

論文96-33B-11-8

신호 부공간 기법을 이용한 영상 화질 향상

(Image Quality Enhancement using Signal Subspace Method)

李起承*, 都元*, 尹大熙*

(Ki-Seung Lee, Doh-Won, and Dae-Hee Youn)

요 약

본 논문에서는 백색 가우시안 잡음에 의해 손상된 영상 신호를 복원하기 위한 새로운 알고리즘을 제안하였다. 제안된 기법은 영상 신호를 몇개의 서브 블럭으로 분할하고 신호 부공간 기법을 사용하여 각 블럭단위로 잡음 부공간 신호와 신호 부공간 신호를 분리한 후, 신호 부공간에 해당하는 성분에 대해 적응 Wiener 필터링을 수행함으로써 본래의 영상 신호를 추정하도록 하였다. 잡음 부공간과 신호 부공간의 분리는 주어진 잡음 영상으로부터 공분산 행렬을 구하고, 이를 고유 분해함으로써 얻어지는 고유벡터를 이용하여 블럭단위 KLT(Karhunen Loève Transformation)을 수행하여 구현된다. Wiener 필터링의 수행은 시각적인 잡음 레벨과 왜곡을 감소시키기 위해, 블럭의 동적인 특성에 따라 잡음 레벨을 적응적으로 조절하도록 하였다. 컴퓨터를 이용한 모의 실험 결과, 제안된 방법의 유용성을 확인할 수 있었으며 기존 방법에 비해 번짐 현상(blurring effect)이 감소된 우수한 화질의 영상을 얻을 수 있었다.

Abstract

In this paper, newly developed algorithm for enhancing images corrupted by white gaussian noise is proposed. In the method proposed here, image is subdivided into a number of subblocks, and each block is separated into components corresponding to signal and noise subspaces, respectively through the signal subspace method. A clean signal is then estimated from the signal subspace by the adaptive Wiener Filtering. The decomposition of noisy signal into noise and signal subspaces is implemented by eigendecomposition of covariance matrix for noisy image, and by performing blockwise KLT(Karhunen Loève Transformation) using eigenvector. To reduce the perceptual noise level and distortion, Wiener Filtering is implemented by adaptively adjusting noise level according to activity characteristics of given block. Simulation results show the effectiveness of proposed method. In particular, edge blurring effects are reduced compared to the previous methods.

I. 서 론

영상의 화질 향상(image enhancement)은 디지털 신호 처리 알고리즘을 이용하여 주어진 영상 신호를 특정 용도에 적합하도록 처리하는 기법을 말한다^[1-5,11]

* 正會員, 延世大學校 電子工學科 音響, 音聲, 및 信號處理 研究室

(A.S.S.P. Lab, Dept. of Electronic Engineering Yonsei University, Seoul)

接受日字: 1995年8月5日, 수정완료일: 1996年10月25日

¹. 이러한 화질 향상의 대표적인 예로는 지나치게 어둡거나 밝은 영상을 균일한 휘도 분포를 갖도록 처리함으로써 시각적으로 보기 쉬운 영상으로 변환시키는 히스토그램 등화(histogram equalization) 기법^[1-3]과, 패턴 인식(pattern recognition)의 전처리 과정으로서, 영상내의 선, 윤곽등을 강조하기 위한 경계 강조(edge enhancement) 기법^[2,3] 등을 들 수 있다. 이와 더불어, 실제 환경에서 가장 널리 사용되는 영상 향상 기법은 잡음에 의해 손상된 영상을 본래의 영상으로 복원하는 기법이다. 영상 신호내의 잡음은 신호 전송

과정에서 통신 채널에 유입되는 잡음과 카메라, VCR에서 발생하는 영상 데이터의 수정, 저장 과정상의 잡음으로 구분할 수 있다^[2,3]. 영상 신호내의 잡음은 영상 자체의 인지도를 떨어뜨릴 뿐아니라 패턴 인식과 같은 영상 처리 응용에서 급격한 성능 저하를 가져오는 요인이 된다. 이러한 잡음을 제거하기 위한 대표적인 연구로서, 2차원 저역 여파 기법 (2D-low pass filtering)^[1,2,3], 인접 평균 (neighborhood averaging) 기법^[1,2,3], 메디안 필터(median filter)를 이용한 기법^[1,2,3,4]을 들 수 있다. 이러한 기법들은 잡음의 레벨이 비교적 낮은 경우 우수한 성능을 보이지만, 손상된 영상의 신호대 잡음비 (SNR)가 낮아질수록 고주파 성분에 대한 감쇄정도가 증가하여, 영상내의 선, 윤곽이 번져서 나타나는 블러링 (blurring) 현상이 단점으로 나타난다. 이러한 문제점을 해결하기 위한 연구로서 Bouman 등은 MAP (maximum a posteriori) 추정 방법을 이용하여 엷지 성분을 보존하면서 필터링을 수행하는 영상 향상 방법을 제안하였다^[5].

본 논문에서는 백색 가우시안 잡음에 의해 손상된 영상을 향상시키기 위한 기법으로, 시각적인 잡음 레벨을 줄이고, 블러링 현상을 감소시킬 수 있는 새로운 알고리즘을 제안하였다. 이러한 알고리즘은 신호 부공간 기법 (signal subspace method)^[6]을 2차원 영상 신호에 확장 적용하고, 시각 특성을 고려한 블럭 적용 Wiener 필터를 이용하여 구현하였다.

영상 신호에 대한 신호 부공간 기법은 잡음 영상을 $N \times N$ 크기의 서브블록으로 나누고 이를 N^2 차원 공간상의 벡터 신호로 모델링한 후 벡터가 존재하는 N^2 차원 공간을 서로 직교하는 잡음 부공간 (noise subspace) 과 신호 부공간 (signal subspace) 으로 분리하는 것으로 설명될 수 있다.

이러한 신호 부공간 기법은 주로 주파수 추정 (frequency estimation)^[6,7] 과 M-ary 검출^[6] 등과 같은 레이더, 소나 신호처리에 널리 사용되고 있으며 최근에는 이를 음성 신호에 적용시켜 비선형 예측 (nonlinear prediction)^[8] 및 음질 향상 (speech enhancement) 기법^[9]에 이용하는 연구가 폭넓게 진행되고 있다.

벡터 공간의 분리는 무잡음 영상 신호를 구성하는 블럭이 통계적으로 구조화된 특성을 갖는 반면 잡음이 포함된 영상 신호는 통계적인 자유도 (statistical freedom)가 크다는 사실에 근거를 두고 있다. 이러한

사실은 잡음이 포함된 영상 신호의 공분산 행렬이 전계수 (full rank)를 갖는 반면, 무잡음 영상 신호의 공분산 행렬은 이보다 낮은 계수로 근사화되는 것으로 증명된다. 따라서 잡음에 의해 손상된 영상 신호를 블럭으로 분할하여 이들 블럭에 대한 공분산 행렬을 구하고 이 행렬을 고유분해 하였을때 고유치의 크기가 잡음의 분산과 동일한 값을 갖는 고유벡터들은 잡음 부공간을 이루는 기저 벡터(basis vector)로 간주할 수 있으며 잡음의 분산보다 큰 값을 갖는 고유치에 해당하는 고유벡터들은 신호와 잡음이 함께 존재하는 신호 공간을 이루는 기저 벡터로 간주할 수 있다. 이는 신호 부공간의 분리가 잡음 영상에 대한 KLT(Karhunen Loève Transformation)를 통해 실제적으로 구현됨을 의미한다^[6].

신호 부공간에 해당하는 성분에서 본래의 영상 신호를 추정하기 위해 본 논문에서는 선형 추정 기법인 Wiener 필터를 사용하였다. 신호 부공간 기법에 근거한 모델링에 따라, Wiener 필터는 잡음 신호의 파워 대 원 신호의 파워로 주어지는 이득값을 신호 부공간에 해당하는 각 KLT 계수에 곱함으로써 구현된다. 이때 이득값에 포함되는 잡음의 파워를 전체 블럭에 대해 모두 동일하게 설정하는 경우, 블럭의 지역적 특성을 고려하지 못하므로 처리된 영상의 화질이 저하된다. 본 논문에서는 블럭의 지역적 특성에 따라 잡음의 양을 가변시키는 블럭 적용 Wiener 필터를 제안 하였다. 제안된 적용 Wiener 필터는 시각적 인지도를 고려하여 각 블럭에 대한 잡음의 양이 결정 되도록 하였으며, 이로부터 영상의 세밀한 특성을 그대로 보존시키면서 인지되는 잡음의 양을 감소시킬 수 있는 특징을 갖는다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 서론에 이어 2장에서는 신호 부공간에 대한 기본적인 이론을 설명하고, 3장에서는 제안된 영상 향상 기법의 세부적인 내용을 제시한다. 4장에서는 컴퓨터를 이용한 모의 실험 과정과 결과를 제시하고 5장의 결론으로 본 논문을 끝맺는다.

II. 신호 부공간 이론

1. 신호 및 잡음에 대한 선형 모델

본 장에서는 신호 부공간 기법에 근거한 신호와 잡음의 모델링 방법을 제시하며, 이러한 모델링을 통해 주어진 잡음 신호로부터 서로 직교하는 신호 공간과

잡음 공간을 분리하는 방법을 살펴 보기로 한다. 기존의 신호 부공간 이론은 어레이 센서로부터 얻어진 신호나 음성 신호와 같은 1 차원적 신호를 대상으로 하기 때문에, 2차원 영상 신호를 1차원적인 신호로 간주하여 해석해야 한다. 이를 위해, 본 논문에서는 주어진 영상신호를 $N \times N$ 크기의 서브블록으로 분할하고 각 블록을 ($N/2 \times I$) 행렬로 재구성하여, N^2 차원 벡터 신호로 간주하였다. 잡음이 존재하지 않는 깨끗한 영상을 구성하는 벡터 X 에 대해 선형 모델을 적용하면 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$X = \sum_{m=1}^M k_m v_m \quad (1)$$

식 (1)에서 v_1, \dots, v_M 은 N^2 차원 기저 벡터 (basis vector) 들로, 서로 선형 독립 (linearly independent) 이라고 가정한다. 또한 k_m 은 m 번째 기저 벡터성분의 크기를 나타낸다. 일반적인 영상 신호의 경우 식 (1)의 기저 벡터수 M 은 벡터 X 의 차원 N^2 보다 작은값을 갖는다. 이는 블록 단위 이산 여현 변환(discrete cosine transformation ; DCT)에 바탕을 둔 선형 변환 부호화 (transform coding) 알고리즘을 통해 입증될 수 있다. 즉, 변환 부호화의 정보 압축은 낮은 차수의 변환 계수에 대부분의 에너지가 집중되어 분포하는 특성을 이용한 것으로, 낮은 차수에 해당하는 몇개의 변환 계수만을 가지고 다시 신호를 복원해도 영상의 시각적인 화질 저하는 거의 발생하지 않게 된다. 이러한 사실은 무잡음 영상신호의 각 블록이 낮은 차원의 벡터 신호로 모델링이 가능함을 의미하는 것이다. 식 (1)을 행렬식으로 나타내면 다음과 같다.

$$X = V k \quad (2)$$

여기서 $V = [v_1, \dots, v_M]$ 는 기저 벡터 행렬을 나타내며 $k = [k_1, \dots, k_M]^T$ 는 변환 계수 벡터를 나타낸다. 벡터 X 에 대한 공분산 행렬은 다음과 같이 주어진다.

$$R_{xx} = E\{XX^H\} = V R_{kk} V^H \quad (3)$$

(H)는 conjugate transpose를 나타내며 R_{kk} 는 변환 계수의 공분산 행렬을 나타낸다. 식 (1)을 통해, 무잡음 영상 신호의 블록으로부터 얻어진 공분산 행렬 R_{xx} 는 M 계수 (rank) 를 갖음을 알 수 있다. 한편

잡음이 존재하는 영상 신호에 대한 블록을 벡터 Y 로 나타내면, 이에 대한 선형 모델은 다음과 같다.

$$Y = X + n = V k + n \quad (4)$$

잡음 벡터 n 이 신호와 상호 무관하다면 벡터 Y 에 대한 공분산 행렬은 다음과 같다.

$$R_{yy} = E\{YY^H\} = R_{xx} + R_{nn} \quad (5)$$

행렬 R_{yy}

가 positive definite 하다면, 이 행렬에 대한 고유 분해는 아래식과 같다^[10].

$$R_{yy} = U_y \Lambda_y U_y^H \quad (6)$$

여기서 $U_y = [u_1, \dots, u_{N^2}]$ 와 $\Lambda_y = \text{diag}[\lambda_y(1), \dots, \lambda_y(N^2)]$ 는 각각 고유벡터 (eigenvector) 행렬과 고유치(eigenvalue) 행렬을 나타낸다. 인가된 잡음이 백색 잡음이라면 잡음 벡터에 대한 고유 벡터는 N^2 차원 공간상에서 서로 직교하는 임의의 벡터들로 가정할 수 있으므로, 무잡음 신호에 대한 고유 벡터와 동일하고, 잡음 벡터의 고유치는 모두 동일한 값을 갖는다고 가정할 수 있다. 따라서 식 (6)의 고유치 대각 행렬 Λ_y 는 다음과 같이 신호 성분과 잡음 성분으로 분리하여 나타낼 수 있다.

$$\Lambda_y = \begin{bmatrix} \Lambda_s & 0 \\ 0 & \Lambda_n \end{bmatrix} \quad (7)$$

행렬 Λ_y 를 구성하는 부행렬(submatrix) Λ_s 와 Λ_n 은 다음과 같다.

$$\Lambda_s \text{diag}[\lambda_x(1) + \sigma_n^2, \dots, \lambda_x(M) + \sigma_n^2], \quad (8)$$

$$\Lambda_n \text{diag}[\sigma_n^2, \dots, \sigma_n^2]. \quad (9)$$

여기서 $\lambda_x(m)$ 는 공분산 행렬 R_{xx} 의 m 번째 고유치를 나타내며 σ_n^2 는 인가된 잡음의 분산을 나타낸다. 식 (7)~(9)에 따라 잡음 공간과 신호 공간의 분리는 먼저 주어진 벡터의 공분산 행렬을 구하고, 이를 고유 분해하여 얻어지는 고유치를 잡음 신호의 분산과 비교함으로써 이루어 짐을 알 수 있다. 즉, 신호 벡터가 존재하는 공간은 고유치가 잡음의 분산보다 큰 값을 갖는 고유 벡터들로 구성되며, 잡음만이 존재하는 공간은 잡음

의 분산과 동일한 값을 갖는 고유치에 해당하는 고유 벡터들로 구성된다. 이로부터 식 (6)의 고유 벡터 행렬 U_s 는 다음과 같이 신호 공간을 구성하는 벡터 행렬 U_s 와 잡음 공간을 구성하는 벡터 행렬 U_n 으로 분리하여 나타낼 수 있다.

$$U = [U_s \ U_n] \tag{10}$$

여기서

$$U_s = \{ \mathbf{u}_i ; \lambda_y(i) > \sigma_n^2 \}, \tag{11}$$

$$U_n = \{ \mathbf{u}_i ; \lambda_y(i) \leq \sigma_n^2 \}. \tag{12}$$

벡터 행렬 U_s, U_n 에 따라 잡음 영상에 대한 임의의 벡터 Y 를 신호 공간에 해당하는 성분 Y_s 와 잡음 공간에 해당하는 성분 Y_n 으로 분리하면 다음과 같다.

$$Y = Y_s + Y_n = U_s U_s^H Y + U_n U_n^H Y \tag{11}$$

윗식의 $U_s^H Y$ 는 벡터 Y 를 신호 공간에 해당하는 고유 벡터에 사영(projection)하는 것을 나타낸다. 이로부터 실제적인 벡터 공간의 분리는 고유 벡터를 기저 벡터로 이용하는 KLT (Karhunen Loève Transformation)를 통해 이루어짐을 알 수 있다.

III. 무잡음 영상 신호의 추정

본 논문에서 제안된 영상 향상 기법의 블록도를 그림 1에 나타내었다. 먼저 신호 부공간과 잡음 부공간의 분리를 위하여 공분산 행렬에 대한 고유 분해를 수행하고 여기서 얻어지는 고유 벡터로 KLT를 수행한다. 신호 부공간에 해당하는 각 KLT 계수에 대해 블럭의 특성을 고려한 적응 Wiener 필터링을 수행한다. 필터링된 각 KLT 계수는 역 KLT를 통해 원래의 영상 신호로 복원된다. 제안된 기법의 세부적인 내용을 살펴보면 다음과 같다.

1. 블럭의 크기와 잡음 분산 추정

신호 부공간 기법을 2차원 영상 신호에 적용하기 위해서는 두가지 문제가 고려되어야 한다. 첫번째로 신호 부공간 기법이 적용되는 블럭의 크기를 지정하는 문제이다. 신호 부공간 분리는 전체 영상 신호를 하나의 벡터로 간주하여 수행하는 방법과 하나의 영상을 블럭으로 분할하여 각 블럭 단위로 수행하는 방법 2가지 경

우를 생각할 수 있다.

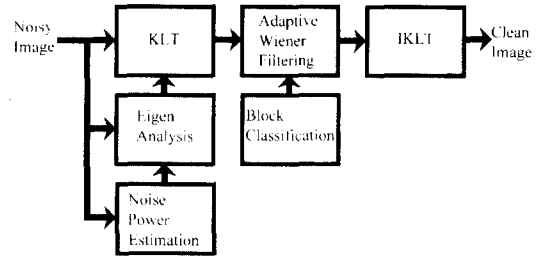


그림 1. 제안된 영상 향상 기법의 블록도

Fig. 1. Blockdiagram of proposed image enhancement method.

전자의 방법은 영상의 크기가 증가할수록 공분산 행렬의 크기가 크게 증가하여 이에 따른 고유 벡터와 고유치의 계산에 많은 계산량이 요구된다. 예로서, 512×512 크기를 갖는 영상의 경우, 공분산 행렬은 262144×262144 (행 \times 열) 라는 매우 큰 크기를 갖는다. 이러한 계산량의 감소와 영상의 지역적인 특성(local characteristic)을 반영한 잡음 제거를 위해 본 논문에서는 블럭 단위 처리 (blockwise processing) 기법을 도입하였다. 계산량과 지역적 특성의 2가지면을 고려한다면 블럭의 크기는 작을수록 유리함을 알 수 있다. 그러나 블럭의 크기가 지나치게 작은 경우, 무잡음 영상 신호의 블럭이라 할지라도 구조화된 블럭 특성을 상실하게 되어 잡음 영상에서와 같이 통계적 자유도(statistical freedom)가 증가하게 된다. 이는 블럭의 크기가 작아질수록 공분산 행렬의 계수(rank)가 전계수(full rank)에 가까워짐을 의미한다. 따라서 극도로 작은 블럭에 대해서는 신호 부공간과 잡음 부공간의 분리가 불가능하게 된다. 본 논문에서는 최적의 블럭 크기를 구하기 위해 블럭의 크기를 변화시키며 성능을 비교하는 실험을 수행하였으며, 이에 대한 자세한 결과를 4장에서 제시하였다.

또 한가지 고려해야할 사항은 주어진 잡음 영상으로부터 잡음의 분산을 구하는 것이다. 앞장에서 제시한 바와 같이, 잡음 공간과 신호 공간의 분리는 실제적으로 공분산 행렬의 고유치를 잡음의 분산 σ_n^2 과 비교함으로써 이루어진다. 따라서 잡음 분산의 추정은 올바른 신호/잡음 공간의 분리를 위해 매우 중요하다. 이러한 잡음 분산은 잡음에 대한 사전 정보가 없는 경우, 주어진 잡음 영상만으로 구해야 된다는 제약이 따른다. 본 논문에서는 주어진 잡음 영상으로부터 비교적 높은 정밀

도로 잡음의 분산을 추정하기 위해 Pun이 제안한 방법^[11]과 유사한 기법을 사용하였다. 이 방법은 잡음 영상 내에서 균일한 휘도 레벨이 연속적으로 나타나는 영역의 지역 분산 (local variance)이 주로 잡음 신호에 의한 것으로 간주할 수 있다는 사실에 바탕을 두고 있다. 제안된 잡음 분산의 추정 기법은 다음과 같다. 먼저 각 블럭에 대한 분산을 구하고, 이 분산을 임계치 T 와 비교한다. 이때 블럭의 분산이 임계치를 넘지 못하는 경우, 주어진 블럭을 잡음 블럭(noise block)으로 지정하여 해당위치의 마스크 (Mask)값을 1로 한다.

$$W(i, j) = \begin{cases} 1, & \sigma^2_{(i, j)} \leq T \\ 0, & \text{elsewhere} \end{cases} \quad (12)$$

식 (12)에서 $W(i, j)$ 은 (i,j)번째 블럭에 대한 마스크값을 나타내며, $\sigma^2_{(i, j)}$ 는 (i,j)번째 블럭에 대한 분산값을 나타낸다. 잡음의 분산은 잡음 블럭으로 지정된 블럭들에 대해 평균 분산을 구함으로써 얻어진다. 이를 식으로 나타내면 아래와 같다.

$$\sigma_n^2 = \frac{1}{N} \sum_i \sum_j W(i, j) \sigma^2_{(i, j)} \quad (13)$$

윗식에서 N 은 잡음 블럭으로 판정된 블럭의 전체 갯수를 나타낸다.

2. 무잡음 신호의 추정

2 장의 식 (8) 로부터, 신호 부공간에 해당하는 KLT 계수는 신호 성분과 함께 잡음 성분이 함께 존재함을 알 수 있다. 이러한 신호와 잡음이 함께 존재하는 신호 부공간의 KLT계수에서 신호 성분만을 추정하기 위해 본 논문에서는 선형 추정 (linear estimation) 기법을 이용하였다. 선형 추정을 행렬식 형태로 나타내면 다음과 같다.

$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{H}\mathbf{y} \quad (14)$$

여기서 \mathbf{H} 는 선형 시스템을 나타내는 행렬이며, $\hat{\mathbf{x}}$ 는 추정된 신호를 나타낸다. 최적 행렬 \mathbf{H}^* 는 $\hat{\mathbf{x}}$ 와 clean 신호 \mathbf{x} 와의 평균 자승 오차 $D(\mathbf{H})$ 가 최소화되도록 얻어진다.

$$\mathbf{H}^* = \min_{\mathbf{H}} D(\mathbf{H}),$$

여기서

$$D(\mathbf{H}) = E\{(\hat{\mathbf{x}} - \mathbf{x})(\hat{\mathbf{x}} - \mathbf{x})^H\}. \quad (15)$$

최적 행렬 \mathbf{H}^* 는 $\frac{D(\mathbf{H})}{\mathbf{H}} = 0$ 을 만족하며, 이 값은 아래와 같다.

$$\mathbf{H}^* = \mathbf{R}_{xy}\mathbf{R}_{yy}^{-1} \quad (16)$$

잡음과 신호가 상호 무관하다고 가정하면 식 (16)의 \mathbf{R}_{xy} 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{R}_{xy} = E\{\mathbf{x}\mathbf{y}^H\} = E\{\mathbf{x}(\mathbf{x} + \mathbf{n})^H\} = \mathbf{R}_{xx} \quad (17)$$

식 (17)과 식 (3), (6)을 이용하여 \mathbf{H}^* 를 나타내면 다음과 같다.

$$\mathbf{H}^* = \mathbf{R}_{xx}\mathbf{R}_{yy}^{-1} = \mathbf{U}_x \Lambda_x \mathbf{U}_x^H \mathbf{U}_y \Lambda_y^{-1} \mathbf{U}_y^H \quad (18)$$

여기서 $\mathbf{U}_y = \mathbf{U}_x$, $\mathbf{U}_x^H \mathbf{U}_x = \mathbf{I}$,

$$\Lambda_x = \text{diag} [\lambda_x(1), \dots, \lambda_x(M), 0, \dots, 0],$$

$$\Lambda_y = \text{diag} [\lambda_x(1) + \sigma_n^2, \dots, \lambda_x(M) + \sigma_n^2, \sigma_n^2, \dots, \sigma_n^2].$$

이로부터 \mathbf{H}^* 는 다음과 같다.

$$\mathbf{H}^* = \mathbf{U}_x \mathbf{G} \mathbf{U}_x^H \quad (19)$$

위에서 이득 행렬 (gain matrix) \mathbf{G} 는 아래와 같이 주어지며

$$\mathbf{G} = \text{diag} \left[\frac{\lambda_x(1)}{\lambda_x(1) + \sigma_n^2}, \dots, \frac{\lambda_x(M)}{\lambda_x(M) + \sigma_n^2} \right] \quad (20)$$

이로부터, 추정된 신호 $\hat{\mathbf{x}}$ 는 다음과 같다.

$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{U}_x \mathbf{G} \mathbf{U}_x^H \mathbf{y} \quad (21)$$

식 (21)은 신호 부공간에 해당하는 고유 벡터들로 KLT를 수행하고, 각 변환 계수에 이득값을 곱한 후, 역 KLT를 통해 신호를 추정함을 나타낸다. 이때 각 KL 계수에 대한 이득값은 식 (20) 으로부터, Wiener 필터의 이득으로 주어짐을 알 수 있다. 이득행렬에 포함된 $\lambda_x(1), \dots, \lambda_x(M)$ 은 무잡음 신호의 고유치를 나타내는 것으로, 이는 잡음 영상 신호로부터 직접적으로 얻을 수 있는 값은 아니다. 본 논문에서는 통계적인 모델에 바탕을 둔 ML (Maximum Likelihood) 방법^[7]에 의해 이 값을 추정하도록 하였다. 잡음 신호에 대한 KLT 계수는 랜덤 변수의 선형 조합(linear combination)형태로 얻어지므로, central limit 정리에

의해 가우시안 확률분포를 갖는다고 가정할 수 있다. 따라서 잡음 영상의 n 번째 KLT 계수 k_n 에 대한 조건 확률 분포 함수는 다음과 같이 주어진다.

$$p(k_n | \lambda_x(n)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} [\lambda_x(n) + \sigma_n^2]^{1/2}} \exp\left\{-\frac{k_n^2}{2[\lambda_x(n) + \sigma_n^2]}\right\} \quad (22)$$

$p(k_n | \lambda_x(n))$ 을 최대로 하는 $\lambda_x(n)$ 은 다음과 같다.

$$\lambda_x^*(n) = \operatorname{argmax} p(k_n | \lambda_x(n)) = \frac{k_n^2 - \sigma_n^2}{\lambda_x(n)} \quad (23)$$

식 (23) 의 k_n^2 은 주어진 블럭의 n번째 KLT 계수에 대한 자승값을 나타낸다. 이로부터, 추정된 무잡음 신호의 분산은 KLT 계수의 자승값에서 추정된 잡음의 분산을 감산하여 얻어짐을 알 수 있다. ML 방법에 의해 추정된 $\lambda_x(n)$ 을 이용하여 이득행렬을 나타내면 다음과 같다.

$$G' = \operatorname{diag} \left[\frac{k_1^2 - \sigma_n^2}{k_1^2}, \dots, \frac{k_M^2 - \sigma_n^2}{k_M^2} \right] \quad (24)$$

3. 블럭 적응 Wiener 필터

인간의 눈에 의해 인지되는 잡음 레벨은 영상내의 지역적인 특성에 따라 변동된다. 즉, 영상내에 명암의 변화가 크고 복잡한 영역에서는 잡음이 비교적 둔감하게 느껴지는 반면, 명암의 변화량이 거의 일정한 평탄 영역에서는 민감하게 나타난다^[12,13,14]. 본 논문에서는 이러한 시각 특성을 화질 향상 알고리즘에 도입함으로써, 시각적으로 인지되는 잡음의 양을 감소시키고 영상내의 세밀한 특성이 보존되도록 하였다. 이는 식 (20)에 제시한 각 KLT 계수의 이득을 블럭의 특성에 따라 적응적으로 조절함으로써 구현된다. 변형된 이득 행렬은 다음과 같다.

$$G_v(i, j) = \operatorname{diag} \left[\frac{\lambda_x(1)}{\lambda_x(1) + \alpha_{(i,j)}\sigma_n^2}, \dots, \frac{\lambda_x(M)}{\lambda_x(M) + \alpha_{(i,j)}\sigma_n^2} \right] \quad (25)$$

$G_v(i, j)$ 는 (i,j)번째 블럭에 대한 이득 행렬을 나타내며, 행렬에 포함된 $\alpha_{(i,j)}$ 는 n번째 KLT 계수에 대한 제어 변수(control variable)를 나타낸다. ML에 의해 추정된 $\lambda_x(m)$ 을 사용하여 다시 나타내면 다음과 같다.

$$G_v(i, j) = \operatorname{diag} \left[\frac{k_1^2 - \sigma_n^2}{k_1^2 + (\alpha_{(i,j)} - 1)\sigma_n^2}, \dots, \frac{k_M^2 - \sigma_n^2}{k_M^2 + (\alpha_{(i,j)} - 1)\sigma_n^2} \right] \quad (26)$$

식 (25), (26) 의 $\alpha_{(i,j)}$ 는 블럭내의 잡음 레벨을 조절하기 위한 파라미터로, 주어진 블럭의 특성에 따라 아래와 같은 값을 갖는다.

$$\begin{aligned} \alpha_{(i,j)} &= \alpha_{high} (\leq 1) && ; (i,j)\text{번째 블럭이 고활성(high activity) 블럭인 경우} \\ \alpha_{(i,j)} &= \alpha_{low} (> 1) && ; (i,j)\text{번째 블럭이 평탄(flat) 블럭인 경우} \end{aligned} \quad (27)$$

즉, Wiener 필터에 대한 잡음의 분산은 명암의 변화가 급격하게 일어나는 블럭에 대해서는 추정된 잡음 분산보다 작은 값을 사용하고, 반대로 명암이 균일한 블럭에 대해서는 추정된 잡음보다 큰 값이 사용된다. 이 경우, 식 (25)에서 볼 수 있듯이 α 값이 커질수록 KLT 계수에 대한 이득값은 감소하므로, 균일 블럭의 KLT 계수에 대해서는 많은 감쇄가 일어난다.

이러한 블럭 적응 Wiener 필터를 구현하기 위해서는 블럭에 대한 분류 작업이 수행되어야 하는데, 본 논문에서는 Ramamurthi 와 Gersho 에 의해 제안된 블럭 분류 기법^[15]을 사용하였다. 이 기법은 본래 분류 벡터 양자화를 수행하기 위한 전처리 과정으로 사용되어, 주어진 블럭을 평탄 (shade), 엣지(edge), 혼합(mixed), 중간(midrange)의 4 종류로 구분한다. 이중 혼합 블럭은 가로, 세로 방향의 엣지 성분이 혼재된 블럭을 나타내며, 중간 블럭은 미세한 명암의 변화가 나타나는 블럭을 나타낸다. 본 논문에서는 주어진 블럭을 평탄 및 고활성 두 종류로 분류하면 되므로, 블럭 이 shade 또는 midrange 로 분류되면 평탄 블럭으로, edge 또는 mixed 로 분류되면 고활성 블럭으로 간주하였다.

이때, 잡음 영상에 대해 직접적으로 블럭 분류를 수행하는 경우, 분류된 결과는 잡음이 포함되지 않은 무잡음 영상과 비교하여 상당히 다르게 나타난다. 이를 그림 3~4에 나타내었다. 그림 2는 본 논문에서 실험 영상으로 사용한 무잡음 Lena 영상이며, 그림 3은 이 영상에 대해 블럭 분류를 수행한 결과이다. 그림 4는 백색 가우시안 잡음 (분산=300) 이 가해진 Lena 영상에 대해 분류된 결과이다. 그림에서 보듯이 본래 shade 영역이나 midrange 로 분류되어야 할 블럭이 잡음 영상에서는 대부분 mixed 블럭으로 분류되었음을 알 수 있다. 따라서, 잡음 영상에 대해 블럭 분류를 수행하고 여기서 얻은 결과를 토대로 적응 Wiener 필터링을 수행하는 경우, 심각한 성능 저하를 가져올 수 있다. 본 논문에서는 이와 같은 그릇된 분류를 방지하기 위해, 잡음 영상으로부터 1차적으로 clean 영상 신호를 추정

하고 여기서 얻어지는 영상 신호에 대해 블럭 분류 및 적응 Wiener 필터를 수행하도록 하였다. 이때, clean 영상 신호의 추정은 식 (19)로 주어지는 Wiener 필터를 통하여 이루어진다. 그림 5에 식 (19)로 주어지는 Wiener 필터를 통해 추정된 영상 신호로부터 분류된 결과를 나타내었다. 그림 3의 결과와 상당히 근접함을 알 수 있다.

또한, 제안된 기법은 신호/잡음 부공간의 결정에 사용되는 잡음의 분산값을 가변함으로써 상당한 성능 향상이 가능함을 실험적으로 확인하였다. 이는 식 (12), (13)에서 추정된 잡음 분산 σ_n^2 대신 $\beta\sigma_n^2$ 값을 사용함으로써 구현된다. 성능 향상은 $\beta > 1$ 인 경우, 즉 신호 부공간이 과추정된 잡음 분산에 의해 추정되는 경우에서 나타난다.

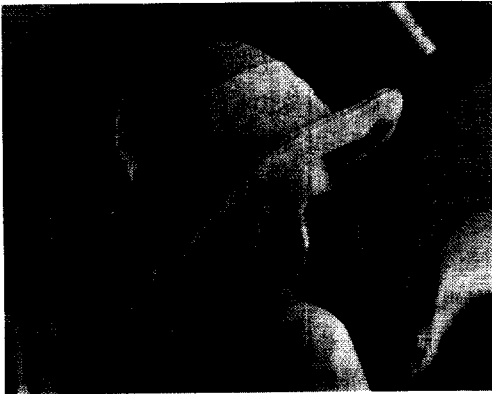


그림 2. "Lena" 원 영상
Fig. 2. Original Lena Image.



그림 3. 원 영상에 대한 블럭 분류 결과
Fig. 3. Block classification result for original image.

그러나 β 값이 지나치게 큰 경우, 상당수의 KLT 계수

가 0으로 되어, 처리된 영상에 블러링 현상이 심하게 발생한다. 따라서, 본 논문에서는 주어진 영상의 손상 정도에 따라 시각적인 화질 저하가 없는 범위에서 β 값을 정하도록 하였다.

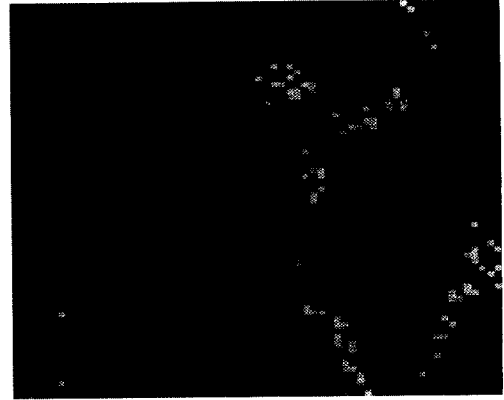


그림 4. 잡음 영상에 대한 블럭 분류 결과 (SNR= 1.6 dB)
Fig. 4. Block classification result for noisy image.



그림 5. Wiener 필터링된 영상에 대한 블럭 분류 결과
Fig. 5. Block classification result for Wiener Filtered image.

(dark: Mixed block, darkgray: Edge block, gray: Midrange, white: Shade block)

IV. 실험 및 결과

본 장에서는 제안된 기법을 실제 잡음 영상에 대해 적용하고 이에 대한 결과를 제시하고자 한다.

본 논문에서는 실험 영상으로, 512×512 크기로, 256 계조(gray level)를 갖는 "lena" 영상이 사용되었다.

객관적인 성능 평가를 위해 잡음 제거의 척도로 많이 사용되는 ISNR(Improvement of Signal to Noise Ratio)을 사용하였다. ISNR은 아래식으로 주어진다.

$$ISNR = 20 \log \frac{\|X - Y\|^2}{\|X - \hat{X}\|^2} \quad (28)$$

식 (28)에서 X , \hat{X} , Y 는 각각 clean 영상, 추정된 영상, 잡음이 포함된 영상을 나타내며 $\| \cdot \|$ 는 Euclidean Norm 을 나타낸다.

첫번째 실험은 최적의 블럭 크기를 결정하기 위해 블럭 크기에 따른 ISNR의 변화도를 살펴보았다. 인가된 잡음은 평균이 0이고 분산이 300인 백색 가우시안 잡음으로, 잡음 영상은 0~255 사이의 값으로 클리핑하였다. 2×2, 4×4, 8×8 및 16×16 크기에 따른 ISNR 값을 표 1에 제시하였다.

결과를 보면, 블럭의 크기가 8×8 인 경우에 최대 성능이 얻어짐을 알 수 있다.

블럭의 크기가 극단적으로 작은 2×2 에서는 공분산 행렬의 계수가 신호의 차원과 동일한 4로 나타남을 확인하였으며, 이는 실질적인 잡음 제거가 KLT 계수에 대한 Wiener 필터링을 통해서만 이루어짐을 의미한다. 블럭의 크기가 16×16 인 경우는 ISNR 면에서의 성능 저하와 함께 시각적인 왜곡이 심하게 나타나는데, 이는 상대적으로 큰 블럭을 사용함으로써, 영상의 세부적인 특성을 반영하지 못하는 것에 그 원인이 있는 듯하다.

표 1. 블럭의 크기에 따른 ISNR ($\sigma_n^2 = 300, \alpha_{low} = 2, \alpha_{high} = 0.2, \beta = 1.5$)

Table 1. ISNR for each block size.

Block size	2×2	4×4	8×8	16×16
ISNR(dB)	1.61	6.18	7.66	5.97

두번째 실험은 잡음의 레벨에 따른 제안 기법의 성능과 기존의 잡음 제거 기법과의 성능을 서로 비교하였다. 비교 대상으로 사용된 잡음 제거 기법은 공간 주파수 영역에서 구현되는 Wiener 필터^[1], 메디언 필터^[4], 그리고 인접 평균 기법^[2,3]이 사용되었다. 인가된 잡음 신호는 첫번째 실험과 마찬가지로 평균 0인 백색 가우시안 잡음이며 분산값은 25, 100, 400, 900으로 설정하였다. 적응 Wiener 필터링에 필요한 파라미터 α_{low} , α_{high} , β 값은 수차례의 실험을 통해 ISNR 및 처리 영상의 화질등을 고려하여 결정하였다. 각 기

법에 대한 ISNR 을 표 2에 제시하였다.

표 2. 각 기법에 대한 ISNR ($\alpha_{low} = 0.2, \alpha_{high} = 2, \beta = 1.5$)

Table 2. ISNRs for each method.

Method	input noise variance			
	25	100	400	900
BAW	2.65	5.87	7.79	8.63
BW	2.55	5.51	7.33	8.25
SFW	1.98	3.78	4.79	4.77
MD	0.14	4.70	7.20	7.36
NA	-0.93	4.39	7.69	8.41

(BAW: Block Adaptive Wiener Filter, BW: Blockwise Wiener Filter, SFW: Spatial Frequency Wiener Filter, MD: Median Filter, NA: Neighborhood Averaging)

제안된 기법은 기존의 기법에 비해 대체적으로 우수한 성능을 보이고 있다. 공간 주파수 영역상의 Wiener 필터링은 낮은 잡음 레벨에서 우수한 성능을 보이는 반면, 잡음 레벨의 증가에 따른 ISNR의 향상이 뚜렷하지 못함을 알 수 있다. 최대 ISNR 은 입력 잡음의 분산이 400을 넘어서는 4.7 dB 에서 정해지는데 이는 제안된 기법에 비해 3~3.8 dB 낮은 값이다. 메디언 필터는 마스크(Mask)의 크기에 따라 ISNR 이 변동되는데, 표 2에 제시된 값은 5×5 마스크를 사용하여 얻은 값이다. 메디언 필터의 경우, 이전의 Wiener 필터링에 비하면 대체적으로 우수한 성능을 나타내지만, 잡음 분산이 400에서 900 으로 증가한 경우에 ISNR 은 단지 0.16 dB만이 향상되어, 낮은 SNR에서의 성능 향상이 미약하게 나타난다. 인접 평균 기법은 적은 계산량으로 비교적 만족할만한 성능을 나타내고 있으나, 제안된 기법에 비해 낮은 잡음 레벨에서 급격한 성능 저하를 보이고 있다.

제안된 기법은 블럭마다 각기 다른 잡음 분산값이 이용되는 적응 Wiener 필터와, 모든 블럭에 동일한 잡음 분산이 이용되는 고정 Wiener 필터로 나누어 성능을 비교하였다. 표 2에서 볼 수 있듯이 두 방법 모두 인가 잡음의 레벨이 높아질수록 높은 ISNR을 나타내며, 낮은 잡음 레벨에서도 기존의 방법보다 2~1 dB 향상된 결과를 보이고 있다. 두 방법간의 차이는 ISNR 면에서 0.1~0.4 dB 정도의 값으로, 이는 주로 균일 블럭에 대한 높은 감쇄에 기인된 것으로 볼 수 있다.

ISNR을 통한 객관적인 성능 평가와 함께 실제 향상된

영상을 관찰함으로써 주관적인 성능 비교를 수행하였다. 그림 6은 잡음에 의해 손상된 영상이며, 각방법을 통해 향상된 영상을 그림 7~9 에 나타내었다.

그림 7 과 8 은 각각 인접 평균 기법에 의해 처리된 영상과 공간 주파수 영역상의 Wiener 필터에 의해 향상된 영상이며, 그림 9 는 본 논문에서 제안된 방법인 블럭 적응 Wiener 필터를 통해 향상된 영상이다. 인접 평균 기법에 의해 처리된 영상은 ISNR 면에서는 제안 방법과 근접한 성능을 나타내지만, 영상내의 블러링 현상이 심하여, 전체적인 화질이 다소 떨어짐을 알 수 있다. 공간 주파수 영역상의 Wiener 필터링은 ISNR 면에서의 성능 차이도 크지만, 처리된 영상에는 인접 평균 기법과 마찬가지로 블러링 현상이 발견되고 잔류 잡음도 상당히 존재하고 있다.

반면 그림 9의 블럭 적응 Wiener 필터를 통해 얻은 영상을 살펴보면, 얼굴 부분과 모자, 머리 및 모자 하단의 장식 부분에 있어서 선명한 윤곽이 그대로 나타나고, 전체적인 잡음 레벨도 크게 감소하였음을 느낄 수 있다. 이러한 사실로부터, 제안된 기법은 기존의 방법에 비해 블러링 현상을 크게 감소시키면서 잡음을 제거하여, 시각적인 면에서 매우 유리한 방법임을 알 수 있다.

제안된 알고리즘의 단점으로는 블럭단위로 잡음 제거를 수행하므로, 블럭간의 경계가 드러나는 블럭 현상이 발생할 수 있다는 점이다. 이러한 블럭 현상은 주어진 영상의 SNR 이 대략 0 dB 이하로 떨어짐에 따라 눈에 띄게 발생하는데, 이는 잡음의 분산 σ_n^2 이 신호의 파워에 비해 매우 큰 값을 갖게 되어, 식 (25)로 주어지는 Wiener 필터의 이득값이 미소한 $\alpha(i, j)$ 의 변화에 의해 크게 변동될 수 있기 때문이다.

따라서 큰 레벨의 잡음이 인가된 경우에는, 블럭 현상의 억제에 위해 인접 블럭간의 제어 변수 $\alpha(i, j)$ 가 급격하게 변동하지 않도록 스무딩(smoothing) 시키는 과정이 필요하다. 그러나 실험적인 결과로부터, 0 dB 이상의 SNR 을 갖는 잡음 영상에 대해서 스무딩 과정이 없어도 블럭 현상이 크게 인지되지 않음을 알 수 있었다.

V. 결 론

본 논문에서는 백색 가우시안 잡음이 인가된 영상 신호에서 무잡음 영상 신호를 추정하기 위한 새로운 기

법을 제안하고, 성능을 평가하였다. 제안된 기법은 영상 전체에 대해 무잡음 영상을 추정하는 기존의 방법과는 달리, 영상을 블럭 단위로 분할하고 각 블럭단위로 무잡음 신호를 추정하도록 하였다. 무잡음 신호의 추정은 먼저 각 블럭을 신호와 잡음이 함께 존재하는 신호 부공간과 잡음만이 존재하는 잡음 부공간의 신호로 분리하고, 신호 부공간에 해당하는 신호 성분에 대해서 선형 추정 기법을 적용함으로써 구현된다.



그림 6. "Lena" 잡음 영상 ($\sigma_n^2=300$)
Fig. 6. Noisy "Lena" image.

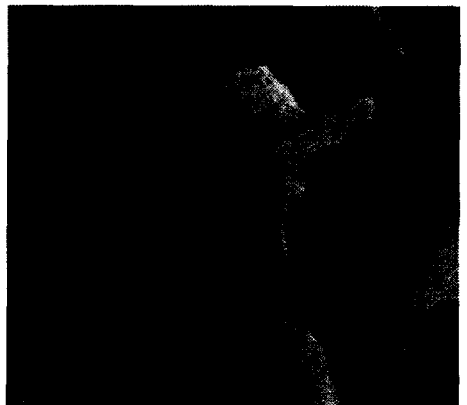


그림 7. 인접 평균 기법에 의해 처리된 영상 (ISNR =7.40 dB)
Fig. 7. Enhanced image by Neighborhood averaging method.

잡음 부공간과 신호 부공간과의 분리는 무잡음 신호가 낮은 차원의 신호 벡터로 모델링 될 수 있다는 가정에 근거하여 공분산 행렬의 고유치를 잡음의 파워와 비교함으로써 수행되며, 각 블럭 단위로 KLT 를 수행하여 각 신호 공간에 해당하는 성분을 분리한다. 무잡음 영상의 추정은 잡음에 대한 시각 특성을 고려하여, 블럭

을 균일 영역과 활성 영역으로 분류하고 각각에 대해서로 다른 잡음 레벨을 갖게하도록 하였다. 컴퓨터를 이용한 모의 실험 결과 처리된 영상 신호는 잡음 레벨이 크게 감소하면서, 선, 윤곽등의 정보가 손실되지 않은 우수한 화질을 나타내었다.

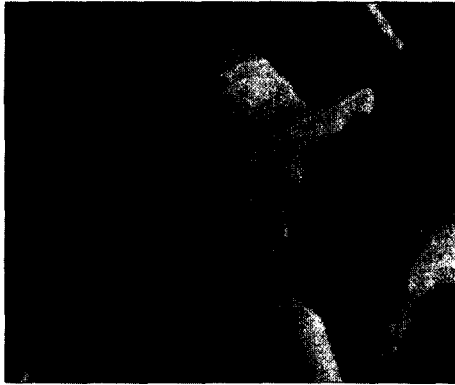


그림 8. 공간 주파수 영역상의 Wiener 필터에 의해 처리된 영상 (ISNR=4.73 dB)

Fig. 8. Enhanced image by spatial frequency domain Wiener Filter.

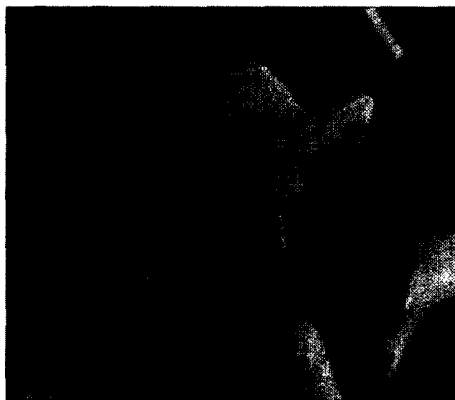


그림 9. 블록 적응 Wiener 필터에 의해 처리된 영상 (ISNR=7.66 dB)

Fig. 9. Enhanced image by block adaptive Wiener Filter.

본 논문에서는 계산량의 감소를 위해 블럭을 2가지로 분류하고 있으나, 좀더 세분하게 블럭을 분류하여 각각에 대해 최적의 필터링을 수행한다면, 보다 우수한 성능을 나타낼 것으로 생각된다.

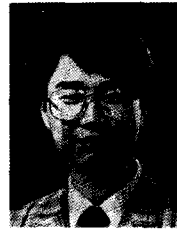
참 고 문 헌

- [1] Lim J. S., Two-Dimensional Signal and Image Processing, Prentice-Hall International, 1990.
- [2] R. C. Gonzalez and P. Wintz, Digital Image Processing, 2nd Edition. New York: Addison-Wesley, 1987.
- [3] A. Rosenfeld and A. C. Kak, Digital Image Processing, 2nd Edition. New York: Academic Press, 1982.
- [4] T. S. Huang, G. T. Yang, and G. Y. Tang, "A Fast Two-Dimensional Median Filtering Algorithm," IEEE Trans. Acoust., Speech, Sig. Proc., vol. ASSP-27, pp. 13-18, 1979.
- [5] C. Bouman and K. Sauer, "A Generalized Gaussian Image Model for Edge-Preserving MAP Estimation," IEEE Trans. Image Processing, vol. 2, No. 3, pp. 296-310, 1993.
- [6] H. L. Van Trees, Detection, Estimation and Modulation Theory, (Part I). New York: Wiley, 1968.
- [7] L. L. Scharf, Statistical Signal Processing: Detection, Estimation and Time Series Analysis. New York: Addison-Wesley, 1990.
- [8] N. Tishby, "A dynamical systems approach to speech processing," in Proc. IEEE Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Processing, Apr., pp. 365-368, 1990.
- [9] Y. Ephraim and H. L. Van Trees, "A Signal Subspace Approach for Speech Enhancement," IEEE Trans. Speech and Audio Processing, vol. 3, No. 4, pp. 251-266, 1995.
- [10] G. H. Golub and C. F. Van Loan, Matrix Computations, Baltimore, MD: Johns Hopkins Univ. Press, 1983.
- [11] W. H. Pun and B. D. Jeffs, "Adaptive Image Restoration Using a Generalized Gaussian Model for Unknown Noise," IEEE Trans. Image Processing, vol. 4, No. 10, pp. 1451-1456, 1995.
- [12] J. O. Limb, "Distortion Criteria of the Human Viewer," IEEE Trans. System, Man, and Cybernetics, vol. SMC-9(12), pp. 778-793, Dec. 1979.

- [13] W. A. Pearlman, "A Visual System Model and a New Distortion Measure in the Context of Image Processing," *Journal of the Optical Society of America*, vol. 68(3), pp. 374-386, Mar. 1978.
- [14] B. Schmale and U. Pestel, "HDTV Sub-band Coding with Adaptive Block Quantization," in *Proc. 4th International Workshop on HDTV and beyond*, vol. 1.11, pp. 77-84, 1991.
- [15] B. Ramamurthi and A. Gersho, "Classified Vector Quantization of Images," *IEEE Trans. Communications*, vol. COM-34, pp. 1113-1115, 1986.

저 자 소 개

李 起 承(正會員) 第 33卷 B編 第 1號 參照



처리 등임

都 元(正會員)

1969년 5월 19일생. 1992년 연세대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1994년 연세대학교 전자공학과 대학원 졸업(공학석사). 1994년 ~ 현재 연세대학교 전자공학과 박사과정. 주관 심 분야는 영상 신호 처리, 음성 신호

尹 大 熙(正會員) 第 33卷 B編 第 1號 參照

현재 연세대학교 전자공학과 교수