

영상 복원을 위한 적응 DCT-Wiener 필터

(Adaptive DCT-Wiener Filter for Image Restoration)

金 南 哲*, 金 基 六**

(Nam Chul Kim and Ki Lyug Kim)

要 約

백색 Gauss 잡음으로 훼손된 영상을 복원하는 문제에 적용되는 스칼라 DCT-Wiener 필터의 적응 필터링 방법이 제시되었다. 제시된 방법에서는 Wiener 필터링에 필요한 전력 스펙트럼을 매 블록마다 변환영역에서 국부적 성질에 따라 적응적으로 추정하여 얻는다. 이와 함께, 블록화 현상을 제거하기 위하여 오버랩핑 방법도 고찰되었다. 실험결과, 제안된 방법에 의한 적응 Wiener 필터는 비적응 Wiener 필터 및 공간 Lee 필터에 비해 성능개선 및 보다 좋은 영상품질을 나타내었다.

Abstract

An adaptive scalar DCT-Wiener filtering method that can be applied to the problem of restoring an image degraded by white Gaussian noise is presented. In this method, the power spectrum needed to Wiener filtering is adaptively estimated in block-wise according to the local properties in transform domain. In addition, overlapping method for reducing the block artifact is considered. Experimental results show that the adaptive Wiener filter by the proposed method yields performance improvement and better image quality over the nonadaptive one and the spatial Lee filter.

I. 서 론

백색 잡음이 섞인 영상을 복원하기 위한 방법은 크게 선형필터와 비선형필터로 구분할 수 있다. 지금까지 수학적 단순성과 실시간 처리의 유리함 때문에 많이 연구되어 온 선형필터에는 Kalman 필터,^[1,2] ARMA (auto-regressive moving average) 필터와^[3,4] 같은 순환필터와 공간 평균 (spatial average) 필터,^[5] Wiener 필터와^[6-10] 같은 비순환 필터등이 있다. 그러나 이러한 선형필터들은 처리 과정에서 정재적(stationary)인 영상을 모델로 사용하기 때문에 비정재적인 성질을 가지는 에지(edge)에서는 복원된 영상이 흐려지는 뭉뚱화(blurring) 현상이 일어난다. 따라서 최근에는 선형필

터의 이러한 뭉뚱화 현상을 줄이기 위하여 에지를 잘 보존할 수 있는 적응 필터링 알고리즘의 연구에 집중되었다.^[11-17] 이들의 대부분은 공간 영역에서 수행되었는데, 변환 영역에서도 에지 보존을 위한 적응화 방식을 도입하면 더욱 좋은 결과를 기대할 수 있다. 본 논문에서는 변환 영역에서 처리되는 것으로 비교적 수행이 간단한 스칼라 Wiener 필터의^[8,10] 적응화 방법을 연구하였다.

스칼라 Wiener 필터는 입력 영상을 변환한 후 변환영역에서 각 변환계수에 최적의 스칼라 필터값을 곱한 다음, 다시 역변환해서 재생 영상을 얻는 방법이다. 이때 계산을 간단히 하기 위해서 원 영상을 몇 개의 작은 블록으로 나눈 뒤, 각 블록들을 입력 영상으로 하여 변환하게 된다. 여기서 자주 사용되는 변환으로는 KLT(Karhunen-Loeve transform), Hardmard 변환,^[5-7] DFT(discrete fourier transform),^[8] DCT

*正會員, **準會員, 慶北大學校 電子工學科
(Dept. of Elec. Eng., Kyungpook Nat'l Univ.)
接受日字: 1987年 3月 23日

(discrete cosine transform)^[10] 등이 있다. 이들 변환들의 특징을 간략히 살펴보면 최적 변환인 KLT는 가장 우수한 성능을 나타내지만 입력 영상이 바뀔때마다 고유치와 공분산 함수를 다시 구해야 하기 때문에 많은 계산량을 필요로 한다는 단점이 있다. Hadamard 변환은 곱셈 연산이 필요하지 않기 때문에 계산이 매우 간단히 수행될 수 있지만 복원 성능은 대단히 떨어진다. 한편 디지털 신호 처리분야에서 많이 사용되고 있는 DFT는 영상복원 분야에서도 비교적 많이 이용되는데^[5-11] KLT와 Hadamard 중간정도의 성능을 나타낸다. 그러나 DFT는 블록의 크기가 작을 때 블록화 현상(block artifact)이 매우 심하다는 단점이 있다.^[12] 반면에 DCT는 Markov 신호에 대해 KLT에 거의 근접하는 우수한 특성을 가지며, 블록화 현상도 매우 적다.^[5-7] 그러므로 DCT를 이용해서 필터링을 수행하는 것이 DFT를 이용해서 필터링을 하는 것 보다 더 좋은 재생 영상을 얻을 수가 있다. 그럼에도 불구하고 DCT가 많이 이용되지 않은 이유는 상승적분(convolution) 관계가 잘 알려져 있지 않고 또 고속 알고리즘 개발이 비교적 다른 변환에 비해 늦었기 때문이다. 그렇지만 근래에 Chen 알고리즘,^[10] Lee 알고리즘^[11] 등과 같은 여러가지 고속 알고리즘^[13]이 개발됨으로 인하여 영상압축 분야에는 매우 활발히 이용되고 있다.^[13,14] 그러나 영상복원 분야에서는 DCT 영역에서 필터링할 때 반드시 필요한 전력 스펙트럼(power spectrum)을 효율적으로 추정하는 방법이 잘 알려져 있지 않아서 많이 이용되지 않았다. 지금까지 변환 영역에서 블록마다 적응시켜 가면서 전력 스펙트럼을 추정하는 방법으로는 Jain이 제안한 periodogram에 의한 방법과^[10] Lim이 제안한 SSIR(spectral subtraction image restoration) 방법등이^[11] 있다. 그러나 이들 방법은 자기 자신의 값에 너무 의존하므로 잡음에 약하고 또 DFT 영역에서 추정했기 때문에 성능이 좋지 못하다.

본 논문에서는 DCT 영역에서 국부적 특성을 살려 복원 성능을 크게 향상시키고자 블록마다 적응시켜 가는 전력 스펙트럼의 추정방법을 새로이 제안하였다. 이때 블록들 간에 필터링이 독립적으로 수행됨으로 인하여 발생하는 블록화 현상은 각 블록들을 수평 및 수직 방향으로 반주기씩 겹쳐 처리함으로써 제거하였다.

II. 스칼라 Wiener 필터

원 영상 $x(i, j)$ 에 백색 가우스 잡음(additive white Gaussian noise)이 섞인 관측 영상 $y(i, j)$ 은 다음과 같이 표현된다.

$$y(i, j) = x(i, j) + n(i, j) \tag{1}$$

여기서 관측 잡음의 평균은 영으로 가정한다. 이때

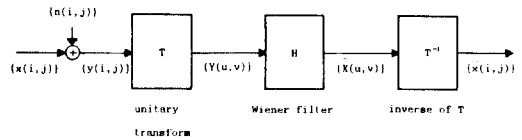


그림 1. 스칼라 Wiener 필터링의 블록도
Fig. 1. Block diagram of scalar wiener filtering, where {·} is a L×L block.

원 영상 $x(i, j)$ 를 복원하기 위해 사용하는 스칼라 Wiener 필터의 필터링 과정은 그림 1과 같다. 먼저 잡음이 섞인 관측 영상을 L×L 크기의 블록들로 나누고 각 블록에 대해서 2 차원 변환을 행한다. 변환 후, 변환영역에서 각 변환계수에 곱의 스칼라 연산으로 작용한다는 제한하에서 MSE(mean square error)를 최소화하는 필터 함수 H(u, v)를 곱한 뒤 다시 역변환하여 복원이 이루어진다. 이러한 복원 과정을 수식적으로 나타내면 다음과 같이 된다.^[12,13]

$$Y(u, v) = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L T(i, j, u, v) y(i, j) \tag{2}$$

$$\hat{X}(u, v) = H(u, v) \cdot Y(u, v) \tag{3}$$

$$\hat{x}(i, j) = \sum_{u=1}^L \sum_{v=1}^L T^{-1}(i, j, u, v) \hat{X}(u, v) \tag{4}$$

여기서 X(u, v), Y(u, v)는 각각 $x(i, j)$, $y(i, j)$ 의 변환계수를 나타내며, T와 T⁻¹는 각각 2 차원 단일 변환(unitary transform)과 그 역변환을 나타내고, H(u, v)는 스칼라 Wiener 필터를 뜻한다. 이때 많이 사용되는 단일 변환으로는 DCT, DFT, Hadamard 변환 등이 있으나 본 논문에서는 근래에 고속 알고리즘이 개발되어 있고 성능도 우수한 DCT를 선택하여 사용하였다. DCT의 변환 관계는 다음과 같다.^[15]

DCT :

$$T(i, j, u, v) = \frac{2}{L} C(u) C(v) \cos \left\{ \frac{\pi(u-1)}{L} \left(i - \frac{1}{2} \right) \right\} \cdot \cos \left\{ \frac{\pi(v-1)}{L} \left(j - \frac{1}{2} \right) \right\}$$

for $i, j = 1, 2, \dots, L$
 $u, v = 1, 2, \dots, L$ (5)

여기서

$$C(w) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}} & , w = 1 \\ 1 & , w \neq 1 \end{cases}$$

블록의 크기는 일반적으로 L=8 또는 L=16이 많이 사용되는데, 본 논문에서는 보다 좋은 성능을 얻고자 L=16으로 선택하였다. (2)~(4)식과 같이 표현되는 스칼라 Wiener 필터링에서 원 영상 $x(i, j)$ 와 재생영상 $\hat{x}(i, j)$ 사이의 MSE는 다음과 같이 주어진다.

$$MSE \triangleq \frac{1}{L^2} \sum_{u=1}^L \sum_{v=1}^L E\{ |x(i, j) - \hat{x}(i, j)| \} \quad (6)$$

$$= \frac{1}{L^2} \sum_{u=1}^L \sum_{v=1}^L E\{ |X(u, v) - \hat{X}(u, v)|^2 \} \quad (7)$$

$$= \frac{1}{L^2} \sum_{u=1}^L \sum_{v=1}^L \{ |H(u, v) - 1|^2 \cdot S_x(u, v) + |H(u, v)|^2 \cdot S_n(u, v) \} \quad (8)$$

여기서 $X(u, v)$ 와 $N(u, v)$ 는 각각 원 영상 $x(i, j)$ 와 가산잡음 $n(i, j)$ 의 변환계수를 나타내고, $S_x(u, v)$ 와 $S_n(u, v)$ 는 다음과 같이 정의되는 신호 및 잡음의 전력 스펙트럼을 나타낸다.

$$S_r(u, v) = E\{ |R(u, v)|^2 \} \quad (9)$$

여기서 $R(u, v)$ 는 신호 또는 잡음 $r(i, j)$ 의 변환계수를 나타낸다. 또 신호와 잡음간에는 상관성이 없는 것으로 가정하였다. (8)식에서 MSE를 최소화하는 최적 필터를 얻기위해 MSE를 $H(u, v)$ 에 대해 미분하여 영이 되는 $H(u, v)$ 를 구하면 다음과 같은 스칼라 Wiener 필터가 얻어진다.

$$H(u, v) = \frac{S_x(u, v)}{S_x(u, v) + S_n(u, v)} \quad (10)$$

여기에서 알 수 있듯이 스칼라 Wiener 필터는 변환 영역에서 변환계수의 신호 및 잡음에 대한 전력 스펙트럼의 비로써 주어진다. 즉 이 필터는 변환 영역에서 신호 및 잡음의 스펙트럼을 얼마나 잘 추정하느냐에 그 성능이 좌우됨을 알 수 있다.

한편, 가산된 백색 가우스 잡음이 정제적이라고 가정하면 (10)식의 스칼라 Wiener 필터는 다음과 같이 간단히 표현된다.

$$H(u, v) = \frac{S_x(u, v)}{S_x(u, v) + \sigma_n^2} \quad (11)$$

여기서 σ_n^2 은 공간 영역에서의 잡음 분산을 나타내며, 이 값은 공간영역 또는 변환영역에서 추정할 수 있다. 공간 영역에서는 변화가 적은 배경 부분에서 분산을 구함으로써 추정할 수 있으며, 변환 영역에서는 변환계수의 고주파 영역에서 스펙트럼을 평균함으로써 추정할 수 있다. 편의상 본 논문에서는 σ_n^2 의 값을 미리 알고 있다고 가정하였다. 이때 원영상도 정제적이라 가정하면 신호 스펙트럼은 추정된 관측 스펙트럼 $\hat{S}_y(u, v)$ 로 부터 다음과 같이 추정된다.

$$\hat{S}_x(u, v) = \begin{cases} \hat{S}_y(u, v) - \sigma_n^2, & \hat{S}_y(u, v) \geq \sigma_n^2 \\ 0, & \hat{S}_y(u, v) < \sigma_n^2 \end{cases} \quad (12)$$

여기서 관측 스펙트럼 $S_y(u, v)$ 는 아래와 같이 추정될 수 있다.

$$\hat{S}_y(u, v) = \frac{1}{N^2} \sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^N |Y_{k,l}(u, v)|^2 \quad (13)$$

여기서 첨자 k, l 은 (k, l) 번째 블록을 나타내며, N^2 은 블록 수를 나타낸다. 이와 같이 스펙트럼을 추정하는

것은 비적용 방식으로서, 일반적으로 비정제적인 실제 영상에서는 국부적 특성을 살릴 수 없다는 단점이 있다.

III. 적응 스칼라 Wiener 필터

기존의 (11)~(13)식과 같은 비적용 추정방식의 단점을 보완하기 위해 본 논문에서는 영상의 국부적 특성에 맞게 신호의 스펙트럼을 블록마다 적응시켜 가면서 추정하는 방법들을 고찰하기로 한다.

1. Periodogram에 의한 스펙트럼 추정

Jain은 Fourier 영역에서 다음과 같이 지역 통계적 특성에 맞게 적응시켜 가면서 스펙트럼을 추정하는 적응 스펙트럼 Wiener 필터링 방법을 사용하였다.⁽¹⁰⁾

$$\hat{S}_{y_{k,l}}(u, v) = |Y_{k,l}(u, v)|^2$$

$$\hat{S}_{x_{k,l}}(u, v) = \begin{cases} \hat{S}_{y_{k,l}}(u, v) - \sigma_n^2, & \hat{S}_{y_{k,l}}(u, v) \geq \sigma_n^2 \\ 0, & \hat{S}_{y_{k,l}}(u, v) < \sigma_n^2 \end{cases} \quad (14)$$

여기서 $\hat{S}_{y_{k,l}}(u, v)$ 은 (k, l) 번째 블록의 스펙트럼을 나타낸다. 그러나 (14)식과 같이 변환계수의 자승 자체를 스펙트럼으로 추정하는 periodogram 스펙트럼 추정법은 현위치의 관측치를 너무 신뢰하기 때문에 잡음에 의한 굴곡이 심하다는 단점을 가지고 있다. 이러한 단점을 보완하고자 본 논문에서는 아래와 같은 새로운 스펙트럼 추정 방식을 제안하였다.

2. LAP(locally averaged periodogram)에 의한 스펙트럼 추정

잡음을 보다 효율적으로 제거하기 위해서 본 논문에서 제안한 이 방법은 주위 변환 계수들의 periodogram 간에는 상당한 상관성이 있다는 가정 아래²³⁻²⁵⁾ 다음과 같이 $(2m+1) \times (2m+1)$ 창내의 periodogram을 평균해 잡음에 강하도록 성능을 개선시킨 방법이다.

$$\hat{S}_{y_{k,l}}(u, v) = \frac{1}{(2m+1)^2} \sum_{s=u-m}^{u+m} \sum_{t=v-m}^{v+m} |Y_{k,l}(s, t)|^2 \quad (15)$$

여기서 창 크기로는 블록의 크기가 $L=16$ 또는 $L=32$ 인 경우 3×3 또는 5×5 창을 사용하는 것이 적당하다.

실제 GIRL 영상을 DCT 한 후, 16×16 각 블록들의 periodogram을 평균하여 얻은 값에서 대각선 방향의 값을 1차원적으로 나타내면 그림 2와 같다. 여기서 볼 수 있듯이 DCT은 DC계수 근처에 있는 periodogram간에는 값의 차이가 현격한 반면 고주파 영역으로 갈수록 그 값의 차이가 완만해진다. DCT의 이러한 특성 때문에 (15)식과 같은 AP(averaged periodogram) 추정정보보다는 그림 3 처럼 각 주파수 영역에 따

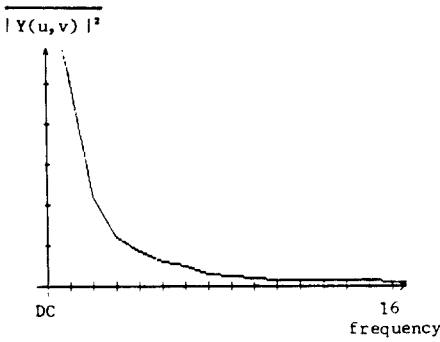


그림 2. 16x16 DCT 영역에서 diagonal 방향에 따른 Periodogram의 평균분포

Fig. 2. Distribution of the averaged periodogram to diagonal direction in 16x16 DCT domain.

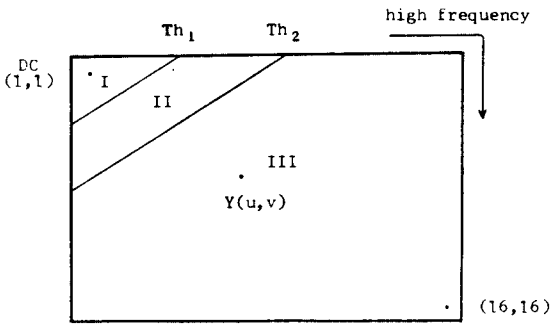


그림 3. 16x16 블록에 대한 DCT 영역
Fig. 3. DCT domain for a 16x16 block.

라 스펙트럼을 다른 방식으로 추정해야 효율적이다. 본 논문에서는 아래와 같은 스펙트럼 추정 방법을 제안하였다.

$$\hat{S}_{Y_{k,1}}(u, v) = \begin{cases} |Y_{k,1}(u, v)|^2 & , 2 \leq u+v \leq Th_1 \\ \frac{\alpha_1}{9} \sum_{s=u-1}^{u+1} \sum_{t=v-1}^{v+1} |Y_{k,1}(s, t)|^2 & , Th_1 < u+v \leq Th_2 \\ \frac{\alpha_2}{25} \sum_{s=u-2}^{u+2} \sum_{t=v-2}^{v+2} |Y_{k,1}(s, t)|^2 & , u+v > Th_2 \end{cases} \quad (16)$$

여기서 Th_1, Th_2 는 그림 3의 결과와 눈의 특성을 고려하기 위한 역치(threshold)이다. 그림 3에서 Th_1 이하의 영역 I은 periodogram 값 상호간에 비교적 상관성 적고, 또 신호에 대한 정보를 가장 많이 포함하고 있기 때문에 periodogram 추정법을 사용했다. 한편 영역 II는 중간 주파수 영역으로 사람의 눈이 인식하는데

중요한 부분이고 또 periodogram 값 상호간의 상관성이 많기 때문에 3x3 AP추정법을 사용했으며, 영역 III은 눈이 덜 민감하게 작용하는 고주파 영역으로 신호의 성분을 다소 잃더라도 잡음을 보다 더 효율적으로 제거하기 위해서 5x5 AP추정법을 사용했다. 또한 α_1, α_2 는 잡음을 좀더 제거하기 위한 하중치로 1보다 작은 값을 주어야 한다. 이러한 (16)식의 추정법을 LAP(locally averaged periodogram) 추정법이라 칭한다.

3. 블록화 현상제거

계산량을 줄이기 위해서 스칼라 Wiener 필터는 전 영상을 몇개의 작은 블록들로 나누고 나서 각 블록 단위로 필터링을 수행 한 뒤 다시 결합하는데, 이때 블록간의 불연속성 때문에 블록화 현상이 생기게 된다. 이런 현상은 각 블록들을 겹쳐 처리하면 어느정도 제거시킬 수 있다.¹¹⁾ 본 논문에서는 각 블록들이 수평 및 수직 방향으로 단순히 반 주기씩 겹치도록 하여 처리한 후, 4중으로 중복된 값들의 평균을 최종으로 취하는 방법을 선택하였다. 이와 같이 오버랩핑후 (16)식의 LAP 추정법을 적용한 것을 OLAP(overlapped LAP) 추정법이라 칭한다.

IV. 시뮬레이션 결과 및 검토

스칼라 wiener 필터링을 수행하는데 필요한 전력 스펙트럼을 적응적으로 추정하기 위해 본 논문에서 제안한 LAP추정법과 OLAP(overlapped LAP) 추정법의 성능을 조사하고자 백색 가우시 잡음이 가산된 8비트 256x256 GIRL 영상 및 CRONKITE 영상을 실험영상으로 선택하였다. 또한 DCT 고속 알고리즘은 Chen 알고리즘을 사용하였다. 한편, 성능 비교를 위한 기존의 필터들로, 공간 영역에서는 5x5 Lee 필터를, 변환 영역에서는 (12)~(13)식의 비적용 방법과 (14)식의 periodogram 추정법을 선택하였다. 먼저 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 SNR 이득을 비교하고, 처리된 영상을 디스플레이 장치에 출력시켜 직접 눈으로 품질을 비교하는 주관적 성능 검사도 병행하였다. 객관적 성능 평가의 척도로 사용되는 SNR 이득은 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} \text{SNR gain} &= 10 \log_{10} \frac{\text{output SNR}}{\text{input SNR}} \\ &= 10 \log_{10} \frac{\sigma_x^2 / \sigma_n^2}{\sigma_x^2 / \sigma_n^2} \end{aligned} \quad (17)$$

여기서 σ_x^2, σ_n^2 은 각각 영상의 전체 분산 및 잡음의 전력이고 σ_n^2 은 재생오차 전력을 나타낸다.

$$\sigma_n^2 = \frac{1}{256 \times 256} \sum_{i=1}^{256} \sum_{j=1}^{256} (x(i, j) - \hat{x}(i, j))^2 \quad (18)$$

(16)식의 LAP 추정법에서 하중치를 너무 작게 하면 에지에 관한 정보가 상실되기 때문에 적절히 선택되어야 하는데, 주관적 실험결과 $\alpha_1=0.9, \alpha_2=0.8$ 이 적당하였다. 또한 역치 Th_1, Th_2 는 눈의 특성을 고려하기 위해 도입된 값으로 Th_1, Th_2 가 커질수록 블록화 현상은 줄어드나 잡음이 잘 제거되지 않고, 작아질수록 잡음은 잘 제거되나 블록화 현상이 심하게 나타난다. 주관적 실험결과 $Th_1=4, Th_2=8$ 로 하는 것이 적절하였다.

GIRL 영상에 대하여, 여러가지 SNR에 따른 각 필터들의 SNR 이득을 표 1 과 그림 4 에 나타내었다. 여기서 알 수 있듯이 제안된 LAP 추정법이 기존의 5×5 Lee 필터나 비적응 추정법 보다 약 1.1~1.5dB 가량 성능이 개선되었음을 볼 수 있으며, 또한 블록화 현상을 제거하기 위해서 도입한 OLAP 추정법이 오버랩핑 하지 않은 LAP 추정법 보다 약 0.6~0.8dB, Lee 필터나 비적응 추정법보다 약 1.7~2.3dB 가량 향상되었음을 볼 수 있다. 한편 비적응 추정법에 의한 필터링은 Lee 필터와 거의 비슷한 성능을 보이고 있다.

표 1. GIRL 영상에 대한 여러가지 SNR에 따른 필터들의 성능

Table 1. Performance of some filters according to various input SNR for GIRL.

filtering method		SNR gain (dB)	input SNR		
			0 dB	5 dB	10dB
Lee filter (5×5)			9.61	7.61	5.41
scalar Wiener filter (DCT)	non-adaptive		9.57	7.75	5.54
		periodogram	4.23	3.81	3.18
	adaptive	LAP	10.83	8.75	6.55
		OLAP (overlapped)	11.67	9.44	7.12

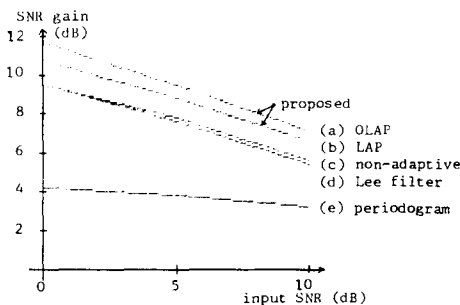


그림 4. 표 1에서 조사된 필터들의 성능비교
Fig. 4. Performance comparison of some filters shown in table 1.

며, periodogram 추정법은 예상대로 성능이 매우 나쁨을 볼 수 있다.

앞에서 조사한 SNR 이득과 함께 주관적 평가를 하기 위해 입력 SNR이 10dB인 GIRL 영상을 처리한 후 복원된 영상을 디스플레이 장치에 출력시킨 결과를 그림 5에 나타내었다. (a)는 잡음으로 손상된 영상이며, (b)와 (c), (d)는 각각 5×5 Lee 필터와, 비적응 추정법, periodogram 추정법에 의한 필터링 결과이며, (e)와 (f)는 본 논문에서 제안된 LAP 추정법과 OLAP 추정법에 의한 필터링 결과이다. 여기서도 역시 화질 면에 있어서 제안된 LAP 추정법과 OLAP 추정법이 가장 우수함을 볼 수 있다. 공간 적응 필터인 Lee 필터의 재생영상은 배경 부분에서는 비적응 추정법에 의한 재생영상 보다 약간 더 좋지만, 에지 근처의 잡음은 제거되지 않은 상태로 남아있다. 그리고, periodo-



(a) Noisy Image

(b) Lee Filter



(c) Non-adaptive Wiener

(d) Periodogram-adaptive



(e) LAP-adaptive

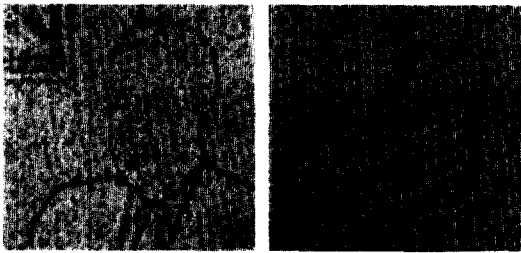
(f) OLAP-adaptive

그림 5. GIRL 영상에 대한 잡음섞인 영상 및 재생영상 (입력 SNR=10dB)

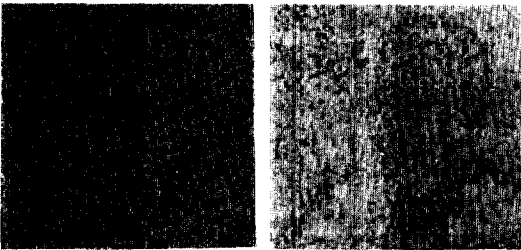
Fig. 5. Noisy and restored images for GIRL (input SNR=10dB).

gram 추정법에 의한 재생영상은 전반적으로 잡음이 많이 남아 있음을 볼 수 있다. 한편 LAP 추정법인 경우 기존 필터들에 비해 화질은 훨씬 깨끗하지만 미세한 블러화 현상을 볼 수 있다. 이에 반해 (f)의 OLAP 추정법의 경우 화질이 깨끗할 뿐만아니라 블러화 현상도 거의 제거 되었음을 볼 수 있다. 특히 배경 부분에서는 공간 필터에서 얻을 수 없는 깨끗한 화질을 얻을 수 있었다.

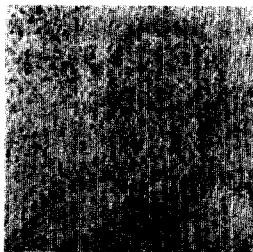
이들의 관계는 그림 6의 차영상을 보면 더욱 확실히 알 수 있다. 차영상은 원영상과 재생영상과의 차의 값에 4 배에 128을 더해준 값을 출력시킨 것이다. 여기서도 역시 제안된 방법으로 필터링된 (d), (e)가 기존의 방법으로 필터링된 (a), (b)에 비해 훨씬 개선 되었음을 볼 수 있다. 비교적 에지 정보를 잘 보존한다고 알려



(a) Lee filter (b) Non-adaptive wiener



(c) Periodogram-adaptive (d) LAP-adaptive



(e) OLAP-adaptive

그림 6. 그림 5의 재생영상에 대한 차영상(바이어스=128, 증폭=4)
 Fig. 6. Error images for the restored images shown in Fig.5.
 (bias = 128, amplification = 4).

진 Lee 필터는 에지 부근의 잡음을 잘 제거하지 못함을 볼 수 있지만, 제안된 방법에 의한 (d)와 (e)는 에지를 잘 보존함과 동시에 에지 부근의 잡음도 잘 제거했음을 볼 수 있다. 한편 비적용 추정법에 의한 (b)는 에지 부근에서 오차가 큰 것으로 보아 국부적 특성을 살릴 수 없음을 알 수 있으며, periodogram 추정법에 의한 (c)는 잡음에 상당히 약함을 알 수 있다.

또한, CRONKITE 영상에 대한 실험결과는 표 2 및 그림 7~9과 같다. GIRL 영상의 경우와 마찬가지로 OLAP 추정법에 의한 재생영상의 품질이 대단히 우수한 것을 볼 수 있다.

표 2. CRONKITE 영상에 대한 여러가지 SNR에 따른 필터들의 성능

Table 2. Performance of some filters according to various input SNR for CRONKITE.

filtering method		SNR gain (dB)	input SNR		
			0 dB	5 dB	10dB
Lee filter (5 × 5)			10.81	9.52	7.88
scalar Wiener filter (DCT)	non-adaptive		12.21	10.24	8.39
	adaptive	periodogram	4.47	4.33	4.10
		LAP	12.88	11.57	10.06
		OLAP (overlapped)	14.09	12.60	10.98

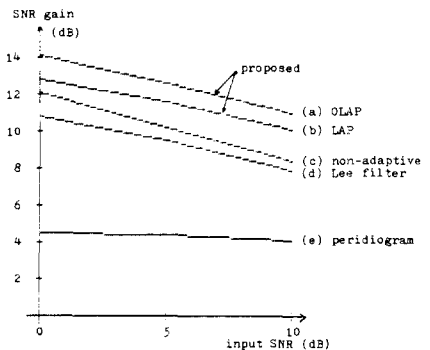


그림 7. 표 2에서 조사된 필터들의 성능비교
 Fig. 7. Performance comparison of some filters shown in table 2.

V. 결 론

영상 신호에 백색 가우스 잡음이 섞인 상황에서 비적용 필터링을 행하는 경우 스칼라 DCT-Wiener 필터가 비교적 다른 필터들에 비해 우수한 성능을 나타



(a) Noisy image (b) Lee filter



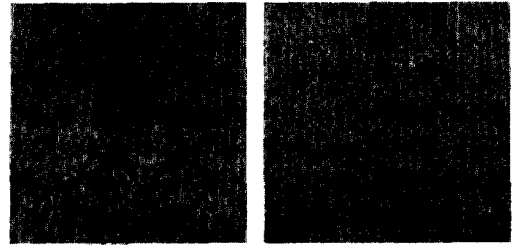
(c) Non-adaptive wiener (d) Periodogram-adaptive



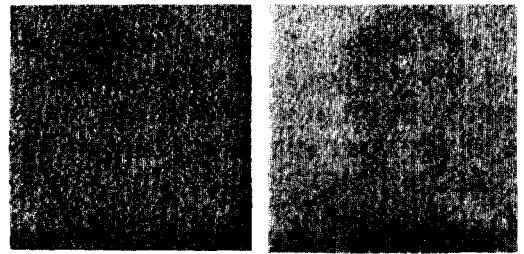
(e) LAP-adaptive (f) OLAP-adaptive

그림 8. CRONKITE 영상에 대한 잡음섞인 영상 및 재생영상(입력SNR=10dB)
 Fig. 8. Noisy and restored images for CRONKITE (input SNR=10dB).

내고 있지만 국부적 특성을 살릴 수 없다는 단점이 있다. 이런 단점을 보완하고자, 본 논문에서는 DCT 영역에서 각 블록내의 주파수 영역에 따라 특이하게 진력 스펙트럼을 추정하는 적응 스칼라 Wiener 필터링 방법을 제안하였다. GIRL 및 CRONKITE 영상을 대상으로 시뮬레이션 해본 결과, 제안된 LAP 스펙트럼 추정법에 의한 필터링 결과가 기존의 Lee 필터나 비적응 필터링 방법에 의한 결과보다 배경에서는 물론 예지 근처에서도 훨씬 우수한 성능을 나타내었다. 또한 LAP 추정법의 경우 배경부근에 약간의 블록화 현상이 존재하지만, 각 블록들을 오버랩핑을 한 후 LAP 추정법으로 필터링을 수행함으로써 블록화 현상이 거의 제거된 선명한 화질의 재생영상을 얻었다. 앞으로



(a) Lee filter (b) Non-adaptive wiener



(c) Periodogram-adaptive (d) LAP-adaptive



(e) OLAP-adaptive

그림 9. 그림 8의 재생영상에 대한 차영상(바이어스=128, 증폭=4)
 Fig. 9. Error images for the restored images shown in Fig. 8. (bias=128, amplification=4).

보다 더 좋은 화질의 재생영상을 얻기 위해서는 공간 영역에서의 필터링 방법보다는 변환 영역에서의 필터링 방법에 대하여 더 많이 연구되어야 할 것이다. 한편 영상복원을 위해 제안된 본 논문의 필터링 방법은 전송 데이터량 감축을 위해 사용되는 변환부호화(transform coding)의 데이터 감축기(source encoder)와 기본적 구조가 유사하기 때문에 큰 복잡도 없이 영상감축 분야에서도 쉽게 응용될 수 있다.

参 考 文 献

[1] J.W. Woods and C.H. Radewan, "Kalman filtering in two dimension", *IEEE Trans. Inform. Theory*, IT-23, pp. 473-482, 1977.

- [2] S.A. Rajala and R.J.P. de Figueiredo, "Adaptive non-linear image restoration by modified Kalman filtering approach", *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, ASSP-29, pp. 1033-1042, 1981.
- [3] M.G. Strintzis, "Dynamic representation and recursive estimation of cycle and two-dimensional processes", *IEEE Trans. Auto. Control*, AC-23, pp. 801-808, 1978.
- [4] Y.H. Yum and S.B. Park, "Optimum recursive filtering of noisy two-dimensional data with sequential parameter identification", *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, PAMI-5, pp. 337-344, 1983.
- [5] W.K. Pratt, *Digital Image Processing*, John Wiley & Sons, 1978.
- [6] M.P. Ekstrom, *Digital Image Processing Techniques*, Academic Press, 1984.
- [7] A. Rosenfeld and A.C. Kak, *Digital Picture Processing*, Academic Press, 1982.
- [8] W.K. Pratt, "Generalized Wiener filtering computation techniques", *IEEE Trans. Comput.*, C-21, pp. 636-641, 1972.
- [9] W.K. Pratt and F. Davarian, "Fast computational techniques for pseudoinverse and Wiener image restoration", *IEEE Trans. Comput.*, C-26, pp. 571-580, 1977.
- [10] A.K. Jain, "Application of two dimensional spectral estimation in image restoration", *IEEE Conf. ICASSP*, pp. 1113-1116, 1981.
- [11] J.S. Lim, "Image restoration by short space spectral subtraction", *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, ASSP-28, pp. 191-197, 1980.
- [12] N.C. Kim, A Study on Image Data Compression Based on a Generalized Covariance Model, *Ph. D. Dissertation*, KAIST, 1984.
- [13] Y.K. Kim, On the Scalar Wiener Filter for Image Restoration, *M.S. Thesis*, KAIST, 1984.
- [14] D.T. Kuan and A.A. Sawchuk, "Adaptive noise smoothing filter for image with signal-dependent noise", *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, PAMI-7, pp. 165-177, 1985.
- [15] J.S. Lee, "Digital enhancement and noise filtering by use of local statistics", *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, PAMI-2, pp. 165-168, 1980.
- [16] J.S. Lee, "Refined filtering of image noise by using local statistics", *Comput. Graphics Image Processing* 4, pp. 380-389, 1981.
- [17] P. Chan and J.S. Lim, "One-dimensional processing for adaptive image restoration", *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, ASSP-33, pp. 117-126, 1985.
- [18] A.V. Oppenheim and R.W. Schaffer, *Digital Signal Processing*, Prentice-Hall, 1975.
- [19] N. Ahmed, T. Natarjan and K.P. Rao, "Discrete cosine transform", *IEEE Trans. Comput.*, C-23, pp. 90-93, 1974.
- [20] W.H. Chen, C.H. Smith and S. Fralick, "A fast computational algorithm for the discrete cosine transform", *IEEE Trans. Commun.*, COM-25, pp. 1004-1009, 1977.
- [21] B.G. Lee, "A new algorithm to compute the discrete cosine transform", *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal processing*, ASSP-32, pp. 1234-1245, 1984.
- [22] J. Markhoul, "A fast cosine transform in one and two dimensions", *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, ASSP-28, pp. 27-34, 1980.
- [23] W.H. Chen and W.K. Pratt, "Scene adaptive coder", *IEEE Trans. Commun.*, COM-32, pp. 225-232, 1984.
- [24] S.B. Kim, A Study on the Performance of Transform Codings, *M.S. Thesis*, KAIST, 1982.
- [25] A.G. Teschen and R.V. Cox, "An adaptive transform codings algorithm", *IEEE Conf. ICC*, pp. 47.20-47.25, 1976.