

論文99-36S-3-7

영역분류와 형태학적 필터링을 이용한 잡음제거 (The Noise Reduction Using Block Classification and Morphological Filtering)

金仁謙*, 鄭淵植**

(In Kyeom Kim and Yeonsik Jeong)

요 약

본 논문에서는 영상 부호화시 전처리 과정을 수행함으로써 잡음을 제거하는 새로운 알고리즘을 제안하였다. 제안한 알고리즘은 영상의 선명도를 유지할뿐 아니라 전체적인 부호화 효율을 높여준다. 효율향상 과정은 다음과 같다. 첫째 블록 특성에 따라 영역을 분류하며, 둘째로는 Canny 연산자와 Sobel 연산자를 이용하여 경계선 방향을 얻는다. 세 번째로 블록 특성과 경계선 방향에 따라 방향성 형태학적 필터를 구한다. 형태학적 필터링은 영상내 존재하는 잡음을 제거하고, 표준 영상의 경우 인간이 시각적으로 느낄 수 없는 성분을 제거한다. 형태학적 필터링은 경계선 성분을 손실시키는 결과가 발생하지만, 제안한 알고리즘은 손실된 경계선 영역을 복원하는 과정을 거친다. 그러한 과정의 결과로, 전체적인 부호화 효율이 향상된다. 특히, 제안한 알고리즘을 적용한 표준영상의 경우, 약 20-50%의 비트 발생량이 줄어드는 결과를 나타내었다. 잡음 분산 값을 달리하여 만든 잡음 영상에 제안한 방법을 적용한 결과, 영상의 선명도를 유지하였다. 제안한 알고리즘은 인간의 시각 특성을 고려한 미세한 잡음 제거 방법에서 우수한 성능을 나타내었으며, 영상의 선명도를 유지하는 것을 보여 주었다.

Abstract

A new noise removing algorithm is proposed by implementing preprocessing in coding an image. The proposed method improves overall coding performance and maintains clearness of the image. The processes of such improvement are as follows; first, the regions are classified by block characteristics; second, edge directions are obtained by the Canny and Sobel operators; third, the directional morphological filters are produced based on the block characteristics and the edge directions. The morphological filtering reduces the noise in the image and unnecessary components in the standard images. The morphological filtering results in missing edge regions, however, the proposed algorithm restores the missing edge regions. Consequently, the overall coding performance is improved. Specifically, the bit rate is lowered by 20-50% in the standard images when the proposed algorithm is employed. When this new method is tested on noisy images with different values of variance, the clearness of the images is maintained. This algorithm shows a better result for removing fine noise in consideration of human visual characteristics and for maintaining the clearness of images.

* 正會員, 聖潔大學校 컴퓨터學部
(Dept. of Computer Science, SungKyl University)

** 正會員, 延世大學校 電子工學科
(Electronic Engineering, Yonsei University)
接受日字:1998年7月9日, 수정완료일:1999年1月4日

I. 서 론

영상 내 존재하는 잡음을 제거하는 영상 복원 분야는 우주에서 전송된 영상을 복원하던 작업에서 발전하여 오늘날에는 여러 통신 선로 상에서의 오차 및 디지털 영상의 양자화 오차를 제거하는데 이르기까지 다양

한 분야에서 응용되고 있다^[1]. 이러한 영상 복원 기법은 다양하면서도 질적으로 우수한 영상 정보를 원하는 사용자들의 욕구를 충족시키기 위해 여러 부호화 기법과 병행하여 널리 연구되고 있다. 영상정보에 첨가된 잡음을 제거하기 위하여 smoothing 기법과 POCS를 이용한 방법^[2] 및 반복적인 영상 복원 기법^[3]을 이용한 연구가 활발히 진행되고 있다. 영상은 블록화하여 처리하는 과정에서 블록간 불연속으로 인하여 인간 시각에 거부감을 주는 영상결과를 발생시키기도 하는데 이러한 블록현상(blocking effects)을 제거하기 위한 후처리 분야의 연구가 진행되고 있다^[4]. 그러나 실질적인 잡음제거나 영상 복원 기법은 단일 기법으로 얻은 결과보다는 복합적인 여러 종류의 기법을 적용한 것이 좋은 결과를 준다.

Ramamurthi와 Gersho는 블록 기반 부호화 영상에서 나타나는 블록현상 제거를 위하여 공간 특성에 따라 변화하는 비선형 필터를 이용한 후처리 기법을 제안하였다^[5]. 이 기법에서는 각 블록을 화소의 휘도에 기초한 영역 분류기법을 이용하여 영역을 분류하였다. 그러나 화소에 기초한 영역분류 기법은 블록내에 잡음이 첨가된 경우 제대로 영역을 분류하지 못하는 단점을 가지고 있다. 이러한 단점을 보완하기 위하여 분산과 차 분산을 이용한 영역 분류 기법을 이용하였다.

Richard는 스캔(scanned) 영상을 다양한 구조 요소를 적용한 형태학적 필터링을 이용하여 영상 내에 존재하는 스캔 잡음을 제거하는 연구를 하였다^[6]. Richard는 영상 내에 존재하는 잡음 제거를 위하여 영상 전체에 걸쳐 여러 번의 형태학적 필터링을 수행하여 각 단계마다 서로 다른 구조요소와 매개변수의 적용을 통하여 영상 전체를 처리하였다. 그러나 영상은 전체적으로 정적(stationary)인 특성을 가지고 있지 못하므로 영상 전 영역에 동일 필터를 적용하는 경우 영상특성을 반영하지 못할 수도 있으므로 구조요소와 매개변수를 변환하면서 전체 영상에 대한 반복적인 처리기법을 이용하였다. 그러나 영상 전체를 한 번에 처리하는 것은 영상의 비정적인 특성으로 인하여 비효율적이므로 영상 부호화 특성을 반영하면서 정적인 특성을 이용하기 위하여 블록화하여 처리하는 것이 필요하다.

Smith는 경계선 검출과 잡음 제거를 위한 기법으로 SUSAN(Smallest Univalve Segment Assimi-

lating Nucleus) 원리를 제안하였다^[7]. 그러나 SUSAN 기법은 Gersho가 제안한 영역 분류와 마찬가지로 화소를 기준으로 영상을 처리함으로써 심한 잡음 영상의 경우에 전혀 잡음제거를 수행하지 못하는 단점을 가지고 있다.

이에 본 논문에서는 영상을 블록화하고 각 블록의 영역특성을 분산과 차 분산을 기준으로 분류함으로써 화소를 기준으로 영역분류를 수행하는 경우 나타나는 단점을 제거한다. 또한 분류된 특성에 따라 서로 다른 구조 요소(Structuring Element)를 적용하여 미세 잡음을 제거한다. 그러나 미세 잡음 제거에 따른 경계선 성분의 손실이 발생하게 되는데 이러한 경계성분은 형태학적 필터링을 수행한 중간 값을 적용하여 선명한 영상결과를 얻는다.

II. 영역분류를 통한 잡음제거

1. 경계선 블록 방향 검출

영상에서 경계검출은 여러 분야에서 매우 유용하다. 특히 경계 검출은 대부분 영역 분류의 첫 번째 단계이다. 영상으로부터 물체가 가지는 실제적인 경계선 성분만을 얻어내기 위한 전처리 과정으로 평활화를 수행하나, 이는 경계성분 검출의 성능 면에서 여러 제약점을 가진다. 즉 경계검출 과정에서 필수적으로 고려해야 할 국소화(localization)와 검출(detection) 사이의 상충관계이다. 국소화란 경계성분을 그것이 실제로 존재하는 정확한 위치에서 검출할 수 있는 기능으로서 이는 좁은 폭을 가지는 필터를 필요로 하나 이렇게 할 경우 경계성분이 아닌 부분도 경계로 검출되는 문제점을 가진다. 검출이란 경계성분 이외의 다른 부분은 무시하고 찾고자 하는 경계성분만을 검출하는 기능으로, 넓은 폭의 지역통과 필터링을 필요로 하는데 이것은 경계성분의 이동이나 소멸을 가져오게 된다. 이러한 여러 이유로 경계선 검출을 위한 많은 연구가 알려져 있다. 각 경계성분으로부터 방향성분을 얻어 방향성분에 따른 부호화와 잡음제거에 관한 연구 결과도 있다^[8].

본 논문에서는 영상 내 경계선 성분 근처에 존재하는 미세 잡음 제거를 위하여 경계선 방향에 따른 필터링 기법을 적용한다. 따라서 영상에서 방향성을 가지는 경계선을 포함하는 블록에 대해서는 그 방향과 가장 가까운 대각선 방향으로만 필터링을 적용하여 처리

한다. 다음은 경계선 방향성분 검출 방법이다.

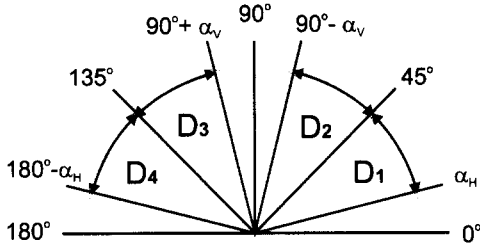


그림 1. 경계선의 4 방향 분류
Fig. 1. The classification of four directions of edges.

- 1) 경계선 화소점 결정 : 영상에서 경계선을 추출하기 위해서 Canny 연산자^[9]를 사용하여 경계선이 아닌 부분은 0, 경계선은 255의 화소 값을 주어 경계 영상을 만든다.
- 2) 경계선 블록의 결정 : 한 블록내에서 경계선 화소점의 수가 EBT(edge block threshold)이상일 경우 경계선 블록으로 결정한다.
- 3) 경계선의 방향각 : 경계선 영상에 대해서 경계선 블록과 주위의 일정 영역내의 모든 화소점 $p(i, j)$ 에 대해서 식 (1)을 이용 각 θ 를 구한다. g_x 와 g_y 가 동시에 0이 되는 점(평탄영역)을 제외한 모든 경계선 화소점에 대한 각의 평균을 구하면 경계선의 방향에 수직인 각이 된다.

$$g_x = p(i+1, j-1) - p(i-1, j-1) + 2p(i+1, j) - 2p(i-1, j) + p(i+1, j+1) - p(i-1, j+1)$$

$$g_y = p(i-1, j-1) - p(i-1, j+1) + 2p(i, j-1) - 2p(i, j+1) + p(i+1, j-1) - p(i+1, j+1) \quad (1)$$

$$\theta = \tan^{-1}(g_y/g_x)$$

위의 연산은 3x3 Sobel 마스크 연산자를 적용한 것과 동일하다^[8].

- 4) 경계선의 방향 결정 : 수식 (1)에서 구한 각으로 그림 1의 D_1, D_2, D_3, D_4 방향을 결정한다. 이 때 α_H, α_V 는 수평 수직 방향을 제외하기 위한 상수이다.
- 5) 경계선 화소점의 수가 EBT 이하인 블록 영역은 D_0 로 정의하며, 제안한 영역분류 결과에 따라 처리한다.

2. 영역 특성에 따른 분류 방법

일반적으로 영상 정보에서는 경계선 성분이 존재하

는 영역을 중요한 영역으로 인식하지만, 인간시각특성을 보면 인간의 눈은 2차원 저주파 대역 필터 역할을 하기 때문에 경계선 영역에서의 잡음은 인간 시각에 커다란 영향을 미치지 않는 것으로 알려져 있다^{[10][11]}. 그러나 경계선 영역의 정보 손실은 영상 정보의 선명도에 커다란 영향을 미치므로 최대한 정보를 보존해야 한다. 본 논문에서는 인간이 시각적으로 느끼지 못하는 휘도의 미세한 변화를 미세잡음으로 분류하여 처리함으로써 부호화 효율을 이루도록 하였으며, 영상 내에 존재하는 잡음제거를 위하여 각 블록을 특성에 따라 분류함으로써 좀 더 인간 시각 특성에 충실한 잡음 제거 및 부호화 효율성을 이루도록 하였다. 각 영상은 블록화하여 처리하며 각각의 블록은 변화가 없는 영역, 윤곽선(edge)이 존재하는 경계선 영역, 그리고 중간 영역으로 구분하며 이때 경계 영역은 수직 경계선 영역과 수평 경계선 영역으로 구분하여 분류한다. 각 영역 분류는 블록내 화소간 차의 분산으로 표현하는데 이것은 블록 정보의 변화 에너지를 기준으로 블록 특성을 설정하는 것이다. 각 블록에서의 분산 값을 계산하고 수평축 화소간의 차 분산과 수직축 화소간의 차 분산을 기준으로 영역 분류를 수행한다.

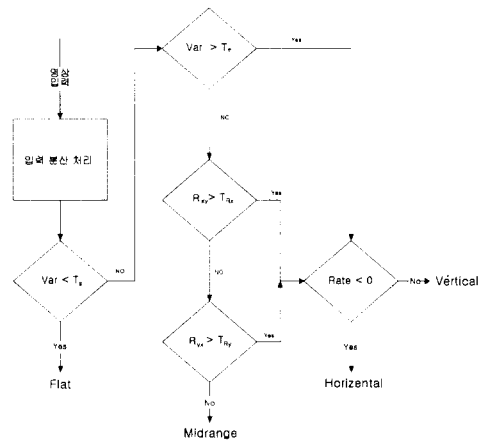


그림 2. 영역 분류도
Fig. 2. The diagram of the block classification.

또한 블록 평균값이 아주 작은 값을 갖는 경우는 인간 시각이 인식을 하지 못하므로 역시 무변화 영역으로 분류하였다. 인간 시각 특성은 무변화 영역에서의 아주 미세한 잡음에도 커다란 영향을 받는 것이 입증되어 있다. 따라서 무변화 영역에서는 아주 미세한 잡음 혹은 아주 작은 휘도 값의 변화일지라도 제거하

여 블록 정보를 균일하게 하는 것이 인간이 보기에 좋은 영상으로 인식하게 한다. 다음으로 경계선 영역의 구분은 분산과 수평축 차 분산과 수직축 분산간의 비율로부터 정의를 하였다. 이때 각 블록 경계선영역에서의 화소 차는 환형을 기준으로 처리하였다. 그림 2에 영역 분류 과정을 도시하였다.

무변화 영역 한계 값은 T_s , T_x , 그리고 T_y 를 동일하게 50으로 정의하여 블록 영상을 분류하였으며, 또한 영상이 아주 작은 분산 값과 차 분산 값을 가지고 있는 경우라 할지라도 각 차 분산의 비율이 4.0보다 작은 값을 갖는 경우에만 무변화 영역으로 정의하였다. 또한 블록 영상의 전체 평균값이 7이하인 경우는 무변화 영역으로 분류하였다. 각 차 분산의 T_s 는 1000을 사용하였다. 분산이 T_s 보다 크거나 차 분산의 비율 T_R 가 2.0보다 크거나 T_R 가 1.5보다 큰 경우에는 경계영역으로 설정하였고 이때 R_{xy} 와 R_{xx} 의 차가 0보다 큰 경우는 수직경계를 갖는 영역으로 0보다 작으면 수평영역으로 분류하였다. 각 매개 변수설정은 실험을 통하여 가장 명확히 영역설정을 수행하는 값으로 결정하였다.

3. 형태학적 필터를 이용한 잡음 제거

형태학적 필터를 이용한 잡음 제거에 관한 연구는 이론적인 면과 실제적인 면을 모두 이용하여 결과 영상을 얻으며 이때 얻어지는 영상 결과는 구조 요소에 따라 크게 달라진다. 본 논문에서는 이러한 영상 정보를 처리하기 위하여 먼저 영상을 각각 블록마다 특성에 따라 구분한다. 각각 특성별로 구분한 블록에 수리 형태학적 필터링을 적용하여 영상을 복원하며, 이때 각 블록의 특성에 적합한 구조 요소를 적용하여 필터링 한다. 구조요소는 평평한 디스크(flat disk)형을 이용하였다^[6]. 기존의 수리 형태학에서처럼 복원 영상을 얻기 위하여 opening과 closing을 전체 영상에 그대로 적용하는 경우 영상의 비정적(non-stationary)인 특성으로 인하여 균일한 영상 결과를 보장받을 수 없다.

따라서 본 논문에서는 반지름 r의 디스크를 이용하여 형태학적 필터링을 수행하였으며, 이때 반지름 r은 영상 한 픽셀의 크기를 나타내며, 디스크 형의 필터란 반지름 r 만큼의 픽셀 크기를 갖는 둥근 필터를 의미한다. 따라서 영역 분류와 필터링은 픽셀을 기준으로 처리한다. 블록의 영역 특성이 수평 경계선 영역이나

수직 경계선 영역으로 구분을 한 경우, 영상정보 내에 경계선 성분이 존재하는 형태이므로 미세한 경계선을 보호해야 할 필요가 생긴다. 이때 사용하는 구조 요소는 작은 디스크형을 사용하여 형태학적 필터링을 수행하므로 경계선 성분을 보존할 수 있는 복원 영상을 만들고, 블록 특성이 무변화인 경우는 영상정보 내에 존재하는 작은 변화에도 인간 시각이 크게 눈에 띄는 특성을 가지고 있는 영역이므로 커다란 원형 디스크의 구조 요소를 사용하여 처리함으로써 블록내의 정보를 균일하게 만들어 준다. 중간 변화 영역을 갖는 블록은 변화가 어느 정도는 있는 영상으로 보고 구조 요소의 디스크 크기를 경계선 영역과 무변화 영역의 중간 크기로 하여 영상을 처리한다. 각각의 블록은 다음의 수행 과정을 거쳐 영상정보 내의 잡음 제거를 수행한다^[6].

$$\frac{1}{2} \{((f \cdot g) \cdot g)\} + \frac{1}{2} \{((f \cdot g) \cdot g)\} \quad (2)$$

위의 수식에서 f는 원 영상을 나타내고, g는 구조 요소를 나타내며, 연산자 \cdot 과 \cdot 는 [12]에서 설명한 closing과 opening 필터링을 의미한다.

그러나 위의 수행만으로 시각적으로 적합한 영상을 얻을 수 없다. 각 영상 특성에 따라 구조요소의 변화가 요구되며 필요한 경우 여러 구조요소의 최소값이나 최대값을 사용하는 경우도 있다. 영상정보 내에 있는 convex hull의 모양은 영상 내 고주파 성분이 제거된 저주파 성분을 많이 포함한 경계선 영상이므로, 원 영상정보에서 제거된 고주파 성분을 복원해 주어야 한다. 이 과정은 영상정보 내에 경계선을 살려주는 역할을 함과 동시에 잡음 증폭이 다시 발생하는 결과를 유발할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 각 블록별로 블록 특성에 따른 분류가 가능하므로 무변화 영역, 윤곽선이 존재하는 경계선 영역 그리고 중간영역 각각에 가중치를 달리하여 고주파 성분을 처리함으로써 잡음 증폭의 문제점이 발생하지 않도록 한다. 즉 제거된 고주파 영상 성분을 얻어내기 위하여 복원된 영상과 수리 형태학적 필터링을 거친 영상간의 차 영상을 얻은 후 각 블록 특성에 따라 각 차이에 가중치 값을 가한 후 결과 값을 얻는다. 그러나 차 영상은 근본적으로 경계 영역을 포함함과 더불어 영상 복원시 발생한 잡음을 가지고 있으므로, 차 영상에 opening 과 closing 을 적용한 블록 영상을 결과 영상과 합하여 구한다. 다음

은 형태학적 필터링 과정을 보여준다.

if (Class is Flat)

$$MR(x, y) = \frac{1}{2} \{((f \cdot g_F) \circ g_F)\} + \frac{1}{2} \{((f \circ g_F) \cdot g_F)\}$$

else if (Class is Horizontal)

if(Direction is D_1)

$$MR(x, y) = \frac{1}{2} \{((f \cdot g_{RH}) \circ g_{RH})\} + \frac{1}{2} \{((f \circ g_{RH}) \cdot g_{RH})\}$$

if(Direction is D_4)

$$MR(x, y) = \frac{1}{2} \{((f \cdot g_{LH}) \circ g_{LH})\} + \frac{1}{2} \{((f \circ g_{LH}) \cdot g_{LH})\}$$

else

$$MR(x, y) = \frac{1}{2} \{((f \cdot g_H) \circ g_H)\} + \frac{1}{2} \{((f \circ g_H) \cdot g_H)\}$$

else if (Class is Vertical)

if(Direction is D_2)

$$MR(x, y) = \frac{1}{2} \{((f \cdot g_{RV}) \circ g_{RV})\} + \frac{1}{2} \{((f \circ g_{RV}) \cdot g_{RV})\}$$

if(Direction is D_3)

$$MR(x, y) = \frac{1}{2} \{((f \cdot g_{LV}) \circ g_{LV})\} + \frac{1}{2} \{((f \circ g_{LV}) \cdot g_{LV})\}$$

else

$$MR(x, y) = \frac{1}{2} \{((f \cdot g_V) \circ g_V)\} + \frac{1}{2} \{((f \circ g_V) \cdot g_V)\}$$

else

$$MR(x, y) = \frac{1}{2} \{((f \cdot g_M) \circ g_M)\} + \frac{1}{2} \{((f \circ g_M) \cdot g_M)\}.$$

(3)

각 영역을 위한 구조요소는 각 영역의 특성에 따라 구성한다. 위의 수식에서 g_F 는 크기가 11 인 원형 구조요소이며, g_{LH} 와 g_{RH} 는 각각 왼쪽과 오른쪽 방향성분을 갖는 크기가 5인 구조요소이다. 중간 영역 필터인 g_M 은 크기가 7인 구조요소를 가지고 필터링을 수행한다. $MR(x, y)$ 는 형태학적 필터링 결과 영상으로 필터링을 수행한 결과 영상은 일정형태를 간직한 것 외에는 전 영역에서 흐려진 영상형태를 나타내는데, 이것은 명암도 영상에 적용하는 형태학적 필터링의 결과가 잡음 제거와 함께 영상내 원 정보조차도 제거하는 역할을 수행하기 때문이다. 형태학적 필터링은 "median root"의 특성을 가지고 있는 것으로 알려져

있다^[12].

따라서 형태학적 필터링이 수행된 결과 영상을 가지고서는 각 블록 내의 평균값 정도만을 알 수 있는 것이므로 이의 보상이 필요하다. 본 논문에서는 이러한 보상 기법으로 원 영상과 필터링된 영상과의 차를 이용하여 각 블록 특성에 따라 차영상을 처리하여 줌으로써 인간 시각에 적합하면서 잡음제거가 가능한 기법을 제시한다. 수식 (3)의 과정을 통하여 얻어진 결과 영상을 $MR(x, y)$ 라 하고 원 영상을 $f(x, y)$ 라 하면 이 때 차 영상은 다음의 식으로 표현할 수 있다.

$$D(x, y) = f(x, y) - MR(x, y). \quad (4)$$

이때 무변화영역인 경우는 아주 미세한 잡음에도 인간의 시각이 잡음을 크게 느끼므로 전체적인 잡음제거를 위하여 형태학적 필터링 결과 영상과 원 영상과의 차를 다시 한번 필터링을 수행한다.

if (Class is Flat)

$$MD(x, y) = \frac{1}{2} \{((D \cdot g_{NF}) \circ g_{NF})\} + \frac{1}{2} \{((D \circ g_{NF}) \cdot g_{NF})\}$$

else

$$MD(x, y) = D(x, y). \quad (5)$$

이때 g_{NF} 는 크기 3을 갖는 구조요소로 위의 필터링은 미세잡음 제거 역할을 수행한다. 형태학적 필터링을 수행한 후의 MD(x,y) 영상에 각각의 영역분류에 따라 가중치를 곱한 MD(x,y)를 더하여 최종적인 결과 영상을 얻는다.

if (Class is Flat and Direction is D_0)

$$R(x, y) = MR(x, y) + \alpha MD(x, y)$$

else if (Class is not Flat and Direction is D_0)

$$R(x, y) = MR(x, y) + \beta MD(x, y)$$

else if (Class is Edge and Direction is not D_0)

$$R(x, y) = MR(x, y) + \gamma MD(x, y)$$

else if (Class is Flat and Direction is not D_0)

$$R(x, y) = MR(x, y) + \theta MD(x, y)$$

else

$$R(x, y) = MR(x, y) + \eta MD(x, y). \quad (6)$$

식 (6)에서 수행한 가중치가 D_0 에 의한 기준으로

정한 것은, 앞단의 형태학적 필터링의 경우는 방향성 분포에 의한 구조요소 설정이 필요하였으나 식(6)은 전 영역에 동일한 가중치 값만을 가하면 되기 때문이다. 가중치 결정은 영역분류를 기준으로 정해지며 $\alpha, \beta, \gamma, \theta, \eta$ 는 가중치를, $R(x, y)$ 는 최종 복원 영상을 나타낸다.

위의 전 과정을 수행한 영상은 인간 시각 특성을 반영하는 블록 분류를 통하여 처리하였으나 선명도에 크게 영향을 미치는 경계선 영역에서의 오차가 평탄영역에서의 오차보다 크므로 이의 보정이 필요하다. 경계선 영역에서의 오차 보정 방법은 첫째로 영역 분류를 통하여 경계선 영역으로 분류된 블록에 대해서만 원 영상과 형태학적 필터링 결과와의 블록 영상간 차를 구한다. 이때 구해진 차 영상은 원 영상의 순수한 경계선 영역뿐만 아니라 잡음도 섞여 있는 영상이므로 차 영상에서 잡음을 제거하는 과정이 필요하다. 그러나 순수하게 잡음만을 제거한다는 것은 현실적으로 불가능하다. 다음의 과정을 통하여 잡음 제거와 함께 경계선 영역의 선명도를 최대한 보존한다.

if(Class is Edge)

$$ORD(x, y) = f(x, y) - R(x, y)$$

$$ORD_{Med}(x, y) = Median\{ORD(x, y) \cdot g, ORD(x, y) \circ g,$$

$$(ORD(x, y) \cdot g) \circ g\}$$

$$FR(x, y) = R(x, y) + ORD_{Med}(x, y)$$

else

$$FR(x, y) = R(x, y). \quad (7)$$

이때 $ORD(x, y)$ 는 순수 경계선과 잡음을 동시에 가지고 있다. 자연 영상에서 잡음은 아주 미세하게 존재하므로 최대값만을 취하는 경우도 있으나, 형태학적 필터링을 수행한 영상의 중간 값을 이용하여 결과를 취한다. 위의 수식에서 Median은 구해진 결과 값 중에서 중간 값을 택한다는 의미이다. 이때의 중간 값은 각 화소점에서의 중간 값을 나타낸다. 형태학적 필터링에서의 opening과 closing은 원 영상의 형태를 보존하면서, 영상의 경계부분을 검출할 수 있는 특징을 가지고 있으므로 위의 결과 영상은 영상 자체가 중요한 요소로 인식하는 경계선 영역을 보존시킬 수 있다. 구해진 영상을 형태학적 필터링 결과에 더하여 영상의 선명도를 보존한다.

III. 실험 및 결과 고찰

1. 전체 실험

영상처리분야에서 제시하는 잡음제거 기법은 부호화 과정의 전처리 과정으로 주로 이용되며 본 논문에서 제시하는 잡음 제거 기법 역시 부호화 과정의 전처리 과정으로 이용할 수 있다. 논문에서 실험에 사용한 영상은 영상처리 분야에서 널리 알려진 해상도 256x256의 LENA 영상과 Cameraman 영상을 사용한다. 각 영상을 처리하기 위하여 제안한 영역 분류법을 이용하였으며, 분류된 영역 특성을 고려하여 형태학적 필터링을 수행하였다.

방향성분을 구하기 위한 영역 블록은 8x8을 기준으로 처리하였으며, 방향성분 과정의 α_H 와 α_V 는 동일하게 $\pi/16$ 로 설정하였다. 또한 EBT는 3으로 하여 실험을 수행하였다. 이때 D_1, D_2, D_3, D_4 영역에 속하지 않는 영역 즉, 방향각이 0부터 α_H 이하인 영역과 $180 - \alpha_H$ 부터 180까지의 영역은 제안한 영역분류에 의하여 수평 경계선이 존재하는 영역이거나 중간 영역으로 분류하며, 방향각이 $90 - \alpha_V$ 에서 $90 + \alpha_V$ 까지 영역은 수직영역으로 분류하거나 중간 영역으로 분류한다. 경계선 방향성분을 이용한 형태학적 필터링을 수행하므로 경계선 방향성분을 잘못 이용하는 경우 결과에 커다란 영향을 미치는 것을 알 수 있다.

2. 영역 분류 실험

영역 분류는 인간의 시각에 근사한 영역 분류를 목적으로 하나 완벽한 영역 분류는 어렵다. 그러나 본 논문에서는 흐려진 영상내의 경계선 성분을 찾아내어 최대한 경계선 성분을 보존하는 것을 목적으로 하므로, 제안한 영역 분류는 인간 시각에 가장 근사한 경계 성분을 찾아내는 것을 목적으로 하여 구분하였다. 이러한 영역분류 방법의 결과는 형태학적 필터링을 수행하는 경우 중요한 요소로 작용하며 그 결과 또한 인간 시각에 민감한 부분을 최대한 보존하면서 영상 정보내의 선명도를 결정하는 경계선 정보를 보존하는 것을 알 수 있다.

그림 3과 그림 4는 영상 복원 분야의 표준 영상으로 주로 쓰이는 Cameraman 영상에 적용하여 영역 분류를 수행한 결과를 보여준다. 제안한 영상 분류 방법은 기존의 방법보다 경계선 영역을 잘 분류해 내는 것을 확인할 수 있다.



그림 3. Gersho의 경계선 분류 결과
Fig. 3. The result of edges by Gersho's.



그림 4. 제안한 경계선 분류 결과
Fig. 4. The result of edges by the proposed method.

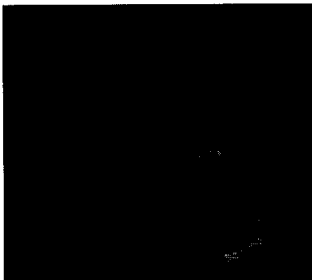


그림 5. Gersho의 경계선 분류 결과
Fig. 5. The result of edges by Gersho's. (TREVER Image)

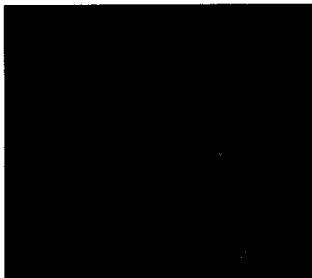


그림 6. 제안한 경계선 분류 결과
Fig. 6. The result of edges by the proposed method.

그림 5, 그림 6에 보이는 TREVER 영상의 경우

제한한 영역분류 기법은 인간의 시각이 느낄 수 있는 경계선 영역을 찾는 것을 목적으로 만들어졌기 때문에 Gersho의 영역분류에 의한 경계선 성분보다 많은 블록을 경계선으로 찾는 것을 알 수 있다. 이러한 영역분류는 최대한 선명한 영상을 제공하고 부호화 효율을 높이기 위한 기법에 의하여 발생한 현상으로, 4절에서 잡음이 섞인 영상에서의 경계선 분류를 통하여 제안한 기법이 잡음과 인간이 느끼는 경계선을 얼마나 정확하게 검출하는가를 보여준다.

3. 부호화 효율 실험

본 논문에서의 부호화 효율이란 영상을 전송하기 위하여, 부호화하는 과정에서 발생한 정보량이 원영상에 비하여 얼마나 감소하였는가를 나타내는 것으로 정의한다. 즉 부호화시 발생하는 비트량이 얼마나 감소하였는가를 의미한다. 그러나 비트량의 감소로 인하여 영상정보의 훼손이 발생하여서는 안되며 인간시각에 민감한 중요한 영상정보는 II장에서 제안한 알고리즘에 의하여 보존된다.



그림 7. 결과 영상간의 비교
Fig. 7. The comparison of the result image.
(a) The original image (b) The result of median filtering (c) The result by the proposed method

표 1. 표준 영상의 부호화 결과 비교

Table 1. Comparison of the result of standard image coding(PSNR unit:dB).

(PSNR 단위 : dB)

영상	필터링방법		원 영상		SUSAN		제안한 방법	
	bpp	PSNR	bpp	PSNR	bpp	PSNR	bpp	PSNR
LENA	0.817	34.014	0.727	32.4185	0.723	32.7960		
Camera man	0.930	30.591	0.854	29.5491	0.791	29.6257		

그림 7은 Cameraman 영상의 카메라 부분을 확대하여 처리된 영상의 선명도가 경계선 지역에서 유지되고 있음을 보여주는 결과 그림이다. 그림에서 보듯이

카메라의 외곽선과 카메라를 잡은 손의 모양에서 제안한 영역분류법과 새로운 형태학적 필터링 알고리즘을 적용한 영상이 원 영상과 차이를 느끼지 못할 만큼 선명도를 유지하고 있음을 알 수 있다.

표 1은 최근에 잡음 제거 기법에 있어서 가장 좋은 결과를 내는 연산자로 알려진 SUSAN 연산자를 적용한 결과와, 제안한 방법에 의한 결과 영상을 비교한 표이다. 표1의 실험은 동일한 조건의 부호화기에서 수행한 결과로 이미 표준화가 이루어진 부호화기에 그대로 적용할 수 있는 전처리기로서의 실험 결과를 보여준다. Cameraman의 경우 SUSAN 연산자를 이용한 영상 처리 결과를 PSNR 측면에서 보면 29.5491이며, 제안한 방법은 29.6257로 나타난다. 그런데 JPEG 부호화를 수행한 비트 발생량의 결과는 제안한 방법이 더 적은 것을 알 수 있다. 이것은 제안한 방법이 영상을 부호화하는데 있어서 커다란 효율성을 갖고 있다는 증거이다. 더 선명한 영상이면서 부호화시 발생 비트량은 더 적게 발생한다는 것을 표에서 확인할 수 있다. 부호화 결과를 보면, 단순 영상인 LENA 영상은 복잡한 특성을 갖는 Cameraman 영상에 비하여 부호화 효율이 낮게 발생한다.

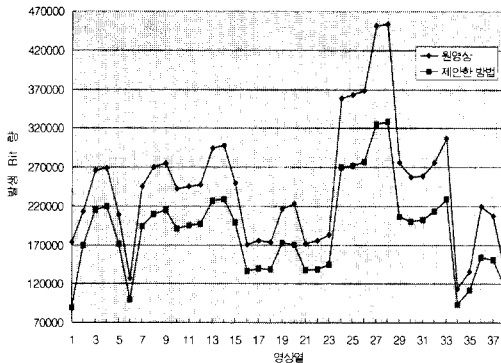


그림 8. 부호화에 의한 Bit 발생량
Fig. 8. The quantity of bits by JPEG.

그림 8은 원 영상과 제안한 방법의 결과 영상과의 부호화 결과를 보여준다. 제안한 방법은 전체적으로 원 영상에 의존적인 형태를 띠고 있다는 것을 알 수 있다. 이것은 제안한 방법이 원 영상의 특성을 그대로 유지하면서 불필요한 성분만을 제거하는 구조로 되어 있기 때문이다. 이것은 Cameraman 영상을 확대한 그림 7의 결과에서 보듯이 원영상과 화질 차이가 거의 나지 않는 영상을 보이는 부호화 결과이다.

그림 9는 제안한 알고리즘을 표준영상에 적용하여 얻은 부호화 효율 결과를 나타낸 것이다. 실험 결과에 의한 영상의 부호화 효율은 원 영상과 비교하였을 때 최소 16%에서 최고 50%의 부호화 효율이 나타났다. 효율이 낮은 영상의 경우는 경계선 성분이 많은 영상으로 분류된 경우이다. 배경 영역의 많은 부분이 무변화 영역으로 분류된 경우에 가장 커다란 부호화 효율을 나타내었다.

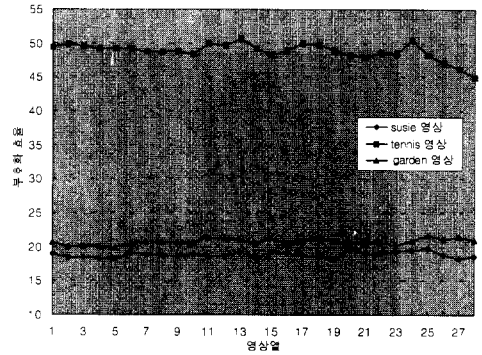


그림 9. 각 영상의 부호화 효율
Fig. 9. The performance of sequences.

특히 Tennis 영상의 경우 Table과 배경화면이 균일한 분포를 갖는 영상으로 구분되어 있어서 효율 면에서 약 50% 정도의 부호화 효율을 나타내었다. Garden 영상은 전체적으로 복잡한 구조를 띤 영상이나 전체적으로 약 20% 대의 부호화 효율을 나타내는 것을 볼 수 있다. 또한 그림 7에서 알 수 있듯이, 결과 영상을 보면 시각적인 면에서 결코 원 영상에 비하여 손색이 없는 영상이라는 것을 알 수 있다.

형태학적 필터링 수행시 첨가해 주는 경계선 성분 영역의 가중치에 따라 부호화 효율에 커다란 변화를 주는 것을 확인하였으며 본 논문에서는 Cameraman 영상을 기준으로 형태학적 필터링을 수행한 결과 영상이 인간 시각이 인지하는 미세한 경계선 영역까지 그대로 유지하는 때의 가중치 값들을 실험에 적용하였다. 따라서 배경 영역이 복잡한 경우와 배경 영역에 흐릿하면서도 다양한 변화가 있는 경우에는 median 필터링을 수행한 경우의 영상보다 눈에 띄는 질감을 느낄 수가 있다. 이러한 현상은 심한 경우 인간이 보기에 눈에 띄는 잡음까지도 살려내는 경우가 발생하는 것을 확인하였으나 부호화 효율에 커다란 영향을 미치지 않았다.

4. 잡음 제거 실험

그림 10은 가우시안 잡음의 분산을 각각 달리 하면서 Gersho의 분류 기법을 영상에 적용하여 경계선 영역을 얻은 결과이다. 그림 10의 b)는 잡음의 분산이 10으로 약간의 잡음이 섞여 있다는 느낌을 주는 영상이나 원 영상에 비하여 많은 부분에서 경계선 영역이 검출됨을 볼 수 있다.

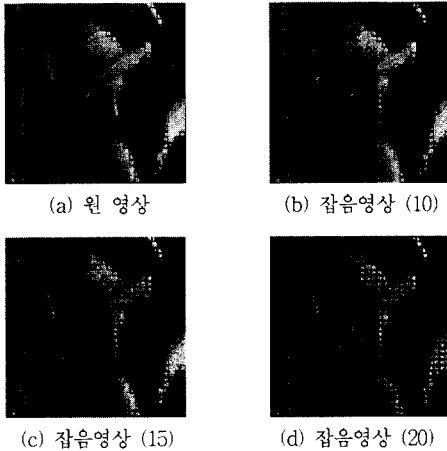


그림 10. 잡음 영상에서의 Gersho's 영역 분류 기법
Fig. 10. Results of Gersho's classification method in noisy image.

- (a) Original
- (b) The image with noise variance 10
- (c) The image with noise variance 15
- (d) The image with noise variance 20

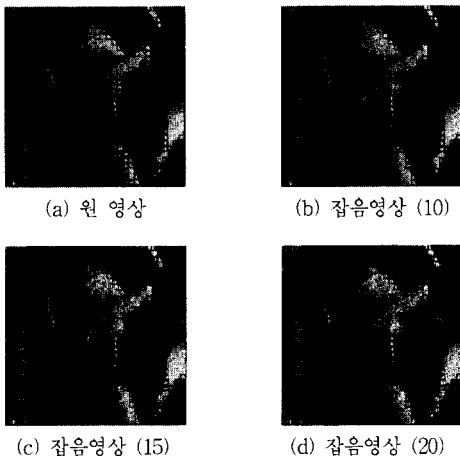


그림 11. 잡음 영상에서의 제안한 영역 분류 기법
Fig. 11. Results of proposed classification method in noisy image.

- (a) Original
- (b) The image with noise variance 10
- (c) The image with noise variance 15
- (d) The image with noise variance 20

그림 c)와 d)는 각각 잡음의 분산이 15와 20인 경우로 c)는 일부분만을 제외한 거의 모든 영역이 경계선으로 판명되었고 d)에서는 전 영역이 수평 경계선 영역으로 분류되었다. 그러나, 그림 11에서 보이는 제안한 영역 분류 기법을 적용한 영상 결과를 보면 잡음 분산 값이 10, 15, 20의 크기를 갖고 변환에도 영역 분류시 경계선 영역을 검출하는 결과는 거의 같은 값을 가지는 것을 알 수 있다. 따라서 잡음이 존재하는 영상을 영역 분류에 따라 처리하는 경우 제안한 영역 분류 기법을 적용하여 영상 특성에 따라 처리할 수 있음을 알 수 있다.

표 2. 잡음 영상에서의 JPEG 부호화 결과 (PSNR 단위 : dB)

Table 2. The result of JPEG in noisy image. (PSNR unit : dB)

영상 \ 잡음 분산	10		15		20		25	
	bpp	PSNR	bpp	PSNR	bpp	PSNR	bpp	PSNR
LENA 잡음영상	1.13E	29.359	1.40E	25.677	1.71E	22.397	1.98E	20.056
Median 필터링	0.81E	29.874	0.90E	28.708	0.99E	27.429	1.07E	26.229
SUSAN 필터링	0.841	31.233	1.07E	28.809	1.30E	25.856	1.70E	22.210
제안한 방법	0.794	30.525	0.88E	28.939	0.89E	27.925	1.18E	24.85E

표 2는 잡음영상에 각각의 필터링 기법을 적용한 경우의 비트 발생량과, 그 결과를 잡음이 첨가되지 않은 원 영상과 비교하여 PSNR로 표시한 것이다. 표 2에서 보면 제안한 방법이 bpp와 PSNR 측면에서 SUSAN 필터링에 비하여 좋은 결과를 나타낸다. SUSAN 필터링은 USAN 원리에 의하여 영상을 처리하는데 잡음이 심할수록 경계선을 전혀 검출하지 못하기 때문이다. 따라서 잡음이 적은 영상의 경우는 SUSAN의 결과가 비트 발생량이 더 많으면서 PSNR이 높으나 잡음 분산이 15를 넘으면서부터는 현저하게 비트 발생량과 PSNR 측면에서 제안한 방법보다 떨어지는 것을 알 수 있다. 그러나 Median 필터링이 전반적으로 잡음의 영향을 크게 받지 않는 것을 볼 수 있는데 이것은 영상을 smoothing 시키는 효과로 인하여 인간 시각 체계에서 보면 선명도는 떨어지지만 PSNR과 같은 지표가 높게 나타나는 것이다.

그림 12에 잡음 분산이 20인 영상을 각각의 필터링 기법에 의하여 처리한 결과를 보여준다. 이때 Median 필터링 결과는 영상이 전체적으로 얼룩덜룩한 잡음의 영향을 받은 것이 보이며 SUSAN 필터링의 경우 잡

음 제거가 거의 이루어지지 않은 것을 알 수 있다. 그러나 제안한 방법의 경우 평탄 영역에서는 잡음의 흔적이 거의 보이지 않으며 경계선 부근에서도 선명도를 유지하고 있음을 알 수 있다. 그림 12의 부호화 결과를 표 2에서 볼 수 있다.

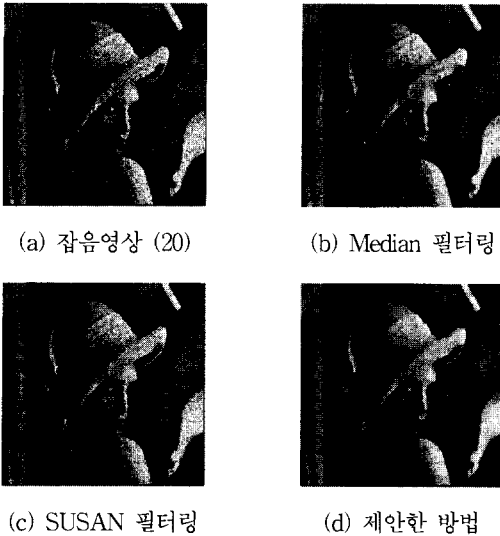


그림 12. 잡음 영상에서의 필터링 결과

Fig. 12. The result of filtering methods in noisy image.

- (a) The image with noise variance 20 (b) Median filtering (c) SUSAN filtering (d) The proposed method

IV. 결 론

본 논문에서는 블록으로 구분한 영역의 특성을 분류하여 형태학적 필터링을 적용함으로써 부호화시 발생하는 artifact를 줄이고 발생 비트량을 줄이면서 영상 내 존재하는 잡음을 제거하는 새로운 알고리즘을 제안하였다. 영상은 비정적인 특성을 가지고 있으므로 블록화하여 영상을 처리함으로써 정적인 특성을 어느 정도 반영할 수 있다. 이미 표준화가 결정된 영상부호화 기법은 모두 블록 기반 부호화를 채택하고 있다. 경계선이 존재하는 영역의 경우 잡음이 존재할지라도 공간상에서는 인간이 잘 감지하지 못하지만 경계영역의 정보가 손실된 경우 영상의 선명도에 영향을 미칠뿐 아니라 시간축 상에서 고주파의 이동이 인간 시각에 민감하게 작용하므로 최대한 보존하는 것이 필요하다. 각 경계 블록은 Canny 연산자를 적용하여 경계선 방향을 구하고 각 경계선 방향에 적합한 구조요소를 이용

하여 형태학적 필터링을 수행하였다.

제안한 영역분류법과 형태학적 필터링 과정을 대표적인 몇몇 표준영상에 적용한 결과에서 우수한 특성을 갖는 것을 확인하였다. 또한 잡음 분산 값을 달리하면서 만든 잡음영상에 제안한 방법을 적용한 경우 다른 잡음 제거 기법에 비하여 평탄영역에서는 잡음을 거의 완벽하게 제거하며 경계선 영역은 선명도를 유지하도록 하는 우수한 성질을 가지고 있는 것을 확인하였다.

참 고 문 헌

- [1] M. I. Sezan, B. J. Thompson, *Selected Papers on Digital Image Restoration*, SPIE Mileston Series vol. MS47, 1992.
- [2] D. C. Youla, "Generalized Image Restoration by The Method of Alternating Orthogonal Projections," *IEEE Tran. CAS*, vol. CAS-25, no. 9, pp. 694-702, Sep. 1973.
- [3] A. K. Katsaggelos, "Iterative Image Restoration Algorithms," *Optical Engineering*, vol. 28 no. 7, pp 735-748, July 1989.
- [4] J. K. Su and R. M. Mersereau, "Post-Processing for Artifact Reduction in JPEG -Compressed Images," *ICASSP -95*, vol. 4, pp. 2363-2366, May 1995.
- [5] B. Ramamurthi and A. Gersho, "Non-linear Space-Variant Postprocessing of Block Coded Images," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. 34, no. 5, pp. 1258-1267, Oct. 1986.
- [6] R. A. Peters, II, "A New Algorithm for Image Noise Reduction Using Mathematical Morphology," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 4, no. 5, pp. 554-568, May 1995.
- [7] S. M. Smith and J. M. Brady, "SUSAN - A New Approach to Low Level Image Processing," *DRA Technical Report TR95SMS1b*, 1995.
- [8] H. Sun, and W. Kwok, "Concealment of Damaged Block Transform Coded Images Using Projections onto Convex Sets," *IEEE Trans. Image Processing*,

- vol. 4, no. 4, pp. 470-477, April 1995.
- [9] J. F. Canny, "A Computational Approach to Edge Detection", IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intell., vol. 8, no. 6, pp. 679-698, 1986.
- [10] J. S. Lim, *Two-Dimensional Signal And Image Processing*, Prentice-Hall, 1990.
- [11] A. N. Netravali and B. G. Haskell, *Digital Pictures Representation and Compression*, Plenum Press, 1988.
- [12] C. R. Giardina and E. R. Dougherty, *Morphological Methods in Image and Signal Processing*, Prentice-Hall, 1988.

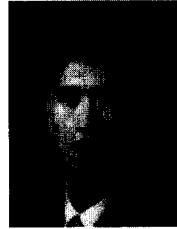
 저 자 소 개



金仁謙(正會員)

1990년 2월 연세대학교 전자공학과 졸업. 1992년 8월 연세대학교 전자공학과 공학석사. 1997년 8월 연세대학교 전자공학과 공학박사. 1996년 ~ 1998년 2월 안양전문대학 전임강사. 1998년 ~ 현재 성결 대학교 전임강사.

사. 주관심분야는 영상 복원, 영상 통신, 컴퓨터 비전



鄭淵植(正會員)

1995년 2월 연세대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1997년 2월 연세대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 1997년 3월 ~ 현재 연세대학교 대학원 전자공학과 박사과정. 주관심분야는 영상 처리, 멀티미디어 통신,

암호학 및 정보보호