

# 영역 분할을 통한 영상 잡음 제거 기법

김성용, 정혜진, 강행봉  
가톨릭대학교 디지털미디어학과

e-mail:wowkimsy82@gmail.com

## Image Denoising Method Using Region Segmentation

Sung-Yong Kim, Hejin Cheong, Hang-Bong Kang  
Dept of Media Engineering, The Catholic University of Korea

### 요 약

본 논문은 영상 내에서 영역을 분할하여 영상 잡음을 효과적으로 제거하는 기법을 제안한다. 제안한 방법을 통해 잡음 영상을 영역 분할 경우 잡음부분까지 영역 분할되는 문제가 발생하기 때문에 잡음 영상을 저대역(Low-pass) 필터를 통과함으로써 잡음을 최소화한다. 저대역 필터를 통과한 영상에서 에지를 추출하여 비정상적인 에지의 추출을 방지함으로써 영상이 가진 근본적인 에지를 정확하게 추출한다. 획득한 에지 정보를 바탕으로 각 영역간의 히스토그램의 평균 오차를 이용하여 영역을 분할한다. 분할된 영역은 각 영역별로 저대역(Low-pass) 필터를 통과시킴으로써 영역에 맞는 잡음 제거를 통해서 더욱 빠르고 효과적으로 제거한다. 본 논문의 방법은 기존의 학습을 통한 잡음 제거 방법과 다르게 학습 시간이 요구되지 않으며, Non-local Means[3]의 방법과 다르게 큰 연산량을 요구하지 않기 때문에 유사한 성능으로 빠른 잡음 제거를 할 수 있다.

### 1. 서론

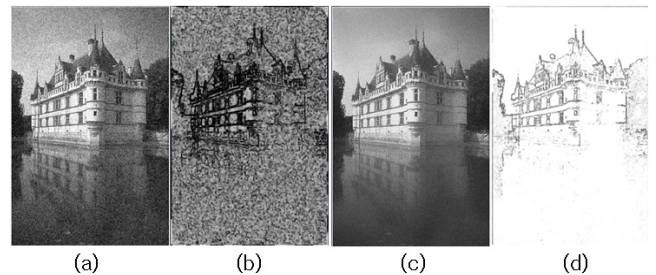
최근 디지털 카메라, 디지털 TV, 휴대폰, 의료기기, 군사용 장비 등에서 영상 미디어의 처리, 저장 및 전송이 보편화되고 있다. 또한 높은 화질에 대한 수요가 점점 증가하고 있는 추세를 감안할 때 영상 장치의 화질이 경제적인 측면 및 품질의 측면에서 중요한 요소로 부각되고 있다. 위에 언급한 영상 미디어 장치는 장치의 특성에 따라 영상을 획득한 후 응용분야에 따라 다양한 형태의 처리과정을 거치게 된다. 그러나 영상장치는 획득 과정에서 획득 장치의 특성 및 주변 환경에 따라서 잡음의 첨가, 해상도의 변환, 기하학적 왜곡 등을 유발하게 된다. 영상 획득 과정의 왜곡들은 영상 처리, 저장 및 전송을 원활히 수행하는데 방해 요소로 작용한다. 따라서 획득 영상에 대한 잡음의 제거, 기하학적 왜곡의 보정 등이 전처리 과정으로 필수적으로 행해지게 된다.

기존의 학습을 통한 잡음 제거 기법[2] 또는 Non-local Means[3]의 경우 가시적인 결과나 일반적인 PSNR의 수치상 결과는 매우 바람직하다. 그러나 학습을 통한 잡음 제거 기법은 학습에 요구되는 시간이 굉장히 길고, Non-local Means의 기법은 영상 전체에 유사도가 높은 잡음 제거 필터를 사용하므로 많은 연산량이 있다는 단점을 가진다. 또한 이러한 기법들은 잡음에 대한 일정한 유형을 인지하여 필터를 생성하는 것이기 때문에 일상적인 상황에서의 잡음에 대해서는 제거가 불가능하다. 따라서 본 논문은 연산량을 최소화하고 영상의 중요한 정보인 에

지 정보를 보존한 방법으로 잡음을 제거하고자 한다.

### 2. 영역 분할을 위한 에지 검출 기법

영역 분할 잡음 제거 기법을 수행하기 위해서는 정확한 영역 구분을 필요로 한다.



(그림 1) 에지 추출 영상. (a) 잡음영상. (b) 잡음영상의 에지 추출 결과. (c) Bilateral 필터 적용한 영상. (d)

Bilateral 필터 적용한 영상의 에지 추출 결과.

일반적인 잡음 영상에서 에지를 추출할 경우 (그림 1 (b))와 같이 잡음 영역까지 추출이 되기 때문에 잡음제거 시 영상의 중요한 정보인 에지 정보를 보존하지 못하는 문제점을 갖는다. 그러므로 본 논문에서는 영상 내에서의 중요한 정보인 에지를 보존 및 강화하면서 잡음에 의해 생성된 에지를 제거하여 기존의 잡음 기법보다 에지에 강건한 잡음 제거 기법을 제안하고자 한다. (그림 1 (d))와 같이 잡음 영상에 Bilateral 필터[4]를 적용하여 잡음이 가진 비

정상적인 에지를 최소화하여 영상의 중요도가 높은 에지를 추출할 수 있다.

본 논문에서는 잡음 영상에서의 비정상적인 에지를 제거하기 위해 비선형 필터의 하나인 Bilateral 필터를 이용하여 기본적인 잡음을 제거한 영상에서 에지를 추출한다.

Bilateral 필터는 중심 픽셀로부터 주변 픽셀간의 거리뿐만 아니라 픽셀 값의 차이도 고려하여 가중치를 계산한다. 일반적으로 가중치 계산은 가우시안 분포를 따르며, 윈도우 내 픽셀간의 거리에 따른 공간 가중치와 픽셀의 밝기 값의 차이에 따른 밝기 차이 가중치를 고려한다. 거리에 따른 가중치  $c(\zeta, x)$ 는 픽셀간의 거리  $d(\zeta, x) = d(\zeta - x) = \|\zeta - x\|$ 에 대하여 다음 식과 같이 정의된다.

$$c(\zeta, x) = e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{d(\zeta, x)}{\sigma_d} \right)^2}$$

$\zeta$ 는 중앙의 위치,  $x$ 는 비교 대상의 위치 그리고  $\sigma_d$ 는 각 거리차이간의 Gaussian 시그마 값을 나타낸다.

밝기 값 차이에 따른 가중치  $s(\zeta, x)$ 에 대한 식은 두 픽셀의 밝기 값의 차이  $\delta(\phi, v) = \delta(\phi - v) = \|\phi - v\|$ 에 대하여 다음 식과 같이 정의된다.

$$s(\zeta, x) = e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{\delta(v(\zeta), v(x))}{\sigma_r} \right)^2}$$

$v(\zeta), v(x)$ 는 픽셀 위치  $\zeta, x$ 의 밝기값을 나타낸다. 거리에 따른 가중치  $c(\zeta, x)$ 와 밝기값 차이에 따른 가중치  $s(\zeta, x)$ 를 이용하여 최종 가중치  $w(\zeta, x)$ 를 다음 식과 같이 계산할 수 있다.

$$w(\zeta, x) = \frac{1}{Z} c(\zeta, x) \times s(\zeta, x)$$

여기서  $Z$ 는 정규화를 위한 것으로  $Z = \sum c(\zeta, x) \times s(\zeta, x)$ 와 같다.

(그림 1) (d)에서의 영상 에지 정보는 영역 분할을 통한 제거 기법에서 영역을 최대한 크게 주변의 유사한 픽셀 값들로 그룹화 할 때 사용될 뿐만 아니라 영역 분할을 통한 잡음 제거 기법 이후에 원본 영상과 가장 유사한 에지 정보를 보존하기 위한 가중치 값으로도 사용되기도 한다. 다음 수식

$$w(\zeta, x) = \frac{1}{Z} c(\zeta, x) \times s(\zeta, x) \times E(x)$$

은 기존에 언급한 Bilateral 필터 수식에서 에지 가중치  $E(x)$ 를 사용하여 에지 정보를 더욱 강건하게 한다.

### 3. 영역 분할에 통한 잡음 제거 기법

잡음 제거 필터를 설계하기 위해서는 두 가지 사항을

고려해야 한다. 첫째는 영상 내의 잡음을 올바르게 판별하고 효과적으로 제거하는 것이고 둘째는 원래의 영상에 가깝도록 영상이 가진 에지와 같은 특징의 세부사항을 보존하는 것이다. 잡음을 제거하기 위한 대다수의 알고리즘에서 임의의 픽셀에 대한 잡음 판별을 위해 주로 주변 픽셀 정보를 이용한다[2],[3]. 즉, 임의의 픽셀에 대해 해당 픽셀과 주변 픽셀의 차이가 크면 픽셀은 잡음으로 가정한다. 영상의 잡음을 줄이는 방법의 대표적인 방법의 하나로 평활화(smoothing) 방법을 고려할 수 있다. 이 방법은 주변 픽셀 값을 고려하여 픽셀 값을 부드럽게 수정함으로써 잡음을 줄인다. 그러나 이 방법은 지역 통과 필터의 하나로 잡음의 제거와 동시에 신호의 대역도 좁아지기 때문에 화상이 전체적으로 블러링 되는 문제점이 있다. 본 논문에서는 잡음 영역을 분할하여 영상의 외각선 등의 세부사항을 보존하고 빠르고 효과적인 잡음 제거를 위해 해당 영역별 평활화 방법을 이용한다. 본 논문에서는 인접하고 있는 픽셀의 집합은 각 픽셀의 특징에 따라 하나의 연결된 영역으로 분할한다. 연결된 영역은 각 픽셀 또는 국소적인 화소 집합의 특징 등에 따라 분할된다. 예를 들어 화소의 밝기, 색상, 무늬, 질감 등이 이러한 특징에 속한다. 본 논문에서는 영상의 에지 정보를 이용하여 영상을 몇 개의 영역으로 분할한다.

에지를 이용해서 영상을 분할하기 위해서는 우선 영상의 에지 검출 단계를 수행한다. 에지 검출 단계는 미분 연산자 등의 연산이나 마스크, 허프 변환 등을 통해 수행할 수 있다. 에지 검출 단계를 통해 검출된 두꺼운 에지로부터 에지의 외곽 점들을 하나씩 제거하여 최종적으로 얇은 윤곽선을 만드는 에지 세션화 과정을 수행한다. 이웃하는 에지 픽셀 중에서 가장 큰 기울기 벡터 크기 값을 갖는 픽셀이 실제 물체의 윤곽선에 해당할 확률이 높다. 그러므로 에지 세션화 과정에서는 가장 큰 기울기 벡터를 갖는 픽셀만 남기고 이웃하는 다른 에지 픽셀을 제거한다.

에지 검출기에 의해 검출된 에지 결과는 보통 잡음으로 인해 끊어지거나 실제로 에지가 아님에도 에지로 검출되는 경우가 발생한다. 그러므로 본 논문에서는 추출된 에지의 끝 부분을 추적하여 윤곽선을 보정하기 위해 다음과 같은 방법을 수행한다. 먼저 에지가 잡음으로 인해 끊어진 경우, 에지의 가장 가까운 끝부분을 서로 이어준다. 간단한 방법 중 하나는 에지 검출이 수행된 영상의 모든 픽셀에 대한 이웃 픽셀들 중에 특징이 비슷한 픽셀을 연결하는 것이다.

에지 픽셀의 유사성을 조사하기 위해 사용되는 주요한 척도는 에지를 찾기 위해 사용된 기울기 벡터의 크기와 방향이다. 임의의 에지 픽셀  $i$ 의 주변에 있는 에지 픽셀  $j$ 는 아래 조건을 만족할 경우 픽셀  $i$ 의 크기에 대해 유사하다고 판별할 수 있다. 여기서  $T$ 는 특정 임계값이다.

$$|v(i) - v(j)| \leq T$$

$v(i)$ 는 영상 내 픽셀  $i$ 에서의 밝기값을 나타낸다. 임계

값  $T$  는 영상이 두 개의 명암도 영역으로 나누어져 있을 때 최소 평균 오차를 갖도록 그 값을 산출하는 방법을 통해 계산된다.

$h_1(z)$ 를 영역 1에 대한 히스토그램이라고 가정하고,  $h_2(z)$ 를 영역 2에 대한 히스토그램이라 하면, 각 히스토그램은 다음과 같이 정의된다.

$$h_1(z) = \frac{e^{-(z-\mu_1)^2/2\sigma_1^2}}{\sqrt{2\pi} \sigma_1}, \quad h_2(z) = \frac{e^{-(z-\mu_2)^2/2\sigma_2^2}}{\sqrt{2\pi} \sigma_2}$$

임계값  $T$ 를 이용하여 두 영역을 분할할 때, 영역 1의 픽셀이 영역 2의 픽셀로 분류되는 경우와 영역 2의 픽셀이 영역 1의 픽셀로 분류되는 경우의 두 가지 오차가 발생한다.

전체 영상에서 임의의 픽셀이 영역 1이나 영역 2로 분류될 확률을  $P_1$ ,  $P_2$  라 하면 영역 1의 픽셀이 영역 2로 잘못 분류될 예리는 다음과 같다.

$$E_2(T) = \int_{-\infty}^T h_1(z) dz$$

위 식과 유사하게 영역 2의 픽셀이 영역 1의 픽셀로 잘못 분류될 예리는 다음과 같다.

$$E_1(T) = \int_{-\infty}^T h_2(z) dz$$

그러므로 평균 오차 확률은 다음과 같다.

$$E(T) = P_2 \times E_1(T) + P_1 \times E_2(T)$$

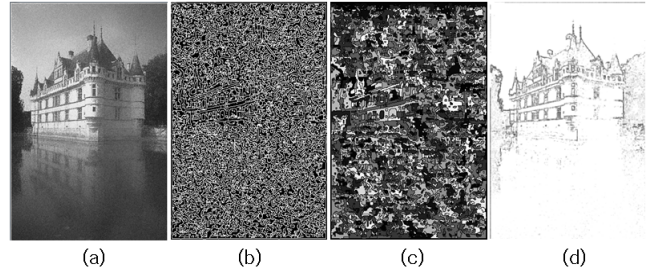
평균 오차 확률이 최소가 되도록 임계값  $T$  를 결정하기 위해 위 식을 임계값  $T$  에 대해서 미분하여 미분 결과가 0일 때 다음과 같은 식을 얻을 수 있다.

$$P_1 \times h_1(T) = P_2 \times h_2(T)$$

에지 픽셀  $i$  와 에지 픽셀  $j$  사이의 에지 추적은 방향성 그래프 안의 경로 생성과 유사하다. 그러므로 그래프 탐색 알고리즘을 이용하여 에지 영역을 추적할 수 있다. 에지 픽셀  $i$  에서 에지 검출 결과로 인한 기울기 벡터의 크기와 방향을 각각  $G(i)$  와  $\alpha(i)$  라 하고,  $x_1 = i$  에서  $x_n = j$  사이의 노드들을 연결하는 경로에 대한 비용함수는 다음과 같다.

$$C(x_1, x_2, \dots, x_n) = - \sum_{k=1}^n |G(x_k)| + a \sum_{k=2}^n |\alpha(x_k) - \alpha(x_{k-1})| + b \sum_{k=2}^n |G(x_k) - G(x_{k-1})|$$

임의의 중간 노드  $x_k$  에 대한 비용함수는 시작 노드에서 노드  $x_k$ 까지의 비용함수인  $C(x_1, x_2, \dots, x_k)$  와 노드  $x_k$ 에서 노드  $x_n$ 까지의 비용 함수인  $C(x_i, x_{i+1}, \dots, x_n)$  의 두 개의 요소로 분할 될 수 있다. 본 논문에서는  $C(x_1, x_2, \dots, x_k)$ 는 최소 비용 경로를,  $C(x_i, x_{i+1}, \dots, x_n)$ 은 경험적 정보를 사용한다.



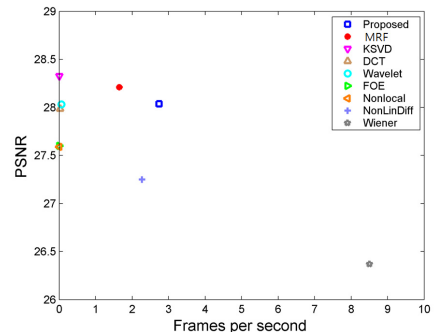
(그림 2) 영상 영역 분할. (a) 잡음영상. (b) 잡음영상의 에지 추출 결과. (c) 에지 추출 후 영역 분할. (d) Bilateral 필터 적용한 영상의 에지 추출 결과

#### 4. 실험 결과

본 논문에서 영상의 잡음 제거를 수행하기 위해 8-bit 컬러 영상을 테스트 영상으로 사용하였고 동일한 테스트 영상에 본 논문에서 개발한 잡음 제거 기법과 함께 기존의 다양한 잡음 제거 알고리즘을 적용하여 정확도를 비교하였다. 실험 환경은 CPU 2.67GHz, RAM 4.0GB 그리고 개발환경은 Visual c++ 8.0이다.

테스트 잡음 영상의 잡음 모델은 백색 가우시안 잡음을 가정하였으며 가우시안의 표준 편차 값은 10에서 50 사이의 값으로 변화시키면서 결과를 비교하였다.

(그림 3)는 원본 영상에 백색 가우시안 잡음을 첨가하여 잡음 영상을 생성하고 최근 대두되는 8가지의 기존 잡음 제거 기법을 수행하여 처리 속도와 PSNR(Peak signal-to-noise ratio)의 두 기준으로 본 논문에서 개발한 알고리즘과 비교한 그래프이다.



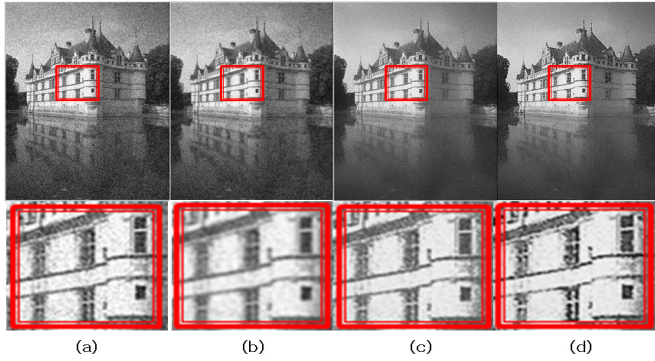
(그림 3) 여러 잡음 제거 알고리즘에 대한 수행 속도 및 PSNR비교.

(그림 3)을 통해 본 논문이 제시한 잡음 제거 기법이 알고

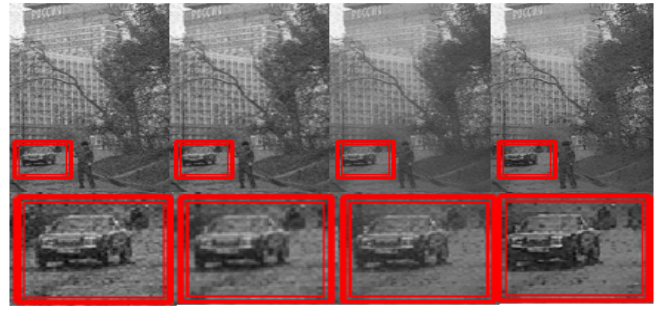
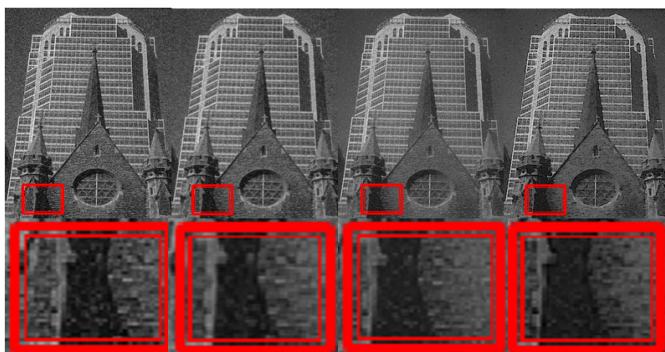
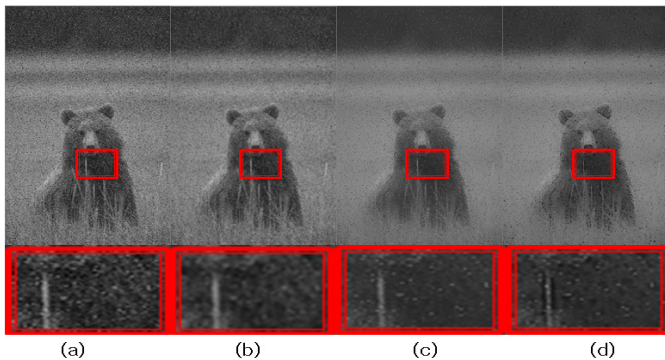
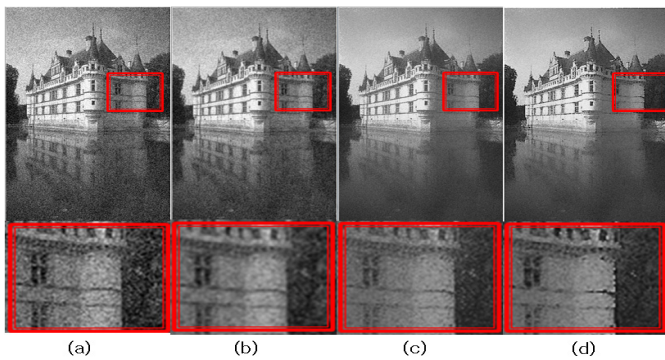


리즘 수행 속도 측면에서 기존의 알고리즘에 비해 매우 우수한 성능을 보임을 확인할 수 있으며 PSNR 의 경우, 9가지의 알고리즘 중 4위로 우수한 성능을 가짐을 보여준다.

(그림 4)는 UC Berkeley 데이터 셋[6]에서의 다양한 잡음 영상에서의 잡음 제거 결과를 보인 것이다.



(그림 4) (a) 표준편차가 20인 백색 가우시안 잡음이 포함된 영상. (b) 가우시안 필터를 적용시킨 영상. (c) Bilateral 필터를 적용시킨 영상. (d) 본 논문의 방법으로 잡음을 제거한 영상.



## 5. 결 과

본 논문에서 개발한 잡음 제거 기법은 기존의 잡음 제거 알고리즘에 비해 매우 빠른 수행 결과를 얻을 수 있었다. 잡음은 형태의 제약이 없기 때문에 본 논문에서 개발한 잡음 제거 기법은 임의의 잡음에 대해 원본 영상의 손상 없이 잡음을 제거할 수 있으며, 잡음이 포함된 영상 이외에 학습을 위한 어떠한 정보도 필요로 하지 않는다. 또한 영상의 외각선 정보 등의 세부사항에 해당되는 고주파 영역을 효율적으로 보존하고 있다. 이러한 영상의 세부사항은 특징을 추출하는데 중요한 데이터이기 때문에 잡음 제거에 있어서 반드시 보호해야 할 부분으로 이후에 있을 특징 영역 찾기의 전처리 과정으로 효율적이다.

## Acknowledgement

본 연구는 방위사업청과 국방과학연구소의 지원(계약번호:UD1000011D)으로 이루어졌습니다.

## 참고문헌

- [1] Adams A., Gelfand N., Dolson J., Levoy M. (2009). Gaussian KD-Trees for Fast High-Dimensional Filtering. In Proceeding of SIGGRAPH.
- [2] Barbu A. (2009). Learning Real-Time MRF Inference for Image Denoising. In Proceeding of Computer Vision and Pattern Recognition Conference. 1574-1581.
- [3] Mahmoudi M, Sapiro G. (2005). Fast image and video denoising via nonlocal means of similar neighborhoods. IEEE Signal Processing Letters, 12(12): 839-842.
- [4] Tomasi C., Manduchi R. (1998). Bilateral Filtering for Gray and Color Images. In Proceedings of the International Conference on Computer Vision.
- [5] Alexey L A. (2006). Multiresolution approach for improving quality of image denoising algorithms. In Proc. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Toulouse, France.
- [6] <http://www.eecs.berkeley.edu/Research/Projects/CS/vision/>