

논문-05-10-2-12

## 영상융합 기반 고해상도 영상복원

신정호<sup>a)</sup>, 이정수<sup>a)</sup>, 백준기<sup>a)†</sup>

### High-resolution image restoration based on image fusion

Jeongho Shin<sup>a)</sup>, Jungsoo Lee<sup>a)</sup>, and Joonki Paik<sup>a)†</sup>

#### 요약

본 논문에서는 공간 적응적 제약조건과 정칙화 함수를 이용한 반복적 고해상도 영상보간 기법을 제안한다. 제안된 정칙화 영상보간 알고리즘은 에지 방향에 따라 제약조건들을 적응적으로 적용하고, 각각의 반복 연산 단계에서 에지 방향별 정칙화에 적합한 정칙화 함수를 최적화하여 고해상도 영상보간을 구현한다. 제안한 알고리즘은 기존의 비적응적 정칙화 보간 방법뿐만 아니라 적응적 보간 방법보다도 방향성 고주파 성분을 적절히 보존하는 동시에 잡음과 같은 바람직하지 못한 효과들을 억제할 수 있다. 마지막으로 본 논문에서 제안한 알고리즘의 성능평가를 위해서 기존에 제안된 여러 가지의 고해상도 영상보간 알고리즘과의 다양한 비교실험을 수행하였고, 이를 통하여 제안한 고해상도 영상보간 기법이 주관적으로나 객관적으로 우수함을 보였다.

#### Abstract

This paper proposes an iterative high-resolution image interpolation algorithm using spatially adaptive constraints and regularization functional. The proposed algorithm adapts adaptive constraints according to the direction of edges in an image, and can restore high-resolution image by optimizing regularization functional at each iteration, which is suitable for edge directional regularization. The proposed algorithm outperforms the conventional adaptive interpolation methods as well as non-adaptive ones, which not only can restore high frequency components, but also effectively reduce undesirable effects such as noise. Finally, in order to evaluate the performance of the proposed algorithm, various experiments are performed so that the proposed algorithm can provide good results in the sense of subjective and objective views.

**Keywords :** Regularization, image restoration, high-resolution image interpolation

## I. 서론

저해상도 영상에서 고해상도 영상을 얻기 위한 영상보간(image interpolation)은 일반적으로 영상처리나 컴퓨터 시

각 등의 여러 응용분야에서 사용된다. 특히 항공사진, 의료 영상, 군사적 목적 영상 등의 많은 분야에서 고해상도 영상에 대한 요구는 점점 증가하고 있어 고해상도 영상을 얻기 위한 영상보간 알고리즘이 활발히 개발되고 있다.

현재까지 개발된 여러 가지 영상보간을 각각의 방법에서 사용된 기저함수(basis function)에 의해 분류하면 영차, 선형, 여러 가지 큐빅 B-스플라인 보간(cubic B-spline), 이산 푸리에변환(discrete fourier transform; DFT)과 영채우기

a 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과 시각 및 지능시스템 연구실  
Image Processing and Intelligent Systems Laboratory, Department of  
Image Engineering, Graduate School of Advance Imaging Science,  
Multimedia, and Film, Chung-Ang University, Seoul, Korea

\* 본 연구는 2004년도 중앙대학교 교내학술연구비 지원으로 수행되었습니다.

를 사용한 방법 등으로 분류할 수 있다. 이와 같이 일반적으로 사용되고 있는 대부분의 보간 방식은 단순히 영상의 크기를 늘리는 것을 목적으로 한다<sup>[1-3]</sup>.

영차보간 방법은 단순히 저해상도 영상의 화소를 반복적으로 복사해서 확대하기 때문에 구현이 간단하지만 블록화 현상이 심하게 발생하게 된다. 선형보간과 큐빅 B-스플라인 보간 방법은 주파수 특성상 고주파 성분을 억제하여 영상을 부드럽게 하는 단점을 가진다. 한편 이산푸리에변환과 영채우기를 사용하는 방법의 경우도 구현이 비교적 간단하지만, 존재하지 않는 고주파 성분 대신에 영채우기를 수행하였기 때문에 물결(ringing) 현상이 발생하게 된다. 이를 보완하기 위해서 에지의 정보를 보존하면서 자연스러운 영상을 얻기 위한 적응적 큐빅 보간 기법이 연구되었다<sup>[4]</sup>. 한편 부표본화 과정에서 손실되는 고주파 성분을 복원하기 위해 다중 프레임을 사용하는 방법이 개발되었다. 이 방법은 프레임간의 부화소(sub-pixel) 단위의 움직임 정보를 보상하여 여러장의 영상 프레임들로부터 고해상도의 영상을 복원하는 기술이다<sup>[5-6]</sup>.

일반적으로 영상보간의 문제는 ill-posed 하므로, 이를 해결하기 위한 방법으로 정칙화 기반 영상복원 기술을 적용하는 연구가 수행되었다. 정칙화 기반 영상보간은 부표본화 과정을 일반적인 영상 열화 과정(image degradation process)으로 간주하며, 역변환 문제를 효율적으로 해결할 수 있는 선형적(a priori) 제약 조건을 이용한 방식이<sup>[7-8]</sup>에서 제안된 바 있다. 그러나 단지 영상 신호가 모든 방향에 대해서 대역 제한되어 있다는 등방평활성만을 가정하기 때문에, 일반적으로 다양한 에지로 구성돼 있는 영상의 효과적인 보간에는 한계가 있었다. 이와 같은 문제점을 해결하기 위해서 [9]에서는 MAP(Maximum a Posteriori) 추정 기법에 근거한 영상의 불연속성을 유지하는 영상보간 방법을 제안하였다. 그리고 POCS (Projections Onto Convex Sets) 이론을 적용해서 저해상도의 영상 시퀀스로부터 고해상도의 영상을 얻기 위한 방법이 제안되었다<sup>[10]</sup>.

정칙화 반복 영상복원(regularized iterative image restoration)에서 정칙화 매개변수(regularization parameter)의 역할은 정보의 정확성과 해의 평활성(smoothness) 사이에 존재하는 추정치를 적절하게 선택하는 것이다. 이와 관련하여 정칙

화 매개변수 추정에 대한 안정성에 대해서 연구되었고<sup>[12]</sup>, 반복 알고리즘에 의한 반복 단계에서 복원된 영상을 기반으로 적응적 정칙화 파라미터를 결정하는 반복 적응적 알고리즘이 제안되었다<sup>[13-16]</sup>. 이러한 방법은 일반적으로 잡음을 적절히 제한하고 적절한 추정치를 구하는데 큰 역할을 하였으나, 여러 가지 방향의 에지를 포함하는 영상에서 모든 에지들의 특성을 보존하며 영상을 복원하기에는 한계가 있다.

따라서 본 논문에서는 영상 내에 다양한 에지 방향에 적합한 고주파 성분을 유지하기 위해서 다양한 에지 방향에 따라 제약조건을 사용하는 공간 적응적 정칙화 영상 보간을 제안한다. 또한 공간 적응적 제약 조건을 이용한 정칙화 반복 영상복원 과정에서 에지 방향에 따라 최적의 정칙화 매개변수들을 구하는 정칙화 함수를 제안한다.

제안된 정칙화 함수에 의해서 공간 적응적인 정칙화 매개변수를 영상에 적응적으로 변화시켜 영상의 복잡한 부분에서는 고주파 성분을 증폭시키고, 평탄하고 단순한 부분에서는 고주파 성분을 억제한다. 또한 초기값에 상관없이 반복적 방법에 의해서 최적의 정칙화 매개변수를 찾아내어 고해상도 영상보간을 구현할 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II절에서는 저해상도 영상 시스템의 수학적 모델을 정의하고, III절에서는 반복적 영상복원의 이론적 배경을 요약하고 영상 복원 이론을 정칙화된·공간적응적 영상보간에 적용하는 과정을 설명한다. IV절에서는 반복 알고리즘에 의한 보간된 영상과 공간 적응적인 제약 조건들을 기반으로 적응적인 정칙화 함수를 구하는 알고리즘을 제시한다. V절에서 실험 결과를 보이고, 마지막으로 VI절에서 결론을 맺는다.

## II. 해상도 관점의 영상 형성 모델

저해상도 영상은 고해상도 영상을 가중평균(weighted average)하여 획득된다고 가정한다.

$N \times N$ 의 크기를 갖는 2차원 공간상의 고해상도 원 영상을  $x(n_1, n_2)$  으로 나타내고, 수직과 수평방향으로 각각  $\frac{1}{q}$  씩 부표본화하여 해상도가 저하된  $\frac{N}{q} \times \frac{N}{q}$  의 크기

를 갖는 디지털 영상을  $y(m_1, m_2)$ 으로 나타내면 다음과 같다.

$$y(m_1, m_2) = \frac{1}{q^2} \sum_{i=0}^{q-1} \sum_{j=0}^{q-1} x(qm_1 + i, qm_2 + j) \quad (1)$$

for  $m_1, m_2 = 0, 1, \dots, \frac{N}{q} - 1$ .

식 (1)은 고해상도 원영상  $x(n_1, n_2)$  에서 수평, 수직 방향으로 각각  $\frac{1}{4}$  씩 부표본화한 영상  $y(m_1, m_2)$  을 나타낸다.

식 (1)과 같이 고해상도 영상을 저해상도 영상으로 표본화하는 과정을 일반화하면 다음 식(2)와 같이 나타낼 수 있다.

$$y(m_1, m_2) = \sum_{n_1} \sum_{n_2} x(n_1, n_2) h(m_1, m_2; n_1, n_2) + \eta(m_1, m_2), \quad (2)$$

여기서  $y(m_1, m_2)$ ,  $x(m_1, m_2)$  그리고  $\eta(m_1, m_2)$

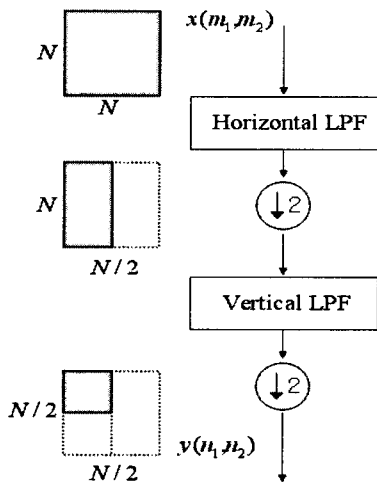


그림 1.  $N \times N$  영상을 부표본화하여  $\frac{N}{2} \times \frac{N}{2}$  영상을 얻는 과정  
 Fig. 1. Block diagram of sub-sampling process from  $N \times N$  image to  $\frac{N}{2} \times \frac{N}{2}$  image.

은 각각 저해상도 영상, 고해상도 영상, 그리고 부가적 잡음의 2차원 배열을 나타낸다. 그리고  $h(m_1, m_2; n_1, n_2)$  은 공간가변 점확산함수 (space-variant point spread function)를 나타내며, 고해상도 영상과 저해상도 영상의 관계를 나타낸다. 본 논문에서는 영상의 부표본화 과정이 공간 불변(space invariant) 점확산함수를 갖는다고 가정한다.

이러한 저해상도 열화 과정을 이산 선형 공간불변 열화 모델로 가정하고, 표기상의 편의를 위하여 식 (2)을 행렬-벡터 표기 형태로 나타내면,

$$y = Hx + \eta, \quad (3)$$

와 같다. 여기에서  $y$ 와  $\eta$ 는 각각  $(\frac{N}{2})^2 \times 1$  길이를 가지며 사전순으로 배열된 저해상도 영상, 잡음을 나타내는 벡터를 의미하며,  $x$ 는  $N^2 \times 1$  길이를 갖는 고해상도 영상 벡터를 의미한다. 그리고  $H$ 는 고해상도의 영상을 저해상도 영상으로 표본화 하는 표본화시스템이며,  $\frac{N}{2} \times N$  크기의 부블럭을 갖는  $(\frac{N}{2})^2 \times N^2$  크기의 블록 토플리츠 (block toeplitz) 행렬을 나타내며, 수평, 수직 방향으로 독립적인 2차원의 지역통과 필터링과 부표본화를 수행하는 과정을 의미하기 때문에 다음과 같이 분리하여 나타낼 수 있다.

$$H = H_1 \otimes H_1, \quad (4)$$

여기에서  $\otimes$ 는 크로네커 곱(kronecker product)을 나타내며,  $\frac{N}{2} \times N$  크기의 행렬,  $H_1$ 는 다음과 같이 일차원 지역통과 필터링 및 부표본화 과정을 나타낸다.

$$H_1 = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \dots & 1 & 1 \end{bmatrix}. \quad (5)$$

식 (4)의 우변에서 크로네커 곱 좌측의  $H_1$ 은 그림 1의 수직 방향을, 우측의  $H_1$ 은 수평 방향 저역통과 필터와 부표본화 과정을 차례로 의미한다.

따라서 주어진 영상  $y(m_1, m_2)$ 로부터 고해상도의 영상  $x(n_1, n_2)$ 를 추정할 경우 그 결과는 유일하지 않은 해를 갖게 되므로 고해상도 영상을 추정하기 위해서 III장에서 제시하는 반복적 정칙화 영상복원을 이용한다.

### III. 공간 적응적 정칙화 영상 보간

본 절에서는 반복적 정칙화 영상복원 기법을 기초로 하여 고해상도 영상을 얻기 위한 적응적 정칙화 영상 보간 기법을 제안한다.

#### 1. 반복적 정칙화 영상복원

반복적 방법은 최적화 함수를 반복적으로 최소화하여 수렴된 해를 복원된 영상으로 얻어내는 방식으로 장점은 다음과 같다. (i) 연산자의 역 행렬을 구현할 필요가 없다. (ii) 복원 과정에서 해의 정보를 계속해서 이용할 수 있다. (iii) 반복 단계마다 해를 관찰할 수 있다. (iv) 제약 조건으로 잡음의 영향을 적절히 조절할 수 있다<sup>[17]</sup>.

일반적인 정칙화된 반복적 영상복원 기법은 식(3)의 해를 구하기 위해서

$$\hat{x} = \arg \min_x f(x), \tag{6}$$

의 추정치  $\hat{x}$ 를 구하는 과정이다.

여기서

$$f(x) = \|y - Hx\|^2 + \lambda \|Cx\|^2, \tag{7}$$

이고,  $C$ 는 고역통과 필터(high-pass filter)를 나타내고,  $\|Cx\|^2$ 는 주로 증폭된 잡음에 의한 고주파 성분을 억제하며

보간한 신호의 에너지를 제한하기 때문에 안정화 범함수(stabilizing functional)라고 한다. 또한  $\lambda$ 는 평활도의 제약 조건의 양을 조절하는 정칙화 매개변수(regularization parameter)라고 한다.

정칙화 접근 방식에 의하여 식 (7)을 최소화시키는 해를 구한다. 즉

$$f(x) = \frac{1}{2}x^T T x - b^T x, \tag{8}$$

를 최소화 하는 해를 구한다. 여기에서  $T$ 와  $b$ 는 각각

$$T = H^T H + \lambda C^T C \text{ 와 } b = H^T y, \tag{9}$$

이다.

식 (8)에서 주어진 함수를 최소화시키기 위한 최적의 추정치는

$$Tx = b, \tag{10}$$

와 같은 선형방정식의 해로 구해진다. 이 방정식의 해를 구하는 방법으로 다음과 같은 반복적 방식을 사용한다.

$$\begin{aligned} x^+ &= x + \beta(-\nabla f(x)) \\ &= x + \beta(b - Tx) \end{aligned} \tag{11}$$

여기에서  $\beta$ 는 수렴속도를 조절하는 상수이고,  $-\nabla f(x)$ 는  $f(x)$ 의 함수값을 최소화시키는 방향을 의미한다.

식 (11)의 추정치  $\hat{x}$ 을 구하기 위해서 식 (9)을 대입하여 다음과 같은 반복적 방법을 얻을 수 있다.

$$x^{n+1} = x^n + \beta(H^T y - H^T H x^n - \lambda C^T C x^n), \tag{12}$$

여기서  $n$ 는 반복회수를 나타낸다.

#### 2. 공간 적응적 제약조건을 사용한 영상 보간

정칙화 접근 방식에 의한 식 (12)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 고역통과 필터가  $C$ 에 사용되고 있다. 그러나 영상보간에 있어서 공간불변 고역통과 필터는 영상에 존재하는 다양한 방향에 대한 고주파 정보를 효율적으로 복원할 수 없기 때문에, 본 논문에서는  $M$ 개의 다른 고역통과 필터 ( $C_k, k = 1, 2, \dots, M$ )를 사용하는 공간적응적 보간 알고리즘을 제안한다.

이 방식은 해당 에지의 방향을 따라 분포하는 고주파 성분을 선택적으로 억제한다. 예를 들어, 그림 2와 같이 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  $C_k$ 는 주어진 방향의 고역통과 필터가 된다. 공간적응적 방식을  $n$  번째 반복된 정칙화 단계에 적용하면 다음과 같다.

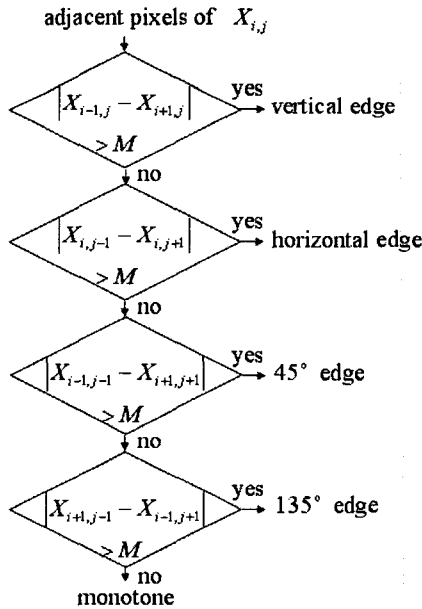


그림 2. 각 화소의 에지 방향을 결정하는 과정  
Fig. 2. Procedure of determining the direction of edge for each pixel.

$$x^{n+1} = x^n + \beta \left( b - \sum_{k=1}^M I_k T_k x^n \right), \quad (13)$$

여기에서

$$b = H^T y, \text{ 그리고 } T_k = H^T H + \lambda C_k^T C_k, \quad (14)$$

를 각각 의미하여  $I_k$ 는 0 또는 1을 대각 성분으로 갖는 대각 행렬을 나타낸다. 영상의 각 화소가 일대일 대응 관계를 갖는  $I_k$ 의 각 대각 성분들은 해당 화소가  $k$  번째 에지상에 존재할 때에는 1을 존재하지 않을 때에는 0을 갖는다.<sup>[20-21]</sup>

#### IV. 공간 적응적 정칙화 함수의 선택

기존의 적응적 영상보간 방법에서의 정칙화 매개변수  $\lambda$ 는 실험에 의해서 최적의 값을 결정해야 하는 단점을 가지고 있다. 본 절에서는 에지의 방향에 따라 공간 적응적 제약조건을 사용한 공간 적응적 정칙화 영상보간에서 각각의 반복 처리로 얻은 영상과 제약조건을 기반으로  $M$ 개의 정칙화 매개변수를 구하는 정칙화 함수를 제안한다.

본 절에서는 공간 적응적 제약조건에 적합한 정칙화 함수의 추정 위해 [15]의 방법을 변형하여 유도하고자 한다. 정칙화 함수를 각 반복 연산 단계의 정보를 이용하는 정칙화 함수의 바람직한 특성은 다음과 같다.

- (i)  $\lambda_k^n(x)$ 가  $\|y - Hx\|^2$ 에 반비례한다.
- (ii)  $\lambda_k^n(x)$ 는  $\|C_k x^n\|^2$ 에 비례한다.
- (iii)  $\lambda_k^n(x)$ 는 0보다 크다.

$C_k$ 는  $k$  번째 공간 적응적 제약 조건으로 사용된 고역통과필터이며,  $\lambda_k^n(x)$ 와  $x^n$ 은 각각  $n$  번째 반복 연산 단계에서  $k$  번째 제약 조건에 의한 정칙화 함수와 고해상도 영상이다.

특성(i)과 (ii)에 따라 각각 정보의 정확성과 해의 평활성을 조절하고, 위에 열거한 성질에 따라 정칙화 함수를 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\lambda_k^n(x) = \theta \left( \frac{\|C_k x\|^2}{\|y - Hx\|^2} \right) \quad (15)$$

여기서  $\theta(\cdot)$ 는 단조 증가 함수이다.

본 논문에서는 반복적 방법에 의해서 갱신되어지는 정칙화 함수를 다음식과 같이 정의한다.

$$\lambda_k^n(x) = \ln \left( \frac{\|C_k x\|^2}{\|y - Hx\|^2} \right) \quad (16)$$

본 논문에서 제안한 고해상도 영상보간 알고리즘은 식 (13)을 사용함으로써 영상의 에지를  $M$ 개의 방향으로 구분하고, 이를 정칙화 보간 방법으로 처리하여 선명한 에지정보를 유지하는 동시에 식 (16)을 사용하여 반복적 영상보간의 각각의 연산단계에서 최적의 정칙화 함수로 영상의 고주파 성분을 복원할 수 있다.

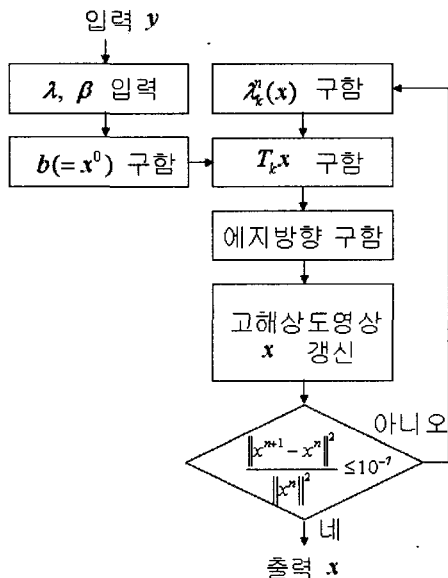


그림 3. 제안된 공간 적응적 정칙화 영상 보간 블록도  
Fig 3. Block diagram of the proposed spatially adaptive regularization image interpolation.

그림 3에서 제안된 공간 적응적 정칙화 함수와 공간 적응적 정칙화 영상 보간에 의한 고해상도 영상 보간

과정을 보여준다. 반복 연산의 초기값으로 고정된 정칙화 매개변수를 입력하고, 이후의 반복 연산에서는 매 반복 단계마다 정칙화 함수를 사용하여 최적의 정칙화 매개변수들을 구하여 수렴하는 고해상도 영상을 얻는다.

### V. 실험 결과

제안된 알고리즘의 성능을 평가하기 위해서 세 가지 실험을 수행하였다. 첫 번째 실험은 256×256 크기의 표준영상과 노이즈가 들어간 표준영상을 64×64의 크기로 부표본화함으로써 축소된 영상을 4배 확대하였으며, 두 번째 실험은 64×64 크기의 실제 영상을 4배 확대하는 것이고, 세 번째 실험은 제안한 정칙화 함수와 다른 정칙화 함수를 사용한 공간 적응적 정칙화 영상 보간을 비교하였다.

반복적 정칙화 영상 보간의 반복연산에 대한 종료 조건은  $\|x^{n+1} - x^n\|^2 / \|x^n\|^2 \leq 10^{-7}$ 을 사용하였고, 수렴 속도를 조절하기 위한  $\beta$ 는 0.5을 사용하였다. 비적응적 정칙화 영상보간은 고역 통과 필터  $C$ 를 이차원 라플라시안 (2-D Laplacian)만을 사용한 경우이고, 공간 적응적 정칙화 영상보간은 그림 2와같이 5가지로 에지방향을 분류하고 에지 방향에 따라 식(17)과 같이 고역통과 필터  $C_k$ 를 사용한 보간이다.

본 실험에서 공간 적응적 제약 조건으로 사용된 다섯 개의 서로 다른 고역통과 필터들은 다음과 같다.

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

$$C_3 = \frac{1}{4} \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}, C_4 = \frac{1}{4} \begin{bmatrix} 0 & 0 & -1 \\ 0 & 2 & 0 \\ -1 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad (17)$$

$$C_5 = \frac{1}{4} \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix}.$$

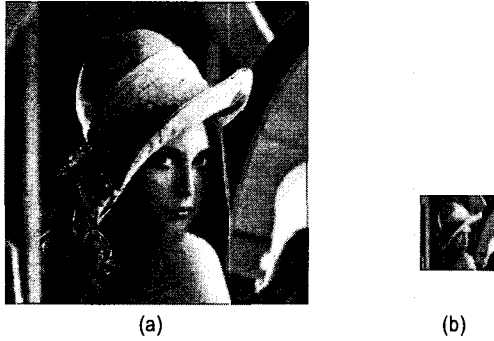


그림 4. 원영상과 가로, 세로 각각  $\frac{1}{4}$ 로 부표본화한 합성영상 (a) 원영상( $256 \times 256$ ), (b) 부표본화된 영상 ( $64 \times 64$ )  
 Fig. 4. original image and the downsampling (1/4) image (a) Original image( $256 \times 256$ ), (b) Subsampled image( $64 \times 64$ )

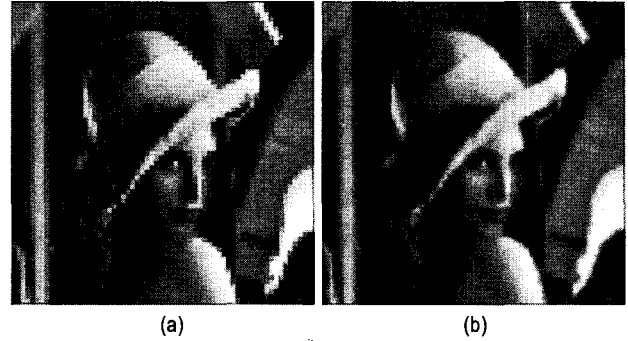


그림 5. 부표본화된 영상을 기존의 방법으로 보간한 실험결과 (a) 영차보간 (PSNR=22.753) (b) 선형보간(PSNR=21.564)  
 Fig. 5. Experiment result that interpolate the downsampling image with conventional method (a) Zero-order interpolation (PSNR=22.753), (b) Bilinear interpolation (PSNR=21.564).

1. 기존 영상보간과 제안된 공간 적응적 정칙화 영상 보간의 비교 실험결과

그림 4 (a)는  $256 \times 256$  크기의 고해상도 레나 원영상이고, (b)는 식 (3)에 의해서  $64 \times 64$  크기로 부표본화된 영상이다. 그림 5에서는 기저함수를 이용한 기본적인 영상보간의 결과를 제시하였다. 그림 5(a)와 (b)는 부표본화된 영상 그림 4 (b)로부터 영차보간과 선형보간 결과 영상을 각각 나타낸다.

그림 6은 비적응적 방식의 정칙화기반 영상보간의 결과를 제시하였다. 그림 6(a)는 실험의 반복을 통해서 최적의 정칙화 매개변수( $\lambda=2.7$ )를 찾아 보간한 결과이며, 그림

6(b)는 초기 정칙화 매개변수( $\lambda^0$ )를 0.1로 사용하고 정칙화 함수로 얻은 자동 정칙화 매개변수를 사용하여 보간한 결과영상이다. 여기에서 그림 6(a)의 실험적으로 구한 최적의 정칙화 매개변수를 사용한 결과와 주관적으로나 객관적으로 거의 비슷한 결과를 얻을 수 있음을 보여준다. 그림 6(c)에서는 지역 분산(local variance)을 사용하여 시각 함수(visibility function)로 공간 적응적 매개변수를 사용하여 복원하는 방법<sup>[17-18]</sup>의 결과이며,  $\lambda$ 는 실험에 의해서 적당한 값인 1을 사용하고, 시각함수 매개변수  $\theta$ 는 0.0001을 사용했다. 그림 6(d)는 자동 정칙화 매개변수와 시각함수를 동시에 이용한 영상 보간의 결과를 나타낸다. 여기에서는 초기의 정칙화 매개변수( $\lambda^0$ )로 0.1을 사용하였으나 정칙화



그림 6. 비적응적 정칙화 영상 보간 실험 결과 (a) 고정된 정칙화 매개변수 사용(PSNR=24.265), (b) 자동 정칙화 매개변수 사용(PSNR=24.262), (c) 고정된 정칙화 매개변수와 시각함수를 사용(PSNR=24.303), (d) 자동 정칙화 매개변수와 시각함수를 사용(PSNR=24.384)  
 Fig. 6. The experiment result of spatially non-adaptive regularized image interpolation.

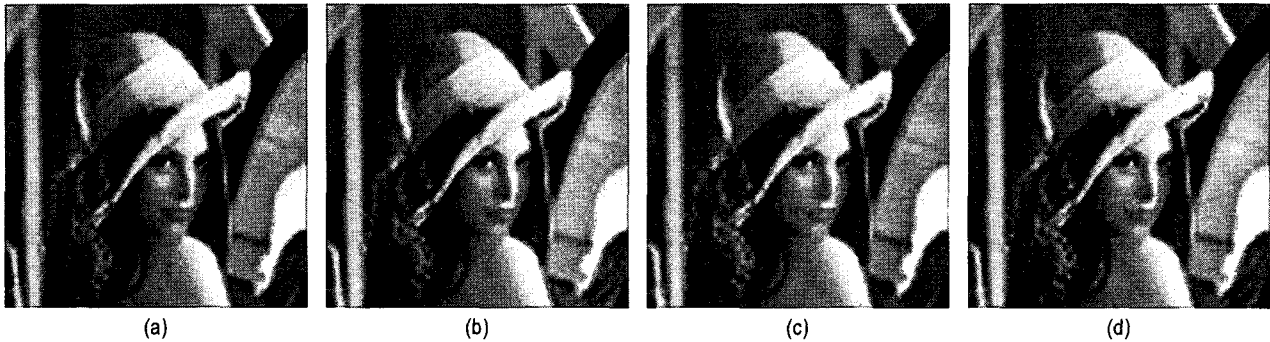


그림 7. 공간 적응적 정칙화 영상 보간 실험결과 (a) 고정된 정칙화 매개변수를 이용(PSNR=24.507), (b) 자동 정칙화 매개변수를 이용(PSNR=24.508), (c) 고정된 정칙화 매개변수와 시각함수를 이용(PSNR=24.648), (d) 자동 정칙화 매개변수와 시각함수를 이용(PSNR=24.648)

Fig. 7. Experiment result of spatially adaptive regularized image interpolation

함수에 의해서 최적의 정칙화 매개변수를 추정하여 영상을 보간할 수 있다.

그림 7(a)는 실험에 의해서 최적의 고정된 정칙화 매개변수로 1.7로 정했을 때의 보간 결과이며, 그림 7(b)에서는 초기 정칙화 매개변수는 0.1로 하고 공간 적응적 정칙화 함수에 의해서 반복 연산단계에서 최적의 정칙화 매개변수들을 추정하여 보간한 제한한 방법의 결과를 제시한다. 여기에서도 최적의 정칙화 매개변수를 찾아서 보간한 결과인 그림 7(a)와 비슷한 수준의 결과를 얻을 수 있음을 알 수 있다. 그림 7(c)는 정칙화 매개변수는 1로 하고, 시각함수를 사용하여 공간 적응적 매개변수를 사용한 결과를 나타내고, 그림 7(d)는 자동 정칙화 매개변수와 시각함수를 동시에 사용한 결과를 나타낸다. 본 실험을 통해서 본 논문에서 제안한 공간적응적 제약조건과 정칙화 함수를 사용하는 고해상도 영상보간 알고리즘은 초기의 정칙화 매개변수에 관계없이 정칙화 함수의 최적화에 의해서 고해상도 영상을 얻을 수 있음을 알 수 있다. 또한 그림 7(d)에서 나타난 바와 같이 시각함수를 동시에 적용한 경우에 보다 개선된 결과를 얻을 수 있다는 것을 알 수 있다.

객관적인 성능 평가를 위해서 표준 실험 영상 Lena, Pepper, Cameraman, Man, Barbara를 입력 영상으로 사용하였다. 표 1에는 영차보간, 선형보간, 고정된 정칙화 매개변수( $\lambda=2.7$ )를 사용한 경우와 초기 정칙화 매개변수( $\lambda^0$ )는 0.1로 하고 자동 정칙화 매개변수를 사용한 비적응적 정칙화 영상보간의 PSNR을 비교하였다.

표 1. 영차보간, 선형보간, 비적응적 정칙화 영상보간의 PSNR 비교  
Table 1. PSNRs by comparing with zero-order, bilinear, and non-adaptive regularized image interpolation.

	영차보간	선형보간	비적응적 정칙화 영상보간	
			고정 정칙화 매개변수	자동 정칙화 매개변수
Lena	22.753	21.564	24.265	24.262
Pepper	23.515	21.982	25.609	26.673
Cameraman	21.771	20.478	22.882	22.879
Man	22.894	21.810	23.995	24.984
Barbara	21.360	20.619	22.142	22.138

표 2. 정칙화 매개변수별 공간 적응적 정칙화 영상보간의 PSNR 비교  
Table 2. PSNRs by comparing with spatially adaptive regularized image interpolation according to regularization parameter.

	공간 적응적 정칙화 영상보간			
	고정된 정칙화 매개변수	자동 정칙화 매개변수	고정된 정칙화 매개변수와 시각함수	자동 정칙화 매개변수와 시각함수
Lena	24.507	24.508	24.648	24.648
Pepper	25.955	25.967	26.120	26.110
Cameraman	23.040	23.379	22.994	23.442
Man	24.066	24.062	24.087	24.122
Barbara	22.227	22.227	22.212	22.279

표 2에는 표 1에서 사용한 표준 실험영상을 사용하여 고정된 정칙화 매개변수( $\lambda=1.7$ )를 사용한 경우와 자동 정칙



화 매개변수를 사용한 경우( $\lambda^0=0.1$ ), 고정된 정칙화 매개변수( $\lambda=1$ )와 시각 함수를 사용한 경우, 자동 정칙화 매개변수( $\lambda^0=0.1$ )와 시각 함수를 이용한 제안된 방법의 공간 적응적 정칙화 영상보간의 PSNR을 비교 제시하였다.

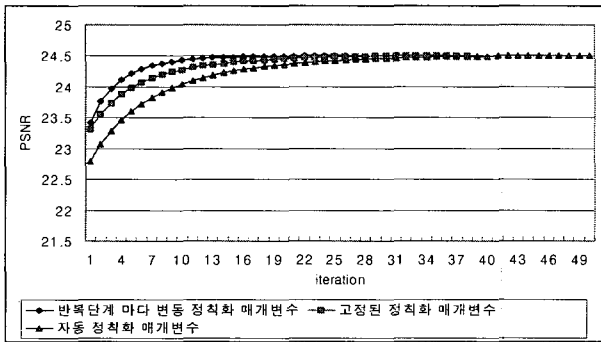


그림 8. (i)반복단계 마다 최적의 정칙화 매개변수와 (ii)고정된 정칙화 매개변수, (iii)자동 정칙화 매개변수를 사용한(제안 방법) 공간 적응적 정칙화 영상보간의 PSNR 그래프

Fig 8. PSNRs comparison with spatially adaptive regularized image interpolations, which use updated optimal regularization parameter according to iteration step, fixed regularization parameter and automatic regularization parameter

그림 8은 제안된 정칙화 함수를 사용하여 구하는 정칙화 매개변수에 의한 영상보간의 성능을 평가하기 위해서 매 반복 연산 단계마다 실험에 의해서 최고의 PSNR을 구하는 정칙화 매개변수를 선택한 영상보간의 PSNR과 실험으로

반복 실행시켜서 최적의 고정된 정칙화 매개변수를 사용한 영상보간의 PSNR을 비교하였다. 반복연산에 의해서 모두 동일하게 수렴함을 알 수 있다.

표 3은 20dB 노이즈가 들어간 표준영상에서 실험에 의해서 최적의 고정된 정칙화 매개변수  $\lambda$ 를 선택한 영상보간과 초기 정칙화 매개변수는 0.1로 하고 제안된 정칙화 함수에 의한 영상보간의 PSNR을 나타낸다.

그림 9에서 원영상 (a)을 가로, 세로 1/4로 부표본화하여 (c)는 고정된 정칙화 매개변수를 사용한 보간 결과이고 (d)는 제안한 방법의 영상보간 결과이다.

표 3과 그림 9는 노이즈가 들어간 영상에서도 제안된 정칙화 함수에 의해서 최적의 자동 정칙화 매개변수를 구하여 영상보간을 할 수 있다는 것을 보여준다.

표 3. 20dB 노이즈가 들어간 표준영상에 대한 공간 적응적 정칙화 영상보간의 PSNR 비교

Table 3. PSNRs comparison between the proposed method and conventional algorithm in case of standard image with 20dB additive noise.

공간 적응적 정칙화 영상보간		
	고정된 정칙화 매개변수	제안 방법
Lena	24.030( $\lambda=1.7$ )	24.032
Pepper	25.294( $\lambda=1.6$ )	25.296
Cameraman	22.574( $\lambda=2.0$ )	22.577
Man	23.712( $\lambda=2.1$ )	23.715
Barbara	21.976( $\lambda=2.0$ )	21.977

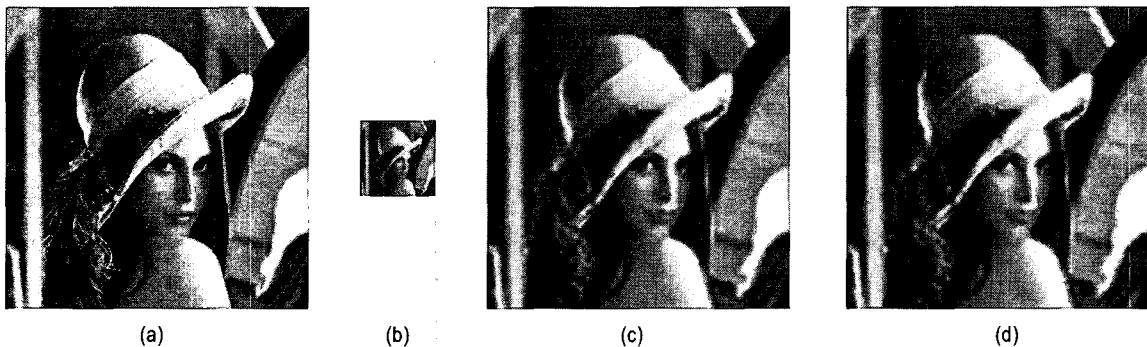


그림 9. 20dB 노이즈가 들어간 영상의 공간 적응적 정칙화 영상 보간 실험결과 (a) 20dB 노이즈가 들어간 원영상(256×256), (b) 가로, 세로 각각 1/4로 부표본화된 영상(64×64), (c) 고정된 정칙화 매개변수( $\lambda=1.7$ ) 사용 (PSNR=24.030), (d) 제안 방법 (PSNR=24.032)

Fig 9. The Experiment result of spatially adaptive regularized interpolation on Lena image with 20dB additive noise (a) Degraded image with 20dB additive noise(256×256), (b) Subsampled image(64×64), (c) the conventional method( $\lambda=1.7$ , PSNR=24.030), (d) the proposed method ( $\lambda^0=0.1$ , PSNR=24.032)

2. 실제 영상에 대한 제안된 공간 적응적 정칙화 영상보간의 실험결과

그림 10(a)와 그림 11(a)은 각각 SONY DCR-TRV 900 3CCD 카메라와 CANON Power Shot G1 디지털 카메라로 촬영된 영상에서 64×64 크기의 일부분을 취한 영상이다.

그림 10과 11의 (b), (c), (d), (e)는 각각 그림 10(a)와 그림 11(a)을 4배(256×256 크기) 확대한 영차보간, 선형보간, 비적응적인 정칙화 영상보간과 공간 적응적 정칙화 영상보간의 결과를 보여준다.

그림 10과 11에서 실제 영상에 대한 공간 적응적 정칙화 영상보간에 의한 성능을 비교하여 보여준다. 특히 그림 8(a)와 같은 대각선 방향의 에지를 다른 영상보간에 비해서 잘 복원할 수 있음을 알 수 있다.

3. 기존 정칙화 함수와 제안된 정칙화 함수의 비교 실험 결과

표 4와 그림 12는 제안된 정칙화 함수와 다른 정칙화 함수

표 4. 제안된 정칙화 함수와 다른 정칙화 함수를 이용한 공간 적응적 정칙화 영상 보간의 PSNR 비교

Table 4. PSNRs comparison between the proposed method and conventional algorithm

	공간 적응적 정칙화 영상보간			
	고정된 정칙화 매개변수	제안 방법	Kang 방법 I	Kang 방법 II
Lena	24.507	24.508	24.505	24.505
Pepper	25.955	25.957	25.958	25.958
Camerman	23.040	23.379	23.035	23.036
Man	24.066	24.062	24.065	24.065
Barbara	22.227	22.227	22.226	22.226

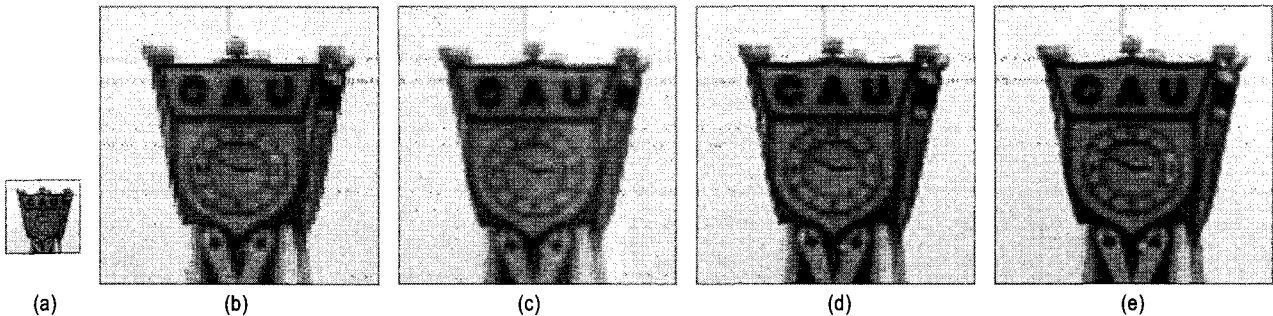


그림 10. 실제 영상을 4배 보간한 실험결과 (a) 원영상, (b) 영차보간, (c) 선형보간, (d) 비적응적 정칙화 영상 보간, (e) 공간 적응적 정칙화 영상 보간  
Fig 10. Experiment result that interpolate a real image by 4 times. (a) Original Image, (b) Zero-order interpolation, (c) Bilinear interpolation, (d) Non-adaptive regularized interpolation, (e) Spatially adaptive regularized interpolation

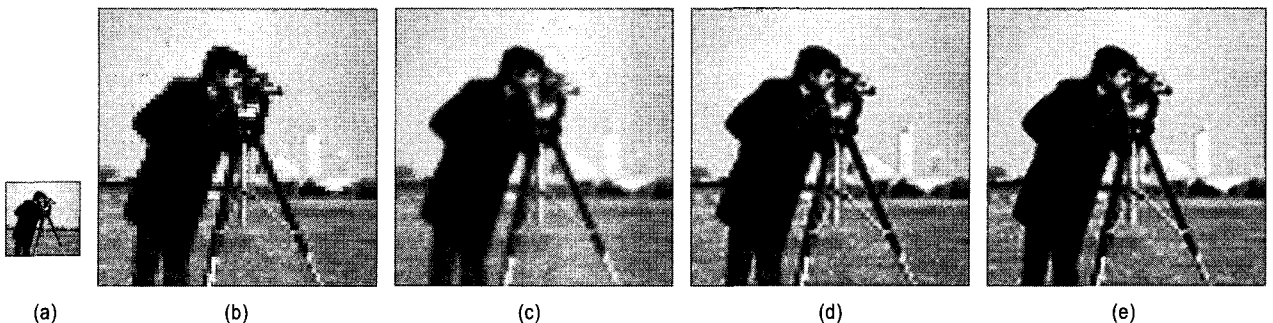


그림 11. 실제 영상을 4배 보간한 실험결과 (a) 원영상, (b) 영차보간, (c) 선형보간, (d) 비적응적 정칙화 영상 보간, (e) 공간 적응적 정칙화 영상 보간  
Fig. 11. Experiment result that interpolate a real image pictured by 4 times. (a) Original Image, (b) Zero-order interpolation, (c) Bilinear interpolation, (d) Non-adaptive regularization image interpolation, (e) Spatially adaptive regularization image.



그림 12. 다른 정칙화 함수와의 비교를 위한 공간 적응적 정칙화 영상 보간의 결과 (a) 원영상, (b) 제안 방법, (c) Kang 방법 I, (d) Kang 방법 II  
 Fig. 12. PSNRs comparison between the proposed method and conventional algorithm (a) Original Image, (b) proposed method, (c) Kang's method I, (d) Kang's method II

를 사용한 공간 적응적 정칙화 영상보간의 PSNR과 그림 결과를 나타낸다. 초기 정칙화 매개변수( $\lambda_0$ )는 0.1로 하였다.

표 4에서 표준영상을 가지고 실험에 의해 최적의 고정된 정칙화 매개변수를 사용한 경우와 제안한 정칙화 함수를 사용한 경우, 기존 [14]에서 제안한 Kang 방법 I ( $\frac{1}{\gamma_1} = 2\|g\|^2$ )을 사용한 경우, Kang 방법 II ( $\frac{1}{\gamma_2} = \frac{4}{3}\|g\|^2$ )을 사용한 경우의 공간 적응적 정칙화 영상보간의 PSNR을 비교 제시하였다.

표 4에서 제안된 정칙화 함수를 사용한 공간 적응적 정칙화 영상보간이 기존 정칙화 함수<sup>[14]</sup>를 사용한 공간 적응적 정칙화 영상보간보다 PSNR이 더 높거나 같게 나왔다.

그림 12에 서는 표 4의 Lena영상에 대한 결과를 나타낸다.

## VI. 결 론

본 논문에서는 정칙화 이론에 기반을 두고, 반복적 방법에 의해서 매 반복연산에 의해 얻은 보간된 영상과 영상의 에지방향에 따라 제약조건  $C_k$ 을 기반으로 최적의 공간 적응적 정칙화 함수  $\lambda_k^n(x)$ 를 구하여 고해상도 영상을 구하는 영상보간 알고리즘을 제안하였다.

기존에 고정된 정칙화 매개변수를 이용하는 방법은 실험에 의해서 적절한 매개변수를 찾아야 하는 단점을 가지고

있었다. 제안하는 영상 보간 알고리즘은 실험 결과를 통해 볼 때, 에지 방향에 따른 제약조건들과 매 반복 연산 단계의 정보에 의해서 정칙화 함수를 구하므로 초기에 적절하지 못한 정칙화 매개변수를 사용하더라도 제안된 정칙화 함수로 공간 적응적인 정칙화 매개변수들을 자동으로 추정하여 보간 할 수 있었다. 또한 공간 적응적 정칙화 영상 보간 알고리즘에 의해서 기존의 화소 단위 영상보간 방법이나 비적응적 알고리즘을 적용한 방법들보다 고주파 성분을 효율적으로 복원함으로써 정지 영상의 해상도를 개선시킨다는 관점에서 우수함을 알 수 있다.

## 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, Mar. 1991.
- [3] J. A. Parker, R. V. Kenyon, and D. E. Troxel, "comparison of interpolating methods for image resampling," *IEEE Trans. Med. Imaging*, Vol. 2, No. 1, pp. 31-39, Mar. 1983.
- [4] K. P. Hong, J. K. Paik, H. J. Kim, and C. H. Lee, "An edge-preserving image interpolation system for a digital camcorder," *IEEE Trans. Consumer Electronics*, Vol. 42, No. 3, pp. 279-284, Aug. 1996.
- [5] S. P. Kim, H. K. Bose, and H. M. Valenzuela, "Recursive reconstruction of high-resolution image from noisy undersampled frames," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, Vol. 38, pp. 1013-1027, Jun. 1990.

[6] 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, Nov. 1994.

[7] 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, Oct. 1997.

[8] B. C. Tom and A. K. Katsaggelos, "An iterative algorithm for improving the resolution of video sequences," Proc. SPIE Visual Comm., Image Proc., pp. 1430-1438, Mar. 1996.

[9] R. R. Schulz and R. L. Stevenson, "A bayesian approach to image expansion for improved definition," IEEE Trans. Image Processing, Vol. 3, No. 3, pp. 233-242, May. 1994.

[10] A. J. Patti, M.I. Sezan, and A. M. Tekalp, "High-resolution standards conversion of low resolution video," Proc. 1995 Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Processing, pp. 2197-2200, 1995.

[11] A. M. Thompson, J. C. Brown, J. W. Kay, and D. M. Titterton, "A study of methods of choosing the smoothing parameter in image restoration by regularization," IEEE Trans. Pattern Analy. Mach. Intell., Vol. 13, No. 4, pp.326-339, Apr. 1991.

[12] M. G. Kang and A. K. Katsaggelos, "Simultaneous iterative restoration and evaluation of the regularization parameter," IEEE Trans. Signal Processing, Vol. 40, pp. 2329-2334, Sep. 1992.

[13] M. G. Kang and A. K. Katsaggelos, "General choice of the regularization functional in regularized image restoration," IEEE Trans. Image Processing, Vol. 4, No. 5, pp. 594-602, May. 1995.

[14] E. S. Lee and M. G. Kang, "Regularized adaptive high-resolution image reconstruction considering inaccurate subpixel registration," IEEE Trans. Image Processing, Vol. 12, No. 7, Jul. 2003.

[15] M. G. Kang, "Generalized multichannel deconvolution approach and its applications," SPIE Optical Engineering, Vol. 37, No. 11, pp. 2953-2964, Nov. 1998.

[16] A. K. Katsaggelos, "Iterative image restoration algorithms," Optical Engineering, Vol. 28, pp. 735-748, Jul. 1989.

[17] A. K. Katsaggelos, J. Biemond, R. W. Schafer, R. M. Mersereau, "A regularized Iterative image restoration algorithms," IEEE Trans. Signal Processing, Vol. 39, No. 4, pp. 914-929, Apr. 1991.

저 자 소 개



신 정 호

- 1994년 2월 : 중앙대학교 전자공학과 (공학사)
- 1998년 2월 : 중앙대학교 대학원 전자공학과 (공학석사)
- 2001년 2월 : 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과 (공학박사)
- 1993년 12월~1995년 8월 : (주) 기자자동차 중앙기술연구소 연구원
- 1999년 12월~2001년 6월 : 테네시 주립대학 전기 및 컴퓨터 공학과 방문연구원
- 2001년 7월~2001년 10월 : 존스홉킨스대학 방사선과 연구원
- 2002년 2월~2002년 5월 : 한국과학재단 연구원
- 2002년 6월~2003년 3월 : 한국과학기술기획평가원 선임연구원
- 2003년 4월~현재 : 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과 연구교수
- 주관심분야 : 영상처리, 영상복원, 해상도개선, 영상융합, 컴퓨터시각



이 정 수

- 2000년 3월 : 중앙대학교 컴퓨터공학과 (공학사)
- 2005년 3월~현재 : 중앙대학교 영상공학과 석사과정
- 주관심분야 : 디지털 신호처리 및 영상신호처리, 영상복원, 고해상도영상



백 준 기

- 1984년 2월 : 서울대학교 제어계측공학과 (공학사)
- 1987년 6월 : 노스웨스턴대학교 전기 및 컴퓨터공학과 (공학석사)
- 1990년 6월 : 노스웨스턴대학교 전기 및 컴퓨터공학과 (공학박사)
- 1990년 7월~1993년 1월 : 삼성전자 반도체연구소 선임연구원
- 1993년 2월~1997년 1월 : 삼성전자 MICRO 사업부 기술고문
- 1993년 3월~2001년 12월 : 중앙대학교 공과대학교 전자공학과 교수
- 1999년~2002년 : 테네시 주립대학 연구교수
- 2003년 1월~현재 : 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과 교수, 첨단영상대학원장
- 주관심분야 : 영상복원, 신호처리, 컴퓨터시각