

# 화상의 에지 보존을 고려한 적응 위너 필터에 의한 가법성 백색잡음의 제거

도 재 수†

## 요 약

본 논문에서는 화상의 에지를 보존하면 가법성 백색잡음제거를 수행하는 적응 위너 필터를 제안한다. 학습용의 복수의 화상을 준비하여 각 화상을 블록으로 분할하여 블록내부의 에지의 성질에 의해 평탄, 수직, 수평, 대각선 방향(45도, 135도)의 5개의 클래스로 분류한다. 그리고, 클래스마다 공분산 행렬을 구하여 위너 필터를 설계한다. 잡음제거에 의한 블록의 클래스 분류는 각 클래스의 공분산 행렬의 고유 벡터를 이용하여 이루어진다. 각 클래스의 고유 벡터와 노이즈가 부가된 관측 화상의 블록과의 내적을 구하여 얻어진 내적 값을 단기로 입력 블록을 적절한 클래스로 분류한다. 클래스 분류 후, 입력 블록의 클래스에 대응한 위너 필터로 교체하는 것으로 에지를 보존한 고정밀도의 화상 복원이 가능하였다. 또한 여러 가지 시뮬레이션을 행하여 제안 방법의 유용성도 확인하였다.

## Removal of Additive White Noise Using an Adaptive Wiener Filter with Edge Retention

Jae-Su Do†

### ABSTRACT

This paper proposes the use of an adaptive Wiener filter for edge-preserving image filtering. Images are partitioned into a set of blocks of pixels which is divided into five subsets of blocks according to their edge contents and orientations. Each subset of blocks is used to define a covariance matrix, from which a Wiener filter is derived. Five covariance matrices and Wiener filters are thus obtained. An image-block classifier using the five sets of covariance matrices of the class is designed to classify each incoming block of pixels according to its edge content in the presence of noise. Experimental results are included to verify the usefulness of the proposed method.

### 1. 서 론

열화된 관측화상으로부터 원화상을 복원하는 방법의 하나로 위너 필터가 있다. 위너 필터는 평균 2승 오차를 최소로 하는 평가기준으로 구하여지는 필터이다.

열화행렬, 신호집합의 통계적 성질을 표현하는 공분산 행렬, 잡음의 공분산 행렬에 의해 특징지워진다.

위너 필터를 이용한 화상 복원[1,2,3]에서는 일반적으로 통계적 성질을 나타내는 공분산 행렬을 화상의 집합에 대하여 하나 설정하여 이것에 의해 필터를 산출하여 복원한다. 여기에서 하나 하나의 화상은 곳곳에 에지를 포함하지만 전체적으로는 평탄한(변화가 거의 없는) 것으로 가정한다. 이 경우 에지는 시각적으로

※ 본 연구는 1997년도 동국대학교 신임교수연구비 지원으로 수행되었습니다.

† 종신회원 : 동국대학교 전자계산학과 교수  
논문접수 : 1998년 12월 7일, 심사완료 : 1999년 4월 13일

는 중요하지만 화상집합 전체의 통계량에는 반드시 명확하게 나타나지는 않는다. 이와 같은 화상집합으로부터 구하여진 공분산 행렬에서 산출되는 위너 필터를 이용하면 복원 후에 에지부분이 흐려진다.

본 논문에서는 화상의 에지를 보존한 고정밀도의 화상 복원을 하기 위하여 화상을 블럭으로 분할하여 얻어진 화상집합을 에지의 유무에 따라 클래스 분류하여 클래스마다의 공분산 행렬로부터 산출된 필터를 여러 개 준비하여 이것들을 입력 블럭의 성질에 맞게 적응적으로 교체하여 이용하는 방법을 제안한다.

제안 방법에 있어서는 에지를 보존한 적응 위너 필터에 의한 가법성 백색 잡음의 제거를 수행함에 있어 에지의 방향에 주목한다. 에지의 방향에 근거를 둔 화상 블럭의 각 클래스의 공분산 행렬을 이용하는 것으로 에지에 적용한 위너 필터를 구하는 것이 가능하여 에지를 보존한 고정밀도의 화상 복원이 가능하다. 제안 방법은 먼저 5개의 에지 클래스(평탄, 수직, 수평, 대각선 방향(45도, 135도))에 대응한 위너 필터를 준비한다. 적응 위너 필터를 적용하기 위해서는 잡음의 존재 하에 입력 블럭을 클래스로 분류할 필요가 있다. 이 경우에 있어서 클래스 분류는 적응 위너 필터의 산출에 사용한 5개의 클래스의 공분산 행렬의 5개 조합의 고유 벡터를 이용한다. 입력 블럭의 클래스 분류 후, 클래스에 대응한 위너 필터를 이용하여 노이즈를 제거한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 제안 수법으로 이용한 블럭의 클래스분류와 각 클래스의 위너 필터의 산출 과정에 대하여 논한다. 3장에서 적응 위너 필터를 선택하기 위한 잡음의 존재 하에서의 입력 블럭의 클래스분류에 이용하는 클래스별 공분산 행렬의 고유 벡터의 성질에 대하여 논한다. 에지의 방향을 표현한 공분산 행렬의 고유 벡터가 에지의 특징을 보다 잘 표현할 수 있다는 것을 내적 값에 근거를 둔 관점으로 논하여 시뮬레이션을 통해 확인한다. 4장에서 적응 위너 필터를 이용한 노이즈제거 방법의 처리에 있어 흐름을 설명한다. 제안 방법은 화상 블럭의 클래스마다 위너 필터를 준비하여 잡음의 존재 하에 입력 블럭을 각 클래스의 고유 벡터와의 내적 값을 근거로 클래스 분류하여 그 클래스에 대응한 위너 필터를 이용하여 화상 복원을 한다. 5장에서 시뮬레이션을 행하여 제안 방법을 이용하는 것으로 고정밀도의 에지 보존이 가능한 화상 복원이 가능하다는 것을 보인다.

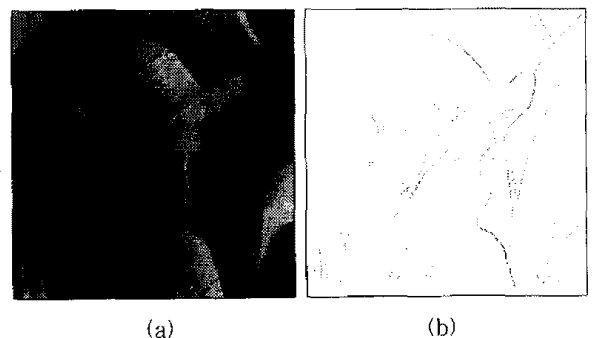
## 2. 화상의 블럭별 클래스분류와 클래스별 위너 필터

화상을 블럭으로 분할하고 블럭을 에지의 방향을 근거로 클래스 분류한다. 분류된 블럭의 집합으로부터 공분산 행렬을 산출하여 그 클래스에 적용되는 위너 필터를 구할 수 있다.

### 2.1 에지에 주목한 클래스 분류

에지의 통계적 성질을 표현한 공분산 행렬을 산출하기 위하여 블럭을 에지에 주목하여 클래스 분류할 필요가 있다. 화상 내부에 존재하는 현실의 에지는 아주 다양하지만 블럭별로 작업하는 것으로 그 다양성을 에지의 방향이라는 형태로 근사할 수가 있어 에지구조를 공분산 행렬로 표현하는 것이 가능하다. 제안 방법에서는 5개의 클래스(평탄, 수직, 수평, 대각선 방향(45도, 135도))로 분류한다.

먼저, 에지를 추출할 필요가 있다. 에지의 방향에 따라 클래스 분류하기 때문에 각도를 나타내는 파라미터를 동시에 갖추는 Hueckel 오퍼레이터[4,5]를 이용하여 에지 추출을 한다. 이 방법은 에지의 각도, 위치, 깊이를 나타내는 파라미터로 표현되는 에지 모델을 준비하여 그것들의 2승 오차가 최소로 되는 파라미터를 구하기 때문에 입력화상과 에지 모델을 유한개의 정규직교기저로 근사하여 해석적으로 에지를 추출하는 방법이다. Hueckel 오퍼레이터에 의한 에지 추출의 예로서 여성의 얼굴화상인 Lenna의 원화상(그림 1) (a)의 에지 추출결과를 (그림 1) (b)에 나타낸다. (그림 1) (b)에서 색이 짙은 곳일수록 가파른 에지인 것을 나타낸다.



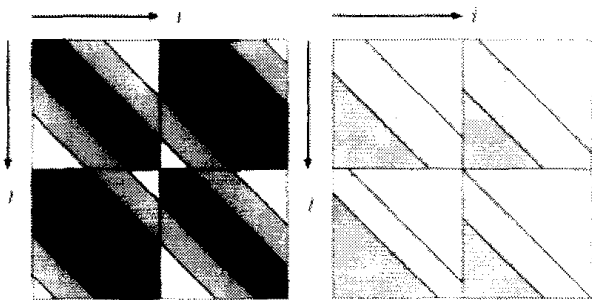
(그림 1) (a) 원화상 Lenna (b) Hueckel 오퍼레이터에 의한 에지추출결과

에지의 추출 후, 에지의 가파른 정도와 각도를 이용하

의 클래스를 분류한다. 화상은 클래스로 분류하여 에지 블럭인지 아닌지를 판단한 후, 에지 블럭으로 판단된 블럭을 각도에 주목하여 클래스로 분류하여 상술한 5개의 클래스를 얻는다.

분류된 블럭의 집합으로부터 그 클래스의 성질을 표현하는 공분산 행렬이 산출된다. 예로서, (그림 1) (a)의 화상의 블럭을 클래스 분류하여 공분산 행렬을 구하여 그 일부의 모양을 나타낸 것이 (그림 2)이다. 또한, 블럭은 사전식 배열에 따라 1차원 벡터로 변환한다.

$N \times N$  화소로 된 블럭을 1차원 배열로 변환하여 공분산 행렬을 산출하면  $N^2 \times N^2$ 의 행렬을 구할 수 있다. (그림 2) (a)는 각 클래스에서 거의 공통의 성질을 갖는 공분산 행렬의  $i=0, \dots, 2N-1, j=0, \dots, 2N-1$ 까지의 모양을 대략적으로 보인 것이고 (그림 2) (b)는 45도 클래스의  $i=N^2-2N, \dots, N^2-1, j=0, \dots, 2N-1$ 까지의 모양을 나타낸다. 또한, 블럭의 크기는  $8 \times 8$  화소( $N=8$ )로 하였다. 그림에 있어서 색이 짙은 부분일수록 분산값이 큰 것을 나타낸다. (그림 2) (a)로부터 근접화소의 상관은 어떤 클래스에서도 아주 큰 것이 이해된다. (그림 2) (b)에 있어서는  $i$ 의 부방향,  $j$ 의 정방향에 대하여 분산값이 크게 되는 것으로부터 45도의 특징을 보이고 있다. 135도 클래스의 경우에는 이러한 경향이 역으로 된다. 이와 같이 각 클래스의 특징을 표현한 공분산 행렬이 구하여진다.



(a) 각 클래스공통 (b) 45도 클래스  
(그림 2) 공분산행렬의 일부

2.2 위너 필터

화상 복원 문제에 있어 관측 모델[1]을 생각한다.

$$g = Hf + n \tag{1}$$

여기서,  $f$ 는  $n \times 1$  행렬의 원신호의 집합,  $g$ 는 같은 모양의 관측신호의 집합을 나타낸다. 복원된 것을  $\hat{f}$ 로

표현한다. 이 때, 위너 필터 행렬은  $K$ 라 하면

$$\hat{f} = Kg \tag{2}$$

로 표현된다. 이때, 평균 2중 오차를 최소로 하는  $K$ 는

$$K = C_f H'(HC_f H' + C_n)^{-1} \tag{3}$$

로 된다[1]. 여기서  $C_f$ 와  $f$ 의 공분산 행렬,  $C_n$ 은 노이즈  $n$ 의 공분산 행렬,  $H$ 는 전치를 나타낸다.

2.3 클래스별 위너 필터의 도출

2.1에서 화상의 블럭은 에지의 성질에 따라 클래스로 분류된다. 각각의 클래스를 클래스 번호  $i$ 로 나타낸다. 클래스  $i$ 에 속하는 블럭의 집합으로부터 공분산 행렬

$$C_{i0} = E [ f_{i0} f_{i0}' ] \tag{4}$$

이 구하여진다. 여기서,  $f_{i0}$ 는 클래스  $i$ 에 속하는 블럭을 사전식 배열에 따라 1차원 벡터로 변환한 신호의 집합,  $E[\cdot]$ 는 기대값 연산을 나타낸다. 식(3)에 의해 클래스  $i$ 에 적합한 위너 필터를 다음과 같이 구한다.

$$K_{i0} = C_{i0} H'(HC_{i0} H' + C_n)^{-1} \tag{5}$$

위너 필터  $K_{i0}$ 를 이용함으로써 클래스  $i$ 로 결정된 입력신호의 집합에 적용한 화상 복원이 가능하다.

3. 잡음 존재 하에서의 클래스 분류를 위한 고유 벡터의 성질

잡음의 존재 하에서 입력신호의 속하는 클래스를 결정하여 그 클래스에 대응한 위너 필터를 선택할 필요가 있다. 제안 수법에서는 클래스에 대응한 공분산 행렬의 고유벡터에 의해 클래스 분류를 한다. 여기서는 그 고유벡터의 성질에 대하여 논한다.

3.1 고유 벡터와 고유치

평균치 0의 신호집합  $f$ 를 주어, 다음과 같은 공분산 행렬  $C_f$ 를 생각한다.

$$E [ f f' ] = C_f \tag{6}$$

$C_f$ 는 요소가 모두 0보다 큰 대칭행렬이고, 이것을 대각화하는 직교행렬이 존재한다. 직교행렬을  $\Phi$ 라 하

면  $\Phi$ 의 열은  $C_j$ 의 고유 벡터로 된다.

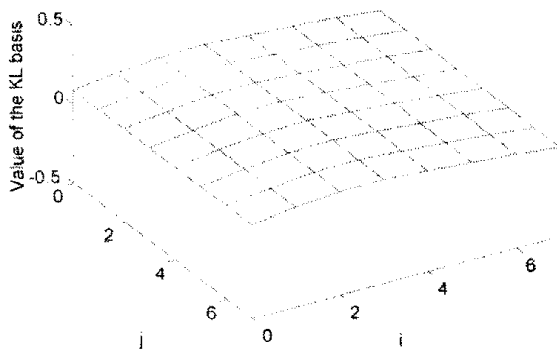
$$\Phi C_j \Phi' = \Lambda, \quad \Phi \Phi' = I \quad (7)$$

여기서,  $\Lambda$ 는 고유치 행렬,  $I$ 는 단위 행렬을 나타낸다. 이와 같은  $\Phi$ 의 각 열과  $f$ 와의 내적을 구하면, 내적 값끼리는 상관이 없어진다. 또, 고유치가 큰 순서로 내적을 선택하는 것으로 신호의 특징을 효과 있게 표현할 수가 있다.

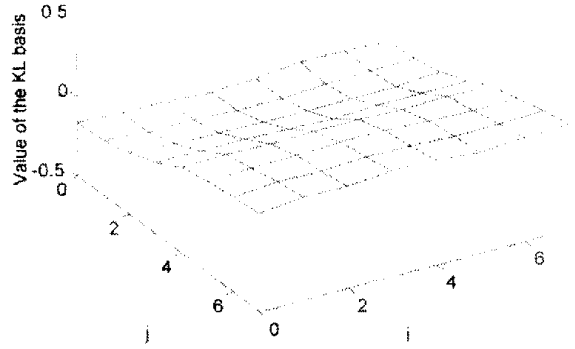
3.2 예지 방향의 특징을 나타내는 고유 벡터

예지 방향의 특징을 나타내는 고유 벡터를 구한다. 고유 벡터는 2.1에서 논한 클래스 분류방법으로 분류된 블록 집합의 공분산 행렬로부터 구한다.

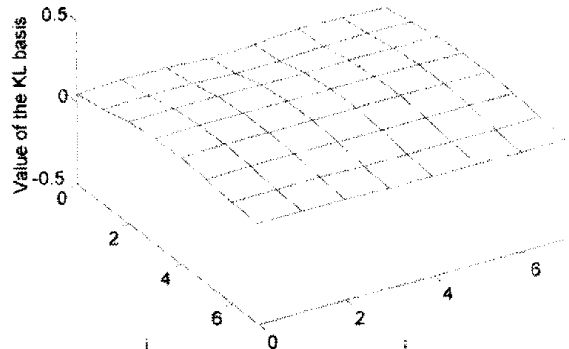
수평클래스와 수직클래스의 제0차, 제1차의 고유 벡터를 (그림 3)에 나타낸다.  $N \times N$  블록을  $N^2 \times 1$ 의 1차원 벡터로 취급하기 때문에 고유 벡터는  $N^2 \times 1$  벡터가  $N^2$ 개 얻어진다. 그림은 편의상 2차원형식으로 나타내었다. 또한,  $N=8$ 이고, 트레이닝 화상은 LENNA(그림 1) (a)이다. 제0차의 고유 벡터는 어떠한 클래스라도 빼끼러운(직류성분에 가까운) 변화를 보인다. (그림 3) (b), (d)에 제1차의 고유 벡터를 보이고 있으나 각각 블록내의 수평방향, 수직방향의 변화를 나타내는 모양이 이해된다. 이와 같이 각 클래스 집합으로부터 산출된 공분산 행렬로부터는 그 클래스의 특징을 나타내는 고유 벡터가 얻어진다. 또한, (그림 3)으로부터 수평방향의 고유 벡터를 90도 회전시킨 경우에는 수직방향의 고유 벡터에 유사하여 회전형에 의한 고유 벡터가 사용될 가능성이 있다. 그러나, 일반적으로 수평방향과 수직방향의 통계량은 다른 것으로부터 일반성을 중요시하여 클래스별로 고유 벡터를 준비한다.



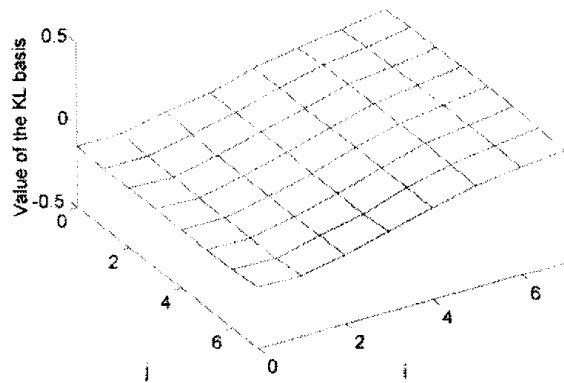
(a) 수평클래스 0차



(b) 수평클래스 1차



(c) 수직클래스 0차



(d) 수직클래스 1차

(그림 3) 고유벡터

3.3 고유 벡터의 특징표현의 성능비교

3.1에서 논한 것과 같이 고유치가 큰 순서로 내적 값과 그것에 대응한 고유 벡터를 이용하는 것으로 신호의 특징을 효과 있게 표현할 수 있다. 또, 고유치의 집중도가 클수록 보다 적은 개수의 고유 벡터로 특징 해석이 가능하다. 이와 같은 이유를 근거로 고유치 분포에 의한 고유 벡터의 유효성을 검증한다. 클래스에 대응한

고유 벡터를 이용한 경우와 클래스 분류를 하지 않고 화상 전체의 블럭 집합의 공분산 행렬로부터 구하여지는 고유 벡터를 이용한 경우와 비교하여 화상 블럭중의 에지의 성질에 맞춘 고유 벡터의 유효성을 보인다.

<표 1> 적응 고유 벡터를 이용한 경우와 비적응 고유 벡터를 이용한 경우에 있어 고유치 분포비교

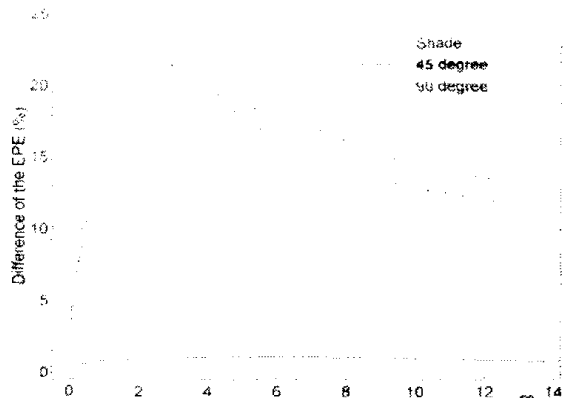
차수	평탄 클래스		45도 클래스	
	A-EV	N-EV	A-EV	N-EV
0	96.72	96.53	55.71	52.38
1	0.67	0.25	22.03	7.52
2	0.32	0.22	6.38	3.48
3	0.27	0.21	3.11	3.24
4	0.21	0.17	1.61	2.61

<표 1>에 제0차부터 제4차까지의 평탄 클래스, 45도 클래스에 있어서의 고유치 분포의 결과를 보인다. A-EV과 N-EV는 각각 그 클래스에 대응한 고유 벡터, 클래스 분류를 하지 않고 구하여지는 고유 벡터를 이용한 경우를 나타낸다. 표의 수치는 고유치의 총합을 100으로 했을 경우의 값이다. 또한, 블럭의 크기는 8×8 화소로 하였다. 평탄 클래스에서는 어느 쪽의 고유 벡터를 이용한 경우에도 제0차에 고유치 총합의 약 96%가 집중되어 거의 같은 성능을 보이고 있다. 한편, 45도 클래스에서는 어느 쪽의 경우에도 고유치의 집중도가 많이 떨어지고 있으나, 이와 같은 상황에서 제1차의 값을 비교하면 클래스에 대응한 고유 벡터를 이용한 쪽이 약 14.5% 정도 좋은 결과로 된다. 다음으로 에너지 주입율(Energy Packing Efficiency)[5]에 의한 비교를 한다. 이것은 식(8)로 정의된다.

$$EPE(m) = \frac{\text{처음 } m \text{ 개까지의 에너지의 합}}{\text{모든 에너지의 합}} \quad (8)$$

이것을 고유치에 적용하여(식(8)의 에너지에 상당한다) 각 클래스의 고유 벡터에 의한 EPE(%)를 구하여, 클래스 분류를 하지 않고 구한 고유 벡터를 이용한 경우의 결과와 비교한다. 비교 결과를 (그림 4)에 나타낸다.

(그림 4)에서는 평탄(Shade), 수직(90 degree), 45도(45 degree)의 각 클래스에 대응한 고유 벡터에 의해 계산된 값으로부터 클래스 분류를 행하지 않고 구한 고유 벡터에 의해 계산된 값을  $m$ 이 0에서 14



(그림 4) 적응 고유벡터와 비적응 고유벡터를 이용한 경우의 에너지 주입율의 차

의 범위까지 나타낸다. 평탄 클래스에서는 양자의 차는 거의 보이지 않는다. 이것은 화상의 내부에서는 평탄한 부분이 많이 존재하기 때문에 클래스 분류를 하지 않는 경우에 그 성질이 강하게 공분산 행렬에 반영되기 때문이다. 수직, 대각선 45도 클래스에서는 처음의 4개까지의 EPE값의 차는 약 20%이다. 이러한 클래스들에서는 에지의 방향을 표현할 수 있는 벡터가 클래스 분류를 하지 않은 채 구하여지는 고유 벡터보다 우수한 것을 확인할 수 있다. 이상의 고찰로부터 고정밀도의 화상의 특징 추출을 가능하게 하기 위하여 각 클래스에 대응한 고유 벡터를 이용할 필요가 있다. 이 에지의 성질에 대응한 고유 벡터의 특성을 이용하여 다음의 잡음의 존재 하에서의 블럭별의 클래스 분류에 응용한다.

### 3.4 고유 벡터를 이용한 잡음 존재 하에서의 블럭별의 클래스 분류

적응 위너 필터를 적용하기 위하여는 잡음 존재 하에 입력 블럭을 클래스로 분류할 필요가 있다. 제안 수법에서는 적응 위너 필터의 산출에 사용한 5개의 클래스의 공분산 행렬의 5개 조합의 고유 벡터를 이용한다. 잡음의 존재 하에 입력 블럭과 각 클래스의 고유 벡터와의 내적 값을 구하여 그것에 근거를 두어 비교를 하는 것으로 잡음의 영향이 저감된 효과적인 클래스 분류가 가능하다. 이 수법의 유효성은 뒤에 보이는 4.1의 실험에서 명확하게 된다.

2.1에서 얻어지는 평탄, 수직, 수평, 45도, 135도의 각 클래스의 고유 벡터를 이용하여, 모든 블럭과의 내적 값을 구한다. 구하여진 내적 값을 근거로 아래와

같이 클래스 분류를 한다. (1) 블록을 평탄 클래스인지 에지 클래스인지로 분류한다. 평탄 클래스의 분류는 모든 블록에서 내적값의 통차수에 대해

$$\frac{\text{내적값의 2승값}}{\text{인블럭에서의 내적값의 에너지}} \quad (9)$$

을 계산하여 저차에 있어서의 값을 비교하는 것으로 한다. 평탄한 블럭에서는 내부의 화소값 변화가 작고, 평탄 클래스의 고유 벡터와의 내적 값을 구했을 때 제0차를 제외한 처음의 몇 개의 항까지의 식(9)로 계산된 값이 작게된다. 이것을 이용하여 모든 블럭의 제 6차까지의 값을 비교하여 블럭이 에지 클래스인지 아닌지를 판단한다.

(2) (1)에서 평탄 클래스로 분류된 블럭이외를 에지 블럭으로 하여, 각도에 근거를 둔 클래스로 분류한다. (1)과 (2)의 어느 경우에도 만약 임계값을 설정하여 판단한다. 임계값은 시뮬레이션에서 분류 결과가 좋게 되는 것을 선택한다.

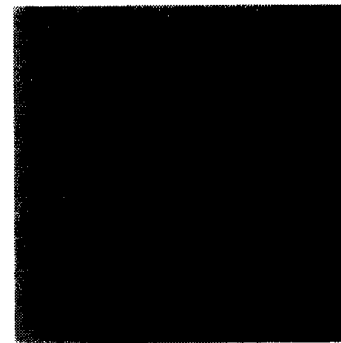
다음에 에지 클래스로 판단된 블럭의 에지의 각도에 근거를 둔 분류 방식을 설명한다. 에지 블럭은 내적의 제0차를 제외한 나머지의 에너지의 합에 대한 각 차수의 내적의 에너지 점유율  $EP(\%)$ 를 이용하여 각 클래스로 분류된다.

$$EP_{k(i)} = \frac{E_{k(i)}}{\sum_{j=0} E_{k(i)}} \times 100.0 \quad (i: \text{클래스}, k: \text{차수}) \quad (10)$$

여기서,  $E_{k(i)}$ 는 클래스  $i$ 에 있어서 차수  $k$ 에서의 내적 값의 에너지를 나타낸다. 식(10)은 3.1에서 설명한 것과 같이 에지의 특징이 낮은 차수의 고유 벡터에 잘 나타나는 것을 이용하고 있다. 예를 들면, (그림 5)와 같은 45도의 성격이 강한 블럭과 각 클래스의 고유 벡터와의 내적 값을 구하여  $EP$  값을 계산하면 <표 2>의 결과가 얻어진다. 이 경우 45도 클래스 제1차  $EP$  값이 약 83%로 되고, 45도 클래스의 제1차의 고유 벡터의 성질이 강하게 나타나는 것이 확인된다. 같은 모양으로 <표 2>의 결과로부터 다른 각도의 클래스에 대하여도 각 클래스의 고유 벡터로 구하는 낮은 차수의 내적 값을 근거로 비교하는 것으로 클래스 분류가 가능하다. 이것으로부터 잡음의 존재 하에 있어서 각 클래스의 고유 벡터에 의한 클래스 분류법을 이용하여 가법성 백색 잡음을 제거하는 화상 복원에 응용한다.

<표 2> 각 클래스의  $EP$ 값(%)

Class	1차	2차	3차
수평	36.5	4.1	1.5
수직	39.6	1.1	1.2
45도	83.1	9.5	0.0
135도	0.3	0.8	63.7



(그림 5) 45도 블럭

#### 4. 적응 위너 필터를 이용한 노이즈 제거방법

백색 노이즈가 부가된 화상에 대하여 적응 위너 필터를 이용하여 화상 복원을 하는 수법에 대하여 설명한다. 복원의 순서는

- (1) 각 클래스의 성질을 표현한 공분산 행렬로부터 위너 필터, 고유 벡터를 준비한다.
- (2) 잡음의 존재 하에서 (1)의 고유 벡터와 블럭과의 내적 값에 근거하여 블럭이 속하는 클래스를 결정한다.
- (3) (2)에서 결정된 클래스의 위너 필터를 이용하여 노이즈를 제거한다.

와 같다. (1)의 처리를 한 후, 모든 입력 블럭에 대하여 (2)와 (3)의 처리를 한다. 다음에 상기의 각 순서에 대하여 논한다.

##### 4.1 적응 위너 필터와 고유 벡터의 산출방법

제안 방법에서는 2.1에서 논한 방법으로 클래스 분류하여 공분산 행렬을 산출하여 5개의 클래스(평탄, 수직, 수평, 대각선 방향(45도, 135도))의 적응 위너 필터를 도출한다. 이때 5개의 공분산 행렬로부터 5개조합의 고유 벡터를 구하여 둔다. 이러한 고유벡터들은 잡음의 존재 하에서 입력 블럭의 클래스 분류에 이용된다.

4.2 잡음 존재 하에서의 클래스 분류

3.4에서 논한 방법에서 잡음의 존재 하에 입력 블록의 에지의 성질에 맞게 적절한 위너 필터가 적용되기 위한 클래스 분류를 한다. 이것은 적응 위너 필터를 구했을 때 사용한 5개 클래스의 공분산 행렬의 5조합의 고유 벡터를 이용한다. 각 클래스의 고유 벡터와 입력 벡터와의 내적 값을 구하여 그 내적 값에 근거를 두고 에지의 크기와 기도를 판단하는 것으로 입력 블록을 적절한 클래스로 분류한다. 이것으로부터 잡음의 존재 하에 효과적인 입력 블록을 클래스로 분류하는 것이 가능하다.

4.3 적응 위너 필터에 의한 복원

먼저 에지 방향의 클래스에 대응한 5개의 공분산 행렬로부터 5개 클래스의 위너 필터가 준비하고 잡음의 존재 하에 입력 블록이 속하는 클래스를 결정한다. 결정된 입력 블록의 클래스에 대응한 위너 필터를 선택하는 것으로 고정밀도의 노이즈제거를 한다. 5.2에서 이루어지는 화상 복원 실험에서는 노이즈제거만을 목적으로 하여 포커스를 벗어나는 것이나 움직임에 의한 흔들림 등의 열화는 생각하지 않는다. 즉, 식(5)의  $H$ 는 단위 행렬이라 하고 화상의 열화는 첨가된 백색 잡음에 의해서만 생긴다고 본다.

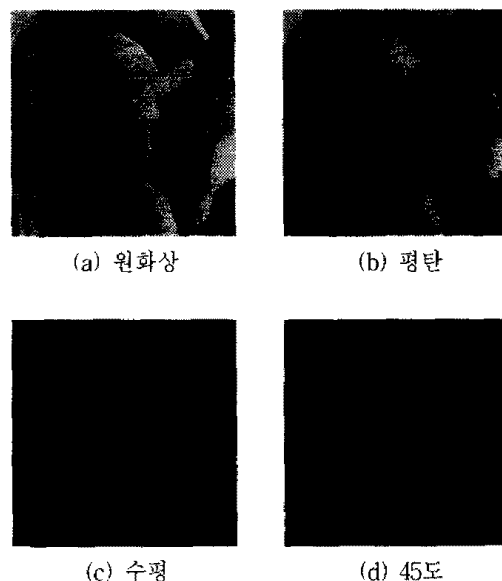
5. 시뮬레이션

4장에서 제안한 적응 위너 필터를 이용한 노이즈제거를 목적으로 하는 복원 방법에 대하여 (1)클래스 분류법(3.4에서 제안) (2)위너 필터링(2.3에서 제안)의 유효성을 시뮬레이션을 통해 확인한다. 시뮬레이션에서는 처음에 공분산 행렬과 그 고유 벡터를 원화상에 의한 분류 결과로부터 구하여진 것을 사용한다. 이 시뮬레이션에서 원화상을 트레이닝 화상으로 한 이유는 각 클래스가 갖는 통계량의 추정이 아주 양호하게 행하여졌을 경우를 가정하여 복원 성능의 상한을 보이는 것을 가능하게 하기 위해서다. 또, 원화상을 제외한 복수의 트레이닝 화상에 의한 분류 결과로부터 그것을 작성한 경우에 대하여도 조사한다. 양쪽모두 블록의 크기는  $8 \times 8$  화소로 하고 블록내 신호를 사전식 배열에 의해 열거 교환하여 공분산 행렬과 고유 벡터를 산출한다.

5.1 클래스 분류결과

클래스 분류결과를 보인다. 비교대상으로서 2.1에서

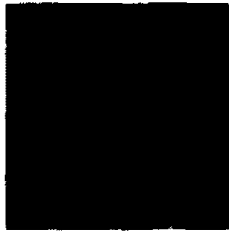
논한 Hueckel오퍼레이터에 의한 클래스 분류법을 이용하였다. 이 수법을 비교대상으로서 이용한 것은 2.1에서 논한 이유(Hueckel오퍼레이터에 의한 에지 추출은 에지의 각도를 나타내는 파라미터를 갖는다) 뿐만 아니라 일반적인 에지 추출방법인 화소간의 경사를 이용한 경우에 비하여 노이즈의 영향이 적기 때문이다[2]. 먼저, Hueckel 오퍼레이터만을 이용하여 얻어진 분류 결과를 <표 3>에 나타내었다. 시뮬레이션 대상 화상은 LENA ((그림 1) (a))이다. 표는 원화상을 분류한 결과와 노이즈를 첨가한 후 분류한 결과를 비교하여 원화상에 있어서 블록이 어느 클래스로 변화한 것인가를 개수로 보이고 있다. 원화상을 클래스 분류한 결과는 (그림 6)에서 보여주고 있다. 또, 노이즈화상은 평균 2승 오차(이후 MSE)가 약 75로 되는 백색잡음을 첨가한 것이다. <표 3>의 S, H, V, 45, 135, M은 각각 평탄, 수평, 수직, 45도, 135도, 그 외(복잡한 에지)의 클래스, Org와 Noi는 각각 원화상, 노이즈를 첨가한 화상((그림 6) (b))을 나타낸다. 표는 옆으로 보아 블록이 원화상의 클래스로부터 노이즈 화상의 어느 클래스로 변화한 것인가를 개수로 보이고 있다. 예를 들면, H클래스에서는 노이즈의 영향으로 두 개의 블록이 평탄클래스로 이동하였다. 또, 원화상의 분류로 H클래스S, 135, M으로부터 각각 3, 2, 1개의 블록이 H클래스로 이동하였다. 이 때문에 Org에서는 9개였던 블록의 개수가 Noi에서는 13개로 되었다. <표 3>의 결과로부터 Hueckel 오퍼레이터에 의한 분류에서는 많은 블록이 노이즈에 의한 영향이 평탄클래스에서 다른 클래스 또는 다른 클래스에서 평탄클래스로 변화하고 있다.





(e) 90도

(f) 135도



(g) 그 외(복잡한 예지)

(그림 6) LENNA의 클래스 분류

<표 3> MSE 약 75인 경우의 클래스 변화 1

	S	H	V	45	135	M	Org	Noi
S	-	3	7	8	2	3	623	617
H	2	-	0	3	2	1	19	20
V	5	1	-	7	3	7	126	119
45	6	2	5	-	1	15	143	137
135	3	3	3	3	-	5	71	66
M	1	0	1	2	4	-	42	65

<표 4> MSE 약 75인 경우의 클래스 변화 2

	S	H	V	45	135	M	Org	Noi
S	-	3	36	24	10	4	645	628
H	2	-	0	0	0	0	9	13
V	33	0	-	1	0	6	119	124
45	18	0	0	-	1	8	61	60
135	5	2	1	0	-	6	61	60
M	2	1	7	4	2	-	44	52

다음으로 3.4에서 나타낸 각 클래스의 고유 벡터를 이용한 방법에 의해 클래스 분류를 한 결과를 <표 4>에 나타낸다. <표 3>의 분류 결과와 비교하면 전체적으로 변화한 블록의 분포가 드문드문하고 잘못 분류된 블록의 총수가 감소한 것을 알 수 있다. 이상의 결과로부터 클래스에 대응한 고유 벡터에 의해 구하여진 내적 값을 분류의 판정기준으로 하여 클래스 분류를 하는 방법의 유효성이 확인되었다.

5.2 노이즈제거 결과

제안 방법을 이용하여 공분산 행렬을 원화상의 분류 결과로부터 구하여 노이즈제거를 한 결과를 <표 5>에 보인다. 표의 「분류 없음」, 「적용 1」은 각각 화상 전체의 블록으로부터 1개의 워너 필터를 구하여 복원한 경우와 잡음의 존재 하에 입력 블록을 클래스 분류하여 그 에지의 성질에 맞추어 워너 필터로 복원한 경우를 가리킨다. 또한, 「분류 없음」에서의 각 클래스의 MSE를 구할 때의 클래스 분류 정보는 「적용 1」에서 얻어진 것을 이용하였다.

<표 5> MSE의 비교 1

Class	분류 없음	적용 1
평탄	30.4	23.0
수직	43.4	38.1
45도	54.4	48.1
전체	39.8	33.1

<표 5>에서는 평탄, 수직, 대각선 45도의 블록의 클래스 및 화상 전체의 MSE의 결과가 보여진다. 원화상은 여성의 얼굴 화상인 LENNA((그림 1)(a))를 이용하여 백색잡음의 MSE는 83으로 하였다. <표 5>의 결과로부터 잡음의 존재 하에서 입력 블록의 클래스 분류를 실행하여 그 블록의 에지의 성질에 적용시킨 워너 필터를 이용하는 것으로 보다 고정밀도의 노이즈의 제거가 가능하다는 것이 확인되었다.

서론에서 논한 것과 같이 에지의 방향에 맞춘 공분산 행렬로부터 클래스마다 워너 필터를 산출한 이유는 클래스의 성질에 맞게 구하여진 통계량이 화상의 에지를 표현할 수 있는 것에 근거를 두었다. 그러나 <표 5>의 결과로부터는 복원 화상의 블록내에서 어떠한 오차의 분포로 되어 있는지를 알 수가 없다. 그리하여 블록내의 에지 주위의 MSE(에지부분도 포함한 8개소)와 그 외의 부분의 MSE를 이용하여 오차의 분포를 조사한다.

수직 클래스, 45도 클래스에 있어 각각의 MSE를 <표 6>에 나타낸다. 또한, 각각의 MSE의 비에 대하여도 비교한다. 이 비교는 블록내에서의 에지 부분의 주위 8개소와 그 외의 부분의 MSE를 하나의 클래스에 속하는 모든 블록에 대하여

$$\frac{\text{블록내의 에지주위 } MSE(8\text{개소})}{\text{에지부분}(8\text{개소})\text{이외의 } MSE} \quad (11)$$



위 식(11)을 계산하여 그 평균치를 구하여 식(10)에 대입하여 이루어진다.

<표 6> 에지 주위 MSE와 그 외의 MSE1

Class	범위	분류 없음	적용 1
수직	에지 주위	56.4	48.9
	그 외	37.6	33.3
45도	에지 주위	65.3	50.9
	그 외	44.8	45.6

수직, 45도 클래스의 모든 블록에 대하여 MSE비의 평균의 결과를 <표 7>에 나타낸다.

<표 7> 에지 주위 MSE와 그 외의 MSE비의 비교1

Class	분류 없음	적용 1
수직	1.50	1.47
45도	1.46	1.19

결과로부터 에지의 성질을 고려하지 않고 산출된 공분산 행렬로부터 구하여지는 하나의 위너 필터만을 이용하는 경우는 블록내의 에지 주위의 MSE의 비율이 큰 경향이 보여진다. 이것으로부터 클래스에 적응시킨 통계량을 이용한 경우는 잡음의 존재 하에 입력신호를 클래스로 분류할 때에 내적 값을 이용하는 방법에 응용되어 클래스에 대응한 위너 필터와 병용하는 것에 의한 노이즈제거 효과가 크고, 블록에 내재하는 에지의 성질을 고려하지 않고 구한 공분산 행렬을 사용하는 방법보다 복원 오차의 상관(innovation of errors)을 높이는 것이 가능하다.

다음으로 적응 위너 필터를 원화상을 제외한 복수의 트레이닝 화상으로부터 결정한 경우의 결과에 대하여 논한다. 이용한 화상은 배경과 인물이 있는 화상, 항공 사진 화상, 문자와 배경의 화상 등의 10장을 이용하였다. 이러한 화상으로부터 2.1에 의해 공분산 행렬을 구하고 그 고유 벡터를 이용한 분류를 하여 앞에서 서술한 것과 같은 시뮬레이션을 하였다. 복원 대상 화상은 Lenna로 하였다.

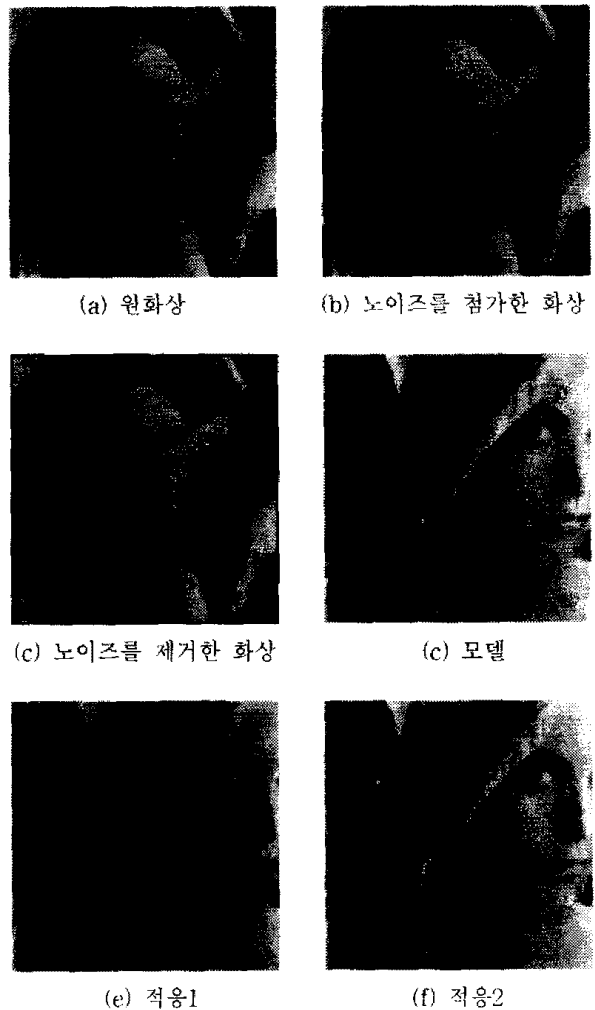
<표 5>의 시뮬레이션에서는 원화상에 있어서 블록의 클래스 분류를 고려하지 않고 구하여진 공분산 행렬을 이용하였다. 여기에서는 복수의 화상에 의한 시뮬레이션으로부터 마르코프 과정에 근거를 둔 식(12)의 공분산 모델을 비교에 이용한다.

$$C(i, j) = \rho^{|i-j|} \quad (12)$$

식(12)에서  $\sigma^2$ 는 분산,  $\rho$ 는 인접 상관계수를 나타낸다. 또한 공분산 모델을 산출할 때에 2차원배열에서 1차원 배열로의 변환에 동반하는 거리를 고려하여  $\rho=0.95$ 로 하였다. 평탄, 수직, 45도 클래스, 전체의 MSE를 표 8에 나타낸다. <표 8>에서 「모델」과 「적용 2」는 각각 공분산 모델과 10장의 화상에 의해 산출된 각 클래스의 공분산 행렬을 이용한 경우를 나타낸다.

<표 8> MSE의 비교 2

Class	모델	적용 2
평탄	30.3	30.6
수직	50.3	48.1
45도	64.0	56.3
전체	43.3	41.2



(그림 7) 복원화상의 일부

다른 성질을 갖는 복수의 화상에 의해 각 클래스의 통계량을 구하였기 때문에 공분산 행렬, 고유 벡터는 복수의 화상의 블럭 전체에 적용되어 있다. 따라서, Lenna의 경우에도 <표 5>의 결과와 비교하여 MSE가 크게 된다. 그러나, 신호의 통계적 성질을 하나로 가정하여 그 공분산 모델을 이용한 경우보다도 에지를 세밀하게 표현하고 있는 것이 결과로부터 확인된다. 복원 화상의 일부를 (그림 7)에 나타낸다. 모자의 행부분, 머리카락의 묘사 등에서 차이가 확인된다. 수직 클래스, 45도 클래스의 에지의 주위의 MSE와 그 외의 범위의 MSE와 이것들의 비를 각각 <표 9>, <표 10>에 나타낸다. 산출되는 공분산 행렬의 원화상에 대한 적응의 정도가 저하되어 MSE가 크게 되었음에도 불구하고 잡음의 존재 하에 입력 블럭을 클래스의 성질을 표현한 고유 벡터로 클래스 분류하는 것과 적응 위너 필터를 병용한 결과, 블럭내의 복원 오차를 블럭내 전체에 분산시키는 경향이 강한 것은 변함이 없다.

<표 9> 에지 주위 MSE와 그 외의 MSE 2

Class	범위	모델	적용 2
수직	에지 주위	72.2	55.3
	그 외	40.6	45.0
45도	에지 주위	82.1	64.1
	그 외	47.9	49.4

<표 10> 에지 주위 MSE와 그 외의 MSE비의 비교 2

Class	모델	적용 2
수직	1.78	1.23
45도	1.71	1.30

## 6. 결 론

본 논문에서는 화상의 에지 보존을 고려한 적응 위너 필터에 의한 가법성 백색 잡음의 제거 수법을 제안하였다. 에지의 방향에 근거를 둔 화상 블럭의 클래스별 공분산 행렬을 이용하여 에지에 적응시킨 위너 필

터를 구하였다. 적응 위너 필터의 산출에 사용한 5개의 클래스의 공분산 행렬의 5개조합의 고유 벡터를 이용하여 잡음의 존재 하에 입력 블럭을 클래스 분류하여 클래스에 대응한 위너 필터로 교체하여 필터링 하는 것으로 에지를 잘 보존하는 고정밀도의 노이즈제거가 가능하게 되었다.

## 참 고 문 헌

- [1] 小川 英光, "講座 信號と畫像の復元[II]: 古典的最適復元フィルタ", 日本電子情報通信學會誌, Vol.71, No.6, pp.593-601, 1988.
- [2] H.C.Andrews and B.R.Hunt, "Digital Image Restoration," Prentice Hall, 1997.
- [3] 森 俊二, 坂倉 梅子, "畫像認識の基礎[II]", 오ーム社, 1990.
- [4] M.H.Hueckel, "An operator which locates edges in digitized pictures," Journal of the Association for Computing Machinery, Vol.18, No.1, pp.113-125, 1971.
- [5] M.H.Hueckel, "A local visual operator which recognize edges and lines," J.ACM, Vol.20, No.4, pp.634-647, 1973.
- [6] H.Kitajima, "Energy packing efficiency of the Hadamard transform," IEEE Trans. Commun., Vol.COM-24, No.11, pp.1256-1258, Nov., 1976.



## 도 재 수

e-mail : dojesu@mail.dongguk.ac.kr  
 1991년 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사)  
 1994년 일본 홋카이도(Hokkaido) 대학 대학원 전자공학과 (공학석사)

1997년 일본 홋카이도대학 대학원 전자공학과(공학박사)  
 1997년~현재 동국대학교 전자계산학과 전임강사  
 관심분야 : 영상신호처리, 영상압축, 웨이브렛변환 등