

스펙트럼 추정 기법을 사용한 영상복원

準會員 羅 雲*, 正會員 白 俊 基**

Image Restoration Using Spectrum Estimation

Woon Na*, Joon Ki Paik** Regular Members

要 約

여러가지 스펙트럼 추정기법을 사용한 영상복원의 확률론적 접근 방식이 제안된다. 관찰된 영상의 정보로부터 원래의 영상을 추정하기 위해서, 최소제곱평균에러(minimum mean square error : MMSE) 필터 혹은 위너(Wiener) 필터가 제곱평균에러를 최소화 한다는 점에서 가장 좋은 복원 방법이라고 알려져 있다. 그러나 위너 필터는 원 영상과 잡음의 전력 스펙트럼이 영상 시스템의 전달 함수와 함께 주어진 경우에만 최적의 방법이 된다.

실제로 원 영상의 정보는 정확하게 구할 수 없는 것이 일반적이기 때문에, 본 논문에서는 잡음을 기지의 분산을 갖는 백색 잡음이라고 가정하고, 원 영상의 스펙트럼을 다양한 방법으로 추정하여 개선된 위너 필터를 구현한다.

제안된 방법은 특히 낮은 신호대 잡음비(signal-to-noise ratio : SNR)를 갖는 영상에 대해서 신호대 잡음 전력비(signal-to-noise power ratio : SNPR)를 일정한 상수로 가정한 위너 필터와 같은 기존의 방법들에 비해서 향상된 복원 결과를 보여준다.

ABSTRACT

A stochastic approach to image restoration is proposed by using various spectrum estimation techniques. In order to estimate the original image from the knowledge of observed image, the minimum mean square error filter or Wiener filter is known to be optimum in the sense of minimizing the mean square error. The optimality of Wiener filter, however, holds only when the power spectra of the original image and noise are given in addition to the transfer function of the imaging system.

In practice, the information of the original image is generally not available. In the present paper additive noise is assumed to be white with known variance and the Wiener filter is implemented using various estimation techniques for the original spectrum.

The proposed method shows significant improvement over the conventional methods, such as the Wiener filter using constant signal-to-noise power ratio, particularly for images with low signal-to-noise ratio.

*中央大學校 大學院 電子工學科 碩士課程 在學中.

**中央大學校 電子工學科 助教授.

論文番號 : 94197

接受日字 : 1994年 7月 25日

이 논문은 1994년도 한국학술진흥재단의 공모과제연구비에 의하여 연구되었음.

I 서 론

영상복원은 일반적으로 열화된 2차원 영상으로부터 원래의 영상을 추정하는 문제로 정의될 수 있다. 자주 사용되는 영상 열화 모델은 다음과 같이 주어진다.

$$y(m, n) = \sum_{(k,l) \in S_2} h(k, l)x(m - k, n - l) + \eta(m, n), \text{ for } (m, n) \in S_1. \quad (1)$$

여기에서 y, x , 그리고 η 는 차례대로 같은 지지 영역 S_1 을 갖는 관찰된 영상, 원 영상, 그리고 잡음 영상을 나타낸다. 그리고 h 는 지지 영역 S_2 를 갖는 영상 시스템의 2차원 점분산함수(point spread function : PSF)를 나타낸다.

식 (1)에서 주어진 영상 열화 모델에 근거하면, 영상 복원 문제는 잡음이 공존하는 영상 시스템 h 와 열화된 영상 y 의 정보로부터 원 영상 x 를 추정하는 것으로 정의된다⁽¹⁾. 영상 열화 모델과 그에 근거한 영상복원의 블록도가 그림 1에 보여진다. 그림 1에서 g 는 영상복원 필터의 임펄스 응답을 나타내고 있다.

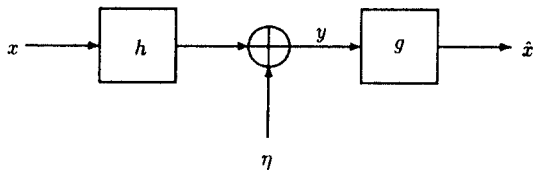


그림 1. 영상 열화-복원 시스템의 블록도
Fig.1. The block diagram of the image degradation-restoration system

다양한 영상복원 알고리즘들은 크게 결정론적(deterministic) 접근 방식과 확률론적(stochastic) 접근 방식으로 분류될 수 있다⁽²⁾. 결정론적 접근 방식은 입력 영상 x 와 영상 시스템 h 가 모두 결정된 하나의 신호 및 시스템이라고 가정한다. 이런 경우에 관찰된 영상 y 는 영상 시스템 h 의 결정론적 성분의 출력과 확률론적 성분의 잡음을 함께 가진다. 결정론적 접근 방식의 해는

일반적으로 잡음의 분산과 같은 특정한 통계적 특성에 따라서 그 존재 영역이 확장 또는 축소된다. 대수학적 영상복원⁽³⁾과 반복적 영상복원⁽⁴⁾이 이러한 범주에 들어간다.

반면에, 확률론적 접근 방식에서 입력 영상 x 와 잡음 η 는 각각 해당되는 전체 영상 집합들 중 하나의 샘플 함수로 간주된다. 관찰된 영상 y 는 확률론적 성분의 입력을 가진 결정론적 시스템 h 와 부가된 잡음이 혼재된 출력이며, 따라서 하나의 확률과정(stochastic process)으로 생각할 수 있다. 영상복원을 위한 대부분의 최소제곱평균에러 혹은 위너 필터가 이러한 범주에 속한다.

본 논문에서는 입력 영상의 전력 스펙트럼을 추정한 몇가지의 확률론적 영상복원 알고리즘들을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 최소제곱평균에러 필터를 설명한다. III장에서는 영상복원에 관한 스펙트럼 추정 문제에 대해서 설명한다. IV장에서는 다양한 스펙트럼 추정 기법을 근거로 하여 위너 형태의 영상복원 알고리즘들을 제안한다. 마지막으로 실험 결과를 V장에서 나타내고, VI장에서 본 논문의 결론을 제시한다.

II 최소제곱평균에러 방식의 영상복원

여러가지 영상복원 방법들 중에서, 최소제곱평균에러 혹은 위너 필터는 불완전한 영상 시스템과 잡음이 공존하는 상태에서, 복원된 영상과 원 영상의 제곱평균에러가 최소가 되도록 최적의 선형 추정치를 제공하기 때문에 이론적으로 가장 우수한 선형 필터 방식의 하나이다. 이러한 이유로 위너 필터는 제약 적응적 반복 영상복원(constrained adaptive iterative method)⁽⁴⁾등과 같은 여러 영상복원 기법의 이론적 근거를 제공하며, 다채널 영상복원 방법(multichannel image restoration method)^(5, 6, 7)들과 같이 확장, 개선되어서 사용되기도 한다.

II.1절에서는 위너 필터의 이론적 배경에 대해서 소개하고, II.2절과 II.3절에서는 다양한 형태로 변경, 개선되어진 위너 필터의 예를 든다.

II.1 위너 필터의 이론적 배경

위너 필터링은 잡음과 열화된 영상이 혼재된 관찰된 영상으로부터 원 영상을 복원하는 방식으로써, 원 영상

과 복원된 영상간의 제곱평균에러가 최소가 되도록 원 영상의 최적의 추정치를 구하는 방식이다.

먼저, 원 영상을 $x(m, n)$, 관찰된 영상을 $y(m, n)$, 그리고 원 영상의 추정치를 $\hat{x}(m, n)$ 이라고 한다. $x(m, n)$ 과 $y(m, n)$ 이 평균 값이 0인 임의의 랜덤 필드라고 하면⁽¹⁾, 제곱평균에러

$$\sigma_c^2 = E\{[x(m, n) - \hat{x}(m, n)]^2\} \quad (2)$$

가 최소가 되도록 $y(m, n)$ 으로부터 $\hat{x}(m, n)$ 이 구해져야 한다.

그림 1에서 영상복원 필터의 임펄스 응답인 g 가 식 (2)를 만족하는 공간 불변 필터를 나타낸다고 가정하면, 위너 필터 방정식은 다음과 같은 컨볼루션 형태가 된다.

$$\hat{x} = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \sum_{l=-\infty}^{\infty} g(m-k, n-l)y(k, l). \quad (3)$$

식 (3)에서의 $\hat{x}(m, n)$ 이 식 (2)에서의 σ_c^2 을 최소화 하기 위해서는, 위너 필터의 주파수 응답은

$$G(u, v) = \frac{H^*(u, v)}{|H(u, v)|^2 + \frac{S_{\eta\eta}(u, v)}{S_{xx}(u, v)}} \quad (4)$$

와 같이 주어진다. 여기에서 S_{xx} 와 $S_{\eta\eta}$ 는 각각 원 영상과 잡음의 전력 스펙트럼을 나타낸다⁽⁸⁾.

II.2 단순화된 위너 필터

식 (4)의 위너 필터를 구현하기 위해서는 원 영상과 잡음의 전력 스펙트럼인 S_{xx} 와 $S_{\eta\eta}$ 에 대한 정보가 필요하다. 만약 잡음이 백색 가우스 분포를 갖는다고 가정하면, 그것의 전력 스펙트럼은

$$S_{\eta\eta}(u, v) = \sigma_\eta^2, \forall u, v \quad (5)$$

으로 정의되고, 여기에서 σ_η^2 은 잡음의 분산을 나타낸다. 그러나 원 영상의 전력 스펙트럼은 스펙트럼 추정 기법을 사용하여 모든 (u, v) 에 대해서 그 값이 얻어져야 한

다.

그러나 원 영상의 전력 스펙트럼을 구하는 것이 일반적으로 어렵기 때문에 신호대 잡음 전력비를 $\frac{S_{xx}(u, v)}{S_{\eta\eta}(u, v)} = \frac{1}{\Gamma}$ 과 같은 적당한 상수로 대체하여 단순화된 위너 필터가 다음과 같이 구현된다⁽⁹⁾.

$$G_1(u, v) = \frac{H^*(u, v)}{|H(u, v)|^2 + \Gamma}. \quad (6)$$

식 (6)과 같이 구현된 위너 필터는 신호대 잡음 전력비를 상수 $\frac{1}{\Gamma}$ 로 가정하였기 때문에 복원된 영상이 원 영상의 최적의 선형 추정치가 된다고 보장할 수 없다. 그럼에도 불구하고 이와 같은 단순화된 위너 필터는 구현상 간단하다는 이점과 함께 실제로 매우 효율적인 영상복원이 이루어지기 때문에 널리 사용되는 영상복원 방법 중의 하나이다.

II.3 제약적최소제곱(constrained least squares : CLS) 필터

식 (4)에서 주어진 위너 필터를 구현하는 또 다른 방법은 제약적최소제곱 방법으로, 잡음의 분산과 유연도(smoothness)와 같은 입력 영상의 사전 정보를 이용한다^(3, 8).

식 (1)의 공간 불변 영상 관측 모델을 근거로 해서 제약적최소제곱 필터의 출력, 즉 $x(m, n)$ 의 추정치인 $\hat{x}(m, n)$ 은

$$J \equiv \|q(m, n) * \hat{x}(m, n)\|^2 \quad (7)$$

을 최소화 시키는 동시에

$$\|y(m, n) - h(m, n) * \hat{x}(m, n)\|^2 \leq \epsilon^2 \quad (8)$$

과 같은 제약 조건을 만족시켜야 한다. 여기에서 $\epsilon^2 \geq 0$ 이고, $q(m, n)$ 은 $\hat{x}(m, n)$ 의 고주파 성분 혹은 거침도(roughness)를 측정하기 위한 고역통과필터의 일종이다. \hat{X}, Y, Q, H 를 각각 \hat{x}, y, q, h 의 푸리에 변

* 이 영상들이 실제 0이 아닌 평균 값을 갖는다면, 그 값을 빼서 0이 되도록 만들고, 모든 처리후에 다시 평균 값을 일률적으로 더해준다.

환이라 가정하고, Parseval의 이론을 사용하면, 식 (7)은

$$J = \|Q(u, v)\hat{X}(u, v)\|^2 \quad (9)$$

를 최소화 시키는 것을 의미하며, 이에 대한 제약 조건 (8)은

$$\|Y(u, v) - H(u, v)\hat{X}(u, v)\|^2 \leq \epsilon^2 \quad (10)$$

로 대치된다.

식 (9)와 (10)에서 제시된 제약적 최소화 문제의 해는

$$\hat{X}(u, v) = G_{ls}(u, v)Y(u, v) \quad (11)$$

$$G_{ls}(u, v) \equiv \frac{H^*(u, v)}{|H(u, v)|^2 + \lambda|Q(u, v)|^2} \quad (12)$$

와 같은 라그랑제 곱셈자(Lagrange multiplier)를 사용함으로써 얻어질 수 있다. 여기에서 라그랑제 곱셈자는 해의 유연도를 조절한다. 다시 말해서, 식 (12)에서 보여지듯이, 제약적최소제곱 필터는 λ 가 0으로 접근함에 따라서 역 필터(inverse filter)가 되는 반면 λ 가 충분히 커지면 잡음 억제 필터처럼 작용한다.

III 영상복원을 위한 스펙트럼 추정 문제

I장에서 언급되었듯이, 확률론적 영상복원에서는 영상을 2차원 랜덤 필드의 샘플 함수라고 간주한다. 1차원인 경우 확률 과정들과 그들의 전력 스펙트럼 추정에 대한 상세한 이론적인 결과들이 차례로 [10]과 [11]에서 정리된 바 있다.

본 장에서는 일반적인 1차원 전력 추정 이론을 2차원으로 확장시킨 것과 2차원 영상복원에 있어서 중요한 몇 가지 문제점들에 대해서 언급하기로 한다.

III.1 Spatial Ergodicity

우리가 알고 있는 데이터 정보는 1차원의 경우와 마찬가지로 영상에 있어서도 2차원 랜덤 필드의 단 하나의 샘플 필드뿐이다. 만약 공간상의 샘플 수가 충분히 늘어남에 따라 2차원 랜덤 필드의 공간 평균이 앙상블 평균

에 가까워지면 이러한 랜덤 필드를 *spatially ergodic* 혹은 간단하게 *ergodic*이라 한다^[10].

영상 데이터의 경우 일반적으로 샘플의 수가 충분하다고 가정하기 때문에 ergodicity는 자동적으로 만족된다고 본다. 이러한 이유로 이 논문의 나머지 부분에서는 기대값 혹은 평균이 공간 평균을 사용하여 얻어지는 것으로 가정한다.

III.2 2차원 스펙트럼 추정

Periodogram과 Blackman-Tukey 방법과 같은 고전적인 전력 스펙트럼 추정 방법들이 2차원 전력 스펙트럼을 추정하기 위해 적용된다^[12].

$x(m, n)$ 이 2차원 이산 랜덤 필드의 샘플이라고 하면, $x(m, n)$ 의 전력 스펙트럼은

$$S_{xx}(u, v) = S_{xx}(z_1, z_2)|_{z_1=e^{jmu}, z_2=e^{jnv}} \quad (13)$$

와 같이 정의된다. 여기에서

$$S_{xx}(z_1, z_2) = \sum_m \sum_n R_{xx}(m, n)z^{-m}z^{-n} \quad (14)$$

이다. 또한

$$R_{xx}(m, n) = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{m'=1}^{N_1-m} \sum_{n'=1}^{N_2-n} x(m', n')x(m+m', n+n') \quad \text{for} \quad 0 \leq m \leq \frac{N_1}{2}, 0 \leq n \leq \frac{N_2}{2} \quad (15)$$

이고, R_{xx} 의 나머지 부분은 2차원 주기성을 사용해서 확장시킨다.

Periodogram을 사용하여 식 (13)을 추정하면

$$S_{xx}(u, v) \simeq P_{xx}^{PER}(u, v) = \frac{1}{N_1 N_2} |X(u, v)|^2 \quad \text{for} \quad u = 0, \dots, N_1 - 1,$$

$$v = 0, \dots, N_2 - 1 \quad (16)$$

을 얻을 수 있다. 여기에서 $X(u, v)$ 는 $x(m, n)$ 의 이산 푸리에 변환(discrete Fourier transform; DFT)을 나타내고, $P_{xx}^{PER}(u, v)$ 는 $x(m, n)$ 의 periodogram으로 정의된다.

두번째 방법으로 Blackman-Tukey 방법을 사용하여 추정된 스펙트럼은

$$P_{xx}^{BT}(u, v) = \sum_m \sum_n R_{xx}(m, n) w(m, n) e^{-j2\pi(\frac{mu}{N_1} + \frac{nv}{N_2})} \quad (17)$$

와 같이 주어진다.

위에서 언급된 고전적인 방법들 뿐만 아니라 2차원 auto-regressive(AR) 모델에 근거한 스펙트럼 추정 이 론이 영상 코딩 관련 분야에서 널리 제안, 사용되고 있다.

III. 3 영상복원에서의 해상도와 안정도

전력 스펙트럼을 어떠한 방식으로 추정할 것인가를 결정하는 것이 영상복원에 있어서 중요한 문제점들 중 하나이다. 이러한 결정의 기준으로는 전력 스펙트럼의 주파수 해상도(*frequency resolution*)와 안정도(*stability*)를 들 수 있다. 주파수 해상도란 추정된 스펙트럼을 단계별로 상세하게 측정하는 것을 말한다. 다시 말해서 그것은 얼마나 근접한 두 주파수 성분을 구별해 낼 수 있는가 하는 능력을 나타낸다. 이에 반해서 안정도는 추정된 스펙트럼의 분산의 역을 의미한다. 불확정성 원리에 따라서 해상도와 안정도의 곱은 일정한 상수가 된다. 따라서 해상도와 안정도는 서로 대립되는 개념이다.

다음의 두 장에서는 안정도가 영상을 복원하는데 있어서 해상도를 높게 하는 것보다 더 중요하다는 것을 보인다.

IV. 스펙트럼 추정에 근거한 위너 필터의 구현

이 장에서는 원 영상의 전력 스펙트럼을 추정하여 위너 필터를 구현하는 새로운 방법을 단계별로 제안한다. 제안된 방법들은 기존의 다른 방법보다 식 (4)에서 구현된 방법에 이론적으로 더 충실한 방법이다. 먼저 원 영상의 전력 스펙트럼을 이용한 위너 필터가 제시된다. 다음 단계로 관찰된 영상의 스펙트럼을 사용한 필터의 구현이 제시되고, 마지막으로 새로운 스펙트럼 추정 기법이 제안된다.

IV. 1 원 영상의 전력 스펙트럼을 이용한 위너 필터

대부분의 영상복원 문제에 있어서는 실제로 원 영상의 전력 스펙트럼 정보를 구할 수 없다. 그러나 많은 복원 알고리즘들의 성능을 비교해야 할 경우, 원래의 전력 스펙트럼 정보를 알고 있다고 가정하는 것이 보통이고, 그 결과들이 다른 방식에 의한 결과와 비교 대상으로 사용되어 진다. 이러한 이유로 식 (5)와 (16)을 사용하여 식 (4)에서 나타난 위너 필터를 구현하면

$$G_2(u, v) = \frac{H^*(u, v)}{|H(u, v)|^2 + \frac{\sigma_n^2}{P_{xx}^{PER}(u, v)}} \quad (18)$$

와 같은 원 영상의 periodogram을 사용한 위너 필터의 결과가 주어진다.

IV. 2 관찰된 영상의 전력 스펙트럼을 이용한 위너 필터

식 (18)과 같은 변경된 위너 필터가 식 (4)의 원래의 필터에 매우 가까운 결과를 보여준다 하더라도 단지 참고적으로만 사용될 수 있을 뿐이다. 따라서 더욱 실용적인 방법이 개발되어야 한다.

원래의 스펙트럼 $S_{xx}(u, v)$ 대신에 관찰된 스펙트럼 $S_{yy}(u, v)$ 를 사용한 위너 필터가

$$G_3(u, v) = \frac{H^*(u, v)}{|H(u, v)|^2 + \frac{\sigma_n^2}{S_{yy}(u, v)}} \quad (19)$$

와 같이 나타난다⁽¹²⁾.

식 (19)의 방법이 실제로 이용될 수 있는 방법이지만, 필터의 성능은 식 (6)과 (18)에서 수행된 필터보다 좋지 않은 결과를 나타낸다. 왜냐하면 식 (6)에서는 신

호대 잡음 전력비를 임의로 조절함으로써 더 나은 복원 결과를 얻을 수 있고, 식 (18)에서는 원 영상에 대한 완전한 정보를 가지고 있으므로 최적의 영상복원을 수행할 수 있지만 식(19)에서는 열화된 영상의 정보를 사용하였기 때문이다. 따라서 실제적으로 이용 가능하고 더 나은 수행능력을 갖는 새로운 필터를 개발할 필요가 있다.

IV.3 제안된 스펙트럼 추정 방법

식(16)에서 정의된 랜덤 필드의 2차원 periodogram은 실수 샘플을 이산 푸리에 변환하여 절대값의 제곱을 취한 후 정규화시킨 것을 나타낸다. 다시 말해서 periodogram은 하나의 실제 샘플 함수를 이용하여 전체 랜덤 필드의 전력 스펙트럼을 추정한 것이라 할 수 있다. 이와 유사하게 확률론적 모델과 실제 샘플사이의 관계를 살펴보면 다음과 같다. 그림 1에서 보여지는 영상 열화-복원 모델에 근거하여 식(1)의 양변을 이산 푸리에 변환시키면

$$Y(u, v) = H(u, v)X(u, v) + E(u, v) \quad (20)$$

이 되고, 이것은 간단히 $Y = HX + E$ 로 표현할 수 있다. 이 때 $E(u, v)$ 는 잡음 $\eta(m, n)$ 의 푸리에 변환을 나타낸다.

모든 u, v 에 대해서 $H(u, v) \neq 0$ 이라고 가정하면

$$X = \frac{Y - E}{H} \quad (21)$$

이 된다. 식 (21)에 절대값의 제곱을 취하면

$$\begin{aligned} |X|^2 &= \frac{1}{|H|^2} \{|Y|^2 + |E|^2 - 2\text{Re}(EY)\} \\ &= \frac{1}{|H|^2} \{|Y|^2 + |E|^2 - 2\text{Re}[E(HX + E)]\} \\ &= \frac{1}{|H|^2} \{|Y|^2 - |E|^2\} \end{aligned} \quad (22)$$

를 얻는다. 식 (22)는 x 의 periodogram 형태를 가지므로, 식 (18)의 $P_{xx}^{\text{per}}(u, v)$ 에 대체시킬 수 있다. 따라서 제안된 위너 필터가

$$G_4 = \frac{H^*}{|H|^2 + \frac{S_{\eta\eta}}{|Y|^2 - |E|^2}} \quad (23)$$

와 같이 얻어진다. 식 (23)은 원 영상의 정보없이 수행된 필터이지만, 여전히 잡음에 관계된 $S_{\eta\eta}, |E|^2, EY$ 등을 가지고 있기 때문에 잡음 영상의 특성이 부가적으로 결정되어야 한다. 우선 $S_{\eta\eta}(u, v) \approx P_{\eta\eta}^{\text{per}}(u, v)$ 로 추정할 경우, 잡음이 백색 가우시안 랜덤 필드라 하더라도 η 는 하나의 샘플 영상이기 때문에 $P_{\eta\eta}^{\text{per}}(u, v)$ 는 모든 u, v 에 대해서 일정한 상수로 나타나지 않는다. 따라서 $P_{\eta\eta}^{\text{per}}(u, v) \approx \sigma_{\eta}^2$ 가 만족되기 위해서는 Welch 방식의 periodogram^[33]을 사용해야 하고, 이는 S_{yy} 를 추정할 때에도 같은 방법으로 적용되어야 한다. 그러므로 식 (23)은

$$G_4 = \frac{H^*}{|H|^2(1 + \frac{\sigma_{\eta}^2}{|Y|^2 - |E|^2})} \quad (24)$$

와 같이 간단하게 표현된다. 그러나 식 (24)는 단지 $H(u, v) \neq 0$ 에 대해서만 정의되고 있기 때문에 제안된 위너 필터를 실제적으로 적용하기 위해서는

$$G_5(u, v) = \begin{cases} G_4(u, v), & \text{for } H(u, v) \geq \delta \\ G_3(u, v), & \text{for } H(u, v) < \delta \end{cases} \quad (25)$$

와 같이 정의되어야 한다. 여기에서 δ 는 $H(u, v)$ 가 가질 수 있는 최소의 0보다 큰 값이다.

V 실험 결과

본 논문에서는 여러가지 위너 필터 방식을 실험하기 위하여 256×256 크기의 lena영상을 사용하였다. 영상 열화 시스템의 점분산함수로는

$$h(m, n) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{m^2 + n^2}{2\sigma^2}\right) \quad (26)$$

의 2차원 가우스 함수가 사용되었고, 이때 $\sigma=2.0$ 이었다. 2차원 가우스 함수를 열화 모델로 잡은 이유는 카메라와 같은 영상을 얻기 위한 기기들로부터 얻어진 영상이 불완전한 초점(defocusing)에 의해서 열화된 경우 2차원 가우스 분포를 갖기 때문이다. 부가적 잡음 영상은 신호대 잡음비가 각각 40, 30, 20, 10[dB]일때, Box-Muller의 방법^[44]을 사용하여 만들었다. 가우스 함수에 의해서 열화되고 잡음이 인가된 관측된 영상 y 와 원 영상 x 사이의 첨두 신호대 잡음비(peak-to-

peak signal-to-noise ratio : PSNR)는

$$PSNR(x, y) = 10 \log \frac{255^2}{\|x - y\|^2} [dB], \quad (27)$$

로 정의되고, 각 방식에 따른 복원된 영상 \hat{x} 의 침두 신호대 잡음비는

$$PSNR(x, \hat{x}) = 10 \log \frac{255^2}{\|x - \hat{x}\|^2} [dB] \quad (28)$$

로 계산하였다. 추가로, 관측된 영상과 복원된 영상간의 개선된 정도를 파악하기 위하여 침두 신호대 잡음비의 개선도를 나타내는

$$ISNR = PSNR(x, \hat{x}) - PSNR(x, y) [dB] \quad (29)$$

를 계산하였다.

식 (6)의 G_1 , 식 (18)의 G_2 , 식 (19)의 G_3 , 그리고 식(25)에서 제안된 위너 필터 G_5 를 사용하여 복원한 결과가 표 1의 (a), (b), (c), (d)에서 차례대로 보여진다.

표 1의 (a)와 (b)에서 보여지듯이 신호대 잡음비가 어떠한 값을 갖더라도 원 영상의 스펙트럼을 추정한 결과가 신호대 잡음 전력비를 상수로 가정한 것보다 더 나은 결과를 나타냈다. 앞에서도 언급하였듯이 표 1의 (b)와 (c)를 비교해보면 원 영상의 스펙트럼을 추정한

결과가 관찰된 영상의 스펙트럼을 추정한 것보다 복원 결과가 더 나은 것을 알 수 있다. 그리고 표 1의 (b)와 (d)에서 보여지듯이 제안된 방법의 복원 결과는 원 영상의 스펙트럼을 추정한 것보다는 좋지 않은 결과를 보이지만, 표 1의 (c)와 (d)를 비교해보면 관찰된 영상의 스펙트럼을 추정한 것보다 나은 결과를 보여준다. 또한 표 1의 (a)와 (d)를 비교해보면, 낮은 신호대 잡음비를 갖는 영상에 대해서는 (SNR=20, 10(dB)의 경우) 신호대 잡음 전력비를 상수로 가정한 방법보다 향상된 복원 결과를 보여준다. 마지막으로 표 1의 (d)에서 보인 제안된 복원 방식의 결과에서 볼 때, 신호대 잡음비가 10 [dB]씩 감소함에 따라 최적의 δ 값이 약 5배씩 증가되는 현상을 볼 수 있었다.

표 1 G_1, G_2, G_3 그리고 G_5 를 사용한 ISNR
Table 1. ISNR using G_1, G_2, G_3 and G_5

SNR [dB] \ ISNR [dB]	40	30	20	10
(a)	9.25 $\Gamma=0.001$	7.03 $\Gamma=0.005$	4.22 $\Gamma=0.01$	5.52 $\Gamma=0.05$
(b)	9.81	7.79	5.94	8.90
(c)	6.21	4.53	3.54	7.47
(d)	8.44 $\delta=0.0006$	6.33 $\delta=0.003$	4.37 $\delta=0.0015$	7.47 $\delta=0.1$

식 (26)을 사용하여 열화된 영상과 제안된 방법으로 복원된 영상들이 그림 2와 3에 보여진다.



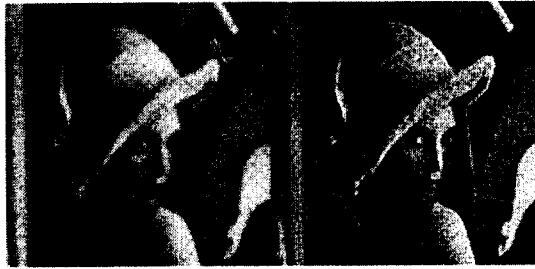
(a) SNR = 10 (dB)일 때, 관찰된 영상과 복원된 영상



(b) SNR = 20 (dB)일 때, 관찰된 영상과 복원된 영상

그림 2. SNR = 10, 20 (dB)일 때, 관찰된 영상과 복원된 영상

Fig. 2. The observed images and the corresponding restored images using G_5 with SNR = 10, 20 [dB]



(a) SNR = 30 [dB]일 때, 관찰된 영상과 복원된 영상



(b) SNR = 40 [dB]일 때, 관찰된 영상과 복원된 영상

그림 3. SNR = 30, 40 [dB]일 때, 관찰된 영상과 복원된 영상

Fig. 3. The observed images and the corresponding restored images using G_3 with SNR = 30, 40 [dB]

VI 결 론

본 논문에서는 확률론적 영상복원을 위해서 여러가지로 변형된 위너 필터 방법을 제안했다. 상수 SNPR을 사용한 위너 필터가 식 (6)에서 제시되고, 이에 따른 결과를 표 1에서 보였다. 이 필터 방식의 가장 큰 단점으로는 상수 I 를 결정할 이론적 근거가 없다는 것이다. 관찰된 전력 스펙트럼에 근거한 위너 필터는 식 (6)과 (18)에서 제시된 필터와 비교해 볼 때 좋지 않은 결과를 보인다. 그러나, 제안된 위너 필터는 식 (18)과 아주 근접한 결과를 갖는다. 이러한 제안된 방법은 확률론적 모델이 Welch periodogram을 사용함으로써 실수 샘플과 상관 관계를 갖는다는 개념에 근거를 둔 것이다. 실험결과에서 보여지듯이 제안된 위너 필터는 관찰된 영상에서 추정된 결과보다 향상된 결과를 보이며 상수 SNPR을 사용한 위너 필터 방식보다 신호대 잡음비가 낮은 상태에서 더 나은 복원 결과를 나타냄을 알 수 있다.

참고문헌

1. H. C. Andrews and B. R. Hunt, *Digital Image Restoration*, Prentice-Hall, Chap. 6, 1977.
2. A. K. Katsaggelos, editor, *Digital Image Restoration*, Springer-Verlag, Chap. 1, 1991.
3. R. C. Gonzalez and R.E. Woods, *Digital Image Processing*, Addison-Wesley, Chap.5, 1992.
4. A. K. Katsaggelos, "Iterative image restoration algorithms," *Optical Engineering*, vol. 28, no.

- 7, pp. 735-748, July 1989.
5. N. P. Galatsanos and R. T. Chin, "Digital restoration of multichannel images," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. 37, no. 30, pp. 415-421, March 1989.
6. N. P. Galatsanos, A. K. Katsaggelos, R. T. Chin, and A. D. Hillery, "Least squares restoration of multichannel images," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 39, no. 10, pp.2222-2236, October 1991.
7. N. P. Galatsanos and R. T. Chin, "Restoration of color images by multichannel Kalman filtering," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 39, no. 10, pp. 2237-2252, October 1991.
8. A. K. Jain, *Fundamentals of Digital Image Processing*, Prentice-Hall, Chap. 8, 1989.
9. W. K. Pratt, *Digital Image Processing*, John Wiley & Sons, Chap. 14, 1978.
10. A. Papoulis, *Probability, Random Variables, and Stochastic Processes*, 3rd ed., McGraw-Hill, Chap. 10 and 13, 1991.
11. S. M. Kay and S. L. Marple, Jr., "Spectrum-analysis - a modern perspective," *Proc. IEEE*, vol. 69, no. 11, pp. 1380-1419, November 1981.
12. I. Pitas, *Digital Image Processing Algorithms*, Prentice-Hall, Chap. 12, 1993.
13. P. D. Welch, "The use of Fast Fourier transform for the estimation of power spectra,"

IEEE Trans. Audio, Electroacoust., vol. AU-15, no. 2, pp. 70-73, June 1967.

14. W. H. Press, B. P. Flannery, S. A. Teukolsky,

and W. T. Vetterling, *Numerical Recipes in C*, Cambridge University Press, Chap. 7, 1992.



羅雲 (Woon Na) 准회원
 1971年 1月 30日生
 1994年 2月: 中央大學校 電子工學科
 卒業(工學士).
 1994年 3月~現在: 中央大學校 大學
 院 電子工學科 碩士課
 程 在學中.
 * 주관심 분야: 영상처리, 영상복
 원, 신호처리



白俊基 (Joon Ki Paik) 정회원
 1984年 2月: 서울大學校 制御計測工
 學科 卒業 (工學士).
 1987年 6月: Northwestern 大學校
 電氣 및 컴퓨터工學科
 大學院 卒業 (工學碩
 士).
 1990年 6月: Northwestern 大學校電氣 및 컴퓨터工學科大
 學院 卒業 (工學博士).
 1990年 7月~1993年 1月: 삼성전자 반도체 부천 연구소
 근무 (선임연구원).
 1993年 3月~現在: 中央大學校 電子工學科 助教授.
 * 주관심 분야: 영상 처리, 영상 복원, 영상처리 VLSI 설계.