
고속 2단 알고리즘을 이용한 영상의 임펄스 잡음 제거

이임건* · 한수환**

Impulse Noise Removal using Fast Tow Phase Algorithm

Imgeun Lee* · Soowhan Han**

요 약

영상의 임펄스 잡음을 제거하기 위해 최근 2단 구조의 알고리즘이 제안되었다. 2단 구조의 잡음제거 알고리즘은 잡음후보(noise candidate) 화소들을 찾은 뒤 이들 화소에 대해서만 최적화 알고리즘을 반복 수행하여 화소 복원을 시도한다. 그러므로 잡음후보를 정확히 가려내는 전처리 알고리즘이 필수적이며 복원시 계산시간을 줄일 수 있는 방법이 고려되어야 한다. 본 논문에서는 잡음검출의 정확도를 높인 검출기를 제안하고 이를 사용하여 검출된 잡음 후보를 복원하여 영상에서의 임펄스 잡음을 제거하는 방법을 제안한다. 잡음후보의 복원에 사용되는 경계 보존 정규화 방법을 분석하여 최적해를 찾는 방법과 수렴성을 살펴보고 연산시간을 줄일 수 있는 방안을 제시한다.

ABSTRACT

Recently, two phase scheme for removing impulse noise in images is proposed. This algorithms first detect the noise candidates based on the adaptive median filter, and then apply optimizing techniques recursively only to those noise candidates to restore image. Thus the noise detector with high accuracy is important role on this algorithm. In this paper, novel noise detector is proposed, which can detect impulse noise with high accuracy while reducing the probability of false detecting image details as impulses. And the method for reducing computational cost of regularization phase is presented also.

키워드

잡음 검출기, 정규화, 뉴턴 반복기법, 임펄스 잡음, 적응 미디언 필터

I. 서 론

디지털 영상은 영상을 취득하는 과정에서 카메라 센서의 오동작이나 전송 채널에서의 부가잡음 등에 의해 임펄스 잡음에 의해 훼손된다[1]. 임펄스 잡음은 주변 화소와의 상관성이 극히 낮아 쉽게 눈에 띄게 되므로 임펄스 잡음을 제거하기 위한 많은 알고리즘들이 제안되었다. 미디언 필터(median filter)와 그 변형 알고리즘들은

구현이 간단하고 계산량이 단순한데 반해 잡음제거 능력이 우수하므로 많이 사용되었다[2][3]. 그러나 미디언 필터는 영상의 전역에 대해 균일하게 적용되므로 잡음 화소와 비 잡음화소의 화소값을 모두 변형시키게 된다.

비 잡음화소를 보존하여 영상의 블러(blur)를 줄이기 위해 결정기반(decision based) 혹은 스위칭 방식의 미디언 필터가 제안되었다[4][5]. 이 방법은 임펄스 잡음 검출기를 사용하여 영상에서 수정되어야 할 잡음후보

* 동의대학교 영화영상공학과
** 동의대학교 멀티미디어공학과

(noise candidates) 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.

이에 반해 [6]에서 제안된 경계선 보존 총변량 방법은 영상을 복원하기 위해 비평탄 데이터 맞춤 항(non smooth data fitting term)을 사용하였다. 변량(variation)을 사용하는 방법은 경계선을 보존할 수 있으나 잡음이 연속적으로 발생하는 잡음 패치(patch)를 제거할 경우 경계선 상에 존재하는 비훼손 화소의 왜곡을 피할 수 없다. 이러한 단점을 극복하기 위해 최근 결정기반의 미디언 필터와 디테일 보존 총변량 방법을 결합한 2단계의 알고리즘이 제안되었다[7]. 2단 구조의 알고리즘은 우선 적응 미디언 필터를 이용하여 잡음후보를 찾아내고 이 잡음후보에 대해서만 총변량 최적화를 통해 영상을 복원하게 된다. 그러나 이 방법의 단점은 잡음후보를 찾아내는 과정은 간단하게 처리되지만 최적화 과정에서의 해를 찾는 과정에서 많은 시간이 소요된다는 것이다.

본 논문에서는 미디언 필터와 경계선 보존 최적화 기법을 이용하는 2단계의 영상복원 알고리즘에서 계산량을 줄이는 새로운 방안을 제시한다. 계산량의 감소는 두 가지 측면에서 이루어진다. 하나는 잡음만을 정확하게 찾아내는 새로운 잡음검출기를 설계하여 해당 잡음후보에만 선택적으로 수행되는 최적화 단계의 부하를 줄이는 것이고 또 하나는 최적화 단계에서 해를 찾는 방법을 개선하여 반복 연산의 횟수를 줄이는 것이다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 우선 2장에서 적응 미디언 필터 기반의 잡음 검출기의 설계에 관해서 서술하고 검출 정확도를 높인 잡음 검출기를 제안한다. 3장에서는 경계선 보존 최적화 알고리즘을 간략히 소개하고 근을 찾는 방법과 연산량을 줄이기 위한 방법을 제시한다. 제안하는 방법과 기존의 방법에 대한 실험 및 비교를 4장에 보였으며 마지막으로 5장에서 결론을 맺는다.

II. 적응 미디언 필터 기반의 잡음 검출기

$(i,j) \in A \equiv \{1, \dots, M\} \times \{1, \dots, N\}$ 에 대해 임펄스에

의해 훼손된 $M \times N$ 의 크기를 갖는 영상을 $\{f_{i,j}\}$ 라 하고 $[s_{\min}, s_{\max}]$ 를 영상의 계조도, 즉 모든 $(i,j) \in A$ 에 대해 $s_{\min} \leq f_{i,j} \leq s_{\max}$ 를 만족한다고 정의한다. s_{med} 는 중간값을 나타낸다. 영상에서 임펄스에 의해 훼손된 화소를 $e_{i,j}$, 훼손되지 않은 밝기값을 $s_{i,j}$ 라 하면 임펄스 잡음모델에서 (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 필터(adaptive median filter)는 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. [2]에서 제안한 적응 미디언 필터의 알고리즘은 다음과 같다. 여기서 w 와 w_{\max} 는 각각 현재 윈도우의 크기와 확장 가능한 최대 윈도우의 크기를 나타낸다.

- Level 1 :** Initialize window size as $w=3$. 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 $w = w + 2$. If $w \leq w_{\max}$ repeat level 1, else output $s_{i,j}^{\text{med},w_{\max}}$.
- Level 2 :** If $s_{i,j}^{\min,w} < f_{i,j} < s_{i,j}^{\max,w}$ then output f_{ij} which is not a noise pixel, else output $s_{i,j}^{\text{med},w}$.

이러한 필터의 적응적 구조는 윈도우의 크기가 충분히 크다면 높은 잡음레벨에서도 대부분의 임펄스 잡음을 검출하고 중간값으로 대체함을 보장하지만 정상 화소마저 잡음화소로 오판정하여 화소값을 변형시키는 경우가 발생한다. 예를 들어, 그림 1은 40%의 잡음 밀도를 갖는 Lena 영상의 한 부분으로서 화소값을 표현하고 있는 3x3 크기의 영상 블록이다. 그림 1의 (a)의 경우는 적응 미디언 필터를 적용할 경우 중심 화소값 163은 salt 잡음으로 오판정되며 (b)의 경우는 중심 화소값 152가 pepper 잡음으로 검출된다. 2단 구조의 임펄스 잡음 제거 알고리즘은 잡음 후보에 대해서만 선택적으로 복원을

수행하게 되어 진단의 잡음검출 과정보다 후단의 최적화 과정에서 많은 시간이 소요되므로 잡음화소의 정확한 검출 결과가 중요하다.

162	0	160
0	163	160
158	158	0

160	255	153
160	152	255
153	157	154

그림 1. 적응미디언 필터의 오검출 예
Fig. 1. False detecting case of adaptive median filter

본 논문에서 제안하는 잡음 검출기는 적응 미디언 필터를 기반으로 하지만 검출된 잡음후보를 중간값으로 대체하지 않고 최적화 과정으로 화소값을 복원하므로 잡음후보의 위치 정보만을 필요로 한다. 또한 그림 1에서와 같은 오판정 빈도를 줄이기 위해 적응 미디언 필터를 통해 얻어진 잡음후보를 바탕으로 오검출된 잡음후보를 교정한다. $\{ \tilde{f}_{ij} \}$ 를 잡음영상인 $\{ f_{ij} \}$ 에 적응 미디언 필터를 적용하여 얻어진 결과 영상이라 하면 잡음후보는 다음 식으로 정의한다.

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

잡음후보가 아닌 화소의 집합은 N^c 로 표현한다. 잡음지도(noise map)의 원소 n_{ij} 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 임계값 T_d 와의 차이를 비교하여 잡음후보를 재판정하게 된다. 본 논문에서 제안하는 잡음검출 성능을 높인 개선된 잡음 검출기(MAMF : Modified Adaptive Median Filter)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 $w = w + 2$. 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 $\sum_{(m,n) \in v_{i,j}^w} (\sim n_{i,j}) = 0$, then increase window. For given threshold T_d if $m_{i,j} < T_d$, correct $n_{i,j} = 0$.

III. 변량 최적화 방법의 수렴과 계산량

임펄스 잡음을 제거하기 위해 [7]에 2단 구조의 알고리즘을 제안하였다. 첫 번째 단계에서는 적응미디언 필터[2]를 이용하여 잡음후보를 찾아내는 것이다. 두 번째 단계는 잡음후보에 대해 [6]에 제안된 l_1 데이터 맞춤항과 경계 보존 정규화 항으로 이루어진 목적함수를 최소화시키는 것이다. 잡음후보 집합인 N 에 포함된 모든 화소를 다음과 같은 볼록 목적함수 F_f 를 최소화하여 잡음화소를 복원한다.

$$F_f(\mathbf{x}) = \sum_{(i,j) \in N} |x_{ij} - f_{ij}| + \frac{\beta}{2} \left(\sum_{(i,j) \in N} \sum_{(m,n) \in v_{ij}} \phi_\alpha(x_{ij} - x_{mn}) + \sum_{(m,n) \in v_N} \sum_{(i,j) \in v_{m,n} \cap N} \phi_\alpha(f_{m,n} - x_{i,j}) \right) \quad (5)$$

여기서 ϕ_α 는 경계선 보존 잠재함수, β 는 정규화 파라미터, $v_{i,j}$ 는 (i,j) 위치에서 (i,j) 의 점을 제외한 주변 점 집합을 의미하며 $v_N = \left(\bigcup_{(i,j) \in N} v_{ij} \right)$ 이다. $(i,j) \notin N$ 에서 $\hat{x}_{ij} = f_{ij}$ 라 한다. [7]의 방법에서 근접한 이웃은 현재 위

치 (i, j) 를 제외한 상하좌우 4개의 집합으로 정의하였으나 본 논문에서는 이를 확장하여 모서리 부분 4개를 포함한 주변 8개의 점으로 정의하였다. 최적화의 근은 수치해석적인 방법인 Newton 반복법으로 구해지게 되며 v_N 을 확장하는 것은 수렴 구간을 더욱 세밀하게 설정하게 되어 수렴속도를 빠르게 할 수 있다. 주어진 식 (5)를 최소화 시키는 해집합 $\hat{\mathbf{x}}$ 이 복원영상이 된다.

경계선 보존 함수 ϕ_α 는 구간 내에서 강한 볼록(strong convex)임을 만족해야 하며 본 논문에서는 다음의 볼록 함수를 사용한다.

$$\phi_\alpha(t) = |t|^\alpha, \quad 1 < \alpha \leq 2 \quad (6)$$

식 (5)를 최소화 시키는 해는 잉여항인 $\mathbf{z} = \mathbf{x} - \mathbf{f}$ 를 최소화하며 다음의 단계를 거쳐 구할 수 있다.

Step 1 : At each iteration, calculate following eq. (7) for noise candidate $(i, j) \in N$,

$$\xi_{ij}^{(k)} = \beta \sum_{(m,n) \in v_{ij}} \phi'_\alpha(f_{ij} - z_{mn} - f_{mn}) \quad (7)$$

where z_{mn} , for $(m, n) \in v_{ij}$ are residual term, and ϕ'_α is derivative of ϕ_α .

Step 2 : If $|\xi_{ij}^{(k)}| \leq 1$, then $z_{ij}^{(k)} = 0$, else find $z_{ij}^{(k)}$ by solving next nonlinear equation.

$$\beta \sum_{(m,n) \in v_{ij}} \phi'_\alpha(z_{ij}^{(k)} + f_{ij} - z_{mn} - f_{mn}) = \text{sgn}(\xi_{ij}^{(k)}) \quad (8)$$

where $\text{sgn}(\cdot)$ function returns the sign of argument.

잡음화소의 복원에서 가장 계산시간이 가장 많이 소요되는 곳은 step 2의 비선형 방정식의 해를 구하는 과정이다. 본 논문에서 사용한 식 (6)의 ϕ_α 함수는 1차미분인 ϕ'_α 가 0의 근처에서 급격한 증가를 나타내며 2차미분 값은 거의 무한대가 된다. 즉 식 (6)의 볼록함수는 특정구간에서 급격한 경사를 가지므로 Newton 방법으로 근을 구할 때 초기값의 선택에 따라 해의 수렴 여부가 결정된다. 본 논문에서는 주변화소 집합인 $v_{i,j}$ 를 8개로 확장하

여 연산속도를 개선하므로 Newton 방법의 수렴을 보장하는 초기값의 선택이 중요하다.

Step 2의 비선형 방정식은 $|\xi_{ij}^{(k)}| > 1$ 인 경우에만 식 (8)을 풀면 되므로 우선 $\xi_{ij}^{(k)} > 1$ 인 경우를 생각한다. 식 (8)의 풀이과정에서 $(m, n) \in v_{ij}$ 에 대해 $z_{mn} + y_{mn} - y_{ij}$ 는 알려진 값이다. 이 값을 d_j , for $1 \leq j \leq 8$ 라고 하고 증가하는 순서인 $d_j \leq d_{j+1}$ 대로 배열되어 있다고 가정한다. 그러면 식 (8)은 다음과 같이 다시 표현할 수 있다.

$$H(z) = -1 + \alpha\beta \sum_{j=1}^8 \text{sgn}(z - d_j) |z - d_j|^{\alpha-1} = 0 \quad (9)$$

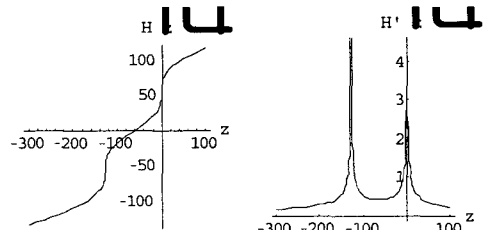
$$H'(z) = \alpha(\alpha-1)\beta \sum_{j=1}^8 |z - d_j|^{\alpha-2} = 0 \quad (10)$$

식 (9)는 $H(d_j) < 0$ 이고 $\lim_{z \rightarrow \infty} H(z) = \infty$ 인 단조증가

함수이므로 유일한 해는 반드시 존재한다. 그러나 식 (9)는 특정 구간에서 기울기인 미분값이 거의 무한대가 되므로 Newton 방법으로 근을 구할 때 초기값의 선정이 적절치 않으면 수렴하지 못하는 경우가 발생한다. 식 (9)의 미분인 식 (10)을 보면 d_j 의 위치에서는 미분값이 무한대가 됨을 알 수 있다. 윈도우 내의 화소배열 예와 주변 8개 화소를 사용하는 제안하는 알고리즘에서의 근의 위치와 구간, 그리고 미분함수를 그림 2에 보였다.

128	127	132
255	255	255
255	127	0

(a)



(b)

(c)

그림 2. (a) $v_{i,j}$ 주변 8화소, (b) $H(z)$, (c) $H'(z)$
Fig. 2. (a) $v_{i,j}$, 8-neighbor, (b) $H(z)$, (c) $H'(z)$

만약 식 (9)의 해가 d_j 가 아니라면 해는 (d_j, d_{j+1}) , for $1 \leq j \leq 7$ 혹은 (d_8, ∞) 의 구간에 존재한다. 식 (9)의 근 z^* 가 구간 $z^* \in (d_j, d_{j+1})$ 에 존재한다면 $H(d_j) < 0$ 이고 $H(d_{j+1}) > 0$ 이다. 초기값을 구하기 위해 $H\left(\frac{d_j+d_{j+1}}{2}\right)$ 를 계산하여 이 결과값이 $H\left(\frac{d_j+d_{j+1}}{2}\right) > 0$ 이라고 가정하면 초기값은 $z^{(0)} \in [d_j, (d_j+d_{j+1})/2)$, $H(z^{(0)}) \leq 0$ 사이의 임의의 값으로 결정된다. 그러나 이 구간 내에서 d_j 는 $H'(d_j)$ 가 정의되지 않으므로 초기값으로 사용할 수는 없다. 그러므로 초기값은 $z^{(0)} \equiv d_j + \epsilon$, $\epsilon > 0$ 로 결정해야 한다. 만약 $H\left(\frac{d_j+d_{j+1}}{2}\right) < 0$ 이면 $z^{(0)} \equiv d_{j+1} - \epsilon$, $\epsilon > 0$ 으로 한다. 본 논문에서는 ϵ 을 다음의 식 (11)으로 정의한다. 근이 $z^* \in (d_j, d_{j+1})$ 의 구간에 있고 $H\left(\frac{d_j+d_{j+1}}{2}\right) > 0$ 인 경우 식 (11)의 ϵ 값은 $H(d_j + \epsilon) \leq 0$ 를 보장한다.

$$\epsilon \equiv \left[\frac{-H(d_j)}{8\alpha\beta} \right]^{\frac{1}{\alpha-1}} \quad (11)$$

ϵ 값이 $H(d_j + \epsilon) \leq 0$ 를 보장함을 보이기 위해 $\tilde{\epsilon} = \min\{(d_{j+1} - d_j)/2, \epsilon\} > 0$ 라 하면 식(9)에 의해 다음의 결과를 얻는다.

$$H(d_j + \tilde{\epsilon}) = -1 + \alpha\beta\{[(d_j - d_1 + \tilde{\epsilon})^{\alpha-1} + (d_j - d_2 + \tilde{\epsilon})^{\alpha-1} + \dots + \tilde{\epsilon}^{\alpha-1}] - [(d_7 - d_j - \tilde{\epsilon})^{\alpha-1} - (d_8 - d_j - \tilde{\epsilon})^{\alpha-1}]\}$$

식 (6)에서의 α 가 $1 < \alpha \leq 2$ 사이에 있으므로 다음의 부등식이 성립한다.

$$(c + \delta)^{\alpha-1} \leq c^{\alpha-1} + \delta^{\alpha-1}, \quad \text{for all } c, \delta \geq 0$$

$$(c - \delta)^{\alpha-1} \geq c^{\alpha-1} - \delta^{\alpha-1}, \quad \text{for all } c \geq \delta \geq 0$$

또한 $\tilde{\epsilon} \leq (d_{j+1} - d_j)/2 < (d_{j+1} - d_j) \leq (d_{j+2} - d_j)$ 이므로 다음의 관계식을 얻는다.

$$H(d_j + \tilde{\epsilon}) \leq -1 + \alpha\beta\{(d_j - d_1)^{\alpha-1} + \tilde{\epsilon}^{\alpha-1} + (d_j - d_2)^{\alpha-1} + \tilde{\epsilon}^{\alpha-1} + \dots + \tilde{\epsilon}^{\alpha-1} \dots - [(d_7 - d_j)^{\alpha-1} - \tilde{\epsilon}^{\alpha-1}] - [(d_8 - d_j)^{\alpha-1} - \tilde{\epsilon}^{\alpha-1}]\}$$

$$= H(d_j) + 8\alpha\beta\tilde{\epsilon}^{\alpha-1}$$

식 (11)로부터 다음 관계식을 얻는다.

$$H(d_j + \tilde{\epsilon}) \leq H(d_j) + 8\alpha\beta\tilde{\epsilon}^{\alpha-1}$$

$$\leq H(d_j) + 8\alpha\beta\epsilon^{\alpha-1} = 0$$

그러나 $H((d_j+d_{j+1})/2) > 0$ 이라고 가정하였고 H 는 단조증가이므로 $\tilde{\epsilon} < (d_{j+1} - d_j)/2$ 가 된다. 결과적으로 $\tilde{\epsilon} = \epsilon$ 이고 $H(d_j + \epsilon) \leq 0$ 가 된다. ■

본 논문에서의 제안하는 잡음 제거 알고리즘의 속도 개선은 두 가지 측면에서 이루어진다. 우선 2장에서 설계한 오인식율을 줄인 잡음 검출기에 의해 잡음후보 집합의 원소수를 줄여 후단에서의 최적화 계산량을 줄인다. 또한 변량 최적화 방법에서 주변화소의 수를 기존의 4화소가 아닌 8화소로 확장하여 Newton 방법에서 근을 찾는 수렴속도를 높였다.

IV. 실험 및 결과고찰

제안하는 알고리즘의 속도를 비교하기 위해 LENA와 BABOON 영상을 사용하였다. 두 영상은 동일한 밀도를 갖는 salt 잡음과 pepper 잡음으로 훼손하였으며 임펄스 잡음의 부가는 잡음 검출기의 성능을 위해 정확한 잡음의 위치를 따로 기록하여 추후 비교에 이용하였다. 다양한 임펄스 잡음의 밀도에 대한 비교를 위해 20%~80%까지의 잡음을 10%단위로 변화시키며 실험하였다. 알고리즘의 종료 조건은 식 (5)로부터 이전의 에너지와 현재의 에너지와의 차이가 255×10^{-4} 이하가 되는 것으로 결정 하였다.

적용 미디언 필터 기반의 잡음제거 알고리즘에서 가장 많은 연산량을 필요로 하는 부분은 식 (8)의 비선형 방정식을 풀기 위해 Newton 방법을 적용하는 것이다. 표

1에 각 실험영상에 대해 제안하는 알고리즘과 기존의 2단 구조 잡음 제거 알고리즘과의 연산 속도를 비교하였다. 제안하는 알고리즘은 잡음검출 성능을 높인 임펄스 잡음 검출기와 속도를 개선한 변량 최적화 방법을 결합한 것이다. 기존의 2단 알고리즘은 [7]의 방법을 사용하였다. 두 알고리즘 모두 매트랩으로 구현하였으며 실험은 1.13GHz의 속도를 갖는 Pentium III CPU에서 수행하였다.

제안한 알고리즘은 잡음 밀도가 70%, 80%로 높은 경우는 연산속도의 개선이 크지 않지만 저잡음 밀도에서 LENA 영상과 BABOON 영상에 대해 대략 기존 알고리즘의 40~70% 정도의 연산시간으로 거의 동일한 수준의 잡음제거 성능을 나타내었다.

표 1. 식 (8)의 해를 구하기 위한 반복문의 실행횟수(Method A : Conventional Algorithm, Method B : Proposed Algorithm)

Table 1. Number of loops for solving eq. (8)

Noise	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8
LENA Image							
Method A	96	148	179	185	117	199	226
Method B	58	60	57	63	81	107	172
BABOON Image							
Method A	114	116	108	204	168	159	240
Method B	54	56	57	89	82	98	148

표 2와 그림 3에 두 알고리즘의 실제 계산 시간을 비교하였다. 표 2에서 제안한 알고리즘의 수치는 기존 알고리즘의 시간을 기준으로 한 경우 제안하는 알고리즘이 복원을 완료하는데 걸리는 시간을 백분율로 표시한 것이다.

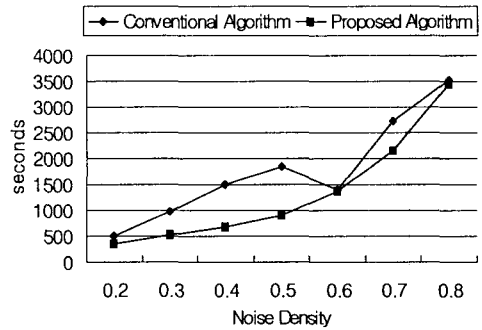
표 2. 계산량의 비교(Method A : Conventional Algorithm, Method B : Proposed Algorithm)

Table 2. Comparison of computational cost

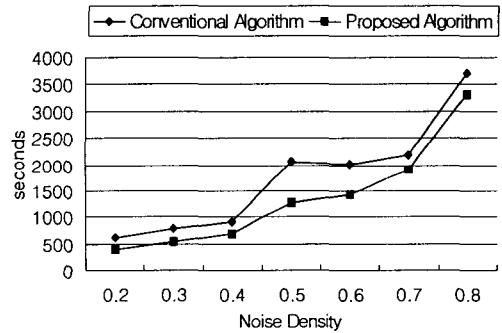
(단위 : 초, seconds)

Noise	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8
LENA Image							
Method A	505	971	1503	1847	1393	2723	3517
Method B	351.9	527.0	663.3	897.1	1378	2156	3439
Relative time laps	69.7%	54.3%	44.1%	48.6%	98.9%	79.2%	97.8%
BABOON Image							
Method A	618.9	791.9	917.0	2062	2001	2182	3708
Method B	397.8	536.4	688.3	1286	1435	1922	3302
Relative time laps	64.3%	67.7%	75.1%	62.4%	71.7%	88.1%	89.1%

잡음 밀도가 높은 경우 속도 개선의 효과가 크지 않은 것은 총변량 최적화에 이용되는 주변 8 화소가 잡음후보로 판정될 확률이 더욱 높아져 화소들의 정보를 효율적으로 사용하지 못해서이다.



(a) 256x256 LENA 영상(단위 초)



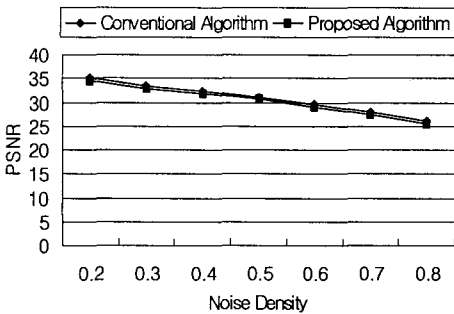
(b) 256x256 BABOON 영상(단위 초)

그림 3. 제안하는 알고리즘의 연산량 비교
Fig. 3. Time laps comparison of the two algorithms

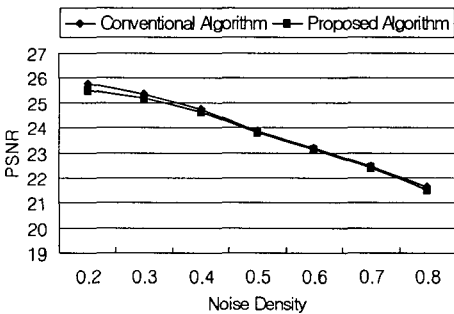
복원 영상의 화질은 제안한 알고리즘이 기존의 알고리즘에 비해 약 0.5dB 정도 낮으나 실제 화질의 차이는 크지 않았다. 그림 4에 두 알고리즘의 화질을 PSNR을 이용하여 비교하였다.

참고문헌

- [1] R.C. Gonzalez, R.E. Woods, *Digital Image Processing, 2nd edition.*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, 2001
- [2] H. Hwang, R.A. Haddad, "Adaptive Median Filters: New Algorithms and Results," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 4, No. 4, Apr. 1995.
- [3] T.S. Hwang, G.J. Yang, G.Y. Tang, "Fast two dimensional median filtering algorithm," *IEEE Trans. Acoustics, Speech, Signal Process.*, vol. ASSP-1, no. 1, pp.13-18, Jan. 1979
- [4] H.L. Eng, K.K. Ma, "Noise adaptive soft switching median filter," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 10, No. 2, Feb. 2001.
- [5] Wenbin LUO, "A New Efficient Impulse Detection Algorithms for the Removal of Impulse Noise," *IEICE Trans. Fundamentals*, Vol. E88-A, No. 10, Oct. 2005.
- [6] M. Nikolova, "A variational approach to remove outliers and impulse noise," *J. Math. Imag. Vis.*, vol. 20, no. pp.99-120, 2004.
- [7] Raymond H. Chan, Chung-Wa Ho, Mila 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.



(a) 256x256 LENA 영상



(b) 256x256 BABOON 영상

그림 4. 알고리즘의 화질 비교
Fig. 4. Comparison of the image quality

V. 결론

본 논문에서는 영상의 임펄스 잡음을 제거하는 적응 미디언 필터 기반의 알고리즘의 속도를 개선하는 방법을 제안하였다. 이를 위해 잡음 검출 능력을 높인 검출기를 설계하였으며 변량 최적화 방법의 해를 구하는 과정에서 계산량을 줄이기 위해 주변 8 화소의 정보를 이용하는 새로운 방법을 사용하였다. 수치해석적인 Newton 방법을 사용하여 근을 구하는 경우 선택된 초기값이 수렴함을 증명하였으며 실험을 통해 제안하는 알고리즘이 기존의 알고리즘에 비해 계산속도가 빨라짐을 보였다. 실험결과 제안하는 알고리즘은 기존 방법에 비해 잡음밀도 전역에 걸쳐 약 0.5dB 이하의 화질 열화가 발생하였으나 약 40~70% 정도의 연산량 만으로 잡음영상을 복원하였다. 잡음 밀도가 높은 경우에 대한 계산속도 개선의 효율을 높이는 것은 추후 연구과제이다.

저자소개



이 임 건(Imgeun Lee)

1991년 연세대학교 전자공학과 공학사
1993년 연세대학교 전자공학과 공학석사
1998년 연세대학교 전자공학과 공학박사

2002년 ~ 현재 동의대학교 영화영상공학과 교수
※ 관심분야: 영상복원, 영상 신호처리, 컴퓨터비전



한 수 환(Soowhan Han)

1986년 연세대학교 전자공학과 공학사
1990년 플로리다공대 전기전자공학과 석사
1993년 플로리다공대 전기전자공학과 박사

1994년 ~ 1997년 관동대학교 컴퓨터공학과 조교수
1997년 ~ 현재 동의대학교 멀티미디어공학과 교수
※ 관심분야: 신호처리, 패턴인식, 퍼지 및 신경회로망