

복합 잡음환경하에서 영상복원 알고리즘에 관한 연구

金波*·김 남 호*

*부경대학교 공과대학 전기제어공학부

A Study on an Image Restoration Algorithm in Complex Noises Environment

Bo Jin* · Nam-Ho Kim*

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

E-mail : nhk@pknu.ac.kr

요 약

디지털 영상은 획득 및 전송과정에서 다양한 잡음에 의해 훼손되며, 이러한 잡음들 중, AWGN과 임펄스 잡음이 가장 대표적이다. 기존의 영상복원 알고리즘들은 대부분 단일 잡음환경하에서 처리되며, 상이한 잡음모델에 대해서는 우수하지 못한 처리결과를 나타내었다. 따라서 본 논문에서는 임펄스 잡음과 AWGN을 분리하여 제거하기 위한 영상복원 알고리즘을 제안하였다. 이때, 공간영역에서 마스크 내의 중심화소와 인접한 화소들의 크기차와 공간거리를 파라미터로 사용하여 복합적인 잡음 성분을 제거하였다. 시뮬레이션 결과로부터, 제안한 방법은 임펄스 잡음과 AWGN을 제거하는 동시에 에지와 같은 영상의 상세정보를 우수하게 보존하였다.

ABSTRACT

Digital images are corrupted by noises, during signal acquisition and transmission. Amount those noises, additive white Gaussian noise (AWGN) and impulse noise are most representative. The conventional image restoration algorithms are mostly taken in simple noise environment, but they didn't perform very well in complex noises environment. So a modified image restoration algorithm, which can remove complex noises by using the intensity differences and spatial distances between center pixel and its neighbor pixels as parameters, is proposed in this paper. Simulation results demonstrate that the proposed algorithm can't only remove AWGN and impulse noise separately, but also performs well in preserving details of images as edge.

키워드

impulse noise, AWGN, image restoration

1. 서 론

디지털 영상은 획득 및 저장 과정에서 다양한 채널을 통해 잡음에 의해 훼손되며, 이러한 잡음을 제거하기 위한 연구가 활발히 진행중이다.

또한, 영상에 첨가되는 잡음모델은 AWGN (additive white Gaussian noise)과 임펄스 잡음이 가장 대표적이다. 임펄스 잡음은 주로 신호를 전송하는 과정에서 첨가되며, 신호를 표현하기 위한 크기 범위 내에서 극단적인 형태로 발생한다. 이러한 임펄스 잡음을 제거하기 위한 대표적인 방법으로 메디안 필터가 있으며, 현재 에지보존 특성을 향상시키기 위한 변형된 메디안 필터에 대한 연구가 계속되고 있다[1]. 그리고 AWGN은 신호를 획득하고

처리하기 위한 과정에서 불규칙적이며, 연속적으로 발생한다. 이러한 AWGN을 제거하기 위해, 평균필터가 가장 일반적으로 사용되고 있다[3].

한편, 임펄스 잡음과 AWGN의 복합 잡음환경하에서 영상을 복원하기 위해 평균필터와 메디안 필터를 적용할 수 있으나, 영상에 중첩되는 임펄스 잡음의 밀도와 AWGN의 표준편차가 증가하게 될 경우, 처리된 결과영상은 시각적으로 매우 열화된다. 이와 같은 단점들을 개선하기 위해, Trilateral 필터가 제안되었다[4]. 그러나 영상에 중첩되는 임펄스 잡음의 밀도가 급격히 증가하는 경우에는 잡음제거성능이 저하하는 단점이 발생하였다.

본 논문에서는 마스크 내의 화소들에 대한 공간 거리와 상대차값 등을 가중치 변수로 사용하여 복

잡적인 잡음성분을 제거하였다. 이때 마스크 내의 인접화소와 중심화소에 대한 차의 절대값을 임계값으로 설정하여 임펄스 잡음을 검출한 후, 그 결과로부터 영상에 중첩된 AWGN의 분산값을 추정하였다. 그리고 시플레이션을 위해, 원영상에 다양한 밀도의 임펄스 잡음과 AWGN을 중첩하여 테스트 영상으로 사용하였으며, 성능평가를 위하여 PSNR(peak signal to noise ratio)를 적용하였다.

II. 기존의 잡음제거 알고리즘

1. 평균필터

평균필터는 마스크 내의 화소값들에 대한 평균값을 구한 후, 출력 화소값으로 대체하는 선형공간 필터이며, 다음의 식 (1)과 같이 정의된다[3].

$$y_{i,j} = \frac{1}{w \times w} \sum x_{k,l}, \quad (k,l) \in \Omega_{k,l}^w \quad (1)$$

여기서, $x_{k,l}$, $y_{i,j}$, (i,j) , 그리고 (k,l) 은 각각 입력화소값, 출력화소값, 그리고 중심화소와 마스크 내의 공간 좌표이다. $w \times w$ 는 마스크의 크기이며, $\Omega_{k,l}^w$ 는 마스크의 공간 영역이고, 식 (2)와 같다.

$$\Omega_{k,l}^w = \left\{ k,l \mid \begin{array}{l} i-(w-1)/2 \leq k \leq i+(w-1)/2 \\ j-(w-1)/2 \leq l \leq j+(w-1)/2 \end{array} \right\} \quad (2)$$

2. 메디안 필터

메디안 필터는 마스크 내의 화소값들을 크기순으로 정렬한 후, 중간값을 출력값으로 선택하는 비선형 필터이며, 식 (3)과 같이 정의된다[1].

$$y_{i,j} = \text{median} \{ x_{k,l} \}, \quad (k,l) \in \Omega_{k,l}^w \quad (3)$$

식으로부터, $\text{median} \{ \cdot \}$ 은 중간값 연산자이다.

3. ASM 필터

ASM(adaptive switching median) 필터는 잡음 검출 단계를 추가하여, 잡음으로 판단된 화소에 대해서만, 마스크의 크기를 가변하며 필터링을 수행한다. 이에 따라 비잡음 화소에서 열화현상이 발생하지 않으며, 시각적으로 우수한 특성을 나타낸다.

$$y_{i,j} = \begin{cases} m_{i,j}, & \text{if } f_{i,j} = 1, M > (w \times w)/2 \\ x_{i,j}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

여기서, $m_{i,j}$ 와 M 은 각각 메디안 출력값과 마스크 내부의 비잡음 화소의 개수이다. 그리고 $f_{i,j}$ 는 잡음인식 결과로서 $f_{i,j} = 1$ 은 현재 화소가 임펄스 잡음으로 판단된 경우이며, $f_{i,j} = 0$ 은 비잡음 화소로 판단된 경우이다.

III. 제안한 알고리즘

복합적인 잡음환경에서 각각의 잡음은 서로 상이한 특성을 나타내므로, 동일한 가중치를 갖는 마스크에 의해 처리될 경우, 잡음이 제거되지 않거나 열화현상이 발생한다. 따라서, 본 논문에서는 잡음 검출과정을 통해 영상에서 임펄스 잡음의 위치를 정확히 검출하도록 하였으며, 필터링 과정에서 마스크 내의 각 화소에 각기 다른 가중치를 부가하여 복합적인 잡음을 제거하도록 하였다.

1. 임펄스 잡음검출

잡음영상으로부터, 임펄스 잡음의 위치가 정확하게 검출될 경우 향상된 잡음제거 결과를 얻을 수 있다. 따라서, 본 논문에서는 임펄스 잡음의 위치 검출을 위해, 마스크 내의 화소들을 크기 순으로 정렬한 후, 정렬된 화소 사이의 차값을 이용한다.

식 (5)는 AWGN과 salt-and-pepper 잡음이 복합적으로 중첩된 잡음영상을 나타낸다.

$$x_{i,j} = \begin{cases} 0, & \text{with probability } p \\ 255, & \text{with probability } p \\ x_{i,j}^0 + n_{i,j}, & \text{with probability } 1-2p \end{cases} \quad (5)$$

여기서, (i,j) , $x_{i,j}^0$, $x_{i,j}$, $n_{i,j}$, p 는 각각 공간좌표, 원영상의 화소값, 잡음영상의 화소값, AWGN의 크기, 임펄스 잡음의 확률이다. 또한, 식 (2)에서 표현된 마스크 범위 내의 화소들을 크기 순으로 정렬한 수열 \hat{x} 는 식 (6)과 같다.

$$\hat{x} = \{ X[1], X[2], \dots, X[N] \}, \quad (N = w \times w) \quad (6)$$

여기서, $X[n]$ 은 수열 \hat{x} 에서 n 번째 데이터이며, \hat{x} 내에서 인접한 화소사이의 차값은 식 (7)과 같다.

$$D[n] = X[n+1] - X[n], \quad (1 \leq n \leq N-1) \quad (7)$$

이때, 중간값을 기준으로 하여, 분할되는 수열의 두 영역에서 각각 차의 최대값에 해당하는 화소값은 식 (8)과 같다.

$$b_1 = \max \{ D[n_1] \}, \quad (1 \leq n_1 \leq (N-1)/2) \\ b_2 = \max \{ D[n_2] \}, \quad ((N+1)/2 \leq n_2 \leq N-1) \quad (8)$$

식으로부터, b_1 은 중간값보다 크기가 작은 화소들 중에서 최대의 차값이며, b_2 는 중간값보다 크기가 큰 화소들 중에서 최대의 차값이다. 만약 $b_1 \leq x_{i,j} < b_2$ 일 경우, 처리를 위한 화소값은 비 임펄스 잡음화소인 $f_{i,j} = 0$ 으로 인식되며, 그 외의 $0 \leq x_{i,j} < b_1$ 또는 $b_2 \leq x_{i,j} \leq 255$ 의 경우에는 모두 $f_{i,j} = 1$ 인 임펄스 잡음후보군으로 판단한다.

2. 잡음제거를 위한 필터링

본 논문에서는 임펄스 잡음화소를 제외한 영역에서 추정된 AWGN의 표준편차를 이용하여, 공간영역에 대한 가중치와 임펄스 잡음 및 AWGN에 대한 가중치의 조합에 의해 복합적인 잡음을 제거한다.

잡음영상으로부터, 임펄스 잡음에 의해 훼손된 화소들을 제외한 나머지 화소들은 AWGN에 의해 훼손된 것으로 간주될 수 있으며, 이때, AWGN의 표준편차는 식 (9)와 같다.

$$\hat{\sigma}_G = \sqrt{\frac{\pi}{2} \frac{\sum_{i,j=1}^{m,n} |(u * L)_{i,j}| W_f(x_{i,j})}{\sum_{i,j=1}^{m,n} W_f(x_{i,j})}}, \quad (9)$$

$$\text{where } L = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix}$$

위의 식 (9)에서, L 은 라플라시안 필터로 정의되고, $*$ 는 컨볼루션 연산자이며, (m, n) 은 전체영상의 크기를 나타낸다. 그리고, $W_f(x_{i,j})$ 는 영상의 공간위치 (i, j) 에 해당하는 임펄스 잡음의 가중치를 의미하며, 위의 과정에서 $f_{i,j}=1$ 로 판단되는 화소들은 $W_f(x_{i,j})=0$ 의 값을 가지고, 그 외의 화소들은 $W_f(x_{i,j})=1$ 의 가중치를 가진다.

식 (9)로부터, $2\hat{\sigma}_G$ 를 AWGN에 대한 임계값으로 설정하며, 중심화소와 인접화소 간의 AWGN에 대한 가중치 $W_G(x_{i,j}, x_{k,l})$ 는 식 (10)과 같이 나타낸다.

$$W_G(x_{i,j}, x_{k,l}) = \exp\left(-\frac{|x_{i,j} - x_{k,l}|}{2(2\hat{\sigma}_G)^2}\right) \quad (10)$$

또한, 마스크 내의 중심화소와 인접화소 간의 공간거리에 대한 가중치 $W_S(x_{i,j}, x_{k,l})$ 는 식 (11)과 같이 정의된다.

$$W_S(x_{i,j}, x_{k,l}) = \exp\left(-\frac{(i-k)^2 + (j-l)^2}{2\sigma_S^2}\right) \quad (11)$$

식 (11)으로부터, σ_S 는 공간거리에 대한 임계값으로서, 잡음의 형태에 따라 $f_{i,j}=1$ 로 판단되는 화소들은 $\sigma_S=0.5$ 의 값을 가지고, 그 외의 화소들은 $\sigma_S=5$ 의 값을 가진다.

본 논문에서는 공간거리에 대한 가중치 W_S 와 임펄스 잡음에 대한 가중치 W_f , 그리고 AWGN에 대한 가중치 W_G 로부터, 중심화소와 인접화소들 사이에 적용되는 전체 가중치 W 를 아래의 식 (12)와 같이 제안하였다.

$$W(x_{i,j}, x_{k,l}) = W_S(x_{i,j}, x_{k,l}) W_G(x_{i,j}, x_{k,l}) W_f(x_{i,j}) \quad (12)$$

위의 식 (12)에 의해, 중심화소와 인접화소에 중첩된 잡음의 종류와 화소간 공간거리에 따라, 마스크 내의 각 화소에 각기 다른 가중치가 적용된다. 즉, 공간적으로 인접한 화소에 대해서는 큰 가중치를 적용하고, 공간거리가 증가함에 따라 가중치를 감소시킨다. 또한, AWGN에 대해서는 큰 가중치를 적용하고, 임펄스 잡음에 대해서는 작은 가중치를 적용하였다.

최종적으로, 아래의 식 (13)을 사용하여, 복합적인 잡음환경하에서 영상을 복원한다.

$$y_{i,j} = \frac{\sum_{k,l \in \Omega_{k,l}^*} W(x_{i,j}, x_{k,l}) x_{k,l}}{\sum_{k,l \in \Omega_{k,l}^*} W(x_{i,j}, x_{k,l})} \quad (13)$$

IV. 시뮬레이션 및 결과

본 논문에서 제안한 복합 잡음환경하에서 영상복원 알고리즘을 시뮬레이션하기 위해, 512×512 크기의 Babara 영상에 $p=20\%$ 의 salt & pepper 잡음과 $\sigma=10$ 의 AWGN을 복합적으로 중첩하여 테스트 영상으로 사용하였다. 또한 성능평가의 판단기준으로 PSNR를 사용하였으며, 비교대상으로 평균필터, 매디안 필터, IM(iterative median) 필터, ASM(adaptive switching median) 필터, 그리고 Trilateral 필터가 사용되었다.

그림 1은 Babara 영상에 대한 복원결과이며, 잡음제거효과를 상세하게 확인하기 위해 영상의 일부분을 확대하여 나타내었다. 그림 1(a)는 원영상이며, (b)는 $p=20\%$ 의 salt & pepper 잡음과 $\sigma=10$ 의 AWGN이 복합적으로 중첩된 noisy 영상이다. 그리고 (c)에서 (h)는 평균필터, 매디안 필터, IM 필터, ASM 필터, Trilateral 필터, 그리고 제안한 방법에 의한 복원결과이다. 그림으로부터, 기존의 방법들은 AWGN과 임펄스 잡음을 분리하여 제거하지 않으므로, 잡음제거성능이 저하되며, 에지영역에서 블러링 현상이 발생하였다. 그러나 제안한 알고리즘은 영상의 에지와 같은 상세정보를 보존함과 동시에 임펄스 잡음을 분리·제거함에 따라 우수한 영상복원결과를 나타내었다.

그림 2는 AWGN을 $\sigma=10$ 으로 고정하고 salt & pepper 잡음의 p 를 10%에서 60%로 변화시킨 잡음영상에 대한 PSNR 결과이다. 그리고, 그림 3은 salt & pepper 잡음을 $p=20\%$ 로 고정하고, AWGN의 σ 를 10에서 60으로 변화시키면서 잡음제거효과를 비교한 것이다. 결과로부터, 제안한 방법은 복합적인 잡음에 의해 훼손된 영상에서 각 성분을 효과적으로 분리·제거하여, 모든 잡음영역에서 우수한 PSNR 결과를 보였다.

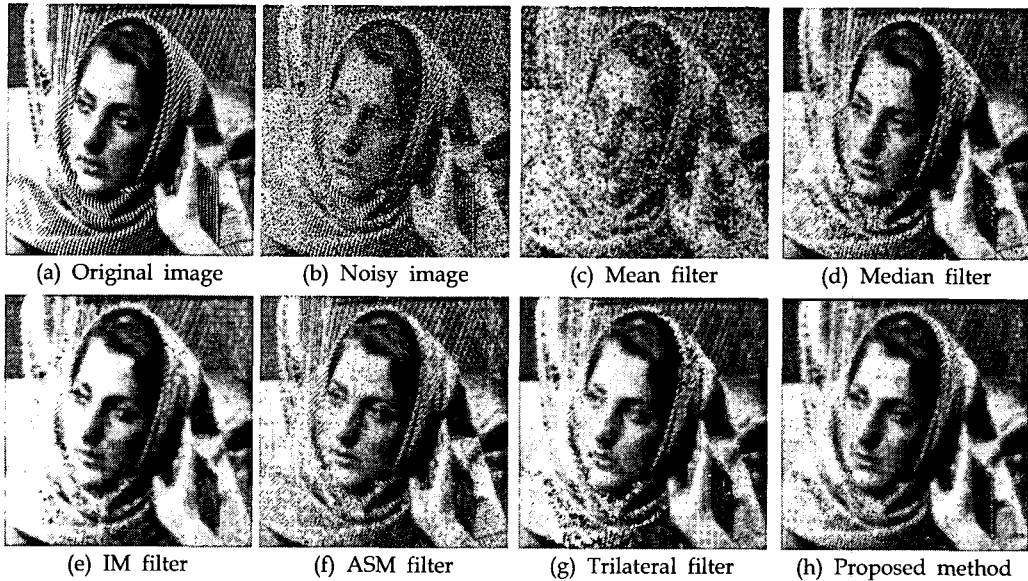


Fig. 1. Restoration results of noisy image (impulse noise $p=20\%$, AWGN $\sigma=10$).

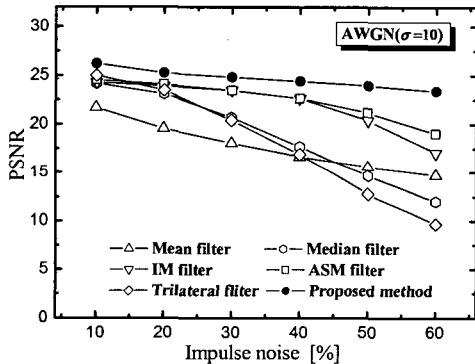


Fig. 2. PSNR with variation of impulse noise.

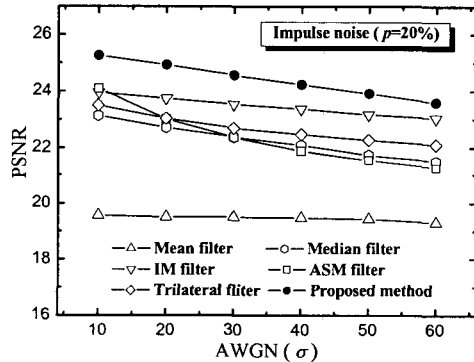


Fig. 3. PSNR with variation of AWGN.

V. 결 론

본 논문에서는 복합 잡음환경에 강인한 영상복원 알고리즘을 제안하였다. 제안한 방법은 필터링 단계 이전에 잡음 검출단계를 추가하여 복합 잡음으로부터 각 성분을 분리 검출하였으며, 임펄스 잡음을 제외한 영역에서 AWGN의 표준편차를 계산하였다. 이러한 결과로부터, 필터링 마스크 내의 잡음화소들의 특성에 따라 처리하였으며, 보다 우수한 잡음제거 성능을 나타내었다.

시뮬레이션 결과로부터, 제안한 방법은 기존의 방법에 비해 영상의 예지와 같은 상세정보를 우수하게 보존하였으며, 동시에 임펄스 잡음을 분리 제거하여 모든 잡음영역에서 우수한 PSNR 결과를 나타내었다. 따라서 제안한 방법은 복합 잡음환경에서 운용되는 영상시스템의 전처리 분야에 적용되리라 기대한다.

참 고 문 헌

- [1] D. R. K. Brownrigg, "The weighted median filter", *Commun. ACM*, vol. 27, no. 8, pp. 807-818, Aug. 1984.
- [2] T. Sun and Y. Neuvo, "Detail-preserving median based filters in image processing", *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 15, pp. 341-347, Apr. 1994.
- [3] A. Restrepo and A. C. Bovik, "Adaptive trimmed mean filters for image restoration", *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 36, pp. 1326-1337, Aug. 1988.
- [4] R. Garnett, T. Huegerich, C. Chui and W. He, "A universal noise removal algorithm with an impulse detector", *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 14, pp. 1747-1754, Nov. 2005.