

잡음 밀도에 따라 가변 마스크를 적용한 Salt and Pepper 잡음 제거에 관한 연구

홍상우 · 김남호*

A Study on Removal of Salt and Pepper Noise using Deformable Masks Depending on the Noise Density

Sang-Woo Hong · Nam-Ho Kim*

Department of Control and Instrumentation Engineering, Pukyong National University, Busan 608-737, Korea

요 약

디지털 시대를 맞이하여 영상 처리는 TV, 카메라, 스마트폰 등과 같은 다양한 매체에서 활용되고 있다. 일반적으로 영상 데이터를 분석, 인식, 처리하는 과정에서 여러가지 원인에 의해 salt and pepper 잡음이 발생한다. 이러한 잡음을 제거하기 위한 대표적인 필터는 SMF, CWMF, AMF 등이 있다. 기존의 필터들은 잡음 밀도가 높은 영역에서 에지 보존 및 잡음 제거 특성이 미흡하다. 따라서 본 논문은 salt and pepper 잡음을 효과적으로 제거하기 위하여, 잡음 밀도에 따라 마스크 크기를 가변하여 처리하는 알고리즘을 제안하였다. 그리고 제안한 방법의 성능을 평가하기 위해 PSNR을 사용하여 기존의 방법들과 비교하였다.

ABSTRACT

In digital era image processing has been utilized in a variety of media such as TV, camera and smart phone. Typically salt and pepper noise are generated by various causes during the analysis, identification, and processing of image data. Principal filters such as SMF, CWMF, and AMF have been used to remove these noise. But the existing filters fall short of edge preservation and noise elimination in high noise densities. Thus, a processing algorithm, on which the size of deformable mask varies depending on the noise density, is proposed to remove salt and pepper noise effectively in this study. The performance of the proposed method was evaluated compared with the existing methods using PSNR.

키워드 : Salt and pepper 잡음, 가변 마스크, 잡음 제거, PSNR

Key word : Salt and Pepper Noise, Deformable Masks, Noise Elimination, PSNR

Received 19 June 2015, Revised 09 July 2015, Accepted 23 July 2015

* Corresponding Author Nam-Ho Kim(E-mail: nhk@pknu.ac.kr, Tel:+82-51-629-6328)

Dept. of Control and Instrumentation Engineering, Pukyong National University, Busan 608-737, Korea

Open Access <http://dx.doi.org/10.6109/jkiice.2015.19.9.2173>

print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

©This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.
Copyright © The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

I. 서 론

최근, 영상 처리는 멀티미디어 핵심 서비스의 일환으로 TV, 카메라, 스마트폰, 의료, 보안 그리고 산업용 로봇 등에 활용되고 있다[1]. 디지털 가전과 개인 컴퓨터 응용 소프트웨어의 발달로 디지털 영상은 쉽게 획득할 수 있게 되었다. 그러나 디지털 영상을 획득, 처리, 전송하는 과정에서 여러 원인에 의해 잡음이 첨가되어 영상의 열화가 발생한다[2,3].

영상에 첨가되는 잡음은 발생하는 원인과 형태에 따라 다양한 종류가 있으며, 주로 salt and pepper 잡음, AWGN(additive white Gaussian noise) 등이 있다. salt and pepper 잡음을 제거하기 위한 가장 대표적인 비선형 필터에는 CWMF(center weighted median filter), MMF(modified median filter), AMF(adaptive median filter) 등이 있으며, 이러한 필터들은 잡음 밀도가 높은 영역에서 에지 보존 및 잡음 제거 특성이 미흡하다[4-6].

따라서 본 연구에서는 salt and pepper 잡음 환경에서 훼손된 영상을 복원하기 위하여, 영상 마스크에서 중심 화소가 비잡음 화소인 경우, 그대로 출력하고, 잡음 화소인 경우, 잡음 밀도에 따라 마스크 크기를 가변하여 처리하는 알고리즘을 제안하였다. 그리고 제안된 알고리즘의 잡음제거 성능의 우수성을 입증하기 위해, PSNR(peak signal to noise ratio)을 이용하였으며, 기존의 방법들과 그 성능을 비교하였다.

II. 기존 방법

2.1. CWMF

CWMF는 가중치 필터의 한 형태로 중심 화소에만 $2K+1$ 의 가중치, 기타 화소에는 가중치 1을 적용하며 식 (1)과 같다.

$$O(i,j) = \text{med}\{x(i+s, j+t) \cdot 2K \text{ copies of } x(i,j) \mid s,t \in W\} \quad (1)$$

여기서, K 는 양의 정수이고, $K=0$ 일 경우 CWMF 필터는 메디안 필터가 된다. 중심 화소의 가중치가 클 경우, 영상의 에지 성분에 대한 보존 특성은 우수해지는 반면 잡음 제거에 한계가 발생한다[7].

2.2. MMF

MMF는 $x_{i,j}$ 를 중심으로 하여 3×3 마스크를 취하고 3×3 영역의 잡음 유무를 식 (2)와 같이 판단한다.

$$T_1 = \{x(i+s, j+t) \mid -1 \leq s, t \leq 1\}$$

$$\alpha = \begin{cases} 1, & \text{if } x(i+s, j+t) = 0 \text{ or } 255 \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (2)$$

T_1 의 요소들이 잡음이 아닌 경우, 화소는 원상태로 마스크 T_1' 에 대입하며 식 (3)과 같다.

$$T_1'(s, t) = x(i+s, j+t) \quad (3)$$

T_1 의 요소들이 잡음인 경우, 그 잡음 화소를 중심으로 3×3 마스크 T_2 를 취하며 식 (4)와 같다.

$$T_2 = \{x(k+s, l+t) \mid -1 \leq k, l \leq 1\} \quad (4)$$

여기서, k, l 은 잡음화소의 위치를 나타낸다.

마스크 T_2 의 메디안 값 구하고 식 (5)와 같이 T_1' 에 저장한다.

$$T_2'(s, t) = \text{med}\{T_2(i+s+k, j+t+l)\} \quad (5)$$

필터 처리를 거쳐 형성된 최종 마스크 T_1' 의 메디안 값을 이용하여 최종 출력을 식 (6)과 같이 구한다[8].

$$O(i,j) = \text{med}\{T_1'\} \quad (6)$$

2.3. AMF

AMF는 잡음 밀도에 따라 필터링 마스크 크기를 변화시키며, 잡음 신호에 대해서는 필터 처리를 하고, 비잡음 신호는 원 신호 그대로 출력한다.

화소 (i,j) 를 중심으로 한 필터링 마스크는 W 로 나타내고, W_{\max} 는 W 에서 허용되는 최대 마스크 크기를 나타내고, $x_{\min}, x_{\max}, x_{\text{med}}$ 는 각각 W 에서 최소, 최대, 중간 명암도 값을 나타낸다. $x_{\min}, x_{\max}, x_{\text{med}}$ 는 식 (7)과 같다.

$$\begin{aligned}
 x_{\min} &= \min\{x(i+s, j+t) | s, t \in W\} \\
 x_{\max} &= \max\{x(i+s, j+t) | s, t \in W\} \\
 x_{\text{med}} &= \text{med}\{x(i+s, j+t) | s, t \in W\}
 \end{aligned}
 \tag{7}$$

마스크 W 에서 메디안 값이 ($x_{\min} < x_{\text{med}} < x_{\max}$) 인 경우, 중심 화소 $x(i, j)$ 값이 ($x_{\min} < x(i, j) < x_{\max}$) 이면, $x(i, j)$ 를 출력 화소, 그렇지 않으면 x_{med} 를 출력 화소로 한다.

또한 ($x_{\min} = x_{\text{med}}$ or $x_{\max} = x_{\text{med}}$) 인 경우, 마스크 W 크기를 증가시키고 메디안 값을 구하며 ($W = W_{\max}$)를 만족할 경우, ($x_{\min} < x_{\text{med}} < x_{\max}$) 이면, x_{med} , 아니면 $x(i, j)$ 를 출력 화소로 한다[4,9].

III. 제안한 알고리즘

본 논문에서는 영상에 첨가되는 salt and pepper 잡음의 영향을 완화하기 위하여, 중심화소가 비잡음 화소인 경우 원 화소 그대로 출력하고, 잡음 화소인 경우 잡음 밀도에 따라 마스크 크기를 가변하여 처리하는 알고리즘을 제안하였다.

3.1. Salt and pepper 잡음

Salt and pepper 잡음에 훼손된 영상에서 (i, j) 의 위치에 있는 화소는 식 (8)과 같다.

$$x(i, j) = \begin{cases} n, & \text{with probability } P \\ I, & \text{with probability } 1-P \end{cases}
 \tag{8}$$

여기서, n 은 salt and pepper 잡음에 훼손된 잡음 화소값, I 는 원 영상의 화소 값을 나타내며, P 는 잡음 밀도이다.

본 논문에서 salt and pepper 잡음 신호의 화소 값은 x_{\min} 과 x_{\max} 를 가진다[10].

3.2. 잡음의 제거

잡음 제거 과정은 다음과 같이 순차적으로 처리한다.

Step 1. 중심 화소가 비잡음인 경우, 식 (9)와 같이 원 화소 값 그대로 출력한다.

$$O(i, j) = I
 \tag{9}$$

Step 2. 중심 화소가 잡음인 경우, 그림 1 (a)와 같이 cross 마스크를 설정하여, 마스크 내의 비잡음 화소 개수에 따라 최종 출력을 구한다.

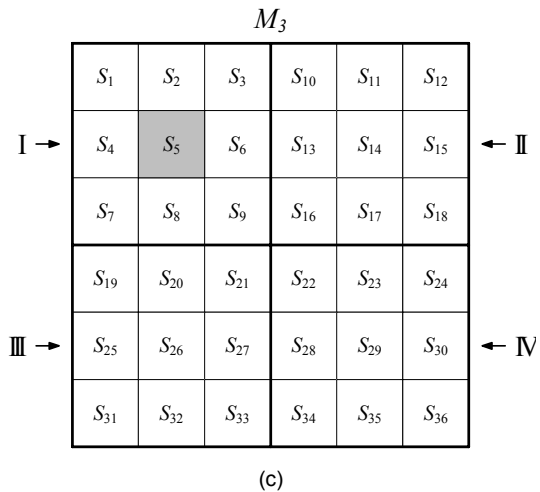
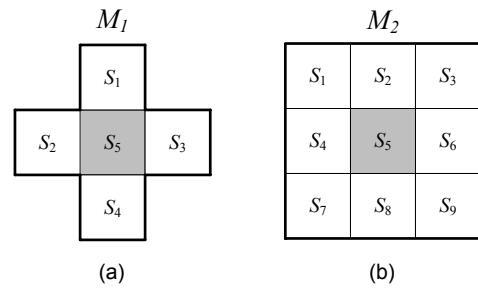


그림 1. 잡음 밀도에 따른 가변 마스크 (a) 교차형 마스크 (b) (3×3) 마스크 (c) (6×6) 마스크

Fig. 1 Variable mask according to the noise density (a) Cross mask (b) (3×3) mask (c) (6×6) mask

Cross 마스크 내의 비잡음 화소가 2개 이상인 경우, 비잡음 화소의 집합을 NM_1 으로 정의하고 최소, 최대값을 이용하여 식 (10)과 같이 최종 출력을 구한다.

$$O(i, j) = \frac{1}{2} \{ \max(NM_1) + \min(NM_1) \}
 \tag{10}$$

Step 3. cross 마스크 내의 비잡음 화소가 1개인 경우, 비잡음 화소를 그대로 출력한다.

Cross 마스크 내의 비잡음 화소가 없는 경우, 그림 1 (b)와 같이 (3×3) 마스크로 가변하여 설정한다.

Step 4. (3×3) 마스크 내의 비잡음 화소의 집합을 NM_2 , NM_2 의 요소 수를 k 라 정의하고 k 에 따라 최종 출력을 구한다.

k 가 홀수인 경우, 식 (11)과 같이 메디안 값으로 최종 출력을 구한다.

$$O(i,j) = Med(NM_2) \quad (11)$$

k 가 짝수인 경우, 식 (12)를 이용하여 최종 출력을 구한다.

$$O(i,j) = \frac{1}{2} \left\{ NM_2 \left(\frac{k}{2} \right) + NM_2 \left(\frac{k}{2} + 1 \right) \right\} \quad (12)$$

Step 5. (3×3) 마스크 내의 비잡음 화소가 없는 경우, 그림 1 (c)와 같이 마스크를 (3×3)의 4개 크기인 (6×6) 마스크로 가변 설정하여 마스크 내의 잡음 밀도에 따라 최종 출력을 구한다.

(6×6) 마스크 내의 잡음 밀도가 50% 이하인 경우, 거리에 따른 공간 가중치를 이용하여 최종 출력을 구하며, 이를 위한 공간 거리는 식 (13)과 같다.

$$D(p,q) = \sqrt{(N-|p|)^2 + (N-|q|)^2} \quad (13)$$

$$-1 < p, q < 4$$

여기서, N 은 마스크의 크기를 결정하며, (p,q) 는 (6×6) 마스크의 인덱스이다. 공간 거리를 이용한 공간 가중치는 식 (14)와 같이 구한다.

$$W(p,q) = \{D(p,q) + 1\}^3 \quad (14)$$

(6×6) 마스크 내의 잡음 유무에 따라 식 (15)와 같이 F 를 정의한다.

$$F(p,q) = \begin{cases} 0, & \text{if } M_3(p,q) = 0 \text{ or } 255 \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (15)$$

식 (14) 및 (15)를 이용한 최종 출력은 식 (16)과 같이 구한다.

$$O(i,j) = \frac{\sum_{p,q \in M_3} F(p,q) W(p,q) M_3(p,q)}{\sum_{p,q \in M_3} F(p,q) W(p,q)} \quad (16)$$

(6×6) 마스크 내의 잡음 밀도 50% 이상인 경우, 그림 1 (c)와 같이 각각 I, II, III, IV로 네 개의 영역 마스크로 나누고 비잡음 화소가 가장 많은 마스크를 선택하며 최종 출력은 Step 4와 같이 구한다.

Step 6. (6×6) 마스크 내의 비잡음 화소가 0인 경우 이미 처리된 화소로 최종 출력을 구하며 식 (17)과 같다.

$$O(i,j) = \frac{1}{4} \{ O(i-1,j-1) + O(i-1,j) + O(i-1,j+1) + O(i,j-1) \} \quad (17)$$

IV. 시뮬레이션 및 결과

본 논문에서는 (512×512) 크기의 8비트 그레이 영상인 Peppers와 Girl 영상에 salt and pepper 잡음을 첨가하여 시뮬레이션하였으며, 영상의 개선 정도를 평가하기 위하여 기존의 CWMF, MMF, AMF 방법들과 성능을 비교하였다. 일반적으로 MSE (mean squared error)와 PSNR은 식 (18), (19)와 같다.

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \{ O(i,j) - I(i,j) \}^2 \quad (18)$$

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{MSE} \quad (19)$$

여기서 M, N 은 영상의 가로 및 세로 크기이다.

그림 2는 Peppers 영상에 salt and pepper 잡음 ($P=60\%$)을 첨가하여 기존의 방법들과 제안한 방법의 시뮬레이션한 결과이다.

그림 2에서 (a)는 원 영상, (b)는 CWMF이고, (c)는 MMF이며, (d)는 AMF이다. 그리고 (e)는 제안한 필터 알고리즘(PFA: proposed filter algorithm)으로 처리한 결과이다.

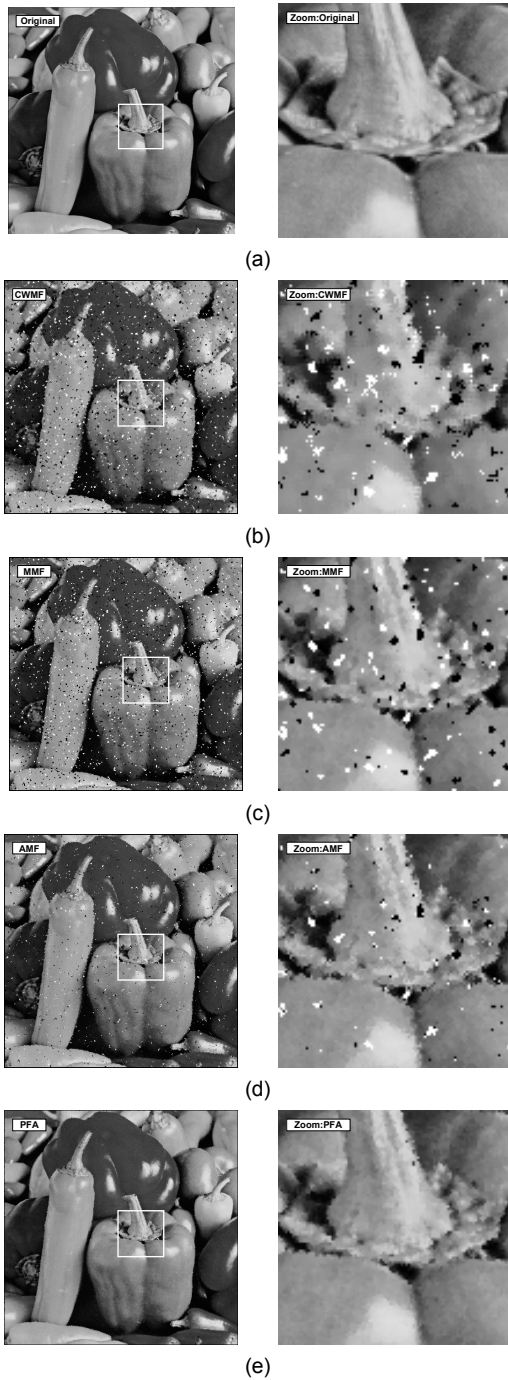


그림 2. Peppers 영상에 대한 시뮬레이션 결과 (a) 원 영상 (b) CWMF (c) MMF (d) AMF (e) PFA
 Fig. 2 Simulation result of Peppers image (a) Original image (b) CWMF (c) MMF (d) AMF (e) PFA

Salt and pepper 잡음에 훼손된 영상으로부터 제안한 알고리즘의 잡음제거 특성을 확인하기 위해, Peppers 영상의 (270, 300)화소를 중심으로 상하좌우 각각 50화소 영역을 확대한 영상으로 나타내었다.

확대한 영상에서 CWMF, MMF, AMF는 잡음제거 특성이 다소 미흡하였다. 그리고 제안한 알고리즘은 salt and pepper 잡음($P=60\%$)에서 우수한 잡음 제거 특성을 나타내었다.

그림 3은 각각의 필터들에 의해 복원된 Peppers, Girl 영상에 대한 PSNR을 비교한 것이며, 수치를 표 1, 표 2에 나타내었다.

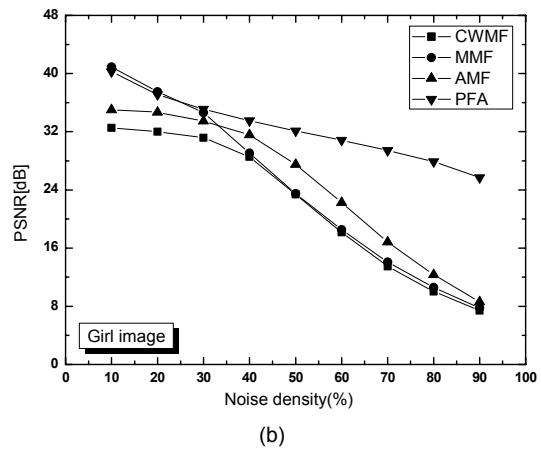
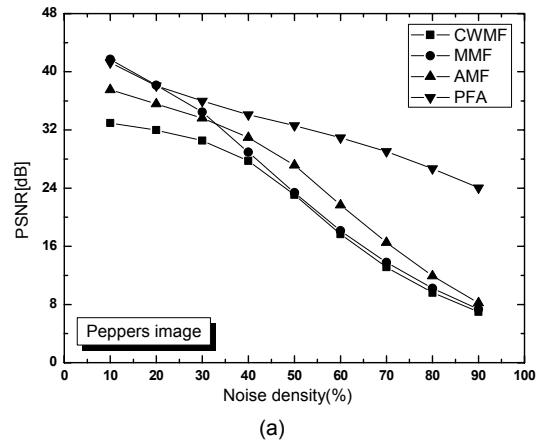


그림 3. Salt and pepper 잡음밀도에 따른 PSNR (a) Peppers 영상 (b) Girl 영상
 Fig. 3 PSNR with salt and pepper noise density (a) Peppers image (b) Girl image

표 1. Peppers 영상의 각 PSNR 비교

Table. 1 Each PSNR comparison for Peppers image

S & P Noise(P)	PSNR[dB]			
	CWMF	MMF	AMF	PFA
10%	32.94[dB]	41.69[dB]	37.53[dB]	41.27[dB]
20%	32.00[dB]	38.14[dB]	35.58[dB]	38.08[dB]
30%	30.54[dB]	34.46[dB]	33.63[dB]	35.98[dB]
40%	27.74[dB]	28.93[dB]	30.94[dB]	34.09[dB]
50%	23.06[dB]	23.38[dB]	27.15[dB]	32.58[dB]
60%	17.66[dB]	18.14[dB]	21.66[dB]	30.91[dB]
70%	13.12[dB]	13.77[dB]	16.51[dB]	29.03[dB]
80%	9.62[dB]	10.21[dB]	11.93[dB]	26.69[dB]
90%	7.00[dB]	7.36[dB]	8.93[dB]	24.03[dB]

표 2. Girl 영상의 각 PSNR 비교

Table. 2 Each PSNR comparison for Girl image

S & P Noise(P)	PSNR[dB]			
	CWMF	MMF	AMF	PFA
10%	32.50[dB]	40.90[dB]	35.01[dB]	40.24[dB]
20%	31.98[dB]	37.49[dB]	34.67[dB]	37.12[dB]
30%	31.14[dB]	34.61[dB]	33.46[dB]	35.10[dB]
40%	28.52[dB]	29.05[dB]	28.56[dB]	33.51[dB]
50%	23.37[dB]	23.48[dB]	24.49[dB]	32.13[dB]
60%	18.15[dB]	18.51[dB]	22.16[dB]	30.83[dB]
70%	13.48[dB]	14.05[dB]	16.84[dB]	29.44[dB]
80%	10.02[dB]	10.57[dB]	12.34[dB]	27.88[dB]
90%	7.42[dB]	7.75[dB]	8.61[dB]	25.68[dB]

그 결과, 기존의 방법들은 잡음밀도가 적은 경우 잡음제거 특성이 우수하였으며 잡음 밀도가 높아짐에 따라 필터의 제한성으로 잡음제거 특성이 급격히 미흡해지는 특성을 나타내었다. 제안한 알고리즘은 잡음 밀도가 낮은 영역 및 높은 영역에서도 우수한 PSNR을 나타내었다.

V. 결론

본 논문은 salt and pepper 잡음에 훼손된 영상을 복원하기 위하여 영상 마스크에서 중심 화소가 비잡음 화소인 경우, 그대로 출력하고, 잡음 화소인 경우, 잡음 밀도에 따라 마스크 크기를 가변하여 처리하는 알고리즘을 제안하였다. 시뮬레이션 결과, 제안한 알고리즘은 salt and pepper 잡음($P=60%$)에 훼손된 Peppers 영상

에서 30.91[dB]의 높은 PSNR를 보이고 있고, 기존의 CWMF, MMF, AMF에 보다 각각 13.25[dB], 12.77[dB], 9.25[dB] 개선되었으며, salt and pepper 잡음 밀도 변화에 따른 잡음 제거 특성이 기존의 방법들보다 우수한 PSNR 결과를 나타내었다. 따라서 본 논문에서 제안한 필터 알고리즘은 salt and pepper 잡음 환경에서 운용되고 있는 영상처리시스템 분야에 유용하게 적용되리라 사료된다.

ACKNOWLEDGMENTS

This work was supported by the Brain Busan 21 Project in 2015.

REFERENCES

- [1] C. S. Cho and H. S. Kang, *Multimedia signal processing, second edition*, pp. 2-6, 2011.
- [2] L. Xu and N. H. Kim, "Modified median filter for impulse noise removal" *JKIICE*, vol. 17, no. 2, pp. 461-446, 2013.
- [3] R. Öten and F. De, "Adaptive alpha-trimmed mean filter under deviations from assumed noise model" *IEEE Trans., Image Processing*, vol. 13, no. 5, pp. 627-639, May 2004.
- [4] T. Chan and H. Wu, "Adaptive impulse detection using center-weighted median filters", *IEEE Letters Signal Processing*, vol. 8, no. 1, pp. 1-3, Jan. 2011.
- [6] B. Wei, "Improved adaptive median filtering", *Journal of Computer Application*, vol. 13, no. 2, pp. 1732-1734, July 2008.
- [7] S. J. Ko and Y. H. Lee, "Center weighted median filters and their application to image enhancement" *IEEE Trans. Circuits system*, vol. 38, no. 9, pp. 984-993, 1991.
- [8] Xu Long and Nam-Ho Kim, "A study on directionally weighted filter for algorithm in impulse noise environments." *JKIICE*, vol. 18, no. 7, pp. 1734-1739, 2014.
- [9] L. Xu and N. H. Kim, "An improved adaptive median filter for impulse noise removal " *JKIICE*, vol. 17, no. 4, pp. 989-995, 2013.
- [10] T. Veerakumar, S. Esakkirajan and L. Vennila, "An efficient approach to remove random valued impulse noise in images" *ICRITIT, 2012 International Conference on*. pp. 490-503, 2012.



홍상우(Sang-Woo Hong)

2014년 2월 부경대학교 공과대학 제어계측공학과 졸업
2014년 3월~현재 부경대학교 대학원 제어계측공학과 석사과정
※관심분야 : 영상처리



김남호(Nam-Ho Kim)

제11권 제1호 참조
1992년 3월~현재 부경대학교 공과대학 제어계측공학과 교수
※관심분야 : 영상처리, 통신시스템, 적응필터와 웨이브렛을 이용한 잡음제거 및 신호복원