

디지털 영상에서 임펄스 노이즈 검출 및 감소를 위한 적응 메디안 필터

Xu Long* · 김남호*

*부경대학교 공과대학 제어계측공학과

An Adaptive Median Filter for Impulse Noise Detection and Reduction in Digital Images

Xu Long* · Nam-Ho Kim*

*Dept. of Control and Instrumentation Eng. Pukyong National University

E-mail : nhk@pknu.ac.kr

요 약

Wibro 기술의 개발 및 보급으로 인하여, 디지털 기술이 여러 분야에서 활용되고 있다. 디지털 영상은 전송 및 저장하는 과정에서 다양한 잡음에 의해 훼손되며, 영상복원은 영상에 첨가되는 잡음을 제거하여 잡음이 영상에 미치는 영향을 줄이는 것이다. 영상복원을 위해, 여러 가지 방법들이 제안되었으나 기존의 방법들은 잡음제거 특성이 미흡하다. 따라서 본 논문에서는 효과적으로 잡음을 제거하기 위해 잡음판단을 거쳐, 잡음일 경우, 마스크 크기를 확대시키는 적응 메디안 필터 알고리즘을 제안하였다. 그리고 시뮬레이션을 통해 기존의 방법들과 비교하여 제안한 알고리즘의 우수성을 입증하였다.

ABSTRACT

According to the development and supply of Wibro technology digital technology is applied in several fields. Digital images are damaged by various noises in the process of transfer and storage; the image restoration is to reduce the influence of the noises on images by removing the noises. To make good image restoration several methods have been proposed but the noise removal property is not satisfactory. Therefore, to effectively remove noises noise decision is made and if it is decided as a noise, the size of mask is enlarged; this is adaptive median filter algorithm that is proposed in this paper. And through simulation the superiority of this algorithm to existing methods has been verified.

키워드

Image restoration, Mask, Adaptive median filter

1. 서 론

Wibro 등의 기술의 발전함에 있어서 멀티미디어 관련 정보의 발전이 가속화되고 있다. 그러나 일반적으로 영상의 전송 및 저장하는 과정에서, 영상이 잡음에 의해 훼손되며, 이러한 영상을 복원 하기위해 여러가지 연구가 진행되고 있다.

영상에 첨가되는 잡음은 주로 임펄스 잡음이 있으며, 이러한 잡음을 제거하기 위한 표준 메디안 필터(SMF: Standard median filter) 기법들은 중간 가중치 메디안 필터(CWMF: Center weighted

median filter), 적응 메디안 필터(AMF: Adaptive median Filter) 등이 있다[1-2]. 중간 가중치 메디안 필터는 임펄스 잡음에서 중심화소가 잡음일 경우 잡음 제거 능력이 미흡하고, 적응 메디안 필터는 필터링 마스크의 크기를 변화시켜 우수한 잡음 제거 특성을 갖지만 잡음 밀도가 큰 경우, 잡음제거 특성이 다소 미흡하다.

본 논문에서는 임펄스 잡음을 효과적으로 제거하기 위하여, 적응 메디안 필터 알고리즘을 제안하였다. 그리고 잡음제거 성능의 우수성을 평가하기 위해, PSNR(pack signal to noise ratio)을 사용하

여 기존의 방법들과 그 성능을 비교하였다.

II. 제안한 방법

본 논문에서 제안한 적응 메디안 필터는 잡음 판단과 잡음제거 두 부분으로 나눈다.

1) 잡음의 판단

임펄스 잡음에 의하여 훼손된 영상에서 (i,j) 의 위치에 있는 화소 $O(i,j)$ 는 식 (1)과 같다.

$$O(i,j) = \begin{cases} M(i,j), & \text{with probability } P \\ X(i,j), & \text{with probability } 1-P \end{cases} \quad (1)$$

여기서 P 는 잡음 밀도이고, $X(i,j)$ 은 원 영상의 화소 값이며, $M(i,j)$ 는 화소 값이 0 또는 255의 임펄스 잡음이다. 마스크 내의 잡음을 표시하는 binary mark는 식 (2)와 같다.

$$a = \begin{cases} 1, & M(i,j) = 0 \text{ or } 255 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

식 (2)에서 1, 0은 각각 잡음 신호와 비 잡음 신호를 나타낸다.

2) 잡음의 제거

본 논문에서는 알고리즘은 마스크 메디안 값의 여부에 따라 마스크 크기를 확장시키며 필터링 과정은 다음과 같다.

$$O(i,j) = \begin{cases} f(i,j), & \text{if } a(i,j) = 0 \\ f_{med}^w, & \text{if } a(i,j) = 1 \mid w = 3 \\ f_{med}^{w+2}, & \text{if } f_{med}^w = 0 \text{ or } f_{med}^w = 255 \\ f_x, & \text{if } w+2 = 7 \text{ and} \\ & f_{med}^{w=7} = 0 \text{ or } f_{med}^{w=7} = 255 \end{cases} \quad (3)$$

Step 1. 필터링 할 화소의 잡음여부를 판단한다. 비 잡음 신호이면 그대로 출력하고, 잡음 신호이면 필터 처리한다.

Step 2. 잡음 화소로 판단했을 경우, 그 화소를 중심으로 하여 mask w 를 적용 마스크로 사용한다. 여기서 $w=3$ 이다. 다음 mask w 의 메디안 값을 구하고 메디안 값이 임펄스 잡음인가를 판단한다. 잡음 화소인 경우, 마스크 $w = w+2$ 로 처리한다.

Step 3. $w+2=7$ 인 경우, 마스크를 8개 부분으로 나누어 처리하며, 그림 1과 같이 나타낸다. 다음 마스크의 각 부분 벡터에서 임펄스 잡음을 제거

하며, 비 임펄스 잡음을 K 로 정의한다.

$$\begin{aligned} P_1 &= \{I(1), I(9), I(17), I(25), I(33), I(41), I(49)\} \\ P_2 &= \{I(4), I(11), I(18), I(25), I(32), I(39), I(46)\} \\ P_3 &= \{I(7), I(13), I(19), I(25), I(31), I(37), I(43)\} \\ P_4 &= \{I(22), I(23), I(24), I(25), I(26), I(27), I(28)\} \\ P_5 &= \{I(1), I(9), I(17), I(25), I(7), I(13), I(19)\} \\ P_6 &= \{I(1), I(9), I(17), I(25), I(31), I(37), I(43)\} \\ P_7 &= \{I(31), I(37), I(43), I(25), I(33), I(41), I(49)\} \\ P_8 &= \{I(33), I(41), I(49), I(25), I(7), I(13), I(19)\} \end{aligned} \quad (4)$$

다음 K 의 최대치를 구하며, 다음과 같이 나타낸다.

$$M = \max(K) \quad (5)$$

Step 5. 마스크의 M 의 수치가 최대인 벡터 방향을 선택하며, 임펄스 잡음 제거 후, 벡터의 메디안 값을 구하며 식 (6) 같이 나타낸다.

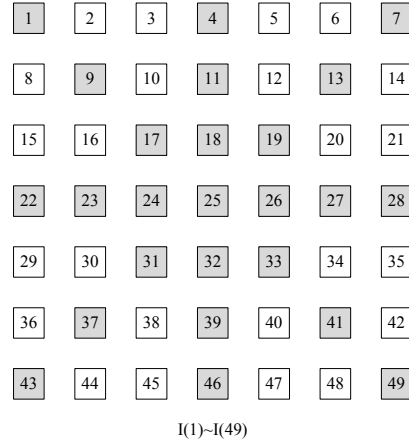


Fig. 1. adaptive median filter mask.

$$O_1 = \text{median}[G_k(\frac{i}{2})] \quad (6)$$

$$O_2 = \text{median}[G_k(\frac{i+1}{2})]$$

여기서 O_1, O_2 는 홀수, 짝수 형태의 메디안 값을 나타내고 i 는 벡터방향의 화소를 나타낸다. 따라서 최종 출력화소는 다음과 같이 나타낸다.

$$f_x = (O_1 + O_2) / 2 \quad (7)$$

III. 시뮬레이션 및 결과

본 논문에서는 제안된 알고리즘의 임펄스 잡음 제거 성능을 평가하기 위해, 512×512 크기의 8 비트 그레이 Boat 영상에 임펄스 잡음(P=60%)을 첨가하여 시뮬레이션하였으며, 영상의 개선 정도를 평가하기 위하여 PSNR을 구하여 기존의 방법들과 성능을 비교하였다.

$$MSE = \frac{\sum_{(i,j) \in w} [X(i,j) - O(i,j)]^2}{R \times C} \quad (8)$$

$$PSNR = 10 \log_{10} \left[\frac{255^2}{MSE} \right] \quad (9)$$

그림 2는 Boat 영상에 대한 시뮬레이션 결과이고, SM(3×3) 필터, SM(5×5) 필터, 적응 메디안 필터와 각각 비교하였다. 그림 3에서 (a)는 SM(3×3) 필터, (b)는 SM(5×5) 필터, (c)는 적응 메디안 필터, (d)는 제안한 알고리즘 필터에 의해 처리된 결과이다. 시뮬레이션 결과로부터, 기존의 SM(3×3) 필터, SM(5×5) 필터 알고리즘으로 처리한 영상은 마스크의 크기가 제한되어 있어 잡음 제거 능력이 한계를 가지게 되며, 잡음 밀도가 낮은 영역에서는 우수한 잡음 제거 특성을 나타내지만 잡음 밀도가 높아짐에 따라 시각적으로 오류를 나타내고 에지보존 능력이 미흡하다.

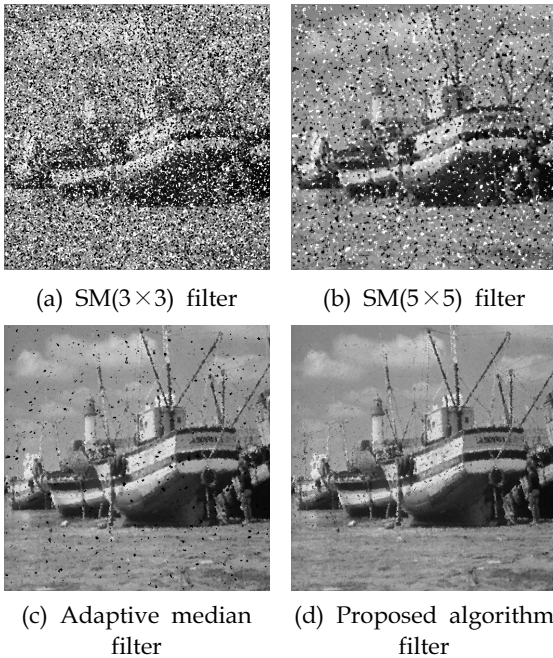


Fig. 2. Simulation result.

적응 메디안 필터로 처리한 영상은 잡음 밀도에 따라 마스크 크기가 변화되어 기존 SM(3×3) 필터, SM(5×5) 필터에 비해 훨씬 우수한 잡음제거 특성을 나타지만 알고리즘 제한성으로 인하여, 잡음 밀도가 높은 영역에서는 잡음제거 능력이 미흡하다.

표 1은 Boat 영상에서 임펄스 잡음밀도 변화에 따른 PSNR을 나타낸 것이다. 그 결과, 제안한 알고리즘은 기존의 알고리즘에 비해 우수한 PSNR 특성을 나타내었다.

Table 1. PSNR of different methods.

Noise density(P)	Method			
	SM(3×3)	SM(5×5)	Adaptive median	Proposed method
40%	18.86	25.11	27.34	29.07
50%	15.20	22.70	26.07	27.29
60%	12.34	18.55	24.43	25.58
70%	10.01	14.10	20.74	23.45
80%	8.1	10.38	15.47	19.84

IV. 결론

본 논문에서는 임펄스 잡음제거를 위한 적응 메디안 필터 알고리즘을 제안하였다.

제안한 알고리즘은 임펄스 잡음 환경에서 잡음 제거 성능에서 기존의 방법들보다 우수한 PSNR을 나타내었다. 따라서 제안한 알고리즘은 임펄스 잡음을 제거하여 영상을 복원하기 위해 유용하게 적용될 것으로 사료된다.

참고문헌

- [1] M. Juneja and P. S. Sandhu, "Design and Development of an Improved Adaptive Median Filtering Method for Impulse Noise Detection", IEEE International of Computer and Electrical Engineering, vol. 1, pp. 627-630. Dec. 2009.
- [2] X. Y. Xu, D. B. Chen and M. Sarhadi, "Adaptive Two-Pass Rank Order Filter to Remove Impulse Noise in Highly Corrupted Images", IEEE Trans. Image Processing, vol. 13, no. 2, pp. 238-247, Feb. 2004.