

영상에서 임펄스 잡음제거를 위한 적응력 있는 가중 평균 필터

이준희¹⁾ 최어빈²⁾ 이원열³⁾ 임동훈⁴⁾

요약

본 논문은 영상을 획득할 때 잡음센서나 통신채널 불량으로 흔히 생기는 임펄스 잡음을 효율적으로 제거하는 방법에 대해 논의하고자 한다. 제안된 방법은 잡음 픽셀 검출과 추정이라는 두 단계에 의해 이루어진다. 임펄스 잡음 검출기를 통하여 영상 전체에 걸쳐 잡음 픽셀여부를 검출한 후 잡음 픽셀로 판정되면 주변의 잡음 픽셀 개수에 따라 적응력있게 3×3 윈도우의 가중평균 혹은 5×5 윈도우의 가중평균을 사용하여 추정한다. 제안된 방법의 성능을 평가하기 위해 영상실험을 통하여 기존의 잡음 제거 방법들과 정성적인 비교, PSNR과 MAE를 통한 정량적인 비교 그리고 수행 시간을 측정한 결과 제안된 방법은 잡음 제거는 물론 원영상에 대한 상세한 정보 보존력이 뛰어나고 수행 시간 면에서도 우수함을 보였다.

Keywords: 임펄스 잡음, 가중 평균 필터, 잡음제거, SD-ROM 필터.

1. 서론

일반적으로 우리가 영상을 획득할 때 영상을 송수신하는 통신 채널이 불량이거나, 디지털 카메라, 스캐너와 같은 영상 획득 장비의 결함으로 인하여 획득한 영상에 종종 잡음이 포함된다. 잡음은 영상 자체의 인지도를 떨어뜨릴 뿐만 아니라 패턴 인식, 영상 분할 그리고 영상 압축 등 전반적인 영상처리 기법에 급격한 성능 저하를 가져오는 요인이 된다. 영상에서 좋은 잡음 제거 방법은 영상에 있는 에지(edge) 성분과 상세한 정보를 보존하면서 동시에 잡음을 제거하는 것이다.

본 논문에서는 잡음 센서나 통신 채널 불량으로 흔히 생기는 임펄스 잡음(impulse noise)을 효율적으로 제거하는 방법에 대해 논의하고자 한다.

지금까지 영상에서 임펄스 잡음을 제거하는데 여러 가지 방법들이 제안되어 왔다. 비선형 필터(nonlinear filter) 중에서 가장 흔한 Median 필터를 비롯하여 Ko와 Lee (1991)의

1) (614-822) 부산시 부산진구 당감3동 899, 한국과학영재학교, 학생.

E-mail: tiamatbrood1022@hanmail.net

2) (614-822) 부산시 부산진구 당감3동 899, 한국과학영재학교, 학생.

E-mail: Cebean.E@gmail.com

3) (614-822) 부산시 부산진구 당감3동 899, 한국과학영재학교, 학생.

E-mail: 92leeone@naver.com

4) (660-701) 교신저자. 경남 진주시 가좌동 900, 경상대학교 정보통계학과, 교수 및 RINS, RICIC.

E-mail: dhlim@gnu.ac.kr

CWM(Center Weighed Median) 필터, Abreu와 Mitra (1995)의 SD-ROM(Signal-Dependent Rank Ordered Mean) 필터, Chen 등 (1999)의 TSM(Tri-State Median) 필터, Chen과 Wu (2001)의 ACWM(Adaptive Center-Weighted Median) 필터, Singh와 Bora (2002)의 IRCM(Improved Rank Conditioned Median) 필터 그리고 Garnett 등 (2005)의 Trilateral 필터 등이 있다. Median 필터와 윈도우의 중심 픽셀에 가중치(weight)를 사용하는 CWM 필터는 임펄스 잡음을 제거하는데 Mean 필터보다는 효과적이나 선택된 윈도우의 중심 픽셀이 잡음 오염여부와 관계없이 윈도우의 중앙값(median)으로 대체됨으로서 잡음은 제거되지만 영상에서 많은 왜곡(distortion)이 생기고 영상의 특징과 상세한 정보들이 손실되는 경향이 있다. SD-ROM 필터는 잡음 픽셀 검출-추정(noise pixel detection-estimation)이라는 단계에 따라 잡음이 제거되고 일반적으로 Median 필터보다는 우수하나 잡음 픽셀에 대한 원래 픽셀 값을 추정하는데 주변 픽셀들의 중앙값을 취함으로서 주변에 잡음 픽셀이 많은 경우 정확한 픽셀 값 추정이 어려운 점이 있다. TSM 필터는 윈도우의 중심 픽셀이 잡음 픽셀인지 여부를 3상태 결정(tri-state decision)에 의해 이루어지며 주변 잡음 정도에 따라 Median 필터 혹은 CWM 필터를 사용한다. ACWM 필터와 IRCM 필터는 각각 CWM 필터와 Hardie와 Banel (1994)의 RCM(Rank Conditioned Median) 필터를 개선한 필터이며 Trilateral 필터는 Bilateral 필터에 ROAD(Rank-Ordered Absolute Difference) 통계량을 도입하여 임펄스 잡음뿐만 아니라 가우시안 잡음을 제거하는데에도 효과적이다. 그러나 이 필터는 낮은 잡음 영상에서는 에지 정보 손실이 크고 수행 시간이 길다는 단점을 갖고 있다.

본 논문에서 제안된 잡음 제거 방법은 SD-ROM 필터처럼 잡음 픽셀 검출과 추정이라는 두 단계에 의해 이루어지나 SD-ROM 필터에서는 선택된 윈도우에서 잡음 검출과 추정이 동시에 이루어지는 반면에 여기서는 임펄스 잡음 검출기(impulse noise detector)를 통하여 모든 픽셀의 잡음 여부를 조사하고 난 후 잡음 픽셀로 판정이 나면 주위 픽셀 정보를 이용하여 원래 픽셀 값을 추정한다. 또한, SD-ROM 필터에서는 주변의 잡음 픽셀에 대한 정보를 이용하지 않고 무조건 중앙값을 사용하는 반면에 여기서는 주변의 잡음 픽셀 개수에 따라 적응력있게 3×3 윈도우 혹은 5×5 윈도우에서 가중평균(weighted mean)을 사용한다. 이렇게 하는 이유는 주변의 잡음 픽셀들을 원래 픽셀 값을 추정하는데 배제하고, 잡음이 없는 픽셀들만을 추정에 이용하기 위해서이다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어있다. 제 2장에서 본 논문에서 관심을 가지고 있는 임펄스 잡음 모형에 대해 논의하고 제 3장에서는 효율적인 잡음 제거 방법을 제안한다. 제 4장에서는 영상실험은 통하여 제안된 잡음 제거 방법의 성능을 평가하기 위해 기존의 잡음 제거 방법들 간의 정성적인 비교와 정량적인 비교 그리고 필터의 수행 시간까지 고려하여 잡음 제거 성능을 비교하고 제 5장에서 결론과 향후 연구에 대해 고찰한다.

2. 임펄스 잡음 모형

영상의 픽셀 $\mathbf{n} = [n_1, n_2]$ 에서 $v(\mathbf{n})$ 과 $x(\mathbf{n})$ 을 각각 원영상과 잡음 영상의 픽셀값이라 할 때 확률 p 인 임펄스 잡음 모형(impulse noise model)은 다음과 같다.

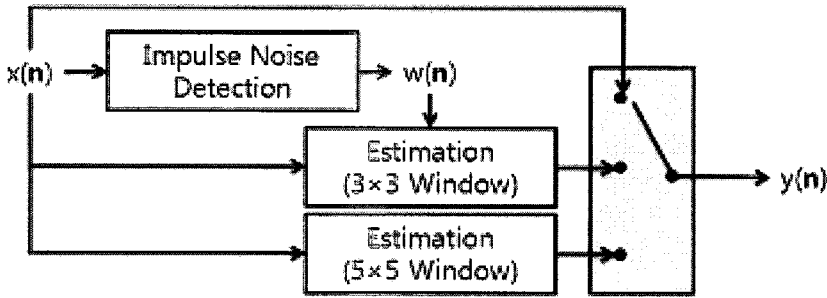


그림 3.1: 제안된 방법에 대한 블록도

$$x(\mathbf{n}) = \begin{cases} v(\mathbf{n}), & \text{with probability } 1 - p, \\ \eta(\mathbf{n}), & \text{with probability } p, \end{cases}$$

여기서 $\eta(\mathbf{n})$ 은 임펄스 잡음을 나타내고 서로 독립이며 같은 분포를 갖는 확률변수이다. 8비트 영상에서 $\eta(\mathbf{n})$ 의 값이 0 또는 255인 잡음을 fixed-valued 임펄스 잡음이라 하고 일명 salt-and-pepper 잡음이라고 한다. 그리고 $\eta(\mathbf{n})$ 의 값이 0과 255사이에서 균등 분포(uniform distribution) 갖는 잡음을 random-valued 임펄스 잡음이라 한다. 일반적으로 영상에서 random-valued 임펄스 잡음을 제거하는 것이 fixed-valued 임펄스 잡음을 제거하는 것보다 훨씬 어렵다. 그 이유는 fixed-valued 임펄스 잡음은 주위 픽셀과의 차이가 크기 때문에 비교적 쉽게 검출할 수 있기 때문이다.

3. 제안된 잡음 제거 방법

잡음제거는 잡음 픽셀 검출과 추정이라는 두 단계에 의해 이루어진다. 그림 3.1은 제안된 방법의 잡음을 제거하는 과정을 나타내는 블록도이다. 입력 영상의 중심픽셀 $x(\mathbf{n})$ 에 대해 임펄스 잡음 검출기를 사용하여 잡음 픽셀 여부를 $w(\mathbf{n})$ 으로 나타내고 잡음 픽셀이면 $w(\mathbf{n})$ 을 이용하여 3×3 윈도우 또는 5×5 윈도우의 가중평균을 적용하여 추정한다. $x(\mathbf{n})$ 이 잡음 픽셀이 아니면 입력 영상의 원래 픽셀값이 결과 영상 $y(\mathbf{n})$ 이 된다.

지금부터 잡음 픽셀을 검출하는 과정에 대해 살펴보고자 한다. 그림 3.2의 3×3 윈도우에서 중심 픽셀 $x(\mathbf{n})$ 을 제외한 주변의 8개의 픽셀로 이루어진 벡터 $\mathbf{a}_{3 \times 3}(\mathbf{n})$ 을 다음과 같이 정의하자.

$$\begin{aligned} \mathbf{a}_{3 \times 3}(\mathbf{n}) &= \langle a_0(\mathbf{n}), a_1(\mathbf{n}), a_2(\mathbf{n}), \dots, a_7(\mathbf{n}) \rangle \\ &= \langle x(n_1 - 1, n_2 - 1), x(n_1 - 1, n_2), x(n_1 - 1, n_2 + 1), x(n_1, n_2 - 1), \\ &\quad x(n_1, n_2 + 1), x(n_1 + 1, n_2 - 1), x(n_1 + 1, n_2), x(n_1 + 1, n_2 + 1) \rangle. \end{aligned} \quad (3.1)$$

$a_0(\mathbf{n})$	$a_1(\mathbf{n})$	$a_2(\mathbf{n})$
$a_3(\mathbf{n})$	$x(\mathbf{n})$	$a_4(\mathbf{n})$
$a_5(\mathbf{n})$	$a_6(\mathbf{n})$	$a_7(\mathbf{n})$

그림 3.2: 중심픽셀 $x(\mathbf{n})$ 과 벡터 $\mathbf{a}_{3 \times 3}(\mathbf{n})$ 로 이루어진 3×3 윈도우

$\mathbf{r}_{3 \times 3}(\mathbf{n})$ 을 다음과 같이 벡터 $\mathbf{a}_{3 \times 3}(\mathbf{n})$ 의 원소들을 오름차순(ascending order)으로 정렬한 벡터라고 하자.

$$\mathbf{r}_{3 \times 3}(\mathbf{n}) = \langle r_0(\mathbf{n}), r_1(\mathbf{n}), r_2(\mathbf{n}), \dots, r_7(\mathbf{n}) \rangle, \quad (r_0(\mathbf{n}) \leq r_1(\mathbf{n}) \leq r_2(\mathbf{n}) \leq \dots \leq r_7(\mathbf{n})).$$

우리는 벡터 $\mathbf{a}_{3 \times 3}(\mathbf{n})$ 의 중앙값 $m(\mathbf{n})$ 을 다음과 같이 벡터 $\mathbf{r}_{3 \times 3}(\mathbf{n})$ 에서 중앙에 있는 두 원소의 평균으로 정의할 수 있다.

$$m(\mathbf{n}) = \frac{r_3(\mathbf{n}) + r_4(\mathbf{n})}{2}.$$

중심 픽셀 $x(\mathbf{n})$ 과 중앙값 $m(\mathbf{n})$ 과 비교를 통하여 순위-순서 차이(rank ordered difference)를 다음과 같이 정의 한다.

$$\mathbf{d}(\mathbf{n}) = \langle d_0(\mathbf{n}), d_1(\mathbf{n}), d_2(\mathbf{n}), d_3(\mathbf{n}) \rangle,$$

여기서

$$d_i(\mathbf{n}) = \begin{cases} r_i(\mathbf{n}) - x(\mathbf{n}), & \text{if } x(\mathbf{n}) \leq m(\mathbf{n}), \\ x(\mathbf{n}) - r_{7-i}(\mathbf{n}), & \text{if } x(\mathbf{n}) > m(\mathbf{n}). \end{cases}$$

임펄스 잡음은 대개 주변 픽셀과 비교했을때 극단적인 값(extreme value)을 가지므로 주변 값들보다 큰 차이를 보이는 경향이 있다. 따라서 $x(\mathbf{n})$ 이 잡음에 의해 오염된 경우 $d_i(\mathbf{n})$ 들은 큰 값을 갖는다. 우리는 $x(\mathbf{n})$ 의 잡음 여부를 다음과 같이 벡터 $\mathbf{d}(\mathbf{n})$ 의 원소 $d_i(\mathbf{n})$ 의 크기를 비교함으로써 판단하고자 한다.

$$w(\mathbf{n}) = \begin{cases} 0, & \exists 0 \leq i < 4 \text{ s.t. } d_i(\mathbf{n}) > T_i, \\ 1, & \text{otherwise,} \end{cases}$$

여기서 $w(\mathbf{n}) = 0$ 이면 $x(\mathbf{n})$ 이 잡음 픽셀을 나타내고 $w(\mathbf{n}) = 1$ 이면 잡음 없는 픽셀을 나타낸다. 그리고 임계값 T_i 들은 $T_0 < T_1 < T_2 < T_3$ 을 만족한다. Abreu와 Mitra (1995)에 의해 T_i 들은 영상에 따라 크게 의존하지 않으며 본 논문에서는 SD-ROM 필터에서 제시한 $T_0 \in \{4, 8, 12\}$, $T_1 \in \{15, 20, 25\}$, $T_2 = 40$, $T_3 = 50$ 을 사용한다.

다음은 잡음 픽셀 검출 후 추정하는 방법에 대해 살펴보자. 3×3 윈도우에서 중심 픽셀 $w(\mathbf{n})$ 을 제외한 주변의 8개의 픽셀로 이루어진 벡터 $\mathbf{b}_{3 \times 3}(\mathbf{n})$ 을 다음과 같이 정의하자.

$$\begin{aligned} \mathbf{b}_{3 \times 3}(\mathbf{n}) &= \langle b_0(\mathbf{n}), b_1(\mathbf{n}), b_2(\mathbf{n}), \dots, b_7(\mathbf{n}) \rangle \\ &= \langle w(n_1 - 1, n_2 - 1), w(n_1 - 1, n_2), w(n_1 - 1, n_2 + 1), w(n_1, n_2 - 1), \\ &\quad w(n_1, n_2 + 1), w(n_1 + 1, n_2 - 1), w(n_1 + 1, n_2), w(n_1 + 1, n_2 + 1) \rangle. \end{aligned} \quad (3.2)$$

$U_{3 \times 3}$ 를 3×3 윈도우에서 $x(\mathbf{n})$ 주변에 잡음으로 오염되지 않은 픽셀의 개수라 할 때 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$U_{3 \times 3} = \sum_{i=0}^7 b_i(\mathbf{n}).$$

$U_{3 \times 3}$ 의 값이 크면 $x(\mathbf{n})$ 은 주변에 잡음으로 오염된 픽셀들이 많고 반대로 $U_{3 \times 3}$ 의 값이 작으면 $x(\mathbf{n})$ 은 주변에 잡음으로 부터 자유로운 픽셀들이 많음을 의미한다. 따라서 $w(\mathbf{n}) = 0$ 이고 $U_{3 \times 3}$ 의 값이 큰 경우 $x(\mathbf{n})$ 에 대한 추정은 다음과 같다.

$$y(\mathbf{n}) = \frac{\mathbf{a}_{3 \times 3}(\mathbf{n}) \cdot \mathbf{b}_{3 \times 3}(\mathbf{n})}{U_{3 \times 3}}, \quad (3.3)$$

여기서 “ \cdot ” 기호는 내적(inner product)을 의미하고 식 (3.3)은 $\mathbf{a}_{3 \times 3}(\mathbf{n})$ 의 가중평균을 나타낸다. 사실 $U_{3 \times 3}$ 의 값이 작은 경우 3×3 윈도우를 가지고 $x(\mathbf{n})$ 추정은 $x(\mathbf{n})$ 의 주변에 오염된 픽셀들에 영향을 많이 받기때문에 올바른 결과를 기대하기 어렵다. 우리는 이런 경우 $x(\mathbf{n})$ 추정을 위해 5×5 윈도우 상에서 식 (3.1)과 (3.2)의 $\mathbf{a}_{3 \times 3}(\mathbf{n})$ 과 $\mathbf{b}_{3 \times 3}(\mathbf{n})$ 에 상응하는 $\mathbf{a}_{5 \times 5}(\mathbf{n})$ 과 $\mathbf{b}_{5 \times 5}(\mathbf{n})$ 를 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} \mathbf{a}_{5 \times 5}(\mathbf{n}) &= \langle a_0(\mathbf{n}), a_1(\mathbf{n}), a_2(\mathbf{n}), \dots, a_{23}(\mathbf{n}) \rangle, \\ \mathbf{b}_{5 \times 5}(\mathbf{n}) &= \langle b_0(\mathbf{n}), b_1(\mathbf{n}), b_2(\mathbf{n}), \dots, b_{23}(\mathbf{n}) \rangle. \end{aligned}$$

$U_{5 \times 5}$ 를 5×5 윈도우에서 $x(\mathbf{n})$ 주변에 잡음으로 오염되지 않은 픽셀의 개수라 할 때 $w(\mathbf{n}) = 0$ 이고 $U_{3 \times 3}$ 의 값이 작은 경우 $x(\mathbf{n})$ 에 대한 추정은 다음과 같다.

$$y(\mathbf{n}) = \frac{\mathbf{a}_{5 \times 5}(\mathbf{n}) \cdot \mathbf{b}_{5 \times 5}(\mathbf{n})}{U_{5 \times 5}},$$

임의의 상수 t 에 대해 위에서 설명한 잡음픽셀 추정을 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$y(\mathbf{n}) = \begin{cases} x(\mathbf{n}), & \text{if } w(\mathbf{n}) = 1, \\ \frac{\mathbf{a}_{3 \times 3}(\mathbf{n}) \cdot \mathbf{b}_{3 \times 3}(\mathbf{n})}{U_{3 \times 3}}, & \text{if } w(\mathbf{n}) = 0 \wedge U_{3 \times 3} > t, \\ \frac{\mathbf{a}_{5 \times 5}(\mathbf{n}) \cdot \mathbf{b}_{5 \times 5}(\mathbf{n})}{U_{5 \times 5}}, & \text{if } w(\mathbf{n}) = 0 \wedge U_{3 \times 3} \leq t. \end{cases}$$

지금까지 살펴본 바와같이 제안된 잡음 제거 방법은 입력 영상 전체에 대해 먼저 잡음 검출이 행해진 후 0과 1로 이루어진 이진 영상 토대 하에서 추정이 이루어지고 있다. SD-ROM 필터에서 추정은 주위의 잡음 픽셀에 대한 정보를 이용하지 않고 무조건 중앙값을 사용하는 반면에 제안된 방법은 주위의 잡음 여부에 따라 적응력 있게 3×3 윈도우 또는 5×5 윈도우의 가중평균을 적용하여 추정하고 있다.

4. 잡음제거 성능 실험 및 논의사항

본 장에서는 제안된 방법의 잡음 제거 효율성을 평가하기 위해 지금까지 개발된 여러 잡음 제거 방법들과 성능을 비교하고자 한다. 비교 실험에 사용되는 방법으로는 3×3 Mean 필터, 3×3 Median 필터, TSM 필터, SD-ROM 필터, IRCM 필터, ACWM 필터, Trilateral 필터가 사용되었고, 제안된 방법은 $U_{3 \times 3}$ 의 임계값으로 4를 사용하여 실험하였다. 실험 영상으로는 512×512 크기의 Lena 영상, Airplane 그리고 Peppers 영상과 salt-and-pepper 잡음과 random-valued 잡음이 포함된 잡음 영상이 사용된다. 그리고 눈으로 비교하는 정성적 비교 외에 객관적인 척도인 PSNR(Peak-Signal-to-Noise-Ratio)과 MAE(Mean Absolute Error)를 가지고 정량적인 비교 그리고 컴퓨터에서 잡음 제거 하는데 걸리는 수행 시간까지 비교하고자 한다. 본 실험은 노트북 Samsung SENS Q35 / Intel(R) Core™2 CPU T7200 2.00GHz / 1024MB RAM / Windows Vista 환경 하에서 실험하였다.

4.1. 정성적인 성능비교

우리는 그림 4.1에 있는 여러 가지 영상들을 가지고 실험하였다. 그림 4.1(a), 4.1(b), 4.1(c)는 원영상이고 4.1(d), 4.1(e), 4.1(f)는 원영상으로부터 제 II장 임펄스 잡음 모형에 의해 얻어진 잡음 영상들이다. 그림 4.2와 4.3 그리고 4.4은 그림 4.1(d), 4.1(e) 그리고 4.3(f)에 여러 가지 잡음 제거 필터를 적용하여 얻은 결과 영상들이다. 먼저, 그림 4.2와 4.3의 salt-and-pepper 잡음 영상에 대해 실험한 결과 제안된 방법을 적용하여 얻은 그림 4.2(h)와 4.3(h)은 다른 필터들을 적용하여 얻은 결과 영상들보다 잡음이 비교적 덜 남아 있음을 알 수 있다. Mean 필터를 사용한 결과 그림 4.2(a)와 4.3(a)은 잡음으로 인해 윤곽조차 알아볼 수 없고 TSM 필터를 사용한 결과 그림 4.2(c)와 4.3(c)도 잡음이 많이 포함되어 있음을 보여주고 있다. Mean 필터, TSM 필터에 이어 Median 필터와 Trilateral 필터 등도 잡음 제거에 덜 효과적으로 반응하는 것으로 보인다. 그림 4.4의 random-valued 잡음 영상에 대해 실험한 결과를 보면 Trilateral 필터와 함께 제안된 방법이 잡음 제거를 잘 수행하는 것으로 보이고 Mean 필터를 제외한 다른 필터들은 비슷하게 잡음을 제거하는 것처럼 보인다.

4.2. 정량적인 성능비교

잡음 영상에 필터를 적용하여 잡음이 어느 정도 제거되었는지를 파악할 수 있는 객관적인 척도로 PSNR이 있다.

$$\text{PSNR} = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{255^2}{\text{MSE}} \right) = 20 \cdot \log_{10} \left(\frac{255}{\sqrt{\text{MSE}}} \right),$$

여기서 MSE는 다음과 같다.

$$\text{MSE} = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N \{x(i, j) - \hat{x}(i, j)\}^2,$$

여기서 $x(i, j)$ 는 원영상에서 픽셀 (i, j) 의 픽셀 값이고, $\hat{x}(i, j)$ 는 필터링 된 영상에서 픽셀 (i, j) 의 픽셀 값이다. PSNR 값이 클수록 필터의 잡음 제거력이 뛰어나다는 것을 의미한다.

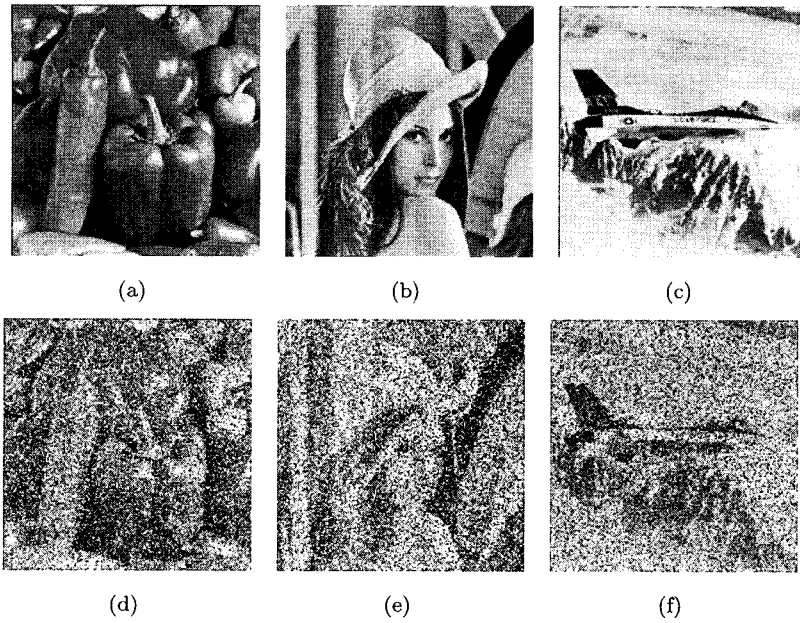


그림 4.1: 영상 실험에 사용된 영상들 ((a) Peppers 영상 (b) Lena 영상 (c) Airplane 영상 (d) 30% salt-and-pepper Peppers 잡음 영상 (e) 40% salt-and-pepper Lena 잡음 영상 (f) 50% random-valued Airplane 잡음 영상)

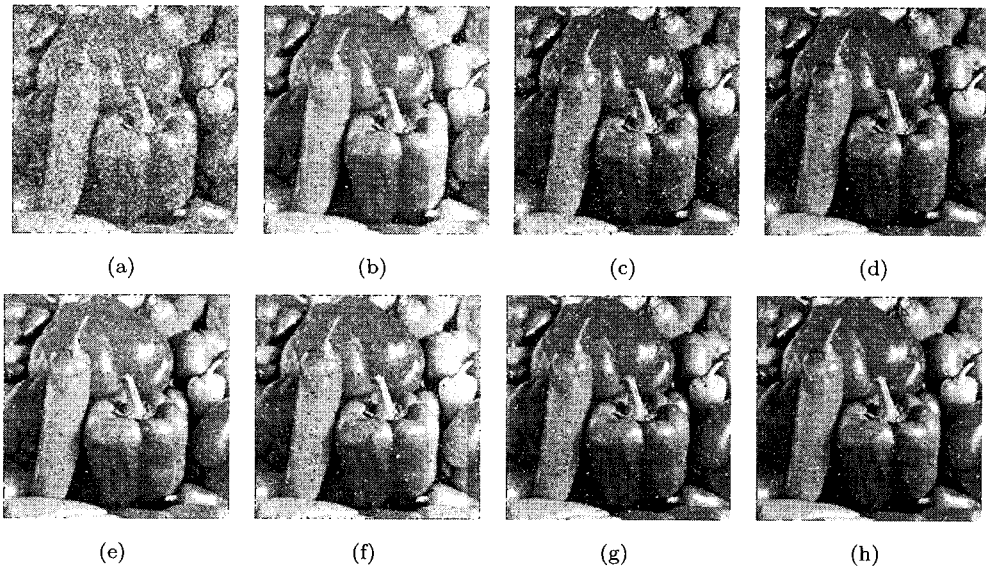


그림 4.2: 그림 4.1(d)의 30% salt-and-pepper 잡음 영상에 대해 여러 가지 필터를 적용한 결과 영상 ((a) Mean 필터 (b) Median 필터 (c) TSM 필터 (d) SD-ROM 필터 (e) IRCM 필터 (f) Trilateral 필터 (g) ACWM 필터 (h) Proposed 필터)

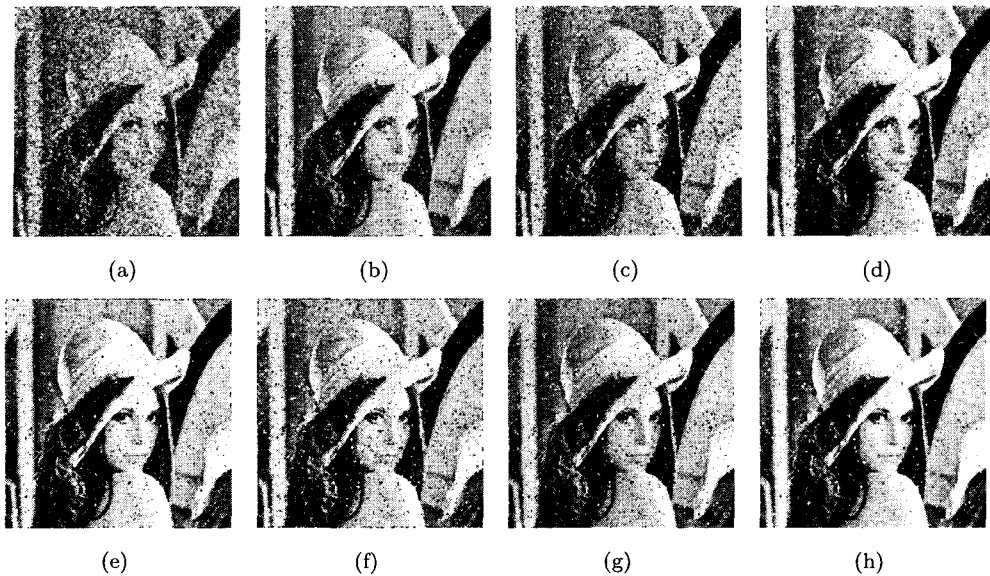


그림 4.3: 그림 4.1(e)의 40% salt-and-pepper 잡음 영상에 대해 여러 가지 필터를 적용한 결과 영상 ((a) Mean 필터 (b) Median 필터 (c) TSM 필터 (d) SD-ROM 필터 (e) IRCM 필터 (f) Trilateral 필터 (g) ACWM 필터 (h) Proposed 필터)

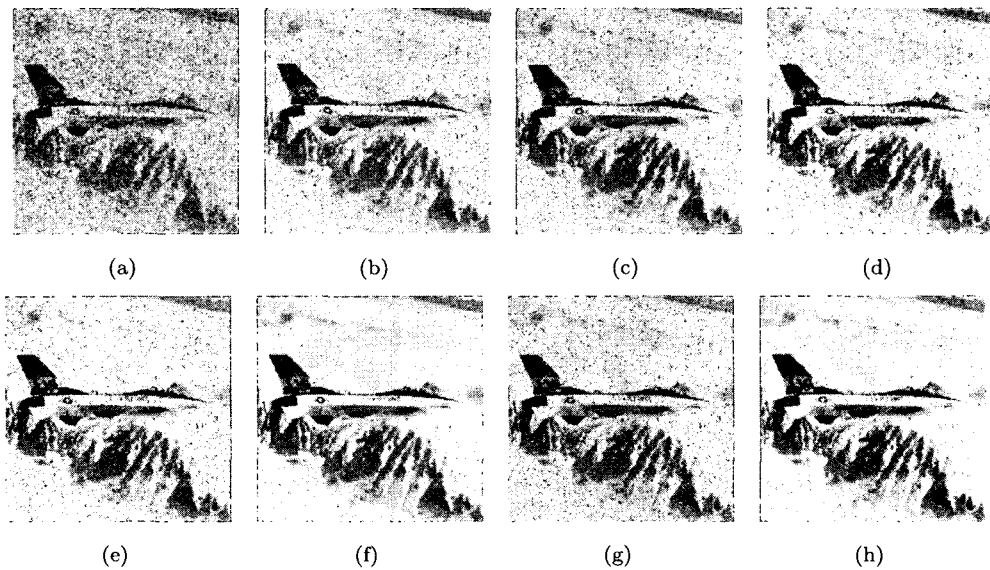


그림 4.4: 그림 4.1(f)의 50% random-valued 잡음 영상에 대해 여러 가지 필터를 적용한 결과 영상 ((a) Mean 필터 (b) Median 필터 (c) TSM 필터 (d) SD-ROM 필터 (e) IRCM 필터 (f) Trilateral 필터 (g) ACWM 필터 (h) Proposed 필터)

표 4.1: 30% salt-and-pepper 잡음 영상에서 여러 가지 필터 간의 성능 비교

Type of Filters	Pappers		Lena		Airplane	
	MAE	PSNR	MAE	PSNR	MAE	PSNR
Mean	21.56	19.23	22.28	18.98	26.07	17.63
Median	5.24	24.25	5.00	24.09	4.63	23.47
TSM	5.67	20.25	5.49	20.17	5.61	19.56
SD-ROM	4.19	23.33	3.89	23.65	3.81	23.71
IRCM	2.77	26.02	2.66	25.84	2.48	25.23
Trilateral	5.79	25.65	5.70	25.30	5.46	25.16
ACWM	3.39	24.48	3.29	24.33	3.21	23.66
Proposed	2.49	27.59	2.28	28.10	2.56	28.13

표 4.2: 30% random-valued 잡음 영상에서 여러 가지 필터 간의 성능 비교

Type of Filters	Pappers		Lena		Airplane	
	MAE	PSNR	MAE	PSNR	MAE	PSNR
Mean	15.17	21.96	16.44	21.48	21.80	19.30
Median	4.56	28.87	4.36	28.69	4.64	26.66
TSM	2.82	28.64	2.85	28.38	3.42	26.18
SD-ROM	3.33	27.58	3.17	27.86	3.35	26.82
IRCM	4.56	28.87	4.36	28.69	4.64	26.66
Trilateral	3.63	32.94	3.36	32.83	3.15	32.19
ACWM	2.84	28.54	2.79	28.36	3.17	26.43
Proposed	2.85	29.42	2.75	29.61	2.71	29.46

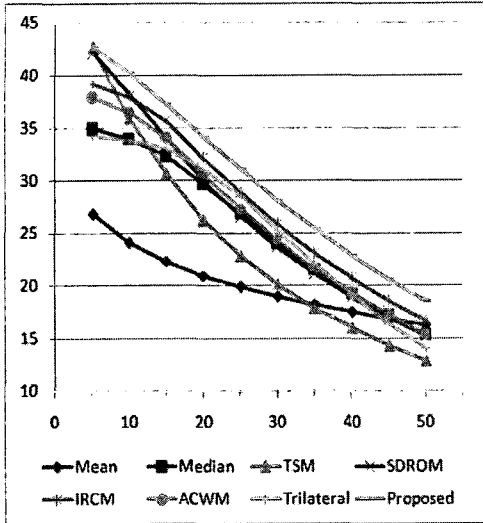
또한 잡음 영상을 필터링했을 때 원영상에 대한 에지와 같은 상세한 정보들이 어느 정도 보존되어 있는가를 나타내기 위한 척도로는 MAE가 있다.

$$MAE = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N |x(i, j) - \hat{x}(i, j)|,$$

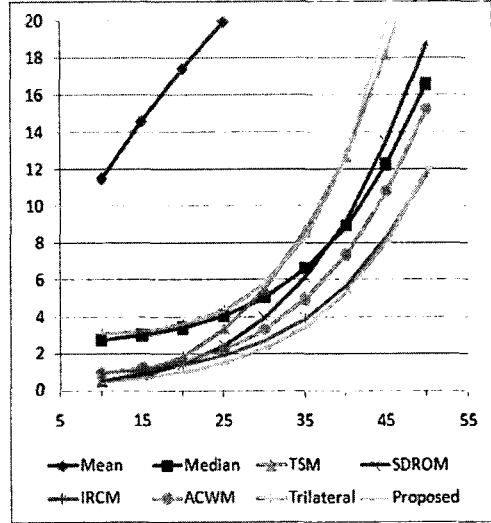
MAE 값이 작으면 에지와 같은 상세한 정보들이 보존이 잘됨을 의미한다.

표 4.1는 30% salt-and-pepper 잡음 영상에서 여러 가지 필터 간의 성능 비교를 보여준다. 제안된 방법은 다른 필터들보다 3가지 실험 영상에 대해 PSNR과 MAE에서 우수한 성능을 갖고 있음을 알 수 있다. 특히 우리가 관심을 가지고 있는 SD-ROM과의 비교에서도 현저히 좋은 성능을 보여주고 있다. 그리고 Airplane 영상에서 MAE면을 제외하고 제안된 방법 다음으로 IRCM 필터가 좋은 성능을 갖고 있다.

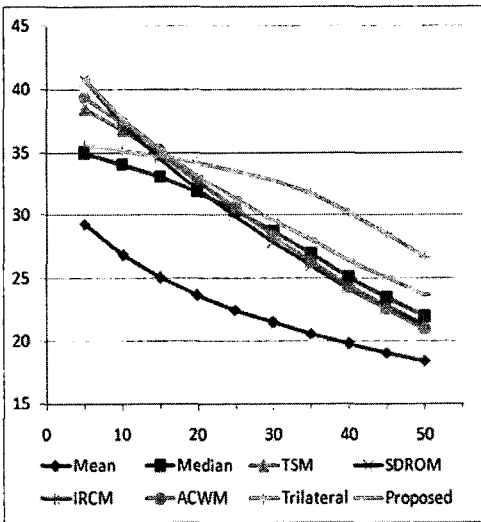
표 4.2는 30% random-valued 잡음영상에서 여러 가지 필터 간의 성능 비교를 보여준다. 제안된 방법은 Trilateral 필터보다는 PSNR면에서 약간 성능은 떨어지지만 ACWM 필터와 함께 다른 필터들보다 좋은 성능을 유지하고 있음을 알 수 있다. 그러나 MAE면에서 보면 Pappers 영상에서는 제안된 방법이 TSM과 ACWM 필터와 비슷한 값을 갖고 있으나 다른 영상에서는 제안된 방법이 Trilateral 필터를 포함하여 다른 어떤 필터들 보다 좋은 성능을 보여주고 있다. 또한 SD-ROM 필터와의 비교에서도 3가지 영상 모두에 대해 PSNR과



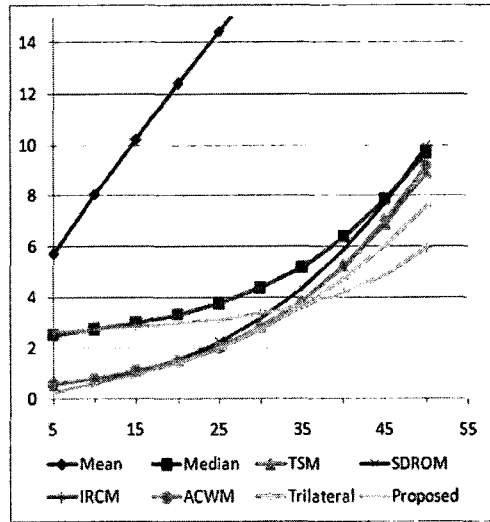
(a)



(b)



(c)



(d)

그림 4.5: Lena 영상에서 잡음 비율별 필터들의 성능 평가 ((a) salt-and-pepper 잡음에서 PSNR값, (b) salt-and-pepper 잡음에서 MAE값, (c) random-valued 임펄스 잡음에서 PSNR 값, (d) random-valued 임펄스 잡음에서 MAE값)

MAE면에서 훨씬 좋은 성능을 갖고 있음을 알 수 있다.

그림 4.5은 Lena영상에서 잡음 비율별로 여러 가지 필터들을 적용해 본 결과이다. 그림 4.5(a)에서 제안된 방법은 PSNR 측면에서 잡음 종류 뿐 만 아니라 잡음 비율이 높고 낮음에

표 4.3: 여러 잡음 제거 방법들의 수행 시간 비교

Type of Filters	Mean	Median	TSM	SD-ROM
CPU time	0.0085	0.1332	0.3193	0.1213
Type of Filters	IRCM	Trilateral	ACWM	Proposed
CPU time	0.2960	3.6267	0.9572	0.1382

관계없이 다른 필터들보다 좋은 성능을 보여줌을 알 수 있고 그림 4.5(c)에서 random-valued 임펄스 잡음비율이 아주 높은 경우에만 Trilateral 필터가 제안된 방법보다 더 좋음을 알 수 있다. 또한 그림 4.5(b)과 4.5(d)의 높은 잡음 (약 $p > 40\%$)에서 Trilateral 필터를 제외하고 제안된 방법이 MAE 측면에서 다른 어떤 필터들보다 전반적으로 좋은 수치를 보여줌으로서 원영상에 대한 상세한 정보 보존 능력이 뛰어남을 알 수 있다. Trilateral 필터가 높은 random-valued 임펄스 잡음에서 좋은 성능을 보이는 것은 ROAD 통계량이 높은 잡음에 탄력적으로 반응하고 있기 때문이다.

4.3. 수행시간 비교

필터들의 잡음 제거 능력을 평가하는데 정량적인 성능 비교 그리고 PSNR, MAE를 가지고 정성적인 비교 못지않게 수행 시간 또한 중요한 요인이다. 뛰어난 성능을 갖고 있는 필터라 할지라도 잡음 영상을 복원하는데 너무나 오랜 시간이 걸리면 현실적으로 적용하는데 어려움이 있다. 표 4.3는 512x512 크기의 8 bit 영상 한 장을 복구하는데 걸리는 평균 CPU 시간을 측정한 표이다. 컴퓨터 상태에 따른 오차를 줄이기 위해 10 번 반복 측정하였다.

우리는 표 4.3으로부터 제안된 방법은 PSNR과 MAE면에서도 뛰어나지만 수행 시간에 있어서도 Median 필터, SD-ROM 필터와 함께 다른 필터들보다 짧은 수행 시간을 갖고 있음을 알 수 있다. TSM 필터는 잡음 제거 하는데 Median 필터와 CWM 필터를 같이 사용함으로써 수행 시간이 오래 걸리고 Trilateral 필터는 Bilateral 필터와 ROAD 통계량을 계산함으로써 많은 시간이 소비되는 것으로 생각된다. 물론 Mean 필터는 수행 시간은 어느 필터들보다 짧지만 임펄스 잡음을 제거하는데 비효율적인 필터라는 것을 언급하였다.

5. 결론 및 향후 연구

영상에서 잡음은 영상 자체의 인지도를 떨어뜨릴 뿐만 아니라 패턴 인식, 영상 분할 그리고 영상 압축 등 전반적인 영상처리 기법에 급격한 성능 저하를 가져오는 요인이 된다. 본 논문에서는 잡음 센서나 통신 채널 불량으로 생기는 임펄스 잡음을 효율적으로 제거하는 방법에 대해 논의하였다. 본 논문에서 제안된 잡음 제거 방법은 SD-ROM 필터와 유사하게 잡음 픽셀 검출과 추정이라는 두 단계에 의해 이루어진다. 임펄스 잡음 검출기를 통하여 모든 픽셀의 잡음 여부를 조사하고 난 후 잡음 픽셀로 판정이 나면 주위 픽셀 정보를 이용하여 원래 픽셀 값을 추정한다. SD-ROM 필터와는 다르게 주변 픽셀들의 잡음 여부에 따라 가중평균을 사용하여 잡음 픽셀을 추정하며, 주변 잡음 개수에 따라 가변 윈도우를 사

용한다는 큰 차이점이 있다. 여러 가지 영상 실험을 통하여 제안된 방법의 성능을 평가하였다. 기존의 잡음 제거 방법들 간의 정성적 비교와 PSNR과 MAE를 통한 정량적인 비교 그리고 필터의 수행 시간까지 고려하여 실험하였다. 제안된 방법은 잡음 제거는 물론 원영상에 대한 에지와 상세한 정보 보존력이 뛰어나고 수행 시간 면에서도 우수함을 보였다.

또한 제안한 잡음 제거 방법은 잡음 검출하는데 추정 결과를 반복적으로 사용하는 재귀적(recursive) 방법을 통해 성능을 더 향상시킬 수도 있다. 제안된 방법은 임펄스 잡음 제거 초점을 맞춰 개발하였으나 앞으로의 연구에서는 임펄스 잡음과 가우시안 잡음의 혼합된 잡음 영상에서 효율적인 잡음 제거 방법에 대한 연구를 계속 수행할 것이다.

참고문헌

- Abreu, E. and Mitra, S. K. (1995). A signal-dependent rank ordered mean (SD-ROM) filter - a new approach for removal of impulses from highly corrupted images, *IEEE Signal Processing Letters*, **4**, 2371-2374.
- Chen, T., Ma, K. K. and Chen, L. H. (1999). Tri-state median filter for image denoising, *IEEE Transactions on Image Processing*, **8**, 1834-1838.
- Chen, T. and Wu, H. R. (2001). Adaptive impulse detection using center-weighted median filter, *IEEE Signal Processing Letters*, **8**, 1-3.
- Garnett, R., Huegerich, T., Chui, C. and He, W. (2005). A universal noise removal algorithm with an impulse detector, *IEEE Transactions on Image Processing*, **14**, 1747-1754.
- Hardie, R. C. and Barner, K. E. (1994). Rank conditioned rank selection filters for signal restoration, *IEEE Transactions on Image Processing*, **3**, 192-206.
- Ko, S. J. and Lee, Y. H. (1991). Center weighted median filters and their applications to image enhancement, *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, **38**, 984-993.
- Singh, K. M. and Bora, P. K. (2002). Improved rank conditioned median filter for removal of impulse noise from images, In *Proceeding of IEEE Region 10 Conference on Computers, Communications, Control and Power Engineering*, **1**, 557-760.

[2008년 1월 접수, 2008년 2월 채택]

Adaptive Weighted Mean Filter to Remove Impulse Noise in Images

Jun Hee Lee¹⁾ Eo Bin Choi²⁾ Won Yeol Lee³⁾ Dong Hoon Lim⁴⁾

ABSTRACT

In this work, a new adaptive weighted mean filter is proposed for preserving image details while effectively suppressing impulse noise. The proposed filter is based on a noise pixel detection-estimation strategy. All the pixels are first detected using an impulse noise detector. Then the detected noise pixels are replaced with the output of the weighted mean filter over adaptive working window according to the rate of corrupted neighborhood pixels, while noise-free pixels are left unaltered.

We compare the proposed filter to other existing filters in the qualitative measure and quantitative measures such as PSNR and MAE as well as computation time to verify the capability of the proposed filter. Extensive simulations show that the proposed filter performs better than other filters in impulse noise suppression and detail preservation without increasing of running time.

Keywords: Impulse noise, weighted mean filter, noise removal, SD-ROM filter.

1) Student, Busan Science Academy, Busan 614-822, Korea.

E-mail: tiamatbrood1022@hanmail.net

2) Student, Busan Science Academy, Busan 614-822, Korea.

E-mail: Cebean.E@gmail.com

3) Student, Busan Science Academy, Busan 614-822, Korea.

E-mail: 92leeone@naver.com

4) Corresponding author. Professor, Dept. of Information Statistics and RINS, RICIC, Gyeongsang National University, Jinju 660-701, Korea.

E-mail: dhlim@gsnu.ac.kr