
잡음 검출기와 총변량 최적화를 이용한 영상의 임펄스 잡음제거

Impulse Noise Removal Using Noise Detector and Total Variation Optimization

이임건
동의대학교 영화영상공학과

Imgeun Lee(iglee@deu.ac.kr)

요약

본 논문에서는 두 가지 새로운 임펄스 잡음 검출기를 설계하고 총변량(total variation) 최적화를 통하여 영상에 존재하는 임펄스 잡음을 제거하는 방법을 제안한다. 설계된 임펄스 잡음 검출기는 적응 미디언 필터(AMF: Adaptive Median Filter)를 기반으로 하고 있으며 기존의 검출기에 비해 잡음검출의 정확도가 높고 영상의 디테일 정보를 잡음으로 오인하는 확률을 줄였다. 또한 제안하는 검출기는 잡음발생 확률에 무관하게 우수한 성능을 유지한다. 영상에서의 잡음제거는 제안된 검출기에 의해 얻어진 잡음후보 화소에 대해서만 총변량 최적화를 적용하므로 불필요한 계산을 줄이고 영상의 경계선을 잘 보존하면서 잡음을 제거할 수 있다. 실험결과 제안하는 2단 구조의 잡음제거 알고리즘은 다양한 형태의 잡음 밀도에 대해서 기존의 알고리즘에 비해 약 2dB 정도의 화질개선 효과를 얻었다.

■ 중심어 : | 적응 미디언 필터 | 총변량 최적화 | 임펄스 잡음 검출기 |

Abstract

A new algorithm for removing salt and pepper impulse noise in image using impulse noise detector and total variation optimization is presented. The proposed two types of noise detectors which are based on the adaptive median filter, can detect impulse noise with high accuracy while reducing the probability of detecting image details as impulses. And the detectors maintain its performance independent of noise density. For removing impulses, total variation optimization is applied only to those detected noise candidate to reduce unnecessary computation. The proposed approach successfully remove impulse noise while preserving image details.

■ keyword : | Adaptive Median Filter | Total Variation Optimizing | Impulse Noise Detector |

1. 서론

디지털 영상은 종종 양과 음의 임펄스에 의해 훼손된다. 임펄스 잡음은 영상취득 과정에서 카메라 센서의 오

동작이나 전송 채널에서의 부가잡음 등에 의해 발생한다 [1]. 임펄스 잡음은 랜덤하게 특정 위치의 화소를 훼손하고 영향을 받지 않는 위치의 화소는 그대로 둔다. 이러한 잡음은 쉽게 눈에 띄게 되어 영상의 화질을 저하시키며

* 본 논문은 2004학년도 동의대학교 교내연구비에 의하여 연구되었습니다.(과제번호 2004AA170)

접수번호 : #060302-001

접수일자 : 2006년 03월 02일

심사완료일 : 2006년 04월 06일

교신저자 : 이임건, e-mail : iglee@deu.ac.kr

도 임펄스 잡음을 제거하기 위한 많은 알고리즘들이 제안되었다. 미디언 필터(median filter)와 그 변형 알고리즘들은 [1] 구현이 간단하고 계산량이 단순한데 반해 잡음 제거 능력이 우수하므로 많이 사용되었다. 그러나 미디언 필터는 영상의 전역에 대해 균일하게 적용되므로 잡음 화소와 비 잡음 화소의 화소값을 모두 변형시키게 된다. 결과적으로 임펄스를 제거하기 위해서는 일정한 수준의 영상 블러(blur)를 피할 수 없다.

비 잡음 화소를 보존하여 영상의 블러를 줄이기 위해 결정기반(decision based)[2][3] 혹은 스위칭 방식의 미디언 필터가 [4][5] 제안되었다. 이 방법은 임펄스 잡음 검출기를 사용하여 영상에서 수직되어야 할 잡음 후보(noise candidate) 화소를 먼저 찾은 뒤 미디언 필터를 적용한다. 이 때 후보에 포함되지 않는 화소들은 그대로 둔다. 결정기반의 알고리즘들은 미디언 필터를 균일하게 적용하는 알고리즘보다는 효과적이지만 임펄스 잡음의 밀도가 높은 경우 경계선 부분이나 디테일 정보를 보존하지 못하는 단점이 있다.

일반적으로 잡음이 존재하는 상황에서 원영상의 화소를 예측하기 위해 가장 자주 사용되는 방법은 최소자승 조건(least square condition)을 이용한 최적화 방법이며 이는 최소자승 예측이 통계적으로 모든 가능한 영상의 앙상블(ensemble)에 대해 최상이라는 이유 때문이다 [6-8]. 이러한 접근법은 훼손된 화소를 복원하기 위해 단순히 미디언 필터의 출력인 중간값을 선택하는 것 보다 훨씬 정확하다. 그러나 최소 자승을 이용한 잡음 제거 방법은 [9] 임펄스 잡음이 있는 경우 잡음 화소가 주변 화소에 심하게 영향을 미치게 되어 실용적이지 못하며 전체 영상에 대해 균일하게 적용하므로 결과적으로 비 잡음 화소까지 값을 바꾸게 된다.

본 논문에서 제안하는 잡음 제거 알고리즘은 2단의 구조를 가진다. 우선 새로운 임펄스 검출기를 설계하여 잡음 화소의 검출 확률을 높이고 이를 통해 잡음 후보 화소들의 집합을 얻는다. 다음으로 구해진 잡음 후보 집합만을 대상으로 총변량 최적화를 적용하여 영상의 임펄스 잡음을 제거한다. 기존의 알고리즘들은 잡음 후보 집합에 대해 단순히 중간값으로 대체하여 잡음을 제거하나 제안하는 알고리즘은 중간값이 아닌 주변 화소들의 상관

관계로 부터 얻어지는 최적 화소값을 사용하여 화질의 개선효과를 얻는다.

II. 개선된 적응 미디언 필터

$(i, j) \in A \equiv \{1, \dots, M\} \times \{1, \dots, N\}$ 에 대해 임펄스에 의해 훼손된 $M \times N$ 의 크기를 갖는 영상을 $\{f_{i,j}\}$ 라고 하고 $[s_{\min}, s_{\max}]$ 를 영상의 다이내믹 레인지, 즉 모든 $(i, j) \in A$ 에 대해 $s_{\min} \leq f_{i,j} \leq s_{\max}$ 를 만족한다고 정의한다. s_{mid} 는 중간값을 나타낸다. 영상에서 임펄스에 의해 훼손된 화소를 $e_{i,j}$ 훼손되지 않은 밝기값을 $s_{i,j}$ 라 하면 임펄스 잡음 모델에서 (i, j) 의 위치에서 관찰된 밝기값은 다음과 같이 주어진다.

$$f_{i,j} = \begin{cases} e_{i,j} & \text{with probability } p \\ s_{i,j} & \text{with probability } 1-p \end{cases} \quad (1)$$

적응 미디언 필터는 두 레벨의 구조를 갖는다. 첫 번째 레벨은 미디언 필터의 출력 내에서 잉여 임펄스(residual impulse)가 존재하는 지를 검사하는 것이다. 잉여 임펄스가 없다고 판정이 되면 현재의 중심화소 자체가 임펄스인 지를 검사하는 두 번째 레벨 테스트를 실시한다. 이 단계에서 중심화소가 임펄스이면 중간값으로 대체하고 임펄스가 아닌 것으로 판정되면 원래의 값을 유지한다. 만약 첫 번째 레벨의 검사에서 잉여 임펄스가 존재하게 되면 미디언 필터의 윈도우 크기를 증가시킨 뒤 첫 번째 레벨 검사를 반복한다.

이러한 필터의 적응적 구조는 윈도우의 크기가 충분히 크다면 높은 잡음레벨에서도 대부분의 임펄스 잡음이 검출됨을 보장하지만 잡음이 아닌 화소를 잡음으로 판정하는 경우가 발생한다. 예를 들어 [그림 1]을 3x3 크기의 영상 블록이라 하면 블록의 중심화소는 비훼손 화소이지만 적응 미디언 필터는 모두 잡음으로 검출한다. 임펄스 잡음 제거를 위해 총변량 최적화를 적용하는 경우 잡음 후보에 대해서만 선택적으로 복원을 수행하므로 계산량을 줄이기 위해서는 정밀한 잡음 검출기가 필요하다.

본 논문에서는 임펄스 잡음의 위치를 검출하기 위해

적용 미디언 필터를 기반으로 하고 잡음의 검출 정확도를 높인 두 가지 검출기를 제안한다.

162	0	160
0	163	160
158	158	0

160	255	153
160	152	255
153	157	154

그림 1. 적응미디언 필터의 오검출 예

A. 3-Level Modified Adaptive Median Filter

[그림 1]에서와 같은 오검출의 빈도를 줄이기 위해 적용 미디언 필터를 통해 얻어진 잡음후보를 바탕으로 오검출된 잡음후보를 교정한다. $\{\tilde{f}_{i,j}\}$ 를 잡음영상인 $\{f_{i,j}\}$ 에 적용 미디언 필터를 적용하여 얻어진 결과 영상이라 하면 잡음후보는 다음 식으로 정의한다.

$$N = \{(i, j) \in A: \tilde{f}_{i,j} \neq f_{i,j} \text{ and } f_{i,j} \in \{s_{\min}, s_{\max}\}\} \quad (2)$$

잡음후보가 아닌 화소의 집합은 N^c 로 표현한다. 잡음 지도(noise map)의 원소 $n_{i,j}$ 는 다음과 같이 정의한다.

$$n_{i,j} = \begin{cases} 1, & (i, j) \in N \\ 0, & (i, j) \in N^c \end{cases} \quad (3)$$

$v_{i,j}^w$ 를 윈도우 w 내에 포함된 모든 화소라 하면 윈도우 내에서 잡음으로 검출된 화소들은 $(v_{i,j}^w \cap N)$ 으로 나타낼 수 있다. 윈도우 내에서 잡음후보를 제외한 정상 화소들의 지역 평균값(local mean)은 다음으로 정의한다.

$$m_{i,j} = \frac{\sum_{(m,n) \in v_{i,j}^w \cap N^c} f_{m,n}}{\sum_{(m,n) \in v_{i,j}^w} (\sim n_{i,j})} \quad (4)$$

윈도우 내의 정상화소들로 구한 지역 평균값과 특정

임계값과의 차이를 비교하여 잡음후보를 재판정하게 된다. 잡음검출 성능을 높인 개선된 3단의 적용 미디언 필터 기반의 잡음 검출기(3L-MAMF)는 다음과 같이 정리한다.

Level 1 : If $s_{i,j}^{\min, w} < s_{i,j}^{\text{med}, w} < s_{i,j}^{\max, w}$ then go to level 2, else increase window $w = w + 3$. If $w \leq w_{\max}$ repeat level 1, else $n_{i,j} = 0$

Level 2 : If $s_{i,j}^{\min, w} < f_{i,j} < s_{i,j}^{\max, w}$ then $n_{i,j} = 0$, else $n_{i,j} = 1$.

Level 3 : For all $n_{i,j} = 1$, compute $m_{i,j}$ as eq. (4). If

$$\sum_{(m,n) \in v_{i,j}^w} (\sim n_{i,j}) = 0 \text{ then increase window.}$$

For given threshold T_d if $m_{i,j} < T_d$ correct $n_{i,j} = 0$

B. 2-Level Modified Adaptive Median Filter

2단 구조의 개선된 적용 미디언 필터(2L-MAMF)는 적용 미디언 필터의 잡음검출 구조에 이미 구해진 잡음 후보 정보를 이용하여 오검출 빈도를 줄인 것이다. 디지털 영상 화소에 대한 필터링 진행방향에서 이미 잡음후보로 판정된 화소를 제외한 화소들로 지역 평균값 $m_{i,j}$ 를 구하고 이 정보를 바탕으로 잡음후보를 판정한다. 2단 구조의 개선된 적용 미디언 필터는 3단계의 구조에 비해 간단하고 추가적인 계산량이 비교적 적으나 3L-MAMF에 비해 성능은 다소 저하된다. 두 가지 새로운 잡음검출 알고리즘에 대한 성능비교는 실험에 제시하였다. 알고리즘의 동작은 다음과 같다.

Level 1 : If $s_{i,j}^{\min, w} < s_{i,j}^{\text{med}, w} < s_{i,j}^{\max, w}$ then go to level 2, else increase window $w = w + 3$. If $w \leq w_{\max}$ repeat level 1, else $n_{i,j} = 0$

Level 2 : If $s_{i,j}^{\min, w} < f_{i,j} < s_{i,j}^{\max, w}$ then $n_{i,j} = 0$, else compute $m_{i,j}$ as eq. (4). If $m_{i,j} < T_d$ then $n_{i,j} = 0$ else $n_{i,j} = 1$.

III. 총변량 최적화

잡음이 섞이거나 블러에 의해 훼손된 영상인 f 로부터 원영상 u 를 복원해내는 것은 제한된 영역 $\Omega \subset R^2$ 을 갖는 영상 함수 $f \in L^2(\Omega)$ 가 주어진 경우 f 로부터 u 를 추출하는 것이다. 잡음제거에 있어 이러한 역문제(inverse problem)를 해결하기 위한 가장 잘 알려진 방법 중의 하나가 에너지 최소화화 및 정규화이다. 이를 위해 L.Rudin, S. Osher, E. Fatemi는 다음과 같은 최소화 문제를 제안하였다[7].

$$\inf_u F(u) = \lambda \int_{\Omega} |f - u|^2 dx dy + \int_{\Omega} |\nabla u| dx dy \quad (5)$$

여기서 $\lambda > 0$ 은 가중치 값으로 스케일링 요소이고 $\int_{\Omega} |f - u|^2 dx dy$ 는 신뢰도(fidelity) 항이다. $\int_{\Omega} |\nabla u|$ 는 정규화(regularity) 항으로서 u 의 총변량(total variation)이라 한다. 식 (5)를 최소화하면 다음과 같은 오일러-라그랑즈 방정식을 형성한다.

$$u = f + \frac{1}{2\lambda} \operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) \text{ in } \Omega, \quad (6)$$

$$\frac{\partial u}{\partial n} = 0 \text{ on } \partial\Omega$$

식 (6)의 방정식을 수치해석적인 방법으로 풀기 위해 이산화 과정을 거친다. 우선 발산항(divergence term)에서 $|\nabla u| = 0$ 이 되는 경우를 방지하기 위해 충분히 작은 극소값 $\varepsilon > 0$ 을 추가하여 다음과 같이 모델링한다.

$$F_{\varepsilon}(u) = \lambda \int_{\Omega} |f - u|^2 dx dy + \int_{\Omega} \sqrt{\varepsilon^2 + |\nabla u|^2} dx dy \quad (7)$$

이 경우 $F_{\varepsilon}(u)$ 를 최소화 하는 오일러-라그랑즈 방정식은 다음 식과 같다.

$$u = f + \frac{1}{2\lambda} \operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{\sqrt{\varepsilon^2 + |\nabla u|^2}} \right) \text{ in } \Omega, \quad (8)$$

$$\frac{\partial u}{\partial n} = 0 \text{ on } \partial\Omega$$

계산의 단순함을 위해 $\Omega = (0, 1)^2$ 로 두고 2차원 영상의 공간상의 이산 격자점 $x_i = ih, y_j = jh$ 를 정의한다. 여기서 $h = 1/M$ 이고 $0 \leq i, j \leq M$ 이다. [그림 2]에서와 같이 $u_{i,j}$ 를 중심으로 한 주변화소가 배치된 경우 다음의 식 (9)의 표기법을 사용한다.

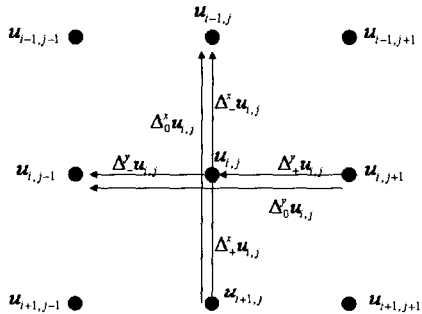


그림 2. 이산화를 위한 격자좌표

$$u_{i,j} \approx u(x_i, y_j)$$

$$f_{i,j} \approx f(x_i, y_j)$$

$$\Delta_x^+ u_{i,j} = \pm(u_{i+1,j} - u_{i,j})$$

$$\Delta_y^+ u_{i,j} = \pm(u_{i,j+1} - u_{i,j})$$

$$\Delta_x^0 u_{i,j} = (u_{i+1,j} - u_{i-1,j})/2$$

$$\Delta_y^0 u_{i,j} = (u_{i,j+1} - u_{i,j-1})/2 \quad (9)$$

식 (9)의 표기법을 사용하여 이산형태의 오일러-라그랑즈 방정식을 Gauss-Seidel 반복법을 이용하여 풀면 다음과 같은 해를 얻게 된다.

$$u_{i,j}^{n+1} = \left(\frac{1}{1 + \frac{1}{2\lambda h^2}(c_1 + c_2 + c_3 + c_4)} \right) \cdot [f_{i,j} + \frac{1}{2\lambda h^2}(c_1 u_{i+1,j}^n + c_2 u_{i-1,j}^n + c_3 u_{i,j+1}^n + c_4 u_{i,j-1}^n)] \quad (10)$$

여기서 c_1, c_2, c_3, c_4 는 다음과 같이 정의한다.

$$c_1 = \frac{1}{\sqrt{\varepsilon^2 + (\frac{u_{i+1,j}^n - u_{i,j}^n}{h})^2 + (\frac{u_{i,j+1}^n - u_{i,j-1}^n}{2h})^2}}$$

$$c_2 = \frac{1}{\sqrt{\varepsilon^2 + (\frac{u_{i,j}^n - u_{i-1,j}^n}{h})^2 + (\frac{u_{i-1,j+1}^n - u_{i-1,j-1}^n}{2h})^2}}$$

$$c_3 = \frac{1}{\sqrt{\varepsilon^2 + (\frac{u_{i+1,j}^n - u_{i-1,j}^n}{2h})^2 + (\frac{u_{i,j+1}^n - u_{i,j}^n}{h})^2}}$$

$$c_4 = \frac{1}{\sqrt{\varepsilon^2 + (\frac{u_{i+1,j-1}^n - u_{i-1,j-1}^n}{2h})^2 + (\frac{u_{i,j}^n - u_{i,j-1}^n}{h})^2}}$$

IV. 실험 및 고찰

본 논문에서 제안한 잡음 검출기를 기존의 방법들과 비교하였다. 실험에 사용한 영상은 256x256의 크기를 갖는 평탄한 영상(LENA)와 복잡한 영상(BABOON)을 사용하였다. 이들 영상의 다이내믹 레인지는 [0, 255]이며 실험에 사용하는 영상을 255의 계조도를 갖는 salt 잡음과 0의 계조도를 갖는 pepper 잡음으로 밀도를 달리하여 랜덤한 임펄스 잡음을 부가하였다.

적용 미디언 필터 기반의 알고리즘에서 윈도우의 최대 크기는 잡음의 밀도에 따라 증가해야 하며 본 실험에서는 90%정도의 잡음 밀도에서도 성공적으로 잡음을 검출할 수 있을 정도인 $w_{max} = 39$ 로 두었다. 제안한 두 가지

잡음 검출기에서 임계값 $T_d = 10$ 으로 결정하였다. [표 1]에 30%의 임펄스 잡음이 부가된 Lena 영상에 대한 잡음 검출빈도를 나타내었다. 잡음검출은 잡음을 잡음으로 판정한 화소수를 p_{NN} 잡음을 정상화소로 오판정한 개수를 p_{NO} 정상화소를 잡음으로 오판정한 화소수는 p_{ON} 그리고 정상화소를 정상화소로 판정한 화소수는 p_{OO} 인 네 가지로 구분하였다.

표 1. 잡음검출 빈도의 비교(LENA with 30% noise)

	p_{NN}	p_{NO}	p_{ON}	p_{OO}
AMF	19670	0	2591	43275
2L-MAMF	19670	1	1619	44247
3L-MAMF	19670	0	625	45241

30%의 잡음밀도에서 세 가지 알고리즘 모두 잡음을 잡음으로 판정한 화소의 수는 거의 변화가 없으나 정상화소를 잡음으로 오인식하는 빈도수는 적응미디언 필터에 비해 2단계 알고리즘이 약 60%, 3단계의 알고리즘이 약 25%정도의 수준으로 줄어든다. 총변량 최적화는 잡음으로 검출된 화소에만 선택적으로 적용되므로 오판정의 빈도가 줄어들면 계산량도 줄어든다. 또한 원영상의 화소를 변화시키지 않고 보존하게 되므로 영상의 화질을 저하시키지 않는다. 잡음의 밀도를 달리하는 경우의 검출성능을 실험하기 위해 가로 세로가 M 인 크기의 영상에서 식 (11)과 같이 잡음 검출을 R 을 정의하고 [그림 3]에 각 잡음밀도에 대한 잡음 검출율을 보였다.

$$R = \frac{p_{OO} + p_{NN}}{M^2} \times 100 \quad (11)$$

세 가지 잡음검출 알고리즘의 검출 성능은 3L-MAMF, 2L-MAMF, AMF의 순이며 잡음밀도가 높아질수록 100%로 수렴한다.

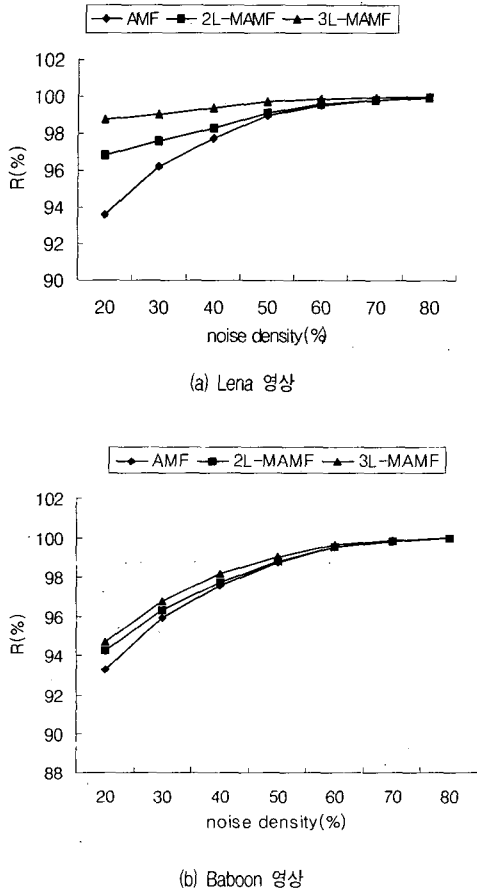


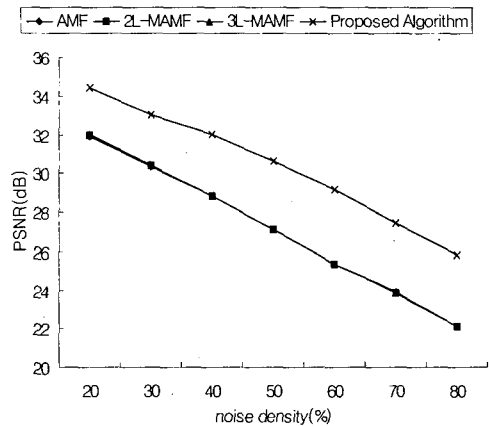
그림 3. 잡음밀도에 대한 잡음검출성능 비교

잡음영상의 복원은 잡음검출기에 의해 등록된 잡음후보에 대해 선택적으로 총변량 최적화를 통해 이루어진다. 복원 성능은 식 (12)와 같이 정의되는 PSNR(peak signal to noise ratio)을 이용하여 정량적으로 계산하였다. 여기서 $u_{i,j}$ 와 $x_{i,j}$ 는 각각 복원된 영상과 원영상의 화소값이고 M 은 영상의 가로와 세로의 크기이다.

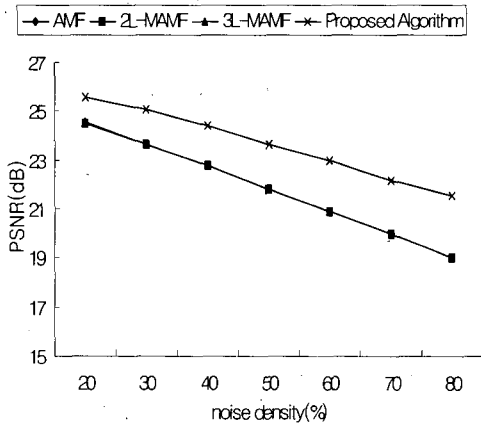
$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{\frac{1}{M^2} \sum_{i,j} (u_{i,j} - x_{i,j})^2} \quad (12)$$

복원성능의 비교를 위해 잡음영상에 AMF, 2L-MAMF, 3L-MAMF를 각각 적용하여 얻은 잡음후보 중간값으로 대체하여 복원영상을 얻었다. 본 논문에서 제안하는 복원 알고리즘은 3L-MAMF를 통해 얻은 잡음후보에 대해 총변량 최적화를 수행하여 복원영상을 얻고 화질을 비교하였다. 총변량 최적화에서 스케일링 요소인 λ 는 영상에 적합하도록 결정해야 한다. 너무 작은 λ 값은 영상을 심하게 평탄화 시켜 디테일을 훼손시키며 반대로 큰 λ 값은 복원영상에서 잡음을 완벽히 제거하지 못하게 한다. 본 실험에서는 $\lambda = 1 \times 10^{-5}$ 으로 결정하였다. 이산화 변위값 $h=1$ 로 두었으며 각 반복마다 식 (13)의 에너지를 계산하여 이전 에너지와의 차이가 255×10^{-4} 보다 작아지면 연산을 완료하였다. [그림 4]에 이들 알고리즘의 결과를 요약하였다.

$$E = \lambda \sum_{i,j \in M} |f - u_{i,j}| + \frac{\sum_{i,j \in M} \left(\varepsilon^2 + \left(\frac{u_{j+1,i} - u_{i,j}}{h} \right)^2 + \left(\frac{u_{i,j+1} - u_{i,j}}{h} \right)^2 \right)}{2} \quad (13)$$



(a) Lena 영상



(b) Baboon 영상

그림 4. 잡음밀도에 대한 복원성능 비교

전영역의 잡음밀도에서 제안한 알고리즘이 적응미디언 필터 기반의 알고리즘보다 Lena 영상에서는 약 3dB 정도, Baboon 영상에서는 1.5dB 정도의 개선효과를 얻었다. 또한 영상의 잡음밀도가 높아질수록 제안한 알고리즘의 화질개선효과가 상대적으로 좋아진다.

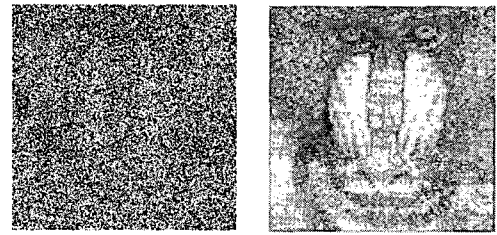
[그림 5]와 [그림 6]에 70%의 임펄스 잡음에 의해 훼손된 Lena와 Baboon 영상에 대한 복원 결과영상을 보였다.



(e) Proposed Algorithm

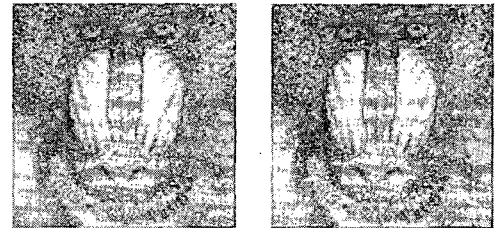
(f) original image

그림 5. 복원결과의 비교(LENA)



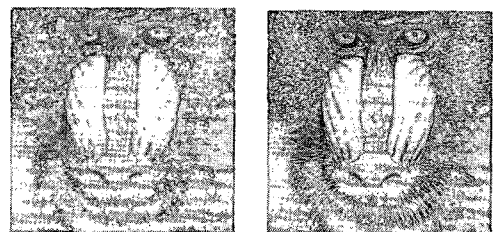
(a) noise image

(b) AMF



(c) 2L-MAMF

(d) 3L-MAMF

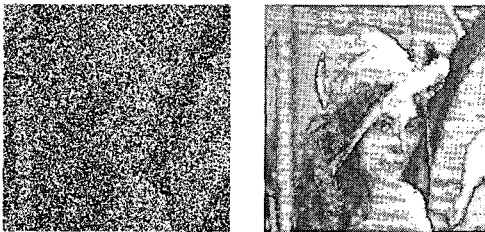


(e) Proposed Algorithm

(f) original image

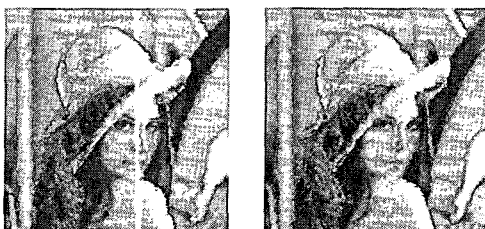
그림 6. 복원결과의 비교(BABOON)

70% 정도의 잡음밀도에서 적응 미디언 필터 기반의 세 알고리즘은 98% 이상의 잡음후보를 찾아내었으나 주변화소를 고려하지 않고 일률적으로 중간값으로 잡음후보를 대체하는 과정에서 경계선이 무뎠게 된다. 실험한 모든 알고리즘에 비교하여 제안한 알고리즘이 가장



(a) noise image

(b) AMF



(c) 2L-MAMF

(d) 3L-MAMF

성능이 우수하다. 잡음은 성공적으로 제거되었고 디테일과 경계선은 정확하게 보존되어 있다.

V. 결론

본 논문에서는 임펄스 잡음의 검출 정확성을 높이는 두 가지 검출 알고리즘을 설계하고, 이를 통해 얻어진 잡음후보에 대해 선택적으로 총변량 최적화를 적용하여 임펄스 잡음을 제거하는 결정기반의 새로운 복원 방법을 제안하였다. 실험결과 제안하는 알고리즘은 기존의 미디언 필터 기반의 알고리즘에 비해 경계선을 잘 보존하면서도 잡음제거 능력이 우수하였다. 총변량 최적화 문제는 이산화 과정을 통해 수치해석적인 방법을 적용할 수 있도록 하였다. 제안하는 알고리즘은 최적화를 위한 반복연산으로 인해 실시간의 응용에는 적합하지 않으나 고품질의 영상이 필요한 분야의 전처리 과정에 적용 가능하다.

참고 문헌

- [1] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, second edition, Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, 2001.
- [2] H. Hwang and R. A. Haddad, "Adaptive Median Filters: New Algorithms and Results," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol.4, No.4, Apr., 1995.
- [3] H. L. Eng and K. K. Ma, "Noise adaptive soft switching median filter," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol.10, No.2, Feb., 2001.
- [4] Wenbin LUO, "A New Efficient Impulse Detection Algorithms for the Removal of Impulse Noise," *IEICE Trans. Fundamentals*, Vol.E88-A, No.10, Oct., 2005.
- [5] S. K. Mitra, T. H. Yu, and R. Ali, "Efficient detail preserving method of impulse noise removal from

highly corrupted images," *Proc. 1994 IS&T/SPIE Symp. Elec. Imaging*, San Jose, Feb., 1994.

- [6] R. H. Chan, Chung-Wa Ho, and M. Nikolova, "Salt-and-Pepper Noise Removal by Median-Type Noise Detectors and Detail Preserving Regulation," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol.14, No.10, Oct., 2005.
- [7] L. I. Rudin, S. Osher, and E. Fatemi, *Nonlinear total variation based noise removal algorithms*, *Physica D*, 60, Elsevier Science Publishers, 1992.
- [8] V. Agarwal, Total Variation Regularization and L-curve method for the selection of regularization parameter, *ECE599*, 2003.
- [9] C. R. Vogel and M. E. Oman, "Fast, robust total variation based reconstruction of noisy, blurred images," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol.7, Jun., 1998.

저자 소개

이 임 건(Imgeun Lee)

정회원



- 1991년 2월 : 연세대학교 전자공학과(공학사)
- 1993년 2월 : 연세대학교 전자공학과(공학석사)
- 1998년 2월 : 연세대학교 전자공학과(공학박사)
- 2002년 3월~현재 : 동의대학교 영화영상공학과 교수
<관심분야> : 영상복원, 영상 신호처리, 컴퓨터 비전