

가우시안 잡음환경하에서 영상복원에 관한 연구

서현수* · 김남호*

*부경대학교 공과대학 전기제어공학부

A Study on Image Restoration in Gaussian Noise Environment

Hyun-Soo Seo* · Nam-Ho Kim*

*School of Electrical and Control Eng., Pukyong National Univ.

E-mail : nhk@pknu.ac.kr

요 약

DMB 및 WiBro 기술의 개발 및 보급으로 인해, 영상을 이용한 디지털 콘텐츠 산업이 발전하고 있다. 이에 따라, 영상처리는 다양한 분야에서 활용되고 있으며, 정확한 정보전달 및 보존을 위해 영상의 열화현상을 제거하여야 한다. 열화현상의 대표적인 원인으로 잡음이 알려져 있으며, 가우시안 잡음은 전송 등의 과정에서 영상에 의존적으로 발생한다. 이러한 가우시안 잡음을 제거하기 위한 다양한 연구가 진행되고 있으며, 지금까지 많은 알고리즘이 제안되었다. 본 논문에서는 가우시안 잡음환경하에서 영상복원을 위해 적응적인 임계값을 이용한 알고리즘을 제안하였으며, 에지영상의 히스토그램으로부터 임계값을 설정하였다. 그리고 시뮬레이션 결과로부터, MSE와 PSNR을 이용하여 제안한 방법의 잡음제거 성능을 확인하였다.

ABSTRACT

Due to the development and wide use of digital multimedia broadcasting (DMB) and Wireless Broadband Internet (WiBro), the digital contents industry using images has been progressed. Therefore, the image processing has been applied in a variety of fields and in order to transmit and conserve accurate information, the degradation phenomenon for images should be removed. As a representative cause of the degradation phenomenon, noise has become known and Gaussian noise occurs in the process of transmission. Diverse researches for Gaussian noise removal have been implemented and a great number of algorithms have been proposed until now. In this paper, for image restoration an algorithm using the adaptive threshold value is proposed in Gaussian noise environment and the threshold value is established by using the histogram of edge image. And from simulation results, the noise removal performance of the proposed method is proven using mean square error (MSE) and peak signal to noise ratio (PSNR).

키워드

Gaussian noise, image restoration, threshold value

1. 서 론

DMB 및 WiBro 등의 광대역 통신기술이 가능해짐에 따라 영상을 활용한 다양한 디지털 콘텐츠 산업이 비약적으로 발전해 가고 있으며, 이로 인해 영상처리는 다양한 분야에서 중요한 응용기술로 자리매김하고 있다. 영상을 활용한 정보전달 및 저장을 위해 디지털화가 필수적이며, 이러한 과정에서 정보원에 대한 왜곡이 발생한다. 이와 같은 왜곡을 열화현상이라 하고, 다양한 원인 중 잡음이 가장 기본적이고 중요한 요소로 알려져 있다. 대표

적인 종류로서, 가우시안 잡음은 전송 등의 과정에서 영상에 대해 의존적으로 발생하는 특징을 나타낸다.

가우시안 잡음을 제거하기 위한 많은 방법 중 평균필터가 가장 대표적이다[1]. 평균필터는 필터링 마스크 내의 화소값들의 평균을 중심화소의 위치에 대치시키는 방식을 이용한 선형공간필터이며, 수학적으로 간결한 특징을 나타낸다. 또한, 영상에서 비교적 작은 크기의 변화를 가지는 가우시안 잡음의 특성을 반영하여 잡음제거 성능은 우수하나, 결과영상에서 인간의 인지특성에서 중요한

요소인 에지와 같은 상세정보를 감쇄함에 따라, 블러링 현상이 발생한다.

다른 방법으로써, 임계값을 이용한 알고리즘이 있으며, 이러한 방법은 주로 처리를 위한 중심화소와 이웃화소들의 차를 구한 후, 임계값을 기준으로 임의의 구간으로 분류한다[2]-[4]. 차가 임계값에 비해 작은 크기를 가질 경우, 주변화소와 유사하다고 판단하여 큰 변화없이 중심화소자리에 대입된다. 그리고 임계값에 비해 큰 차를 나타낼 경우, 상세정보가 존재할 확률이 높으므로 원화소에 비해 큰 크기를 갖는 새로운 중심화소값으로 대체된다. 이러한 방법은 영상의 정보를 판단함으로써, 에지와 같은 상세정보를 보존하여 영상의 형상을 보다 정확하게 인지할 수 있는 장점이 있다. 반면, 적절하지 못한 임계값이 고정되었을 경우, 영상의 고유 특성을 반영하기가 쉽지 않다.

본 논문에서는 가우시안 잡음환경하에서 영상복원을 위해 마스크 내의 값을 임계값에 의해 구분하여 처리함으로써, 영상의 특성을 상세하게 반영하였다. 그리고, 적응적인 임계값의 설정을 위해 잡음에 민감한 에지영상의 히스토그램을 이용하였다. 또한, 시뮬레이션에서 MSE(mean square error)와 PSNR(peak signal to noise ratio)을 이용하여 기존의 방법과 비교하였으며, 제안한 방법의 우수한 잡음제거 특성을 나타내었다.

II. 기존의 잡음제거 방법

기존의 잡음제거 방법에는 대표적으로 평균필터, 선형기법, TPWM(threshold permutation weighted median) 필터가 있다. 또한 본 논문에서 쓰인 방법들은 그림 1의 형태를 갖는 3x3 크기의 마스크를 이용하여 잡음제거를 수행한다. 그리고 처리를 위한 중심화소를 제외한 이웃화소수는 총 8개이다.

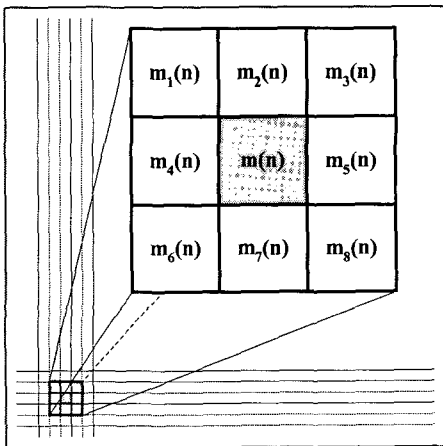


Fig. 1. Filtering mask.

1. 평균필터

평균필터는 처리를 위한 영상과 마스크의 선형 컨벌루션으로 구성되는 공간선형필터이며, 식 (1)과 같이 정의된다[1]. 그리고, 마스크의 가중치는 모두 1이며, 마스크의 내의 총화소수로 나누어 처리한다. 즉, 마스크 영역의 평균을 이용하여 영상을 평활화하는 것에 의해, 가우시안 잡음을 제거한다. 따라서 영상의 밝기 변화가 작은 저주파영역에서 우수한 잡음제거 특성을 나타낸다. 그러나 그레이 레벨의 변화가 크게 발생하는 고주파영역에서는 에지와 같은 영상의 상세정보를 고려하지 못하는 단점이 발생한다.

$$y_{mean}(n) = \frac{1}{9} \left(\sum_{i=1}^8 m_i(n) + m(n) \right) \quad (1)$$

2. 선형기법

선형기법은 필터링 결과에 영상의 특성을 반영하기 위해 중심화소와 주변화소와의 차를 이용한 방법으로, 식 (2)와 같다[2],[3].

$$y_{linear} = m(n) + \mu(4m(n) - m_2(n) - m_4(n) - m_5(n) - m_7(n)) \quad (2)$$

식 (2)에서, μ 는 중간화소에 더해지는 주변화소와의 차의 크기설정을 위한 파라미터이며, 0보다 커야 한다. 그리고, 식의 두 번째 항은 영상의 에지와 같은 고주파 특성을 반영하는 역할을 한다.

3. TPWM 필터

TPWM 필터는 마스크 내의 화소들을 오름차순으로 정렬한 후, 순서에 따른 임계값으로 잡음영상을 처리하며, 전처리를 위한 식은 (3)과 같다[4].

$$y_{TPWM} = \begin{cases} m(n) + \tau m_{th_{TPWM}+1} - \tau b(n), & rc \leq th_{TPWM} \\ (1 + \tau)m(n) - \tau b(n), & th_{TPWM} < rc \leq N - th_{TPWM} \\ m(n) + \tau m_{N-th_{TPWM}} - \tau b(n), & rc > N - th_{TPWM} \end{cases} \quad (3)$$

여기서, N 은 마스크 내의 총 화소수이며, τ 는 가중치 파라미터이다. 그리고 m_1, m_2, \dots, m_N 은 마스크 내의 화소값들을 오름차순으로 정렬한 것이며, $b(n) = (m_1(n) + m_N(n))/2$ 이다. rc 는 중간화소의 오름차순 결과에서의 순서이며, th_{TPWM} 은 임계값으로서 N 을 이용하여 rc 에 따라 세 부분으로 나누어 처리한다. 이러한 결과는 아래의 식에 의해 최종적으로 계산되며, T_{TPWM} 은 크기 임계값이다.

$$y_{TPWM} = \begin{cases} y_{TPWM}(n), & m_N(n) - m_1(n) > T_{TPWM} \\ m(n), & m_N(n) - m_1(n) \leq T_{TPWM} \end{cases} \quad (4)$$

III. 제안한 알고리즘

본 논문에서 제안한 가우시안 잡음제거 알고리즘은 중심화소와 8개의 주변화소와의 차를 임계값에 의해 7개의 부분으로 나누어 처리하여 영상의 특징들을 세부적으로 반영하고자 하였다. 또한 영상에 따른 적응적인 임계값을 설정하기 위하여 잡음제거과정을 거친 에지 영상의 히스토그램을 이용하였다. 다음의 식 (5)는 처리를 위한 화소와 8개의 주변화소와의 차를 이용한 비선형함수이다.

$$E(d) = \begin{cases} \max\{-5(5th_p + d), L-1\}, & d < -5th_p \\ -(3th_p + d), & -5th_p \leq d < -3th_p \\ -\frac{1}{4}(4th_p + d), & -3th_p \leq d < -th_p \\ d, & -th_p \leq d < th_p \\ \frac{1}{4}(4th_p - d), & th_p \leq d < 3th_p \\ 3th_p - d, & 3th_p \leq d < 5th_p \\ \min\{5(5th_p - d), -L+1\}, & d \geq 5th_p \end{cases} \quad (5)$$

식으로부터, L 은 양자화 크기이며, th_p 는 임계값이고, $d = m_i(n) - m(n)$ 이다. 여기서, 중간화소와 이웃화소와의 연산에 의해 8개의 값이 구해지며, 이 결과는 식 (6)에 의해 계산된다.

$$y(n) = \min\left\{m(n) + \frac{1}{8} \sum_{i=1}^8 E(d), L-1\right\} \quad (6)$$

식 (5)와 (6)에 의해 가우시안 잡음이 제거되며, 적절한 임계값의 설정을 위해 잡음에 민감하게 반응하는 에지영상을 식 (7)과 같이 계산한다.

$$y_{edge} = 2 \max\{|y_1(n) - y_2(n)|, |y_3(n) - y_4(n)|\} \quad (7)$$

적절한 임계값이 설정되지 않았을 경우, 에지영상에는 에지뿐만 아니라, 잡음까지 분포한다.

따라서 에지영상을 분석하기 위해 히스토그램 $H(l)$ ($0 \leq l \leq L-1$)을 구하고 식 (8)과 식 (9)에 의해 $H(l)$ 의 평균값과 표준편차를 각각 구한다. 그리고 앞의 잡음제거과정에서 백색과 흑색같은 극단적인 값들이 인위적으로 증가했을 확률이 높으므로, 히스토그램의 계산과정에서 제외한다.

$$H_{mean} = \sum_{l=1}^{L-2} l H(l) / \sum_{l=1}^{L-2} H(l) \quad (8)$$

$$H_{std}^2 = \sum_{l=1}^{L-2} (l - H_{mean})^2 H(l) / \sum_{l=1}^{L-2} H(l) \quad (9)$$

식 (8)과 (9)에서 구해진 히스토그램의 평균값과 표준편차를 이용하여 식 (10)에 의해 임계값을 설정한다. 만약 H_{mean} 이 큰 값일 경우, 원영상의 화소값이 통과될 확률이 높으므로, 결과영상에는 영상의 상세정보가 반영되나 잡음제거 성능이 우수하지 못하다. H_{mean} 의 크기가 작을 경우에는 반대의 결과가 나타난다. 이러한 관계를 이용하여 식 (10)의 결과가 최대일 경우의 임계값을 선택한다.

$$Q = H_{std}^2 / H_{mean} \quad (10)$$

적절한 임계값 th_p 에 의해 처리된 영상의 에지를 강화하기 위해 다음의 식 (11)에 의해 처리한다.

$$y(n) = m(n) - \min_{i=1-8}\{D(m_i(n), m(n))\} + \min_{i=1-8}\{D(m(n), m_i(n))\} \quad (11)$$

여기서 $D(a, b)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$D(a, b) = \begin{cases} a-b, & 0 < a-b \leq L-1 \\ 0, & a-b \leq 0 \end{cases} \quad (12)$$

IV. 시뮬레이션 및 결과

본 논문에서 제안한 가우시안 잡음환경하에서 영상복원 알고리즘을 시뮬레이션하기 위해, 여러 가지 분산을 설정한 가우시안 잡음을 256×256 크기의 "Goldhill" 영상에 중첩시켜 테스트 영상으로 사용하였다. 평균필터와 선형기법 그리고 TPWM 필터를 제안한 방법의 잡음제거 성능비교의 대상으로 사용하였으며, 선형기법에서의 파라미터 $\mu = 1.2$, 그리고 TPWM 필터에서는 $th_{PWM} = 2$, $\tau = 2.5$, $T_{TPWM} = 50$ 이 적용되었다.

그림 2는 각 방법에 의한 처리결과와 차영상을 나타낸다. 그림으로부터, (a)는 원영상이며, (b)는 분산 50의 가우시안 잡음에 의해 훼손된 영상이고 (c), (e), (g), (i)와 (d), (f), (h), (j)는 각각 평균필터, 선형기법, TPWM 필터, 그리고 제안한 방법에 의한 처리결과 영상과 차영상이다. 각 그림의 비교에서, 제안한 방법이 뛰어난 잡음제거성능을 보였으며, 에지와 같은 상세정보를 우수하게 보존하였고, 차영상에서도 원영상과의 차이가 가장 작았다.

표 1은 각 방법에 대한 MSE 결과를 나타낸 것이며, 제안한 방법은 기존의 방법들에 비해 낮은 수치를 보임에 따라, 원영상과의 차이가 작아 우수한 영상복원성능을 나타내었다.

그림 3은 기존의 방법들과 제안한 방법의 PSNR을 그래프로 도식한 것이다. 그림에서, 제안한 방법은 특히 낮은 잡음분산에서 매우 우수한 결과를 보이고 있으며, 모든 영역에서 기존의 방법들에 비해 높은 수치를 나타내고 있음을 확인할 수 있다.

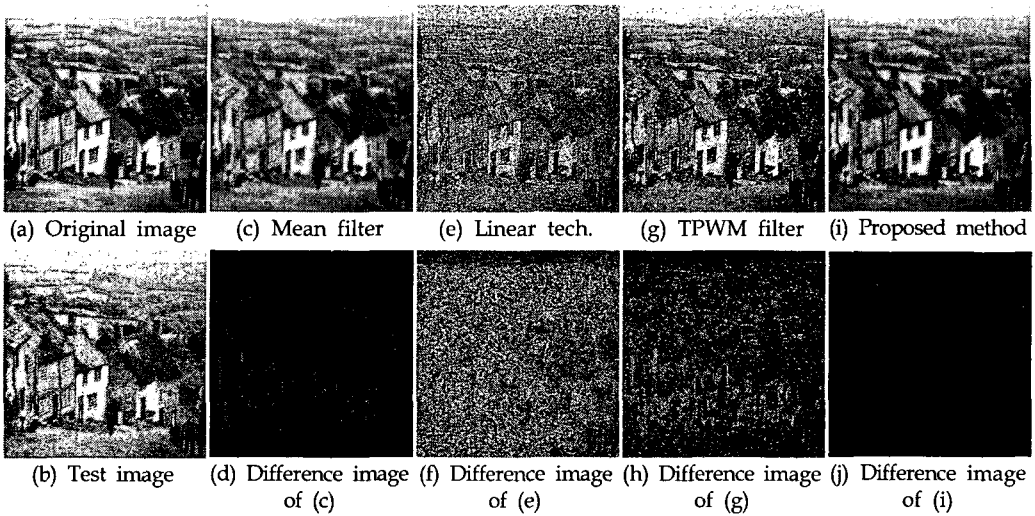


Fig. 2. Result images and difference images after processing.

Table 1. MSE comparison by each method

Variance	Mean filter	Linear technique	TPWM filter	Proposed method
10	68.32	216.46	82.39	41.44
20	71.22	224.65	114.14	49.10
30	74.01	228.52	136.69	55.88
40	76.37	231.07	154.29	60.77
50	79.86	233.00	170.73	66.60
60	81.91	234.69	183.28	70.78
70	84.03	235.76	191.42	74.46
80	87.04	237.09	198.97	78.96
90	88.46	238.51	205.12	81.73
100	90.98	238.66	210.31	84.98

V. 결 론

본 논문에서는 가우시안 잡음환경하에서 영상을 복원하기 위해, 마스크내의 주변화소값들과 중간 화소와의 차를 임계값에 의해 7구간으로 나누어 처리하여, 에지와 같은 영상의 상세정보를 우수하게 반영하고자 하였다. 그리고, 임계값을 적응적으로 설정하기 위해, 잡음에 민감한 에지영상에 히스토그램을 사용하였다.

시뮬레이션 결과로부터, 제안한 알고리즘은 기존의 가우시안 제거 방법에 비해 우수한 잡음제거 성능을 나타냄과 동시에 에지와 같은 영상의 상세 정보가 잘 보존되었으며, MSE와 PSNR에서 우수한 결과를 나타내었다. 따라서, 제안한 방법은 가우시안 잡음환경하에서 운용되는 다양한 영상시스템의 영상복원 분야에 활용될 것으로 기대한다.

참 고 문 헌

- [1] M. C. Pan and A. H. Lettington, "Smoothing Images by a Probability Filter", in Proc. IEEE Int. Joint Symp. Intell. and Syst., pp. 343-346, 1998.
- [2] I. Pitas, Digital Image Processing Algorithms and Applications, New York: Wiley, 2000. 3.
- [3] A. K. Jain, Fundamental of Digital Image Processing, Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1989.
- [4] M. Fischer, J. L. Pareces, and G. R. Arce, "Weighted median image sharpeners for the World Wide Web", IEEE Trans. Image Process., vol. 11, no. 7, pp. 717-727, Jul. 2002.

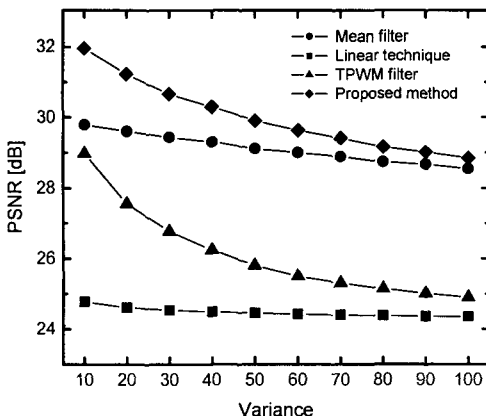


Fig. 3. PSNR comparison by each method.