

CLS 기반 공간 적응적 영상복원

正會員 白俊基*, 文俊逸**, 金相玖*

Spatially Adaptive CLS Based Image Restoration

Joon Ki Paik*, Joon Il Moon**, Sang Ku Kim* *Regular Members*

요 약

인간의 시각체계는 영상의 밝기의 정도가 균일한 면에서는 잡음에 민감하지만, 변화하는 부분에서는 에지(edge)의 정도가 심할수록 잡음에 둔감하고, 에지부분에서 멀어질수록 잡음에 대한 민감도가 급격하게 증가한다. 이러한 인간의 시각 특성에 기반을 둔 여러가지 영상복원 방식이 제안되고 있는데, 본 논문에서는 영상을 복원함에 있어서 윤곽 부분에서는 변화하는 부분의 선명도를 높이고, 영상이 평탄한 부분에서는 잡음 성분을 많이 억제 시켜서 영상을 주관적으로 향상시키는 적응적 영상복원 방식을 소개한다. 이 방법은 에지 검출을 하기 위해서 각 화소를 기준으로 지역 분산값(local variance)을 사용하여 시각 함수(visibility function)를 구하고, 이 값에 따라 정규화 매개변수를 변환시켜 적응적으로 영상을 복원한다. 즉 영상을 평탄한 부분에서 에지부분까지 몇 단계로 나누어서 각각의 단계에 해당하는 유한 임펄스 CLS 필터를 구현해서 영상을 복원한다.

ABSTRACT

Human visual systems are sensitive to noise on the flat intensity area. But it becomes less sensitive on the edge area. Recently, many types of spatially adaptive image restoration methods have been proposed, which employ the above mentioned human visual characteristics.

The present paper presents an adaptive image restoration method, which increases sharpness of the edge region, and smooths noise on the flat intensity area. For edge detection, the proposed method uses the visibility function based on the local variance on each pixel. And it adaptively changes the regularization parameter.

More specifically, the image to be restored is divided into a number of steps from the flat area to the edge region, and then restored by using the finite impulse response constrained least squares filter.

*중앙대학교 전자공학과
 **현대전자 멀티미디어 연구소
 論文番號: 96082-0306
 接受日字: 1996年 3月 6日

I. 서 론

영상복원은 불완전한 영상형성 시스템에 의해서 열화된 영상으로부터 원래의 영상을 추정해 내는 방법이다. 이런 영상복원 방식은 영상을 결정적 신호(deterministic signal)로 간주해서 복원하는 방식과, 확률적 신호(stochastic signal)로 간주해서 복원하는 방식으로 크게 나눌 수 있다. 대부분의 영상복원 응용에 있어서 두가지 방식 모두 영상시스템이 선형적이고, 잡음은 부가적이라고 가정하고 있다[1, 2].

오래전부터 다양한 영상복원 방법들이 연구되었지만, 최근의 동향으로는 화질면에서는 인간의 시각특성에 보다 적합한 적응적 방식과 구현상의 문제로는 실시간으로 처리가 가능한 방식들이 주로 연구되고 있다. 대부분의 적응적 방법들은 넓은 의미의 에지(edge)정보에 기반을 두고 있다. 기존의 에지검출 방식들이 대부분 공간영역 상에서 이루어졌던 데에 반해서, 최근에는 주파수 영역 상에서 혹은 웨이블릿 변환등을 이용해서 에지를 찾아내는 방법들이 새로이 대두되고 있다[3].

본 논문에서는 공간 영역에서 에지를 찾아 적응적으로 영상을 복원하는 방식에 대해서 주로 논의하고, 이의 실시간 처리가 가능한 구현을 위해 유한 임펄스응답필터를 구현하는 방법에 대해 간략히 논하고자 한다.

논문의 구성은 서론에 이어서 2절에서는 반복적 영상복원문제를 정의하고, 3절에서는 적응적 영상복원에 대해서 논하기로 한다. 4절에서는 적응적 CLS필터의 구현 방법에 대해 논의 한뒤 5절에서 실험 결과를 제시하고, 6절에서 결론을 맺고자 한다.

II. 반복적 영상 복원 방법

일반적으로 영상은 불완전한 영상 시스템에 의해서 열화되고, 여기에 여러가지 형태의 잡음이 부가되어 더욱 열화되게 된다. 이러한 열화 과정을 수학적으로 표현하기 위해서, 우선 영상 시스템의 점확산 함수(point spread function; PSF) h 가 선형공간불변(linear space invariant)이고 잡음이 부가적이라 가정한다. 또한, $L \times L$ 크기의 원영상, 열화된 영상, 및 잡음영상을 차례대로 사전 순으로 배열된(lexicographically order-

ed) $L^2 \times 1$ 크기의 1차원 벡터인 x, y, η 로 표시하면 영상 열화 과정의 수학적 모델은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$y = Hx + \eta. \quad (1)$$

여기서 H 는 $L^2 \times L^2$ 크기를 갖는 블록토폴리츠 행렬이고, 적절히 배열된 점확산함수를 원소로 갖는다 [1]. 이와 같은 영상 열화 모델과 그에 근거한 영상복원의 블록도가 그림 1에 보여지고, 여기서 g 는 복원 필터의 임펄스응답 특성을 나타낸다.

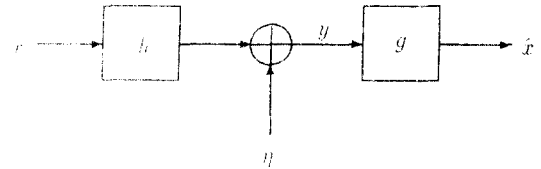


그림 1. 영상 열화-복원 시스템의 블록도
Fig. 1 Block-diagram of image degradation and restoration system

한편, 영상복원의 문제는 식 (1)에서 제시된 수학적 모델을 조건부 최적화(constrained optimization)이론에 근거하여 다음과 같은 함수를 최소화 시키는 문제로 귀착된다.

$$f(x) = \frac{1}{2} x^T T x - b^T x, \quad \text{for } 0 \leq x_i \leq 255, i = 1, \dots, L^2. \quad (2)$$

여기서 x_i 는 벡터 x 의 i 번째 원소를 나타내고, 벡터 b 와 행렬 T 는 각각

$$b = H^T y, \quad T = H^T H + \lambda C^T C. \quad (3)$$

를 나타낸다. 또한 식 (3)에서 C 는 일종의 고주파 통과 필터, λ 는 선명도와 잡음 억제간의 비율을 결정하는 정규화 매개 변수를 나타낸다[2]. 이 때 함수 $f(x)$ 의 헤시안(Hessian) 행렬 T 가 positive semidefinite의 성질을 가지므로, 이를 최소화 시키기 위한 조건은 x 가 선형 언덕 방정식

$$Tx=b \tag{4}$$

의 해가 되는 것이다. 이 방정식의 해를 구하는 방법 중의 하나로서 다음과 같은 반복적 방식이 있다.

$$x^+ = x + \beta(b-Tx). \tag{5}$$

여기에서 β 는 수렴의 속도를 결정하는 상수이고, $(b-Tx)$ 는 $-∇f(x)$ 와 같은 값으로서 $f(x)$ 의 함수값을 최소화시키는 방향을 의미한다. 다시말해서 반복 과정이 진행되면서 각 단계의 해는 $f(x)$ 를 최소화하는 방향으로 접근하는 것이다. 식 (5)에서 소개된 반복적 방식을 구체화한 몇가지 방법을 소개하면, 첫째 β 를 임의의 상수로 사용한 Richardson 방법, 둘째 β 가 현재 해의 함수로 결정되는 Newton 방법, 셋째 최소화해를 이전 단계의 방향에 수직적인 방향으로 접근하는 Conjugate gradient 방법 등이 있다[4].

반복적 방법의 장점으로는 첫째, 연산자 T 의 역행렬을 직접 구할 필요가 없고, 둘째 반복 과정 중 해의 정보를 계속해서 이용할 수 있으며, 셋째 반복 과정마다 해를 관찰할 수도 있으며, 넷째 제약 조건(constraints)을 부가시킴으로서 잡음의 영향을 제어할 수 있다[5].

마지막으로 반복적 영상복원 알고리즘의 가장 중요한 요소는 수렴의 여부와 수렴 속도이다. 그 이유는 수렴여부가 보장되지 않는 반복적 알고리즘은 실용적인 의미를 갖지 못하기 때문이다. 식 (5)의 반복적 방식이 수렴하기 위한 β 의 범위를 결정하기 위해서 이를 다시 전개하면,

$$x^{k+1} = x^k + \beta(b-Tx^k) = \beta b + (I-\beta T)x^k, \tag{6}$$

가 되고, 여기서 $\|I-\beta T\| < 1$ 을 만족시켜야 한다. 여기서 $\|\cdot\|$ 은 행렬의 노름(norm)을 의미한다[6].

한편 반복적 방식의 단점으로는 해를 구할 때, x 의 원소 모두를 각 단계에서 이용해야 하므로 수행 시간이 길다는 것이다. 참고적으로 이같은 계산 시간을 줄이기 위한 여러 가지의 고속 영상복원 방법이 제안된 바 있다[8, 7].

II절에서는 인간의 시각특성과 무관하게 조건부 최적화의 조건에 따른 영상복원을 정의하였는데, 여기에서는 인간의 시각특성에 적절하게 부합하는 결과를 보이는 적응적 영상복원 방식을 소개하고, 이의 효율적 구현 방식에 대해서 논하기로 한다.

3.1 인간 시각 체계

인간의 시각체계(human visual system; HVS)에 관해서 알려진 특성들은 대부분 심리학적 실험결과에 의존하고 있다. 이에 따르면 인간의 시각은 영상의 평탄한 부분에서는 잡음에 민감하지만, 변화하는 부분에서는 에지의 정도가 심할수록 잡음에 둔감하고, 에지부분에서 멀어질수록 급격하게 잡음에 대한 민감도가 증가함을 보여준다. 즉, 일반적으로 사람의 눈은 윤곽 내지는 에지에서의 잡음의 인지가 평탄한 부분의 잡음의 인지에 비해서 둔감하다[9].

이 결과에 따라서 영상복원을 함에 있어서 윤곽부분에서는 잡음 성분이 다소 증폭되더라도 변화하는 부분의 선명도를 살려내고, 평탄한 부분에서는 잡음 성분을 많이 억제시켜서 그 결과영상을 주관적으로 향상시키는 다양한 방법들이 제안되어 왔다[6, 10].

3.2 에지 검출 (edge detection)

일반적으로 에지란 영상에서 밝기 값이 급격하게 변화하는 경계를 의미한다. 이러한 에지를 검출하는 방법으로는 대표적으로 그레디언트에 근거한 방식과 라플라시안에 근거한 방식이 있다[11]. 그레디언트 방식은 일차미분값을 이용하여 에지를 검출해내는 방법인데, 변화하는 점에서 최대값 또는 최소값을 갖는 성질을 이용한다. 하지만 이 방법은 잡음에 의해서 거짓 에지를 가질 수 있다는 단점이 있다. 에지를 찾아내는 필터의 형태에 따라 Sobel, Robert 방법등이 있는데, 이 방식들은 잡음에 민감하기 때문에 에지검출전에 잡음을 제거시키는 방법이 병행되어야 한다.

라플라시안 방식은 영상의 변화하는 부분에서 이차 미분값이 0이되는 성질을 이용한다. 하지만 부가적 잡음이 인가된 부분에서 역시 잘못된 에지를 검출하기 때문에 그레디언트 방식과 마찬가지로 에지 검출 전에 잡음을 제거시키는 방법을 사용해야 한다. 이밖에도 영상에서 화소마다의 평균, 분산을 이용해서 에지를 검출하는 방법과 최근에는 웨이브릿 변환

III. 적응적 영상 복원

을 이용해서 적응적으로 영상을 복원시키고자 하는 연구가 수행되고 있다[3, 6].

에지검출의 응용분야는 영상처리 전체에 걸쳐서 다양하지만, 본 논문에서는 이를 적응적 영상 복원에 적용하는 분야로 한정 하기로 한다. 따라서 잡음이 부가된 열화된 영상으로부터 별도의 잡음 제거 기법을 사용하지 않고 원영상과 유사한 에지를 검출할수 있는 방식에 대해서 논하기로 한다.

3.3 Visibility 함수를 사용한 적응적 영상 복원

본 논문에서는 에지검출을 하기 위해서, 각 화소를 기준으로 지역분산값(local variance)을 사용하여 visibility함수를 구하고, 이 값에 따라 식 (3)에서 사용된 정규화 매개변수 λ 를 적응적으로 변화시키는 영상복원 방법에 대해서 논의하기로 한다.

A. 에지검출방법

Visibility함수의 값을 결정하기 위해서 해당위치 (i, j) 에서의 지역평균값(local mean)을

$$m_k(i, j) = \frac{1}{(2P+1)(2Q+1)} \sum_{m=i-P}^{i+P} \sum_{n=j-Q}^{j+Q} x(m, n) \quad (7)$$

와 같이 구하고, 이 값을 이용해서 지역분산은

$$\sigma_x^2(i, j) = \frac{1}{(2P+1)(2Q+1)} \sum_{m=i-P}^{i+P} \sum_{n=j-Q}^{j+Q} \{x(m, n) - m_k\}^2 \quad (8)$$

와 같이 구할 수 있다.

여기서 $(2P+1) \times (2Q+1)$ 는 윈도우의 크기를 나타내고, 이 윈도우는 보통의 경우 (i, j) 에 대해서 2차원 공간상에서 대칭인 형태를 갖는다. (8)에서 구한 지역 분산값 σ^2 을 사용하여 visibility함수를

$$v(i, j) = \frac{1}{\theta \sigma_x^2(i, j) + 1} \quad (9)$$

와 같이 정의하는데, 여기서 θ 는 $v(i, j)$ 의 값이 0과 1 사이의 적당한 영역에 존재하도록 해주는 매개 변수를 나타낸다.

식 (9)에서 볼 때, 에지 영역에서는 함수값이 0에 가

까와지고, 반대로 평탄한 영역에서는 1에 가까와짐을 볼 수 있다.

B. 알고리즘

식 (9)에서 결정된 각 화소의 visibility 함수값을 사용하여 다음과 같은 방법에 적용한다. 식 (3)에서 정규화 매개변수 λ 는 영상의 선명도와 잡음제거의 상대적 가중치를 조절해주는 변수인데, 에지 부분에서는 λ 를 작게하고 평탄한 부분에서는 λ 를 크게함으로써 적응적인 영상복원이 가능하게 된다. 구체적으로 각 화소에 λ 대신에 $v^2(i, j) \times \lambda$ 를 사용한다면 이것이 가능해진다.

여기서 주목해야할 것은 v 가 0에서 1사이에 존재한다는 것에서 볼 때, λ 는 $v^2 \times \lambda$ 의 최대값을 나타내 준다는 것을 알 수 있다. 한편 v 가 분포하는 영역은 θ 에 좌우된다. 즉, 식 (9)에서 보듯이 어떤 영상에서 각 화소의 $\sigma_x^2(i, j)$ 이 결정된 후 큰 θ 를 사용할 경우 분모를 크게 만들어 v^2 의 값이 주로 0에 가까운 값을 갖게 되고, θ 를 작게 할수록 분모가 1에 가까와져 v^2 의 값이 1에 가까와 진다는 것이다. 예를 들어, λ 를 3이라 결정했을 때, v 의 값이 0에 가까운 경우에는 $v^2 \times \lambda$ 값이 상당히 작아진다. $v^2 = 0.01$ 이라면, $v^2 \times \lambda = 0.03$ 이 된다. 물론 v 의 값이 1에 가까운 경우에는 $v^2 \times \lambda$ 값이 3에 가까와 진다. 즉 v 의 값에 따라 $v^2 \times \lambda$ 값은 상당히 넓은 범위의 값을 갖게 된다. 여기서 알수 있는 것은 θ 를 크게 하면 복원시 잡음을 억제시키는 것에 강조를 두게 되는 것이고, 반대로 θ 를 작게하면 선명도를 강조하는 복원을 수행하는 것이 된다.

위의 방법을 식으로 나타내면 다음과 같다.

$$(H^T H + \lambda C^T V^T V C)x = H^T y \quad (10)$$

여기서 x 가 $L \times L$ 영상이라 할 때, V 는 $L^2 \times L^2$ 크기의 대각 행렬을 나타내고, $v^2(i, j)$ 이 대각 원소가 된다.

식 (10)의 해를 반복적으로 구하기 위해서 아래와 같은 방법을 사용한다.

$$x^0 = \beta H^T y, \quad x^{k+1} = x^k + \beta \{H^T y - (H^T H + \lambda C^T V^T V C)x^k\}, \quad (11)$$

여기서 $b = H^T y$, $T = H^T H + \lambda C^T V^T V C$ 라 하면 수렴

을 위해서는 앞에서 보았듯이 $\|I - \beta T\| < 1$ 을 만족시켜야 한다. 2절에서 소개한 비적응적 방식에서는 T 가 λ 만의 함수이기 때문에 수렴 조건을 만족시키기 비교적 쉬우나, 적응적 방식에서는 T 가 λ 이외에, v 값에 따라서도 변하기 때문에 수렴조건을 만족시키는 것이 어렵게 된다. 또한, λ 와 l 값을 실험에 의해서 결정해야 한다는 단점을 가지고 있다.

C. 연속적인 visibility 함수값을 이용한 복원

앞에서 고정된 λ 를 사용해서 영상을 복원하는 것과는 달리, visibility 함수값을 영상의 에지 성분의 정도로 사용한 적응적인 영상복원이 가능하다는 것을 보였다. 이 경우 연속적인 visibility 함수의 값을 그대로 식에 사용하기 때문에 연속적 방식이라고 정의하였다. 이 방식을 사용하였을 때, 영상의 복원 결과는 상당히 좋게 나타났지만, 비적응적 방식에 비해서 많은 계산시간을 필요로 하는 단점을 가지고 있다.

D. 단계적인 visibility 함수값을 이용한 복원

단계적인 방식이란 계산된 visibility 함수값을 어떤 범위안에서 하나의 값으로 대표시켜서 복원시키는 방법을 말한다. 즉 visibility 함수값을 0에서 1의 값을 갖기 때문에 두 단계로 나눈다는 것은 0에서 0.5사이의 visibility 함수값을 중심값인 0.25로, 0.5에서 1까지의 값은 0.75로 주고 복원하는 것을 말한다. 대표값을 주는 방법에 따라 여러 방법이 가능할 것이다. 단계를 여러단계로 나눌수록 대표값들과 원래의 연속적인 값들과의 오차가 작아짐을 알 수 있다. 한편 위에서 사용했던 연속적인 방법은 단계의 수를 무한대로 늘린 것이라 볼 수 있다. 단계적 방법을 사용하는 이유는 유한한 종류의 단계를 사용해서 복원하므로 유한임펄스응답 필터 형태로의 구현을 가능하게 하는 전제조건 때문이다.

IV. 적응적 유한임펄스 CLS 필터의 구현

III절에서 소개한 적응적 영상복원은 반복적 방식에 근거를 두고 있기 때문에 계산 시간이 오래 걸리고, 따라서 동영상처리와 같은 실시간 구현이 불가능한 단점을 가지고 있다. 반복적 방식과 동일한 정규화된 함수를 최소화 시키되, 필터의 방식으로 수행되는 영

상복원 방식으로 제약적 최소제곱오차(constrained least squares; CLS) 필터가 있다. CLS 필터는 주파수 영역상에서 구현이 가능하지만 이산푸리에 변환 및 역변환을 위해서 상당히 많은 계산량이 요구되며, 공간상의 적응적 구현이 불가능하다. 이런 단점을 보완하기 위해서 λ 에 의해서 다르게 결정된 CLS 필터를 주파수 영역에서 구한 후, 그 필터에 대한 공간영역의 유한 임펄스 응답필터 계수를 근사적으로 구한다. 이 때, 에지 정도에 따라서 적응적으로 결정된 λ 를 사용하여 CLS 필터를 구한다면 적응적인 영상복원이 실시간으로 가능해진다.

4.1 제약적 최소제곱오차 필터

열화된 영상을 y 라 하고, 복원된 영상을 $\hat{x} = G_{CLS} y$ 라고 하면 제약적 최소제곱오차 필터의 주파수 응답은

$$g_{CLS}(k, l) = \frac{\mathcal{F}^*(k, l)}{|\mathcal{F}(k, l)|^2 + \lambda |e(k, l)|^2} \quad (12)$$

가 된다[12]. 여기서 g_{CLS} , \mathcal{F} , e 는 차례대로 제약적 최소제곱오차필터, 영상시스템의 점확산 함수, 고역통과필터의 이산푸리에 변환 계수를 나타낸다. 식 (12)에서 볼 수 있듯이 λ 는 잡음 억제기능과 선명도를 강조하는 기능의 상대적 가중치를 조절해 준다. 즉, 에지부분에서는 선명도를 살려주는 필터를 구현하기 위해서는, 작은 λ 를, 평탄한 부분에서는 큰 값의 λ 를 사용해서 잡음을 억제 시키는 필터를 구현해야 한다.

4.2 유한 임펄스 응답의 계수 결정

유한 임펄스 응답 CLS필터의 계수를 결정하는 방법을 다음과 같이 제안한다. 식 (12)에 단계별로 다른 λ 값을 대입해서 CLS필터의 주파수 특성을 결정한다. 그 후 역 이산푸리에 변환을 사용하여 공간영역의 계수들을 구해낸다. 이 때, 필터의 지지영역이 영상의 크기와 같게 되기 때문에 이 모든 계수를 사용하는 것은 불가능하다.

필터의 공간영역의 임펄스응답 특성이 대개 중앙을 중심으로 해서 밖으로 가며 양과 음의 값을 번갈아 가지며, 그 절대값이 작아진다는 것과 계수들을 모두 더하면 1이 된다는 성질을 이용하여 중심에서부터 합이 1에 가까운 계수들의 갯수 중 적당한 값을 취하여 근사적으로 유한임펄스응답 필터를 구현할

수 있다.

4.3 적응적 필터의 구현

3.3 D절에서 언급했던 단계적 방식이 적응적 유한 임펄스 CLS 필터를 구성할 수 있는 근거가 된다. 즉 어떤 방식으로든 영상을 평탄한 부분에서 에지부분 까지 몇 단계로 나누어서 각각의 단계에 해당하는 유한임펄스 CLS필터를 구현해서 에지정도에 따라서 다른 필터를 사용해 영상을 복원하는 것이다. 단계를 자세히 나눌수록 복원결과가 좋게 나타날 것이지만, 많은 수의 필터를 구현해야 한다는 단점이 있다. 그래서, 단계의 수를 적당히 결정하는 것이 중요하다. 본 논문에서는 에지를 추정하는 데에 visibility 함수 값을 사용해 단계적으로 나누어진 필터를 사용해 복원했다.

V. 실험 결과

앞에서 논의한 방식에 의한 결과를 실험하기 위해서 그림 2에서 보인 256×256 크기의 원영상에 9×9 균일 열화를 시키고 20[dB]의 부가적 잡음을 인가하였고, 그 결과가 그림 3에 보여진다.

객관적으로 영상의 개선도를 평가하기 위한 척도로서, 원영상을 알고 있다고 가정하고 다음과 같은 신호 대 잡음 개선비(improvement in signal-to-noise ratio;



그림 2. 256×256 크기의 레나 원영상
Fig. 2 256×256 lena original image



그림 3. 9×9로 균일 열화시키고 SNR = 20[dB]의 부가적 잡음을 인가한 영상

Fig. 3 9×9 uniform blurred image with 20[dB] additive noise

ISNR)을 정의한다.

$$ISNR = 10 \log_{10} \frac{\|y - x\|^2}{\|\hat{x} - x\|^2} \text{ [dB]} \quad (13)$$

여기에서 x 는 원영상, y 는 열화된 영상, \hat{x} 는 복원된 영상을 나타낸다. 이 식에서 보면 복원영상이 원영상과 같아 질수록 ISNR값이 커짐을 알 수 있다. 적응적 방식과 비적용적 복원 방식의 차이를 보기위해, 먼저 비적용적 방식의 예로 $\lambda = 0.01, 0.5, 2.0$ 을 사용하여 복원한 영상을 그림 4, 그림 5, 그림 6에, 그리고 각 경우 ISNR값의 변화를 그림 7에 함께 나타냈다. 또, 200번 반복시켰을때 최종 ISNR값을 표 1에 나타냈다.

그림 4, 그림 5, 그림 6에서 볼 수 있듯이 큰 λ 를 사용하여 복원한 영상에서는 잡음의 억제가 잘 된 반면에 에지부분이 많이 손상을 입은 것을 알 수 있으며, 작은 λ 를 사용하여 복원한 영상에서는 에지가 세밀하게 살아난 동시에 잡음도 함께 증폭되었음을 볼 수 있다. 표 1에서 λ 가 0.5일 때 가장 높은 ISNR값을 보인 것을 알 수 있다. 잡음이 많이 인가된 경우에는 큰 λ 를 사용해야 복원 결과가 좋게 나타나므로, $\lambda = 2.0$ 에서도 ISNR값이 좋게 나타남을 보여준다. 그림 7에서 ISNR값의 증가가 점점 작아지다가 일정해 지는 것은 복원된 결과가 수렴하고 있음을 나타내고, λ 가 0.01일때는 수렴하지 않는 것을 보여준다. 다음으로



그림 4. $\lambda = 0.01$ 을 사용하여 비적응적 방식으로 복원한 영상
Fig. 4 Restored image by using non-adaptive restoration method with $\lambda = 0.01$



그림 6. $\lambda = 2.0$ 을 사용하여 비적응적 방식으로 복원한 영상
Fig. 6 Restored image by using non-adaptive restoration method with $\lambda = 2.0$



그림 5. $\lambda = 0.5$ 를 사용하여 비적응적 방식으로 복원한 영상
Fig. 5 Restored image by using non-adaptive restoration method with $\lambda = 0.5$

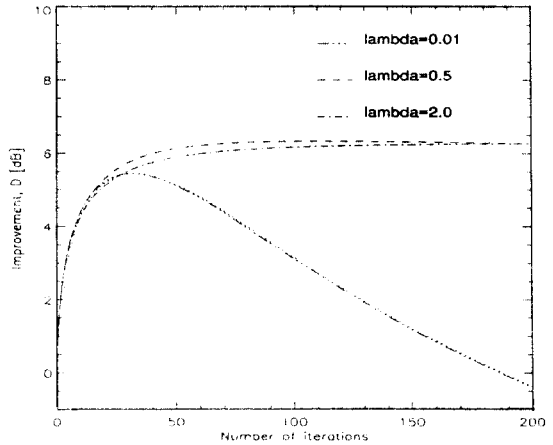


그림 7. 비적응적 복원결과에 대한 ISNR값의 변화
Fig. 7 ISNR for non-adaptive restoration results

표 1. λ 값에 따른 최종 ISNR값
Table 1. ISNR according to λ

λ	0.01	0.5	2.0
ISNR	-0.368	6.33	6.27

200번 반복시켜 연속적인 visibility function값을 사용해 적응적으로 복원시킨 결과 중 가장 좋은 결과를 보인 경우를 그림 8에 보였다. 이 때 사용한 값은 $\lambda = 3.0$, $\theta = 0.01$ 을 사용했다.

그 때의 ISNR값의 변화 모습을 그림 9에 나타냈고 최종 ISNR값은 7.356[dB]였다. 그림에서 보이는 바와

같이 영상의 평탄한 부분에서는 잡음이 확실히 감소되었고, 에지부분에서 개선이 이루어 졌다는 것을 알 수 있다. ISNR이 변화하는 그림에서 수렴하고 있음을 볼 수 있다. λ 가 $v^2 \times \lambda$ 의 최대값이 되고, f 의 값이 0에서 부터 1까지의 값을 가지므로 큰 λ 값을 사용하여 값의 분포가 넓게 분포해 에지부분은 살려주고 평탄한 부분에서 잡음을 제거시켜서 복원의 결과가 좋게 나타남을 알 수 있다.



그림 8. $\lambda = 3.0, \theta = 0.01$ 일때 복원한 영상
Fig. 8 Restored image by using adaptive restoration method with $\lambda = 3.0$ and $\theta = 0.01$

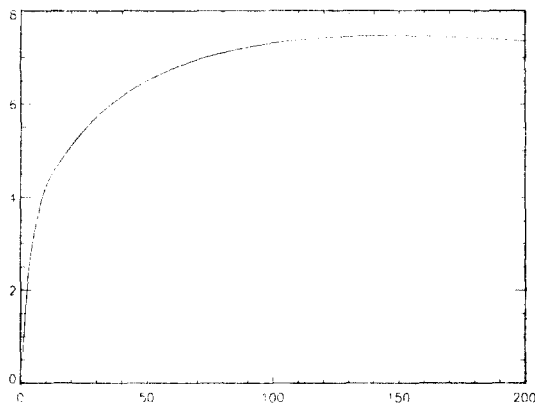


그림 9. $\lambda = 3.0, \theta = 0.01$ 일때 ISNR값의 변화
Fig. 9 ISNR with $\lambda = 3.0$ and $\theta = 0.01$

다음에 θ 의 값에 단계별 중심값을 대표값으로 해서 주고, 2단계, 5단계, 10단계, 20단계로 나누어 앞의 경우와 같이 $\lambda = 3.0$ 을 사용해서 복원한 결과를 그림 10, 그림 11, 그림 12, 그림 13에 보였다.



그림 10. $\lambda = 3.0, \theta = 0.01, \text{class} = 2$ 일때 복원한 영상
Fig. 10 Restored image with $\lambda = 3.0, \theta = 0.01$ and class = 2



그림 11. $\lambda = 3.0, \theta = 0.01, \text{class} = 5$ 일때 복원한 영상
Fig. 11 Restored image with $\lambda = 3.0, \theta = 0.01$ and class = 5

표 2. 각 클래스에 따른 최종 ISNR값
Table 2. Final ISNR values according to each class

class	2	5	10	20
ISNR	7.08	7.65	7.71	7.66



그림 12. $\lambda = 3.0$, $\theta = 0.01$, class = 10일때 복원한 영상
Fig. 12 Restored image with $\lambda = 3.0$, $\theta = 0.01$ and class = 10



그림 13. $\lambda = 3.0$, $\theta = 0.01$, class = 20일때 복원한 영상
Fig. 13 Restored image with $\lambda = 3.0$, $\theta = 0.01$ and class = 20

그 때의 ISNR값의 변화를 그림 14에 나타냈다. 그림에서 볼 수 있듯이 10단계 이상 나누면 연속적인 복원의 결과와 비슷하거나 높음을 알 수 있다. 각 단계수에 따른 최종 ISNR값을 표 2에 보였는데, 연속적인 visibility 함수값을 사용한 경우보다 적절하게 단계를 나눌경우 ISNR값이 높음을 알 수 있다. 그 이유는 연속적인 visibility 함수값을 그대로 사용한 경우는 에지부분에서 잡음성분을 너무 증폭시키게 되어, 에지부분에서의 원래 영상과의 차이가 커지지만,

단계적인 visibility 함수 값을 사용한 경우는 에지 부분의 값을 어느정도로 제한시켜 주어서 값의 차이를 줄여 줄 수 있기 때문이다. 따라서 적절하게 대표값을 주는 방식이 계산량의 감소와 성능향상에 기여할 수 있는 가능성을 보여준다.

마지막으로 유한임펄스 CLS필터를 사용해서 복원한 결과를 그림 15와 그림 16에 나타낸다. 그림 15에

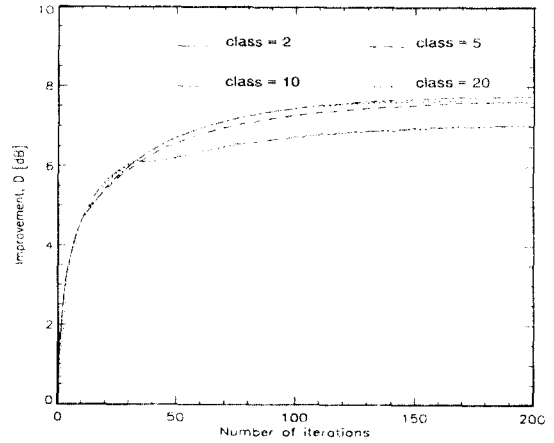


그림 14. 각 클래스에 따른 ISNR값의 변화
Fig. 14 ISNR values according to each class

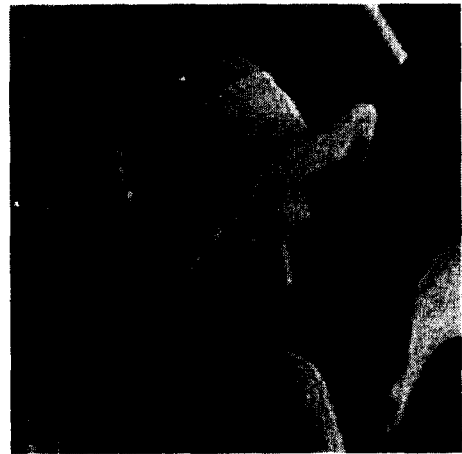


그림 15. 5×5 균일 열화시키고 SNR이 30[dB]인 잡음을 인가한 영상을 적응적 CLS 필터를 사용하여 복원한 결과 영상

Fig. 15 Restored image by using adaptive CLS filter for 5×5 blurred image with SNR of 30[dB] noise



그림 16. 5×5 균일 열화시키고 SNR이 20[dB]인 잡음을 인가한 영상을 적응적 CLS 필터를 사용하여 복원한 결과 영상

Fig. 16 Restored image by using adaptive CLS filter for 5×5 blurred image with SNR of 20[dB] noise

표 3. λ 에 따른 탭수

Table 3. Tap number according to λ

λ	0.01	0.1	0.7	1.5
탭수	59×59	37×37	19×19	23×23

서는 5×5의 균일 열화를 시키고, SNR = 30[dB] 잡음을 인가한 영상을 열화 영상으로 사용했다. 이 때의 ISNR값은 7.98[dB]였다. 영상의 에지정도를 4단계로 나누고, $\lambda=0.01, 0.1, 0.7, 1.5$ 를 사용해서 복원했다. 여기서 5×5의 균일 열화를 사용한 이유는 첫째로는 앞의 9×9의 열화모델을 복원하기 위해서는 너무 많은 수의 필터 탭수를 사용해야 한다는 이유와, 둘째로는 9×9로 열화된 영상에서 에지를 검출하는 것이 상당히 어렵기 때문이다. 그리고 그림 16에서는 5×5의 균일 열화를 시키고 SNR=20[dB]의 잡음을 인가한 열화 영상을 사용했으며, 이 때의 ISNR값은 3.78 [dB]였다. 이 두 가지의 영상을 가지고 사용한 각 λ 값에 따른 필터의 탭수를 표 3에 나타냈다.

VI. 결 론

본 논문에서는 적응적 영상복원 방법과 유한 임펄스 CLS필터를 사용해 각 화소를 에지정도에 따른 필

터를 통과시켜 새로운 영상이 주어지는 시간보다 처리되어지는 시간이 짧음으로 해서 영상처리에 대한 시간적인 누적이 없이 실시간으로 복원이 이루어지는 방법에 대해 논의했다.

결론적으로 적응적인 방법으로 복원된 영상은 비적용적 방식에 의해 복원된 영상보다 인간의 시각 특성을 고려하면서도, 객관적 비교기준에서도 더 나은 결과를 보여준다. 하지만, 적응적으로 영상을 복원하기 위해서는 열화된 영상으로부터 에지를 추정할 수 있는 상당히 정교한 방법을 필요로 한다는 문제를 남긴다. 또, 실시간 영상복원을 위해서는 에지에 대한 단계를 나누는 방법에 대한 연구와 함께 유한 임펄스 응답 필터의 적절한 탭수를 결정하는 방법에 대한 연구가 필요할 것이다.

참 고 문 헌

1. H. C. Andrews and B. R. Hunt, *Digital Image Restoration*, Prentice-Hall, 1977.
2. A. K. Katsaggelos, editor, *Digital Image Restoration*, New York: Springer-Verlag, 1991.
3. M. R. Banham and A. K. Katsaggelos, "Spatially adaptive multiscale image restoration using the wavelet transform," *Proc. 1994 SPIE Visual Comm. Image Processing*, September 1994.
4. G. H. Golub and C. F. Van Loan, *Matrix computation*, Johns Hopkins Univ. Press, 1983.
5. J. K. Paik, "Image restoration and edge detection using neural networks," Ph.D. Dissertation, Northwestern University, Evanston, IL., June 1990.
6. A. K. Katsaggelos, "Iterative image restoration algorithms," *Optical Engineering*, vol. 28, no. 7, pp. 735-748, July 1989.
7. J. K. Paik and A. K. Katsaggelos, "Parallel iterative image restoration algorithms," *Proc. 32nd Midwest Symposium on Circuits and Systems*, vol. 1, pp. 63-66, August 1989.
8. 문준일, 백준기, "웨이브릿 변환을 이용한 고속영상복원," *신호처리합동학술대회논문집*, vol. 7, no. 1, pp. 824-827, 1994년 10월.
9. G. L. Anderson and A. N. Netravali, "Image Res-

toration Based on a Subjective Criterion," *IEEE Trans. Sys., Man, Cybern.*, vol. SMC-6, no. 12, pp. 845-853, December 1976.

10. M. G. Kang and A. K. Katsaggelos, "Frequency-domain adaptive iterative image restoration and evaluation of the regularization parameter," *Optical engineering*, vol. 33, no. 10, pp. 3222-3232, October 1994.

11. J. S. Lim, *Two-dimensional Signal And Image Processing*, Prentice Hall, 1990.

12. A. K. Jain, *Fundamentals of Digital Image Processing*, Prentice Hall, 1989.



白俊基(Paik Joon Ki) 정희원
1960년 7월 10일생
1984년 2월:서울대학교 공과대학
제어계측공학과 졸업
(공학사)
1987년 6월:Northwestern Uni-
versity 전기공학과
졸업(공학석사)

1988년 6월~1989년 8월:Northwestern University 연구
조교

1990년 6월:Northwestern University 전기공학과 박
사학위 취득

1990년 7월~1993년 1월:삼성전자 반도체연구소 선임
연구원

1990년 2월~현재:삼성전자 마이크로사업부 기술교문

1993년 3월~현재:중앙대학교 전자공학과 조교수

※주관심분야: 영상신호처리, 영상복원, 디지털 비디
오 시스템, 집적회로 설계 등



文俊逸(Moon Joon Il) 정희원

1971년 6월 30일생

1994년 2월:중앙대학교 공과대학
전자공학과 졸업(공
학사)

1996년 8월:중앙대학교 대학원 전
자공학과 졸업(공학
석사)

1996년 9월~현재:현대전자 멀티미디어 연구소 근무중
※주관심분야: 영상신호처리, 영상복원 등



金相玖(Kim Sang Ku) 정희원

1970년 11월 6일생

1996년 2월:중앙대학교 공과대학
전자공학과 졸업(공
학사)

1996년 3월~현재:중앙대학교 대
학원 전자공학과 석
사과정 재학중

※주관심분야: 영상신호처리, 영상복원 등