된 잡음에 의한 고주파 성분을 억제하여 복원된 신호의 에너지를 제한하는 역할을 하기 때문에 안정화 함수(stabilizing functional)라 한다. 또한, λ 는 평활도 제약조건을 양을 조절하는 정칙화 매개변수(regularization parameter)를 나타낸다. 정칙화 접근 방식에 의한 식(7)의 해는 잡음이 증폭된 해(ultra-rough least squares solution)와 평활한 해(ultra smooth solution) 사이에 존재하며, 이러한 해의 위치는 정칙화 매개변수에 의하여 조절된다. 정칙화에 기반을 둔 많은 영상복원에 있어서 2차원 등방형 고역통과필터가 C 에 사용되고 있다^[5]. 하지만, 영상보간에 있어서 공간불변 고역통과 필터는 영상에 존재하는 다양한 방향에 대한 고주파 정보를 효율적으로 복원할 수 없으며, 그 결과 시간적으로 인접한 프레임의 추가 정보를 이용하는 다중프레임 보간 방식이 제안되어 왔다^[5].

다중프레임 방식과는 반대로 본 논문에서는 M 개의 다른 고역통과 필터($C_i, i=1, \dots, M$)를 사용하는 공간적응적 보간 알고리즘을 제안한다. 이 방식은 해당 도서의 방향만을 따라 분포하는 고주파 성분을 선택적으로 억제한다. 예를 들어, 영상의 각 화소들은 평탄 영역(monotone), 수평 에지, 수직 에지 그리고 두 개의 대각선 에지 상에 존재하는 것으로 분류될 수 있으며, 이 경우 $M=5$ 가 되고 각 C_i 는 주어진 방향의 고역통

과 필터가 된다. 제안된 공간적응적 방식을 k 번째 반복된 정칙화 단계에 적용하면 다음과 같다.

$$x^{k+1} = x^k + \beta(b - \sum_{i=1}^M I_i T_i x^k), \quad (8)$$

여기에서

$$b = H^T y, \text{ 그리고 } T_i = H^T H + \lambda C_i^T C_i, \quad (9)$$

를 각각 의미하며, I_i 는 0 또는 1을 대각 성분으로 갖는 대각 행렬을 나타낸다. 보다 구체적으로, 영상의 각 화소와 일대일 대응 관계를 갖는 I_i 의 각 대각 성분들은 해당 화소가 i 번째 에지 상에 존재할 때에는 1을, 아니면 0을 갖는다. I_i 의 특성은 다음과 같이 간단히 요약할 수 있다.

$$I_i I_j = 0, \text{ for } i \neq j, \text{ 그리고 } \sum_{i=0}^M I_i = I, \quad (10)$$

여기에서, I 는 $N^2 \times N^2$ 단위 행렬을 나타낸다.

V. 수렴성 분석

제안된 공간적응적 반복 알고리즘의 수렴 여부를 알아보기 위해 식(8)을 다음과 같이 나타내 보자.

$$x^{k+1} = \beta b + (I - \beta \sum_{i=0}^M I_i T_i) x^k = \beta b + G x^k = T x^k \quad (11)$$

수축 함수(contraction mapping) 이론에 의하면, 위 식의 반복 연산자인 T 가 수축함수인 경우, T 영역상에서 정의되는 두 벡터 z_1 과 z_2 에 대하여 다음과 같은 관계식이 성립한다^[7].

$$\|T z_1 - T z_2\| \leq \zeta \|z_1 - z_2\|, \text{ for } \zeta < 1 \quad (12)$$

T 는 선형 연산자이므로 (11)의 반복과정은 (12)의 조건이 만족할 때 수렴하고, 동시에

$$\|G\| < 1 \quad (13)$$

이 만족되어도 수렴한다. 그리고, (13)의 충분조건은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$0 < \beta < \frac{2}{\rho(I_1 T_1 + I_2 T_2 + \dots + I_M T_M)} \quad (14)$$

여기에서, $\rho(\cdot)$ 는 행렬의 최대 고유치(eigenvalue)를 나타낸다. (14)에 주어진 적응적 알고리즘의 수렴조건을 비적응 알고리즘의 그것과 비교하기 위해서 C_i 을

파라미터로 갖는 비적응 알고리즘의 수렴조건을 구하면 다음과 같다.

$$0 < \beta_{NA} < \frac{2}{\rho(T_1)}. \quad (15)$$

$\rho(I_i A) = \rho(A)$ 그리고 $\rho(A+B) \leq \rho(A) + \rho(B)$ 와 같은 성질을 이용하여 모든 T_i 가 동일한 최대 고유치, 즉 $\rho(T_1)$ 을 갖는다면 (14)의 충분조건은 다시 다음과 같이 간략하게 주어진다.

$$\beta < \frac{1}{M} \beta_{NA}. \quad (16)$$

즉, 각 T_i 가 동일한 최대 고유치를 갖는다는 조건하에서 적응 알고리즘의 반복스텝의 길이를 결정하는 β 는 비적응 알고리즘의 그것보다 M 배 이상 작아야 한다는 것을 의미한다. 이와 같은 수학적 해석을 직관적으로 풀이해 보면, M 개의 다양한 고역통과 필터가 무작위로 적용되는 반복과정이 수렴하기 위해서는 스텝의 길이를 $\frac{1}{M}$ 로 줄여야 발산을 막을 수 있다고 볼 수 있다.

VI. 실험 결과

제안된 알고리즘의 성능을 평가하기 위해서 두 가지 실험을 수행하였다. 첫 번째 실험은 256×256 레나 영상을 64×64 의 크기로 부표본화함으로써 임의로 합성한 영상을 4배 확대하였으며, 두 번째 실험은 64×64 크기의 실제 어린이 영상을 제안한 방법을 사용하여 4배 확대하였다.

첫 번째 실험에 대한 결과를 그림 3에 제시하였다. 그림3의 (a)는 256×256 크기의 고해상도 레나 영상이고, (b)는 고해상도 영상 (a)를 식(1)과 (2)를 사용하여 부표본화함으로써 합성한 64×64 크기의 저해상도 영상이다. 영차보간 방법을 사용하여 확대한 결과와 큐빅 보간 방법을 사용하여 확대한 결과를 그림3의 (c)와 (d)에 차례대로 나타내었다. 그림3의 (e)와 (f)는 비적응적 정칙화 기법과 본 논문에서 제안한 적응적 정칙화 기법을 사용하여 보간한 영상을 순서대로 보여준다. 앞의 정칙화된 영상보간 방법은 선형 보간된 영상을 초기영상으로 사용하여 각각 40회 반복하여 얻은 결과이다. 또한 그림3의 (g)에는 적응적인 방법의 사용을 위해서 다섯 가지 방향의 에지를 영상으로부터 추출한 결과를 나타내고 있고, 에지는 보간의 각 단계마다 화소단위로 추출된다. 그리고 식(9)의 각 T_i

에 해당하는 최대 고유치가 같도록 다음과 같은 다섯 개의 서로 다른 고역통과 필터들을 공간적응적 제약조건으로 사용하였다.

$$C_1 = \frac{1}{4} \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}, C_2 = \frac{1}{4} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ -1 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, C_3 = \frac{1}{4} \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix},$$

$$C_4 = \frac{1}{4} \begin{bmatrix} 0 & 0 & -1 \\ 0 & 2 & 0 \\ -1 & 0 & 0 \end{bmatrix}, C_5 = \frac{1}{4} \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad (17)$$

I_i 는 각 반복 단계마다 각 화소에서의 네 방향간의 차이를 비교하여 선택하였다. 이 과정이 그림 2에 보여진다.

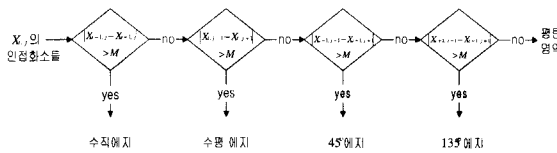


그림 2. 각 화소의 에지 방향을 결정하는 과정
Fig. 2. Procedure of determining the direction of edge for each pixel.

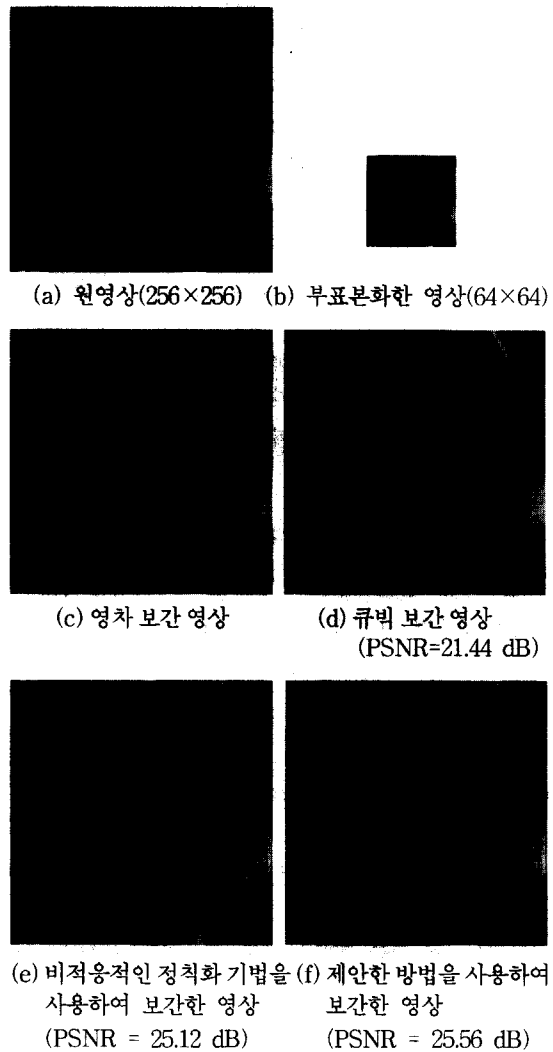
마지막으로 그림 3의 (h)는 적응적인 방법과 비적응적인 방법의 비교를 위하여 반복회수에 따른 각각의 PSNR을 그래프로 나타내었다. 그리고 이 그래프로부터 두 가지 방법 모두 10회 정도의 반복으로 수렴된 값에 근접해가게 됨을 알 수 있다. 또한 1회 반복시의 계산량을 비교해 보면, 비적응 방법의 경우 덧셈은 $30N^2$ 이고 곱셈의 경우는 $27N^2$ 이다. 한편 적응적 방법의 경우는 곱셈은 $27N^2$ 로 같고 덧셈은 $38N^2$ 이 되는데, 이러한 이유는 화소 단위의 에지 검출시 추가의 계산량이 필요하기 때문이다. 제안한 알고리즘의 계산량은 5×5 의 유한임펄스응답(FIR) 필터를 사용하였을 때의 계산량인 덧셈 $25N^2$ 회와 곱셈 $25N^2$ 회에 비교하면 각각 $15N^2$ 회와 $2N^2$ 회가 많은 양이다.

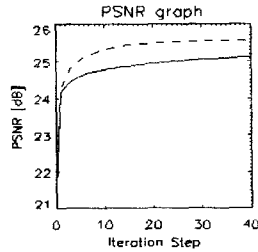
위의 실험결과에서 볼 수 있는 것처럼, 적응적인 방법을 사용하여 보간한 결과가 비적응적인 정칙화기반 보간 방법을 사용한 결과 보다 에지를 자연스럽게 표현하며, 영차보간, 큐빅보간, 비적응적 보간보다도 고주파성분을 잘 나타내고 있음을 알 수 있다.

두 번째 실험으로 실제의 저해상도 영상을 고해상도 영상으로 보간한 결과를 그림 4에 제시하였다. (a)에는 64×64 크기의 저해상도 어린이 영상을 나타내고 있으며, (b),(c),(d)에는 (a)를 각각 4배 영차 보간 방법을 사용하여 확대한 영상, 비적응적인 방법을 사용

하여 보간한 영상, 그리고 적응적인 방법을 사용하여 보간한 영상을 나타낸다. 특히 눈과 입술을 보면 제안한 방법으로 보간한 (d)가 가장 우수함을 알 수 있다.

본 실험에서는 식(8)과 (9)의 제안한 방법을 사용함에 있어서 β 와 λ 의 값으로 각각 1.0을 사용하였다. β 는 반복 스텝의 크기를 결정하는 매개변수로서 대개의 경우 1.0을 사용하며, 이 값이 1보다 커질 경우에는 해에 수렴하는 속도가 가속될 수 있으나 발산할 수 있으며, 반대로 1보다 작아지는 경우에는 수렴속도가 저하된다. 또한 식(14)에는 해가 수렴하기 위한 β 값의 범위를 증명하였다. λ 는 정칙화 매개변수로서 작은 값을 사용할 경우에는 보간된 영상에서 에지 성분 즉 고주파성분이 부각되지만 잡음이 증폭되고, 반대로 큰값을 사용하는 경우에는 보간한 영상에서 잡음은 억제되지만 에지 정보를 손실하게 된다.





(g) 제안한 방법의 방향별 (h) PSNR 비교 그래프
에지 추출 결과 (점선 : 적응적 방법,
실선 : 비적응적 방법)

그림 3. 합성한 영상을 4배 보간한 실험결과
Fig. 3. Interpolated images by using a
synthetically subsampled image.



(a) 원영상 (64×64)



(b) 영차 보간 영상



(c) 비적응적 정칙화 보간 영상 (d) 제안한 방법을 사용하여 보간한 영상



그림 4. 실제 영상을 4배 보간한 실험결과
Fig. 4. Interpolated images by using a real image.

VII. 결 론

본 논문에서는 정칙화 이론에 기반을 둔 공간 적응적 영상보간 알고리즘을 제안하였으며, 제안된 알고리즘의 수렴성을 분석하였다. 실험 결과를 통해 볼 때 제안된 적응 알고리즘은 고주파 성분을 효율적으로 복원할 수 있는 동시에 비적응 알고리즘에 비하여 보다 높은 PSNR 값을 얻을 수 있다. 또한, 수렴성 분석

결과에 의하면, M 개의 서로 다른 고역통과 필터를 사용하는 적응적 알고리즘의 스텝 길이를 결정하는 매개변수는 비적응적인 알고리즘의 그것에 비해 $\frac{1}{M}$ 만큼 줄어들어야 함을 알 수 있다.

제안한 적응적인 알고리즘은 각 프레임들이 공간 불변적인 병진(translational) 움직임을 갖고 있다는 가정 하에서, 움직임 보상된 영상 시퀀스의 보간으로 쉽게 확장될 수 있고 [9], 이는 전송률을 높이지 않고서도 영상전환기나 영상회의 시스템의 해상도 향상을 가능하게 하는 동시에, MPEG-2나 디지털 HDTV의 공간 스케일러빌리티 기능에 적용되어 보다 고화질, 고압축률의 영상통신을 가능하게 할 것으로 예상된다.

참 고 문 헌

- [1] A. K. Jain, Fundamentals of Digital Image Processing, Prentice-Hall, 1989.
- [2] M. Unser, A. Aldroubi, and M. Eden, "Fast B-spline transforms for continuous image representation and interpolation," IEEE Trans. Pattern Analysis, Machine Intelligence, vol. 13, no. 3, pp. 277-285, March 1991.
- [3] S. P. Kim, H. K. Bose, and H. M. Valenzuela, "Recursive reconstruction of high-resolution image from noisy under-sampled frames," IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, vol. 38, pp. 1013-1027, June 1990.
- [4] A. Patti, M. I. Sezan, and A. M. Tekalp, "High-resolution image reconstruction from a low-resolution image sequence in the presence of time varying motion blur," Proc. 1994 Int. Conf. Image Processing, November 1994.
- [5] M. C. Hong, M. G. Kang, and A. K. Katsaggelos, "An iterative weighted regularized algorithm for improving the resolution of video sequences," Proc. 1997 Int. Conf. Image Processing, vol. 2, pp. 474-477, October 1997.
- [6] Chung J. Kuo, Ching Liao, and Ching C. Lin, "Adaptive interpolation technique for scanning rate conversion," IEEE Trans. on

Circuit and System for Video Technology, vol. 6, No. 3, pp. 317-321, June, 1996.

- [7] A. K. Katsaggelos, "Iterative image restoration algorithms," *Optical Engineering*, vol. 28, pp. 735-748, 1989.
- [8] R. W. Schafer, R. M. Mersereau, and M. A. Richards, "Constrained iterative restoration

algorithms", *Proc. IEEE*, vol. 69, no. 4, pp. 432-450, April 1981.

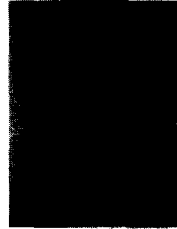
- [9] J. H Shin, Y. C Choung, and J. K. Paik, "A General Framework of Image Sequence Interpolation," *Proc. SPIE Visual Comm. and Image Proc.*, vol. 3309, part. 1, pp. 297-304, January 1998.

저 자 소 개



申定浩(正會員)

1994년 2월 중앙대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1998년 2월 중앙대학교 전자공학과 대학원 졸업(공학석사). 1993년 12월 ~ 1995년 8월 (주) 기아자동차 중앙기술연구소 연구원. 1998년 3월 ~ 현재 중앙대학교 전자공학과 박사과정. 주관심분야는 다채널 영상 복원 및 영상 확대, 영상 처리, VLSI 설계 등



鄭正勳(正會員)

1997년 2월 중앙대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1997년 9월 ~ 현재 중앙대학교 전자공학과 석사과정 재학중. 주관심분야는 다채널 영상 복원 및 영상 확대, 영상 처리 등



白俊基(正會員)

1984년 2월 서울대학교 제어계측공학과 (공학사). 1987년 6월 Northwestern University 전기 및 컴퓨터공학과(공학석사). 1990년 6월 Northwestern University 전기 및 컴퓨터공학과(공학박사). 1990년 7월 ~ 1993년 1월 삼성전자 반도체연구소 (선임연구원). 1993년 2월 ~ 1997년 1월 삼성전자 MICRO 사업부 (기술고문). 1993년 3월 ~ 현재 중앙대학교 공과대학교 전자공학과 (부교수). 주관심분야는 신호 및 영상처리, VLSI 신호처리 알고리즘 등