

영상에서 Support Vector Machine과 개선된 Adaptive Median 필터를 이용한 임펄스 잡음 제거

이대근¹ · 박민재² · 김정욱³ · 김도윤⁴ · 김동욱⁵ · 임동훈⁶

¹한국과학영재학교, ²한국과학영재학교, ³한국과학영재학교, ⁴한국과학영재학교
⁵부산대학교 통계학과, ⁶경상대학교 정보통계학과

(2009년 8월 접수, 2009년 9월 채택)

요약

영상은 잡음센서이나 채널 전송에러에 의해 생기는 임펄스 잡음을 의해 자주 오염된다. 본 논문은 영상에서 이런 임펄스 잡음을 제거하는 방법에 대해 논의하고자 한다. 제안된 잡음제거는 SVM(Support Vector Machine)과 개선된 Adaptive Median 필터에 의해 이루어진다. SVM에 의해 영상에서 잡음픽셀여부를 검출하고 검출된 잡음픽셀은 개선된 Adaptive Median 필터에 의해 새로운 픽셀값으로 대체한다. 제안된 방법의 성능을 평가하기 위해 영상 실험을 통하여 salt-and-pepper 임펄스 잡음과 random-valued 임펄스 잡음을 고려하여 기존의 잡음제거 방법들과 정성적이고 MAE, PSNR를 통한 정량적인 비교를 하였다. 실험결과 제안된 방법은 잡음 제거와 미세한 부분에 대한 보존력이 뛰어나고 특히, 많이 오염된 영상에 대해서도 상당한 잡음제거 성능을 보였다.

주요용어: Support vector machine, 개선된 Adaptive median 필터, 임펄스 잡음, 잡음제거.

1. 서론

영상에서 임펄스 잡음(impulse noise)은 영상 획득 시에 카메라가 제대로 작동하지 않거나 혹은 저장 매체의 메모리에 오류가 발생하거나, 영상의 전송에 장애가 생길 때 주로 발생한다. 임펄스 잡음을 포함한 여러 잡음들은 영상 인식을 어렵게 하는 것은 물론 영상 압축을 비롯한 영상 활용에 악영향을 미치기 때문에 다음 단계의 영상분석에 앞서 잡음 제거과정이 선행되어야만 한다.

좋은 잡음제거 방법은 영상의 에지(edge)를 비롯한 미세한 부분을 보존하면서 잡음을 제거하는 것이다. 하지만, 대부분의 잡음제거 방법들은 잡음을 제거함과 동시에 거의 필연적으로 영상의 미세한 부분에 손상을 입혀 영상이 흐려지곤 한다 (Lim과 Jang, 2002; Lim, 2006).

지금까지 대표적인 임펄스 잡음 제거 방법으로는 비선형 필터인 Median 필터가 있고 이를 개선시킨 Ko와 Lee (1991)의 CWM 필터(center weighted median filter), Sun과 Neuvo (1994)의 SWM-I 필터(switching median-I filter)와 SWM-II 필터(switching median-II filter), Abreu와 Mitra (1995)의 SD-ROM 필터(signal-dependent rank ordered mean filter) 그리고 Hwang과 Haddad (1995)와 Chan 등 (2005)의 Adative Median 필터 등이 사용되어왔다. CWM 필터는 윈도우의 중심픽셀에 많은 가중치를 두어 얻어진 중앙값을 윈도우의 중심픽셀값으로 대체하는 방법이고 SWM-I 필터와 SWM-II 필터는 각각 중심픽셀값과 윈도우의 중앙값(median) 혹은 가중 중앙값(weighted median)과 비교를 통하여

⁶교신저자: (660-701) 경남 진주시 가좌동 900, 경상대학교 정보통계학과, 교수 및 RINS, RICIC.

E-mail: dhlim@gnu.ac.kr

잡음여부를 검출하는 방법이다. 그리고 SD-ROM 필터는 중심픽셀값과 남아있는 픽셀들의 순위-순서 평균(rank-ordered median)과의 차이에 의해 잡음여부를 결정하며 Adaptive Median 필터는 중심픽셀과 주위픽셀의 비교를 통하여 윈도우의 크기를 가변적(adjustable)으로 조절함으로서 잡음여부를 결정하는 방법이다.

본 논문에서는 SVM(Support Vector machine)을 이용하여 잡음을 검출한 다음 개선된 Adaptive Median 필터를 이용하여 추정하고자 한다. SVM은 Vapnik (1998)에 의해 개발된 통계적 학습도구로서 일반적인 위험 최소화(empirical risk minimization)와는 다른 구조적 위험 최소화(Structural risk minimization)를 통해 오류를 최소화시키는 방법에 토대를 두고 있다.

SVM을 이용하여 임펄스 잡음을 제거하는 방법으로는 Lin과 Yu (2004)의 ATM(adaptive two-pass median filter) 필터가 대표적이다. ATM 필터는 SVM의 입력데이터인 특징벡터를 구성하는데 있어서 몇 개의 변수만을 사용하여 국소적인 정보 측도(local information measure)로 사용하였고 또한 검출된 잡음을 단지 중앙값으로 대체함으로서 잡음검출과 추정에서 효율이 떨어지는 경향이 있다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 제 2장에서는 본 논문에서 관심이 있는 임펄스 잡음 모형에 대해 논의하고 제 3장에서는 SVM과 Adaptive median 필터에 대해 개략적으로 소개하고 제 4장에서는 본 논문에서 제안하는 잡음제거 방법을 자세히 묘사하고자 한다. 그리고 제 5장에서는 영상실험을 통하여 제안된 잡음제거 방법의 성능을 정량적이고 정성적인 방법으로 평가하고 제 6장에서 결론과 향후 연구에 대해 고찰한다.

2. 임펄스 잡음 모형

영상의 임펄스 잡음에는 fixed-valued 임펄스 잡음과 random-valued 임펄스 잡음이 있다 (이준희 등, 2008). fixed-valued 임펄스 잡음은 일명 salt-and-pepper 임펄스 잡음이라고 부른다. 픽셀 $\mathbf{n} = (n_1, n_2)$ 에서 $v(\mathbf{n})$ 과 $x(\mathbf{n})$ 을 각각 원영상과 잡음영상의 픽셀값이라 할 때 salt-and-pepper 임펄스 잡음의 모형은 다음과 같다.

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

여기서 x_{\max} 과 x_{\min} 은 8bit 흑백영상에서 255와 0의 값을 갖고 확률 p 와 q 는 일반적으로 $p = q$ 이다.

또 다른 random-valued 임펄스 잡음모형은 다음과 같다.

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

여기서 $\eta(\mathbf{n})$ 은 0과 255사이의 균등분포(uniform distribution)를 갖는 확률변수이다.

3. SVM과 Adaptive median 필터

3.1. SVM

SVM은 두 가지 클래스를 효율적으로 분류하는 방법으로 분류 및 인식 성능이 뛰어나 최근 패턴인식분야에서 각광받는 방법이다 (Vapnik, 1998). 다음의 학습데이터가 주어졌다고 가정하자.

$$D = \{(\mathbf{x}_i, c_i) | \mathbf{x}_i \in R^p, c_i \in \{-1, 1\}\}_{i=1}^n,$$

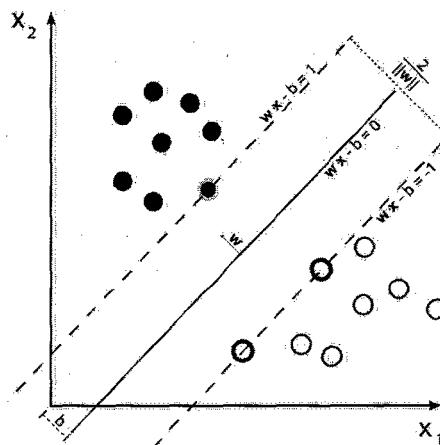


그림 3.1. 선형 분리 가능한 최적 분리 초평면 결정

여기서 c_i 는 p 차원 벡터 x_i 가 속하는 클래스를 나타내는 값으로 1 혹은 -1 이다. $c_i = 1$ 과 $c_i = -1$ 을 가진 데이터 x_i 를 두 개의 클래스로 분류하는데 여러 개의 $p-1$ 차원 초평면이 존재할 수 있다. SVM은 그림 3.1과 같이 두 클래스를 분류하기 위한 최적 분리 초평면(optimal separating hyperplane)은 각 클래스에 속하는 점들 중에서 분리 초평면에 인접한 점(support vector)을 지나는 평행 분리 초평면(parallel separating hyperplane)과의 거리(margin)를 최대로 함으로서 결정된다. 이를 위해 임의의 선형 분리 초평면을 다음과 같이 표현하자.

$$\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} - b = 0,$$

여기서 \cdot 는 dot product이고 벡터 \mathbf{w} 는 초평면에 수직인 정규벡터(normal vector)이다. 그리고 평행인 초평면은 다음의 방정식에 의해 표현할 수 있다.

$$\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} - b = 1$$

$$\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} - b = -1$$

학습 데이터가 선형분리가능하면 두 개의 초평면 사이의 거리는 $2/\|\mathbf{w}\|$ 이므로 다음의 조건을 만족하는 $\|\mathbf{w}\|$ 을 최소화하는 초평면을 찾는다.

$$\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} - b \geq 1 \quad \forall y_i = 1,$$

$$\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} - b \leq -1 \quad \forall y_i = -1.$$

위의 방정식을 다음의 하나의 방정식으로 표현할 수 있다.

$$y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} - b) \geq 1.$$

우리는 위의 문제를 SVM의 primal 문제로 다음과 같이 형식화할 수 있다.

$$\begin{aligned} & \text{minimize} \quad \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \\ & \text{subject to} \quad y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} - b) \geq 1. \end{aligned}$$

$x_{-4}(\mathbf{n})$	$x_{-3}(\mathbf{n})$	$x_{-2}(\mathbf{n})$
$x_{-1}(\mathbf{n})$	$x_0(\mathbf{n})$	$x_1(\mathbf{n})$
$x_2(\mathbf{n})$	$x_3(\mathbf{n})$	$x_4(\mathbf{n})$

그림 3.2. 벡터 $x(\mathbf{n})$ 로 이루어진 3×3 윈도우

그리고 라그랑지 배수(Lagrange multiplier) α_i 을 사용하여 위의 문제를 SVM의 dual 문제로 형식화할 수 있다.

$$\begin{aligned} & \text{maximize } L_D = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{ij} \alpha_i \alpha_j y_i y_j \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j \\ & \text{subject to } \sum_i \alpha_i y_i = 0, \quad \alpha_i \geq 0. \end{aligned}$$

그러나 대부분의 패턴은 선형적으로 분리가 가능하지 않다. 따라서 커널 함수(kernel function) $K(x_i, x)$ 을 도입하여 다음과 같이 입력벡터 x 에 대한 결정함수를 정의한다.

$$f(x) = \text{sign} \left(\sum_i^N \alpha_i y_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) - b \right). \quad (3.1)$$

커널함수는 어떤 방정식의 형태로 서로 다른 클래스를 구분할지를 결정하는 함수로, 자주 사용되는 커널 함수로는 아래와 같이 linear, polynomial 그리고 radial basis function 등의 3가지 형태의 커널함수를 주로 사용된다.

- linear: $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) = \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}$.
- polynomial: $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) = (\mathbf{x}_i^T \mathbf{x} + 1)^d$ (차수: d).
- radial basis function(RBF): $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) = \exp \left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|_2^2}{\sigma^2} \right)$.

3.2. Adaptive median 필터

중심픽셀 $x_0(\mathbf{n})$ 을 갖고 있는 $w \times w$ 윈도우를 1차원 벡터 $x(\mathbf{n})$ 로 표현하면 다음과 같다.

$$x(\mathbf{n}) = \left(x_{-\frac{(w^2-1)}{2}}(\mathbf{n}), x_{-\frac{(w^2-1)}{2}+1}(\mathbf{n}), \dots, x_0(\mathbf{n}), x_1(\mathbf{n}), \dots, x_{\frac{(w^2-1)}{2}-1}(\mathbf{n}), x_{\frac{(w^2-1)}{2}}(\mathbf{n}) \right).$$

그림 3.2는 $w = 3$ 인 3×3 윈도우이고 $x(\mathbf{n})$ 로 표현하면 다음과 같다.

$$x(\mathbf{n}) = (x_{-4}(\mathbf{n}), x_{-3}(\mathbf{n}), \dots, x_0(\mathbf{n}), x_1(\mathbf{n}), \dots, x_4(\mathbf{n})).$$

$w_{\max} \times w_{\max}$ 을 최대 윈도우 크기라 할 때 다음의 Adaptive median 필터는 $x_0(\mathbf{n})$ 가 잡음픽셀 여부를 식별한 후 잡음픽셀이면 사용된 윈도우의 중앙값으로 대체한다. 그러면 Adaptive median 필터에 대해 살펴보자.

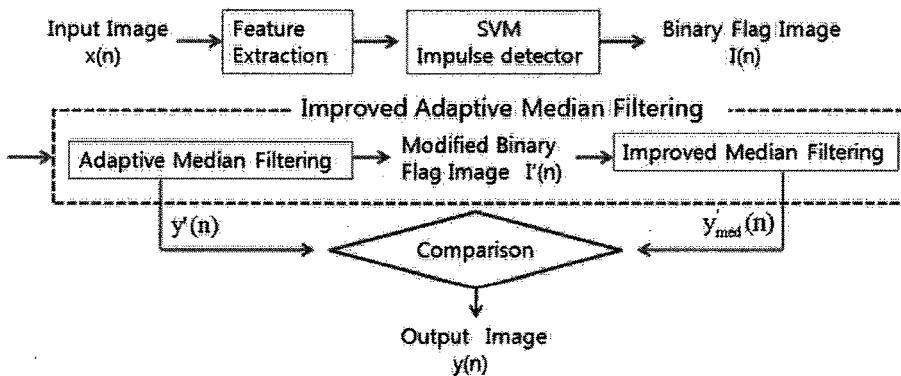


그림 4.1. 제안된 방법에 대한 블록도

step 1: $w = 3$ 로 초기화한다.

step 2: $x_{\min}(n)$, $x_{\text{med}}(n)$ 그리고 $x_{\max}(n)$ 을 계산한다. 여기서 $x_{\min}(n)$, $x_{\text{med}}(n)$ 그리고 $x_{\max}(n)$ 은 윈도우에서 최소 픽셀값, 중앙값 그리고 최대 픽셀값이다.

step 3: $x_{\min}(n) < x_{\text{med}}(n) < x_{\max}(n)$ 이면 step 5를 수행하고 그렇지 않으면 $w = w + 2$ 로 한다.

step 4: $w \leq w_{\max}$ 이면 step 2를 수행하고 그렇지 않으면 $x_0(n)$ 대신 $x_{\text{med}}(n)$ 로 대체한다.

step 5: $x_{\min}(n) < x_0(n) < x_{\max}(n)$ 이면 $x_0(n)$ 은 잡음이 아니 픽셀(noise-free pixel)이고 그렇지 않으면 $x_0(n)$ 대신 $x_{\max}(n)$ 로 대체한다.

4. 제안된 잡음 제거 방법

잡음제거는 크게 SVM에 의한 잡음검출(noise detection)과 개선된 Adaptive median filter에 의한 잡음 추정(noise estimation)의 두 단계에 의해 이루어진다. 그림 4.1은 제안된 방법의 잡음을 제거하는 과정을 보여주는 블록도이다. 입력영상에 대해 특징 추출(feature extraction)한 후 학습시킨 SVM 임펄스 검출기(SVM impulse detector)를 사용하여 잡음픽셀여부를 나타내는 이진 플래그 영상(binary flag image)을 구한다. 이진 플래그 영상에서 잡음픽셀인 경우 개선된 Adaptive median 필터링에 의해 잡음을 추정한다.

4.1. 특징 추출

SVM에 의해 임의의 픽셀이 잡음픽셀인지 여부를 판별하기 위한 입력데이터로서 아래에서 정의된 4개의 변수로서 구성된 관측벡터를 사용한다.

정의 4.1 변수 $u(n)$ 은 다음과 같이 입력값 $x_0(n)$ 과 중앙값 $x_{\text{med}}(n)$ 과의 절대값 차이로서 정의한다.

$$u(n) = |x_0(n) - x_{\text{med}}(n)|,$$

여기서 $u(n)$ 값이 크면 $x_0(n)$ 은 필터 윈도우의 중앙값 $x_{\text{med}}(n)$ 과 차이가 크다는 것을 의미하므로 결국 $u(n)$ 은 임펄스 잡음으로 생각할 수 있다. 그런데 $u(n)$ 의 하나의 변수만을 가지고 입력값 $x_0(n)$ 이 임펄스 잡음이라고 판정하기에는 어려움이 있다. 예를 들어, 그림 4.2와 같이 하나의 픽셀로 이루어진 선을 포함하는 영상인 경우 중심픽셀이 임펄스 잡음으로 판단되어 세부정보가 사라져버리는 경우가 있다.

20	200	200
200	20	200
200	200	20

그림 4.2. 선을 포함하는 3×3 원도우

20	20	20
20	200	200
150	150	150

그림 4.3. 잡음을 포함하는 3×3 원도우

다음 정의에서 이런 문제를 해결하기 위해서 또 다른 특징변수 $v(\mathbf{n})$ 을 사용한다.

정의 4.2

$$v(\mathbf{n}) = \frac{|x_0(\mathbf{n}) - x_{c1}(\mathbf{n})| + |x_0(\mathbf{n}) - x_{c2}(\mathbf{n})|}{2}$$

여기서, $|x_0(\mathbf{n}) - x_{c1}(\mathbf{n})| \leq |x_0(\mathbf{n}) - x_{c2}(\mathbf{n})| \leq |x_0(\mathbf{n}) - x_i(\mathbf{n})|, i \neq 0, c1, c2$.

여기서 $x_{c1}(\mathbf{n})$ 과 $x_{c2}(\mathbf{n})$ 는 원도우에서 중심픽셀 $x_0(\mathbf{n})$ 과 가장 가까운 픽셀을 나타낸다. 변수 $v(\mathbf{n})$ 을 사용하면 그림 4.2의 선 성분인 경우 $v(\mathbf{n})$ 의 작은 값을 가지므로 잡음으로 간주되지 않고 보존된다.

또한 한 픽셀이 잡음이 아님에도 불구하고, 주변 값과 큰 차이로 인해 잡음으로 처리되는 경우가 흔히 존재한다. 이러한 경우는 에지 부분에서 특히 많이 발생하는데 따라서 에지를 보존하기 위해 잡음과 에지의 구별을 위해 새로운 특징변수 $q(\mathbf{n})$ 을 도입할 필요가 있다.

정의 4.3

$$q(\mathbf{n}) = |x_0(\mathbf{n}) - c^3(\mathbf{n})|$$

여기서 $c^w(\mathbf{n}) = med(x_{-4}(\mathbf{n}), x_{-3}(\mathbf{n}), \dots, x_0(\mathbf{n}) \diamond w, \dots, x_4(\mathbf{n}))$, $x(\mathbf{n}) \diamond w$ 는 $x_0(\mathbf{n})$ 의 반복 w 배를 나타낸다. 변수 $q(\mathbf{n})$ 은 중심픽셀과 기준치를 갖고 계산된 중앙값과의 차이로서 정의함으로서 에지성분들이 잡음으로 검출되지 않고 보존되도록 하였다.

위에서 소개한 3개의 특징벡터의 원소 $u(\mathbf{n})$, $v(\mathbf{n})$, $q(\mathbf{n})$ 은 Lin과 Yu (2004)에서 논의된 변수들이다. 현재의 픽셀이 주위픽셀과 크게 다른 경우 변수 $u(\mathbf{n})$ 에 의해 잡음픽셀로 검출하였다. 그런데, 그림 4.3처럼 현재의 픽셀이 잡음임에도 불구하고 주위픽셀들과 별 차이가 없는 경우가 종종 존재한다. 물론, 이 경우 변수 $v(\mathbf{n})$ 과 $q(\mathbf{n})$ 에 의해 선이나 에지로 검출도 되지 않는다. 우리는 이처럼 잡음과 선, 에지의 명확한 구별이 어려운 경우에 대해 또 하나의 변수 $r(\mathbf{n})$ 이 필요하다.

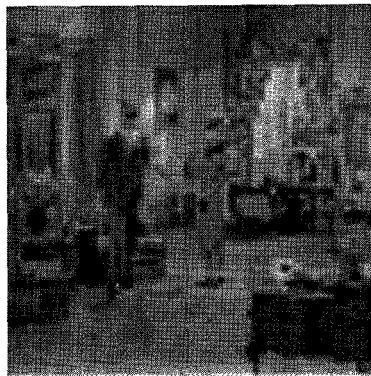


그림 4.4. SVM 학습에 사용된 영상

정의 4.4

$$r(\mathbf{n}) = |r(x_0(\mathbf{n})) - r(x_{med}(\mathbf{n}))|$$

여기서 $r(x_0(\mathbf{n}))$ 과 $r(x_{med}(\mathbf{n}))$ 은 각각 $x_0(\mathbf{n})$ 과 $x_{med}(\mathbf{n})$ 의 순위를 나타낸다. 따라서 $r(\mathbf{n})$ 은 $u(\mathbf{n})$ 의 순위버전으로 생각할 수 있다.

우리는 위에서 소개한 4개의 변수로서 구성된 다음의 특징벡터 $O(\mathbf{n})$ 을 사용하여 SVM 임펄스 검출기를 학습하기 위한 입력벡터로서 사용한다.

$$O(\mathbf{n}) = (u(\mathbf{n}), v(\mathbf{n}), q(\mathbf{n}), r(\mathbf{n})).$$

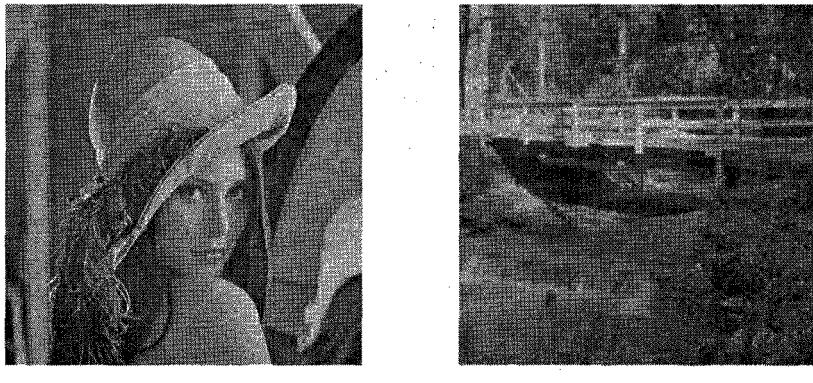
4.2. SVM 임펄스 검출기 학습

SVM 임펄스 검출기를 학습시키기 위해 64×64 Couple 영상에 20%의 salt-and-pepper 잡음을 추가하여 얻은 그림 4.4의 잡음 영상을 학습영상으로 사용하였다.

영상에서 임의의 픽셀이 잡음픽셀인지 SVM에 의해 결정하기 위해서는 입력 영상으로부터 필요한 정보를 추출해야한다. 영상의 각 픽셀에 대해 특징벡터 $O(\mathbf{n}) = (u(\mathbf{n}), v(\mathbf{n}), q(\mathbf{n}), r(\mathbf{n}))$ 을 구하고 이를 SVM의 입력벡터로서 사용한다. 그리고 원영상과 학습영상과의 비교를 통하여 잡음여부에 따라 0과 1로 분류한 다음 감독(supervised) 방법으로 학습시켜 판별함수(discrimination function)를 얻어낸다. 즉, 식 (3.1)에 주어진 최적 분리 초평면이 얻어진다. 이를 통해 우리는 잡음이 포함된 입력영상에 판별함수를 적용하여 잡음픽셀 여부를 결정한다.

4.3. 개선된 Adaptive Median 필터

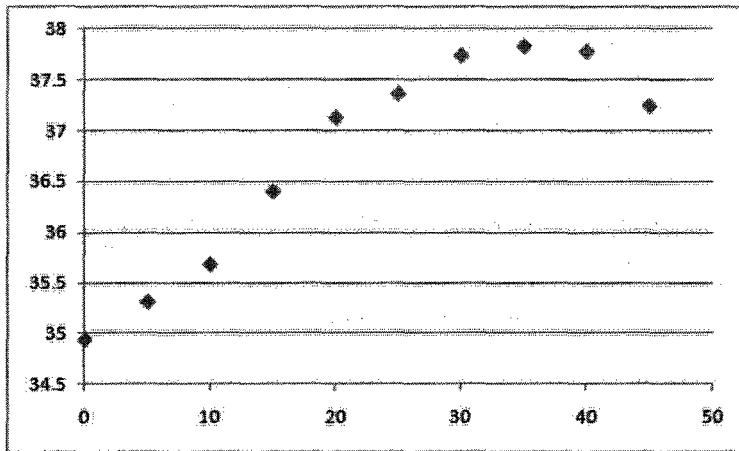
앞 절에서 SVM 임펄스 검출기에 의해 잡음픽셀여부를 나타내는 이진 플래그 영상(binary flag image)이 얻어진다. 이진 플래그 영상에서 잡음픽셀인 경우 주위 픽셀들 중 잡음이 아닌 픽셀(noise-free pixel)로 판정된 픽셀만을 가지고 Adaptive Median 필터를 적용하여 구한 윈도우의 중앙값을 잡음픽셀 값으로 대체한다. 여기서 SVM에 의해 판정된 잡음픽셀이 Adaptive Median 필터링 결과 대체된 픽셀 값과 같은 경우 우리는 잡음이 아닌 픽셀로 간주하여 이진 플래그 영상을 수정한다. 수정된 이진 플래그 영상에서 잡음픽셀에 대해 3×3 윈도우 주위 픽셀 중 잡음이 아닌 픽셀 개수가 윈도우 크기의 절반



(a) Lena 영상

(b) Bridge 영상

그림 5.1. 영상 실험에 사용된 원 영상들

그림 5.2. salt-and-pepper 잡음영상에서 T (x축)에 따른 PSNR (y축)의 값

이 넘는 경우 중앙값을 구하고 그렇지 않는 경우 윈도우 크기를 3×3 에서 5×5 로 증가시킨 후 다시 주위 픽셀 중 잡음이 아닌 픽셀 개수를 세서 비교한다. 이렇게 윈도우 크기를 변화시키면서 구한 중앙값을 $y'_{\text{med}}(n)$ 이라 하고 이전 Adaptive Median 필터링에 의한 결과값을 $y'(n)$ 이라 할 때 잡음픽셀 수정을 위한 임펄스 필터는 이를 차에 대한 토대 하에서 다음과 같이 결정된다.

$$y(n) = \begin{cases} y'_{\text{med}}(n), & |y'(n) - y'_{\text{med}}(n)| \geq T, \\ y'(n), & \text{else,} \end{cases} \quad (4.1)$$

여기서 임계값 T 의 적절한 선택이 임펄스 잡음제거 필터의 중요한 요소이다.

5. 잡음제거 성능실험과 논의사항

본 장에서는 제안된 방법의 잡음제거 성능평가를 위해 지금까지 알려진 여러 가지 필터들과 성능을 비교하고자 한다. 비교대상으로는 기본적인 Median 필터, CWM 필터, SWM-I 과 SWM-II 필터, SD-

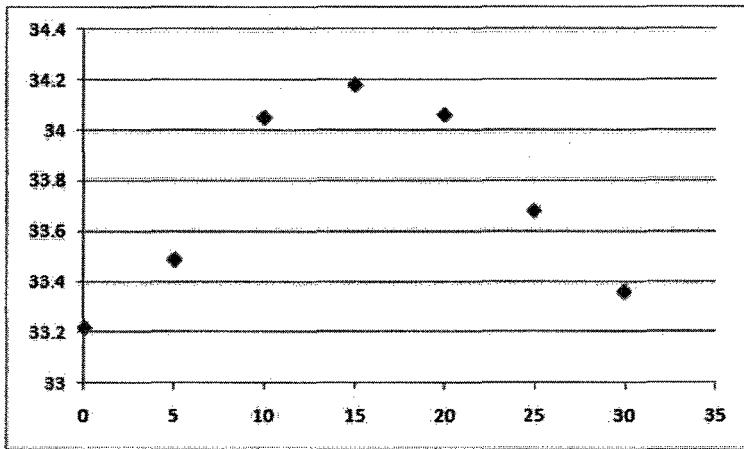


그림 5.3. random-valued 잡음영상에서 T (x 축)에 따른 PSNR(y 축)의 값

ROM 필터, Adaptive Median 필터 그리고 SVM을 사용한 ATM 필터 등이다. 실험 영상으로는 그림 5.1에 있는 512×512 Lena 영상과 256×256 Bridge 영상을 사용하였으며 20%, 30%, 50% salt-and-pepper 임펄스 잡음을 고려하여 실험하였다. 평가방법으로는 눈을 통한 정성적인 평가 외에 PSNR(Peak-Signal-to-Noise-Ratio)과 MAE(Mean Absolute Error)을 통한 정량적인 척도를 가지고 비교하였다.

제안된 방법에서 커널함수로는 RBF 함수를 사용하였으며 식 (4.1)에서 임계값 T 의 선택은 PSNR이 최대가 되도록 결정하였다. 그림 5.2와 5.3은 각각 20% salt-and-pepper Lena 잡음영상과 random-valued Lena 잡음영상에서 T 의 값에 따른 PSNR에 대한 그래프이다.

임계값 T 는 여러 가지 영상을 가지고 실험을 한 결과 영상에 따라 크게 차이가 나지 않음을 알 수 있었다. 따라서 임펄스 잡음의 종류에 따라 즉, salt-and-pepper 잡음영상인 경우는 $T = 35$ 사용을 권하고 random-valued 잡음영상에서 $T = 15$ 사용을 권한다.

5.1. 정성적인 비교

그림 5.4와 5.5는 그림 5.1(a)의 Lena 영상과 5.1(b)의 Bridge 영상에 각각 50% salt-and-pepper 잡음과 30% random-valued 잡음을 추가하여 얻은 잡음 영상에 대해 여러 가지 필터를 적용하여 얻은 결과 영상들이다. 그림 5.4의 salt-and-pepper 잡음 영상에서 보면 제안된 필터와 Adaptive Median 필터가 다른 필터들보다 잡음이 잘 제거되었고 CWM 필터, SWM-II필터, SD-ROM 필터 그리고 ATM 필터 등이 아직도 많은 잡음이 남아있음을 알 수 있다. 그리고 제안된 방법과 Adaptive Median 필터의 차이는 언뜻 보기에는 Adaptive Median 필터가 제안된 필터보다 좋은 것처럼 보이나 자세히 살펴보면 Adaptive Median 필터는 애지와 같은 세부적인 부분에서 블러링(blurring)이 발생되는 반면에 제안된 방법은 원영상과 별 차이가 없음을 알 수 있다. 그림 5.5의 random valued 잡음영상에 대한 결과를 살펴보면 Adaptive Median 필터를 제외한 다른 필터들은 비교적 잡음을 잘 제거함을 알 수 있다. Adaptive Median 필터의 급격한 성능저하는 0과 255(8비트 회색영상에서)의 값을 갖는 salt-and-pepper 잡음제거에 초점을 두어 설계된 필터이기 때문이다. 물론 제안된 방법은 다른 필터들보다 잡음 제거 및 세부적인 보존 면에서 원영상과 가깝게 복원됨을 알 수 있다.



그림 5.4. 50% salt-and-pepper Lena 잡음 영상에 대해 여러 가지 필터를 적용한 결과 영상

5.2. 정량적인 비교

잡음 제거 필터들 간의 효율성을 비교하기 위해 정성적 방법 외에 정량적 방법으로 성능을 평가할 수 있는 척도들이 있다. 먼저 영상의 복원 정도를 나타내는 객관적인 척도로 PSNR이 있다.

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

여기서 MSE(Mean Squared Error)는 다음과 같이 정의된다.

$$\frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} \left\{ I(i,j) - \hat{I}(i,j) \right\}^2,$$

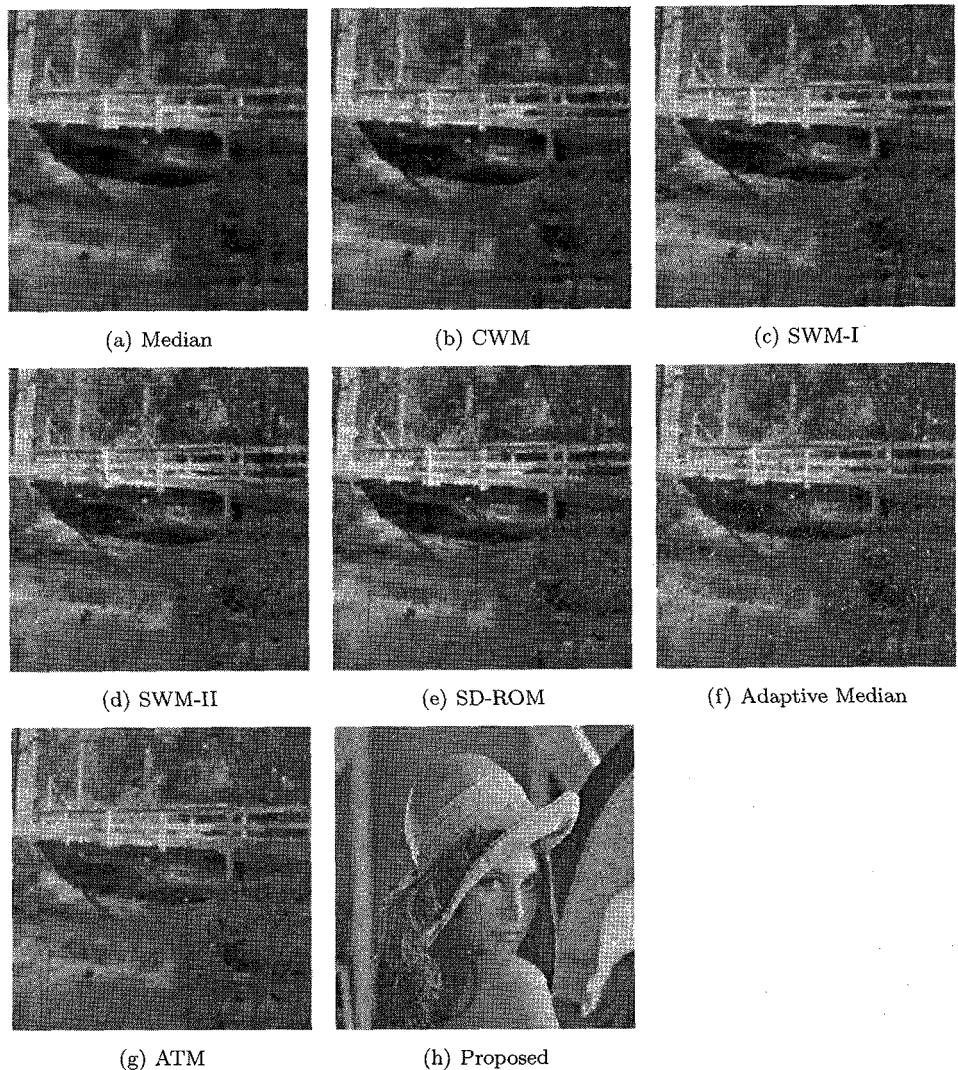


그림 5.5. 30% random-valued Bridge 짜움 영상에 대해 여러 가지 필터를 적용한 결과 영상

여기서 I 는 원 영상을, \hat{I} 는 필터링된 영상을 나타낸다. 이 값들을 비교하여 보면 영상의 복원력이 높을 수록 PSNR의 값이 큼을 알 수 있다.

또 다른 척도로는 영상을 필터링했을 때 에지와 같은 상세한 정보들이 얼마나 보존되어 있는가를 알려주는 것으로 MAE가 있다.

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

MAE의 값이 작을수록 영상의 상세한 정보들이 잘 보존된다는 것을 의미한다.

표 5.1. 30% salt-and-pepper 잡음영상에서 여러 가지 필터간의 성능비교

필터	Lena		Bridge	
	PSNR	MAE	PSNR	MAE
Median	28.83	3.89	25.12	8.55
CWM	28.49	3.56	25.53	7.44
SWM-I	32.54	1.62	27.54	3.87
SWM-II	29.08	2.08	26.98	4.00
SD-ROM	31.16	1.58	27.60	3.73
Adaptive Median	32.44	1.96	27.59	4.63
ATM	33.46	1.26	28.90	3.17
Proposed	33.80	1.25	29.96	2.86

표 5.2. 30% random-valued 잡음영상에서 여러 가지 필터간의 성능비교

필터	Lena		Bridge	
	PSNR	MAE	PSNR	MAE
Median	29.03	4.16	25.08	9.16
CWM	30.01	3.58	26.10	7.72
SWM-I	29.92	2.58	24.99	9.19
SWM-II	29.51	2.82	26.68	4.68
SD-ROM	30.88	2.06	27.08	4.43
Adaptive Median	30.95	3.38	23.11	7.31
ATM	30.96	2.28	27.76	3.97
Proposed	31.50	2.09	27.78	4.11

표 5.1과 5.2는 각각 30% salt-and-pepper 잡음영상과 30% random-valued 잡음영상에서 여러 가지 필터 간의 성능비교를 보여준다. 위 표로부터 제안된 필터는 ATM 필터와 함께 영상에 관계없이 우수한 성능을 갖고 있음을 알 수 있다. Adaptive Median 필터는 salt-and-pepper 잡음영상에서는 Median 필터나 CWM 필터보다 좋으나 random-valued Bridge 잡음영상에서는 이들 필터들 보다 PSNR면에서 성능이 떨어짐을 알 수 있다.

표 5.3과 5.4는 각각 50% salt-and-pepper 잡음영상과 50% random-valued 잡음영상에서 여러 가지 필터 간의 성능비교를 보여준다. 제안된 방법은 50% 높은 잡음비율에서도 상당히 좋은 성능을 보여주는 반면에 ATM 필터는 Lena 영상에서 아주 낮은 PSNR 수치를 보여주고 있고 Adaptive Median 필터는 random-valued 잡음영상에서 가장 낮은 수치를 보여주고 있다.

전반적으로 제안된 필터는 다른 필터들처럼 잡음 종류와 잡음의 양에 관계없이 꾸준히 높은 성능을 보여 줌을 알 수 있다.

6. 결론 및 향후 연구

영상에서 잡음은 영상 인식을 어렵게 하는 것은 물론 영상 압축을 비롯한 영상 활용에 악영향을 미치기 때문에 다음 단계의 영상처리에 앞서 잡음 제거 과정이 선행되어야 한다.

본 논문에서는 SVM과 개선된 Adaptive Median 필터를 사용하여 잡음검출과 추정이 이루어진다. 먼저, 임의의 핵셀이 잡음핵셀인지 여부를 판별하기 위해 영상으로부터 잡음핵셀에 대한 특징을 알 수 있는 변수들로 구성된 특징벡터를 사용하여 감독 방법으로 학습시켜 SVM 임펄스 검출기에 해당되는 판별함수를 구하였다. 제안된 SVM 임펄스 검출기는 Lin과 Yu (2004)에서 논의된 3개의 변수 외에 잡음

표 5.3. 50% salt-and-pepper 잡음영상에서 여러 가지 필터간의 성능비교

필터	Lena		Bridge	
	PSNR	MAE	PSNR	MAE
Median	23.33	6.90	22.11	13.79
CWM	20.86	9.03	22.07	12.79
SWM-I	24.33	4.35	22.83	9.49
SWM-II	20.69	7.81	21.77	10.78
SD-ROM	23.40	4.84	22.83	9.13
Adaptive Median	29.00	3.13	24.64	7.04
ATM	20.43	6.89	22.73	8.94
Proposed	29.97	2.82	24.74	7.30

표 5.4. 50% random-valued 잡음영상에서 여러 가지 필터간의 성능비교

필터	Lena		Bridge	
	PSNR	MAE	PSNR	MAE
Median	24.65	7.72	21.60	12.04
CWM	24.41	7.69	19.67	13.61
SWM-I	24.95	6.05	22.54	8.14
SWM-II	23.65	7.50	19.57	11.37
SD-ROM	25.16	5.45	21.12	8.89
Adaptive Median	18.96	12.90	18.02	16.50
ATM	23.88	6.50	19.41	10.52
Proposed	27.42	4.61	23.82	8.86

과 선, 에지의 명확한 구별이 어려운 경우를 고려하여 변수 하나를 추가하여 특징벡터를 만들었다. 기존의 SVM 임펄스 검출기와 비교를 위해 그림 4.4의 salt-and-pepper 잡음이 있는 Couple 학습영상에 대해 실험한 결과 기존의 SVM 임펄스 검출기는 97.5%의 검출율을 나타난 반면에 제안된 SVM 임펄스 검출기는 98.5%의 높은 검출율을 보였다. 그리고 검출된 잡음픽셀에 대해 개선된 Adaptive Median 필터를 사용함으로서 종전의 Median 필터와 Adaptive Median 필터를 사용하여 추정한 것 보다 훨씬 효율을 증가시켰다.

제안된 방법의 성능을 평가하기 위해 두 가지 임펄스 잡음모형에 대해 기존의 잡음제거 방법들과 정성적인 비교 외에 MAE, PSNR과 같은 척도를 이용하여 정량적인 비교를 수행하였다. 정성적인 비교를 통하여 제안된 방법은 다른 필터들보다 잡음제거 및 세부적인 보존에서 뛰어남을 알 수 있었고 정량적인 비교에서도 제안된 필터는 다른 필터들처럼 잡음 종류와 잡음의 양에 관계없이 꾸준히 높은 성능을 보여주었다.

본 연구는 잡음을 판별하는데 SVM이라는 통계적 학습도구와 추정하는데 개선된 Adaptive Median 필터를 사용함으로서 단지 Median 계열의 필터를 사용하여 잡음 제거하는 것 보다 긴 수행시간을 갖고 있었다. 따라서 앞으로의 연구는 SVM에 대한 수행속도 개선과 추정방법에 대해 연구를 계속 수행할 것이다.

참고문헌

이준희, 최어빈, 이원열, 임동훈 (2008). 영상에서 임펄스 잡음제거를 위한 적응력있는 가중 평균 필터, <응용통계 연구>, 21, 233-245.

- 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*, **4**, 2371–2374.
- Chan, R. H., Ho, C. W. and Nikolova, M. (2005). Salt-and-pepper noise removal by median-type noise detectors and detail-preserving regularization, *IEEE Transactions on Image Processing*, **14**, 1479–1485.
- Hwang, T. and Haddad, R. A. (1995). Adaptive median filters: New algorithms and results, *IEEE Transactions on Image Processing*, **4**, 499–502.
- 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.
- Lim, D. H. (2006). Robust edge detection in noisy images, *Computational Statistics and Data Analysis*, **50**, 803–812.
- Lim, D. H. and Jang, S. J. (2002). Comparison of two-sample tests for edge detection in noisy images, *Journal of Royal Statistical Society-The Statistician*, **51**, 21–30.
- Lin, T.-C. and Yu, P.-T. (2004). Adaptive two-pass median filter based on support vector machines for image restoration, *Neural Computation*, **16**, 333–354.
- Sun, T. and Neuvo, Y. (1994). Detail-preserving median based filters in image processing, *Pattern Recognition Letters*, **15**, 341–347.
- Vapnik, V. (1998). *The Nature of Statistical Learning Theory*, Springer-Verlag, New York.

Support Vector Machine and Improved Adaptive Median Filtering for Impulse Noise Removal from Images

Dae Geun Lee¹ · Min Jae Park² · Jeong Uk Kim³ · Do Yoon Kim⁴ ·
Dong Wook Kim⁵ · Dong Hoon Lim⁶

¹Korea Science Academy, ²Korea Science Academy, ³Korea Science Academy,
⁴Korea Science Academy, ⁵Busan National University, ⁶Gyeongsang National University

(Received August 2009; accepted September 2009)

Abstract

Images are often corrupted by impulse noise due to a noise sensor or channel transmission errors. The filter based on SVM(Support Vector Machine) and the improved adaptive median filtering is proposed to preserve image details while suppressing impulse noise for image restoration. Our approach uses an SVM impulse detector to judge whether the input pixel is noise. If a pixel is detected as a noisy pixel, the improved adaptive median filter is used to replace it. To demonstrate the performance of the proposed filter, extensive simulation experiments have been conducted under both salt-and-pepper and random-valued impulse noise models to compare our method with many other well known filters in the qualitative measure and quantitative measures such as PSNR and MAE. Experimental results indicate that the proposed filter performs significantly better than many other existing filters.

Keywords: Support vector machine, improved Adaptive median filter, impulse noise, noise removal.

⁶Corresponding author: Professor, Department of Information Statistics and RINS, RICIC, Gyeongsang National University, Jinju 660-701, Korea. E-mail: dhlim@gnu.ac.kr