

## 영상에 포함된 잡음의 분산 추정과 잡음제거

김영화<sup>1</sup> · 남지호<sup>2</sup>

<sup>1</sup>중앙대학교 응용통계학과, <sup>2</sup>중앙대학교 대학원 통계학과

(2011년 6월 접수, 2011년 8월 채택)

---

### 요약

영상처리 분야에서 원래의 순수 이미지를 오염시키는 잡음을 제거하는 것은 매우 중요한 문제이다. 그러나 여러가지 원인으로 인하여 발생하는 잡음의 발생을 완벽하게 막는 것은 현실적으로 불가능하다. 따라서 영상에 포함되어 있는 잡음을 제거하거나 최대한 줄이는 것이 매우 중요한 과제이다. 본 연구에서는 이미지를 오염시키고 있는 잡음의 상대적인 크기를 측정하여 잡음의 분산의 수준을 추정하고, 이를 영상처리 분야에서 자주 사용되는 잡음제거 기법인 시그마 필터에 응용하여 잡음을 효과적으로 제거하는 통계적 알고리즘을 제시하였다. 결론적으로, 잡음의 분산의 수준에 관계없이 본 연구에서 제안한 통계적 잡음제거 방법론을 통해 기존의 시그마 필터보다 현저하게 개선된 결과를 얻을 수 있었다.

주요어: 바틀렛 검정, 시그마 필터, 영상처리, 잡음, 잡음제거.

---

### 1. 서론

디지털 TV 등과 같은 영상재현 장치들의 궁극적인 목적은 원래의 순수한 영상 또는 이미지를 그대로 재현하는 것이다. 그러나 잡음과 같은 오류가 발생하는 것은 사람이 만든 장치에서는 필연적으로 나타나는 문제이므로 잡음의 발생을 근본적으로 막는 것은 현실적으로 불가능하며, 일단 발생한 잡음을 얼마나 정확히 찾아내어 제거하느냐가 매우 중요하다. 영상처리 분야에서는, 영상신호에서 에지(edge)나 세부 부분(small detail) 등과 같이 영상에 담긴 본질적인 중요한 성분을 ‘피쳐(feature)’, 그렇지 않은 영상신호를 ‘잡음(noise)’이라고 한다. 잡음제거(noise reduction, noise removal)를 할 때 화질의 열화(blur)가 발생하는 것과 같이 잡음에 오염되어 있는 영상의 처리에서 발생하는 문제점들은 영상의 피쳐의 세기와 이에 더해진 잡음의 상대적인 크기, 즉 잡음의 분산의 크기에 의해 영향을 받는다고 알려져 있다. 이러한 잡음으로 인한 화질의 열화를 최소화하기 위해서는 영상에 담겨있는 잡음의 정도, 혹은 그 세기를 정확하게 추정하는 것이 필요하고, 이러한 분야는 영상처리 분야에서도 매우 필요한 기술로서 현재도 많이 연구되고 있다.

본 연구의 목적은 이러한 잡음과 피쳐의 상대적인 크기를 수치화하고 그 결과를 사용하여 잡음의 분산을 정확하게 추정하여 효과적으로 잡음을 제거하고자 하는 것이다. Kim과 Lee (2005)는 영상에서 피쳐와 잡음을 효율적으로 구분하는 새로운 통계적 알고리즘을 제안하였으며, Lee 등 (2008)은 이를 통계적 가설검정 방법에 적용하여 피쳐의 정도를 측정하였다. Kim과 Nam (2009)은 선행 연구 결과를 이용하여 잡음의 분산의 크기를 추정하는 알고리즘을 제안하였으며 이를 시그마 필터에 응용하였다. 본 연구에서 이 논문은 2010년 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임 (NRF-2010-0022891).

<sup>1</sup>교신저자: (156-756) 서울시 동작구 흑석동 221, 중앙대학교 응용통계학과, 교수. E-mail: [gogators@cau.ac.kr](mailto:gogators@cau.ac.kr)

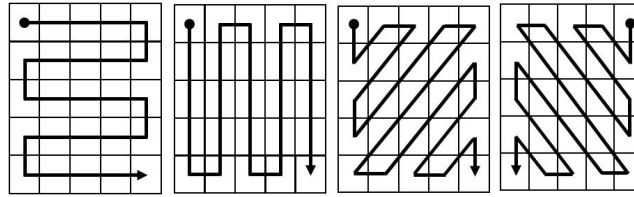


그림 2.1. 네 방향성에 따른 픽셀값의 재배열 방법

는 영상에 포함되어 있는 잡음의 분산을 추정하는 새로운 알고리즘을 제안하고 이를 시그마 필터에 적용하는 모의실험을 통하여 본 연구에서 제안하는 알고리즘의 효용성을 보이고자 한다.

본 연구의 연구방향과 논문의 구성을 간략히 정리하면 다음과 같다.

영상신호에서 에지(edge)나 세부 부분(small detail) 등과 같이 영상에 담긴 본질적인 중요한 성분인 피쳐 부분과 그렇지 않은 잡음 영상신호를 구별할 수 있는 통계적 검출 알고리즘을 소개하고 적용한다. 이를 기초로 Kim과 Nam (2009)이 제안한 내용을 응용하여 영상을 오염시키는 가우시안(Gaussian) 잡음의 분산의 크기를 피쳐에 대한 잡음의 상대적 크기를 고려하여 추정하는 알고리즘을 제안한다. 이러한 과정을 거쳐 보다 정확하게 추정된 잡음의 분산을 잡음제거 방법인 시그마 필터에 적용하는 모의실험을 통하여 그 실제 효과를 구현한다.

## 2. 잡음의 분산 추정 알고리즘

### 2.1. 피쳐와 잡음을 구분하는 가설 설정

본 연구에서는 순수 피쳐와 순수 잡음, 잡음에 오염되어 있는 피쳐를 구분하는 기본적인 알고리즘으로 Kim과 Lee (2005)가 제안한 방법을 사용한다. 즉, 영상에 특정한 피쳐가 있는 부분에서는 적어도 하나 이상의 방향성(orientation)이 존재하여 영상의 픽셀(pixel) 값들 사이에 강한 상관관계가 존재하는데 비해, 영상의 잡음 부분이나 순수 영상에 잡음이 더해져 있는 부분에서는 상대적으로 방향성이 뚜렷하지 않으므로 어떤 방향에 대해서도 영상의 픽셀 값들 사이에 유의한 상관관계가 존재하지 않는다는 것을 이용한다. 따라서 방향성을 추정하기 위해서는 이차원 영상 데이터를 일차원 영상 시열 데이터로 재배열하는 것이 필요하며 이를 구성하는 절차는 다음과 같다.

영상을  $N \times N$  픽셀 블록으로 나누어  $(i, j)$ 번째 픽셀이 중심이 되는  $N \times N$  픽셀 블록을  $M_{ij}^N$ 이라 하면 블록  $M_{ij}^N$ 의 전체 픽셀의 수는  $N^2$ 개이다. 이 픽셀 값들을 방향성  $\theta$  ( $\theta = 1, 2, \dots, n$ )에 따라 재배열한 것을  $U^\theta = [U_1^\theta, U_2^\theta, \dots, U_{N^2}^\theta]$ 라 하면, 재배열된 픽셀 값들을 기초로 특정 방향성  $\theta$ 에 대한 벡터는 인접한 두 픽셀의 값의 차로 다음과 같이 정의한다.

$$Z^\theta = \{Z_2^\theta, Z_3^\theta, \dots, Z_{N^2}^\theta\}, \quad Z_k^\theta = U_k^\theta - U_{k-1}^\theta, \quad \theta = 1, 2, \dots, n, \quad k = 2, 3, \dots, N^2.$$

예를 들어, 블록의 크기  $N = 5$ , 방향의 수  $n = 4$ 이고  $\theta = \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}$ 인 경우 픽셀 값을 재배열하는 방법은 Kim과 Lee (2005), Kim과 Nam (2008)에서 제시한 방법과 같으며, 그림 2.1은 이러한 배열방법의 이해를 돕기 위해 예시한 것이다.

만약  $\theta$  방향으로 피쳐가 존재할 경우에는 픽셀들이 동일하거나 비슷한 색상을 가지기 때문에  $Z_k^\theta$ 는 0에 가까운 작은 값을 가질 것이며, 피쳐가 존재하지 않아 상관관계가 없는 경우에는 상대적으로 차이가 크기 때문에  $Z_k^\theta$ 는 0보다 조금 크거나 매우 큰 값을 가질 것이다. 따라서  $\theta$  방향으로 피쳐가 존재할 경우

$Z^\theta$  원소 값들의 변동은 다른 방향  $\theta^* (\neq \theta)$ 에 대한  $Z^{\theta^*}$  원소 값들의 변동에 비하여 작아지게 될 것이다. 이러한 판단에 근거하여 영상의 피쳐와 잡음을 구분하는 문제를  $Z^\theta, \theta = 1, 2, \dots, n$ 들의 분산이 동일성을 검정하는 등분산 검정의 문제로 변환할 수 있다. 즉,  $\sigma_\theta^2$ 을  $Z^\theta$ 의 모분산(population variance)이라 하면, 블록  $M_{ij}^N$ 가 순수 잡음이라는 것은 방향성  $\theta$ 에 따라 생성된  $Z^\theta$ 들의 분산이 통계적으로 동일하다는 것을 의미하게 되며, 블록  $M_{ij}^N$ 가 피쳐를 포함한다는 것은  $Z^\theta$ 들의 분산이 통계적으로 모두 동일하지는 않다는 것이 되므로 다음의 영가설과 대립가설을 설정할 수 있다.

$$H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_n^2 \quad v.s. \quad H_1 : \text{not } H_0.$$

### 2.2. 바틀렛 검정

위 가설에 대한 검정방법으로는 Kim과 Lee (2005)가 제안한 방법과 Lee 등 (2008)이 제안한 방법을 사용할 수 있으나, 본 연구에서는 Kim과 Nam (2009)에서 사용한 것과 같이 Lee 등 (2008)이 제안한 등분산 검정 방법 가운데 가장 효과적이었던 바틀렛(Bartlett) 검정을 사용하고, 검정결과를 바탕으로 피쳐의 상대적 크기를 측정한다.

모분산의 동일성을 검정하는 방법 중 대표적인 바틀렛 검정 (Bartlett, 1937)은 모집단의 정규성을 가정하기 때문에 표본이 정규분포를 따르지 않을 경우에 큰 영향을 받는 것으로 알려져 있다. 그러나 일반적으로 영상처리분야에서는 영상에 포함된 잡음들은 정규분포를 따르는 가우시안 잡음을 가정하므로 이 방법을 사용하는 것이 타당하다고 할 수 있다. 바틀렛 검정의 검정통계량  $G$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$G = \frac{(L - n) \ln s_p^2 - (N^2 - 2) \sum_{\theta=1}^n \ln s_\theta^2}{1 + \frac{1}{3(n-1)} \left\{ \frac{n}{N^2 - 2} - \frac{1}{L - n} \right\}},$$

여기서  $s_\theta^2$ 은  $Z^\theta$ 의 원소들  $\{Z_1^\theta, Z_2^\theta, \dots, Z_{N^2}^\theta\}$ 의 표본분산,  $L = n(N^2 - 1)$ ,  $s_p^2$ 은 합동표본분산(pooled sample variance)이며 표본분산들의 가중평균  $s_p^2 = (N^2 - 2) / (L - n) \sum_{\theta=1}^n s_\theta^2$ 로 정의된다. 바틀렛 검정에서는  $G > \chi^2(\alpha; n - 1)$ 이면 모분산이 모두 동일하다는 영가설을 기각하며, 여기서  $\chi^2(\alpha; n - 1)$ 은 자유도가  $n - 1$ 인 카이제곱 분포의 상위  $\alpha$ -분위수를 의미한다.

### 2.3. 영상에 포함된 피쳐의 정도

Lee 등 (2008)은 바틀렛 검정에 근거하여  $(i, j)$ 번째 픽셀이 중심인  $N \times N$  블록  $M_{ij}^N$ 에 있는 피쳐와 잡음의 비율을 나타내는 척도인  $\delta(i, j)$ 를 다음과 같이 제안하였다.

먼저 주어진  $\alpha_0$ 와  $\alpha_1$ 에 대하여  $P(G < C_0) = \alpha_0$ 와  $P(G > C_1) = \alpha_1$ 을 만족하는 두 임계치  $C_0, C_1$ 을 고려한다. 여기서  $\alpha_0$ 는 영가설을 채택할 확률,  $\alpha_1$ 은 영가설을 기각할 확률, 그리고  $G$ 는 바틀렛 검정의 검정통계량을 나타내며, 척도  $\delta(i, j)$ 의 값은 다음과 같이 결정한다.

1.  $G \leq C_0$ 인 경우 영가설을 채택, 즉 피쳐가 없는 순수한 잡음이라고 결론을 내리며, 이때  $\delta(i, j) = 0$ 이라고 정의한다.
2.  $G \geq C_1$ 인 경우 영가설을 기각, 즉 잡음이 없는 순수한 피쳐라고 결론을 내리며, 이때  $\delta(i, j) = 1$ 이라고 정의한다.
3.  $C_0 < G < C_1$ 인 경우 피쳐와 잡음이 섞여있다고 결론 내리며, 이때  $\delta(i, j)$ 의 값은  $G$ 의 값에 비례하도록  $\delta(i, j) = (G - C_0) / (C_1 - C_0)$ 과 같이 보정하여 결정한다.

## 2.4. 잡음의 분산 추정 알고리즘의 제안

일반적으로 잡음의 수준에 대한 정보를 정확하게 알고 있다면 잡음을 효과적으로 제거할 수 있다고 알려져 있다. 잡음의 수준은 잡음의 분산의 크기를 통해 알 수 있지만, 이 값이 알려져 있는 경우는 극히 드물다. 따라서 잡음의 분산추정은 영상이나 비디오 처리 과정의 정확도를 증진시키며 잡음제거 등 영상의 화질개선에 효과적으로 적용할 수 있을 것이다.

잡음의 수준을 추정하는 방법은 블록에 기초하는 방법과 필터에 기초하는 방법으로 구분할 수 있다. 최근의 연구에서 Bosco 등 (2005)은 계산량이 많은 블록 방법의 단점을 개선하여 빠르게 추정할 수 있는 방법을 제안하였고, Amer와 Dubois (2005)는 8방향으로 동일성(homogeneity)을 측정하는 High-Pass Operator를 이용하여 블록에 기초한 추정 방법을 제안하였으며, Shin 등 (2005)은 블록과 필터에 기초한 방법을 동시에 사용하는 절차를 제안하였다. 본 연구에서 제안하는 잡음의 분산 추정 알고리즘은 Kim과 Nam (2009)에서 제안했던 것과 유사한 블록에 기초한 방법이라 할 수 있다.

**2.4.1. 잡음 모형** 영상에 대한 모형은 잡음에 의해 영향을 받는다고 가정하며, 잡음은 일반적으로 정규분포를 따른다고 알려져 있으므로 다음과 같이 정의한다.

$$x(i, j) = o(i, j) + n(i, j),$$

여기서  $x(i, j)$ 는 관측된 영상,  $o(i, j)$ 는 잡음이 없는 순수 영상,  $n(i, j)$ 는 평균이 0이고 표준편차가  $\sigma$ 인 정규분포를 따르는 가우시안(Gaussian) 잡음을 나타낸다. Kim과 Nam (2009)은  $\sigma$ 를 추정하는 통계적 알고리즘을 제안하고 이를 시그마 필터에 적용하여 그 효용성을 입증하였으며, 그 내용은 다음과 같다.

1. 블록  $M_{ij}^N$ 에 대하여 영상의 피처에 대한 척도  $\delta(i, j)$ 를 바틀렛검정을 사용하여 계산한다. 또한  $\alpha_0$ 와  $\alpha_1$ 의 값으로는 0.001, 0.01, 0.05 등을 사용한다.
2.  $\delta(i, j) = 0$ 인 블록, 즉 순수 잡음이라고 판단된 블록에 대해서만 표본표준편차  $s(i, j)$ 를 계산한다.
3. 계산된  $s(i, j)$ 들에 대하여 특이점(outlier)을 제거하기 위하여  $Q_3 + (1.5 \times IQR)$  보다 크거나  $Q_1 - (1.5 \times IQR)$ 보다 작은 값은 특이점으로 판단하고 이를 제거한다. 여기서  $Q_1$ 은 제 1사분위수,  $Q_3$ 는 제 3사분위수,  $IQR = Q_3 - Q_1$ 은 사분위범위이다.
4. 제거할  $s(i, j)$ 가 없을 때까지 위 단계 3을 반복한다.
5. 제거되지 않은  $s(i, j)$ 들의 산술평균을  $\sigma$ 의 추정치로 사용한다.

**2.4.2. 잡음 수준 추정 알고리즘 제안** 본 연구에서는 앞서 설명한 바와 같이  $\sigma$ 를 추정하는 통계적 알고리즘을 제안하고 이를 시그마 필터에 적용하여 그 효용성을 입증한 Kim과 Nam (2009)의 연구를 개선하여 더 정확한 추정 알고리즘을 제안하고자 한다. 이하의 내용에서  $s(i, j)$ 는 픽셀 블록  $M_{ij}^N$ 에서 구해진 표본표준편차이며,  $\delta(i, j)$ 는 앞에서 정의한 것과 같다. 그림 2.2는 본 연구에서 제안하는 잡음의 분산 추정 알고리즘의 개념도이며,  $\sigma$ 의 추정치  $\hat{\sigma}$ 는  $\delta(i, j)$ 값을 이용하여 다음과 같이 가중평균으로 구한다. 즉, 잡음의 정도가 심할수록 표본표준편차의 값에 더 큰 가중을 주어 전체 평균을 구한다.

$$\hat{\sigma} = \frac{\sum_i \sum_j s(i, j)[1 - \delta(i, j)]}{\sum_i \sum_j [1 - \delta(i, j)]}.$$

예를 들어  $\delta(i, j) = 0$ 인 경우, 즉 순수 잡음이라 판단된 경우 표본표준편차의 값을 전부 적용하고, 만약  $\delta(i, j) = 1$ 인 경우라면 잡음이 없는 순수 피처이므로 이 경우 얻어지는 표본표준편차의 값은 적용

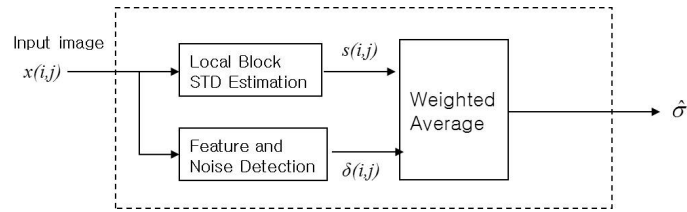


그림 2.2. 잡음의 분산 추정 알고리즘 개념도

표 3.1.  $\sigma$ 의 참값과  $\hat{\sigma}$

$\sigma$ 의 참값	$\hat{\sigma}$	
	Tiffany	Lena
5	5.67	4.93
7	7.56	6.62
10	10.44	9.18
15	15.51	13.10
20	19.87	17.38
25	24.60	21.45
30	29.01	24.55

하지 않게 된다. 본 연구에서 제안하는 방법과 Kim과 Nam (2009)에서 제안한 알고리즘과의 차이는  $\delta(i, j)$ 의 값이 0과 1 사이인 경우 즉, 피쳐와 잡음이 섞여 있는 경우에 해당 블록의 표본표준편차의 값에서 잡음의 비율만큼 표본표준편차의 값을 반영시킨다는 것이다.

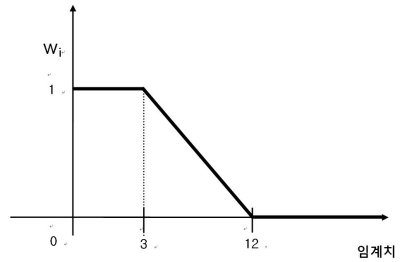
### 3. 모의실험

본 연구에서 제안한 잡음의 분산 추정 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 영상처리에서 테스트 이미지로 자주 사용되는 두 개의 이미지인 ‘Tiffany’와 ‘Lena’의 잡음이 없는 원본 이미지에  $N(0, \sigma^2)$ 을 따르는 잡음을 추가한 후,  $\sigma$ 의 참값과 추정치  $\hat{\sigma}$ 를 비교한 결과는 표 3.1과 같다. 표 3.1의 결과는 크기가  $5 \times 5$ 인 표본 블록에 의한 결과이며, 이 표를 살펴보면 본 연구에서 제안하는 잡음 수준 추정 알고리즘이 정확하게  $\sigma$ 를 추정하는 것을 볼 수 있다.

영상처리 분야에서 사용되는 대표적인 잡음제거 기법을 간략히 소개하면 다음과 같다.

- Lowpass Digital Filter 적용방법: 정규분포를 따르는 가우시안(Gaussian) 잡음의 기대값이 0 이 되는 성질을 이용하는 가장 전통적인 잡음감소 방법으로서, 가중치를 이용한 평균치를 추정하여 영상의 데이터들의 잡음을 감소시키는 방법이다. 영상처리 분야에서는 Digital Filter라고 불리운다.
- Median Filtering 방법: 위와 원리는 비슷하며 데이터의 중위수(median)를 이용하여 잡음을 감소시키는 방법으로서 Lowpass Digital Filter에 비하여 영상의 에지(edge) 성분을 상대적으로 잘 유지하는 성질이 있다.
- Frequency Domain을 이용하는 방법: 영상을 주파수 변환을 하여 잡음이 상대적으로 많이 들어가 있는 고주파 성분을 감소시켜 잡음을 감소시키는 방법으로서 계산량이 많은 단점이 있다.
- Temporal Filtering 검출을 이용하는 방법: 동영상의 잡음을 감소시키는데 효과적인 방법으로서 움직임이 없는 물체의 시간 축 데이터는 물체의 원데이터에 순수 잡음이 더해진 경우이기 때문에 영상의 열화(blur) 없이 매우 효과적으로 잡음을 제거할 수 있다.

$X_1$	$X_2$	$X_3$
$X_4$	$X_5$	$X_6$
$X_7$	$X_8$	$X_9$

그림 3.1.  $3 \times 3$  블록 예시그림 3.2. 추정치  $\hat{\sigma}$ 에 따른 가중치  $w_i$ 

- Sigma Filtering 방법: 잡음의 표준편차를 추정하여 사용하는 방법으로서 영상의 주요 피쳐 성분인 에지(edge)를 열화(blur)시키지 않고 잡음만 효과적으로 감소시키는 장점이 있다. 영상에 더해진 잡음의 표준편차를 정확히 알면 보다 효과적으로 잡음을 감소시킬 수 있으나, 그렇지 않을 경우 영상에 따라 잡음감소 성능이 떨어지거나 혹은 지나치게 영상을 열화시키는 단점이 있다.

본 연구에서는 잡음제거 방법 가운데, 추정된  $\hat{\sigma}$ 의 값을 이용하는 시그마 필터(sigma filter;  $\sigma$ -filter)에 적용해보도록 한다. 시그마 필터는 각각의 주변 픽셀마다 가중치  $w_i$ 를 구할 때, 추정된  $\hat{\sigma}$  값을 이용하는 영상처리 기법이다. 그러나 기존에 사용되는 시그마 필터는 잡음의 분산에 대한 합리적인 고려 없이 연구자가 주관적인 경험을 근거로, 또는 임의로  $\sigma$  값을 정하여 사용하는 문제점이 있다. 잡음의 수준을 추정하지 않고 주관적인 판단이나 과거의 경험에 의거하여 단순평활법(simple smoothing)에 시그마 필터를 적용하는 경우에 가중치를 구하는 과정을 그림 3.1의 픽셀  $X_5$ 를 기준으로 설명하면 다음과 같다.

1. 그림 3.1과 같이  $3 \times 3$  블록을 가정하였을 때, 추정하려는 중심 픽셀  $X_5$ 와 블록 내의 각각의 픽셀  $X_i$ 들 사이의 차이를 계산한다. 즉,  $|X_5 - X_i|$ ,  $i = 1, 2, \dots, 9$ 를 계산한다.
2. 계산된 차이와 임의의 상수  $c_1, c_2$ 를 비교하여 가중치  $w_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, 9$ 를 다음과 같이 정한다.
  - (a)  $|X_5 - X_i| \leq c_1$  이면  $w_i = 1$ .
  - (b)  $c_1 < |X_5 - X_i| \leq c_2$  이면  $w_i = \{c_2 - |X_5 - X_i|\} / (c_2 - c_1)$ .
  - (c)  $|X_5 - X_i| \geq c_2$  이면  $w_i = 0$ .

여기서 임의의 상수  $c_1, c_2$ 의 값으로  $c_1 = 3$ ,  $c_2 = 12$ 를 사용하는 것이 보통이며, 다음 그림 3.2는 위의 과정을 그래프로 나타낸 것이다.

이때,  $X_5$ 의 추정값을  $\hat{X}_5$ 라 하면 위의 과정을 통해 계산된 가중치  $w_i$ 가 적용되어 다음처럼 계산된다.

$$\hat{X}_5 = \frac{\sum_{i=1}^9 w_i X_i}{\sum_{i=1}^9 w_i}$$

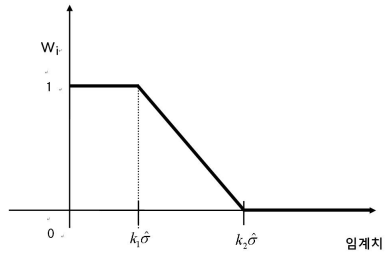


그림 3.3.  $\sigma$ 의 추정치를 사용하지 않은 가중치  $w_i$

표 3.2. MSE 값을 통한 시그마 필터링 결과 비교

$\sigma$ 의 참값	Lena		Tiffany	
	제안	기존	제안	기존
5	14.39	16.41	14.72	15.40
7	24.04	34.95	24.88	31.49
10	43.24	79.95	45.11	70.60
15	85.21	196.33	94.15	171.52
20	146.85	359.51	158.08	312.96
25	220.46	565.04	239.19	490.30
30	311.30	810.40	348.83	701.30

반면에 본 연구에서 제안한 알고리즘에 따라 추정한  $\hat{\sigma}$ 를 사용하여 가중치를 구하는 구체적인 방법을 그림 3.1의 픽셀  $X_5$ 를 기준으로 설명하면 다음과 같다.

1. 그림 3.1과 같이  $3 \times 3$  블록을 가정하였을 때, 추정하려는 중심 픽셀  $X_5$ 와 블록 내의 각각의 픽셀  $X_i$ 들 사이의 차이를 계산한다. 즉,  $|X_5 - X_i|, i = 1, 2, \dots, 9$ 를 계산한다.
2. 계산된 차이와 추정치  $\hat{\sigma}$ 에 임의의 상수  $k_1, k_2$ 를 곱한 값을 비교하여 가중치  $w_i, i = 1, 2, \dots, 9$ 를 다음과 같이 정한다.
  - (a)  $|X_5 - X_i| \leq k_1 \hat{\sigma}$ 이면  $w_i = 1$ .
  - (b)  $|X_5 - X_i| \geq k_2 \hat{\sigma}$ 이면  $w_i = 0$ .
  - (c)  $k_1 \hat{\sigma} \leq |X_5 - X_i| \leq k_2 \hat{\sigma}$ 이면  $w_i = \{k_2 \hat{\sigma} - |X_5 - X_i|\} / \{(k_2 - k_1) \hat{\sigma}\}$ .

다음 그림 3.3은 위 과정을 그래프로 표현한 것이며, 영상처리 분야에서는 일반적으로  $k_1 = 1.0, k_2 = 2.5$ 를 사용한다.

표 3.2는 앞서 사용했던 테스트 이미지인 ‘Tiffany’와 ‘Lena’의 원래 이미지에 정규분포  $N(0, \sigma^2)$ 를 따르는 가우시안 잡음에 의해 오염된 이미지에 대하여 표 3.1에서 추정한  $\hat{\sigma}$ 의 값을 적용한 시그마 필터와 이를 사용하지 않는 기존의 단순 평활법의 잡음제거 능력을 MSE 값을 통하여 비교하고 있다.

표 3.2를 보면  $\sigma$ 의 크기와 상관없이 두 테스트 이미지에서 본 연구에서 제안하는 방법의 성능이 현저하게 우수한 것을 알 수 있다. 본 연구에서 제안하는 방법의 효용성은 다음의 그림들을 통하여 시각적으로도 명확하게 확인할 수 있다. 다음 그림 3.4는 (a) 잡음이 없는 순수한 ‘Lena’ 이미지, (b)  $\sigma = 15$ 인 잡음에 오염된 ‘Lena’ 이미지, (c) 본 연구에서 제안한 방법에 의한 잡음제거 결과, (d) 단순평활법을 사용하여 처리한 잡음제거 결과 이미지를 부분 확대한 것이다. 그림 3.4의 (c)와 (d)를 비교하여 보면, 본 연

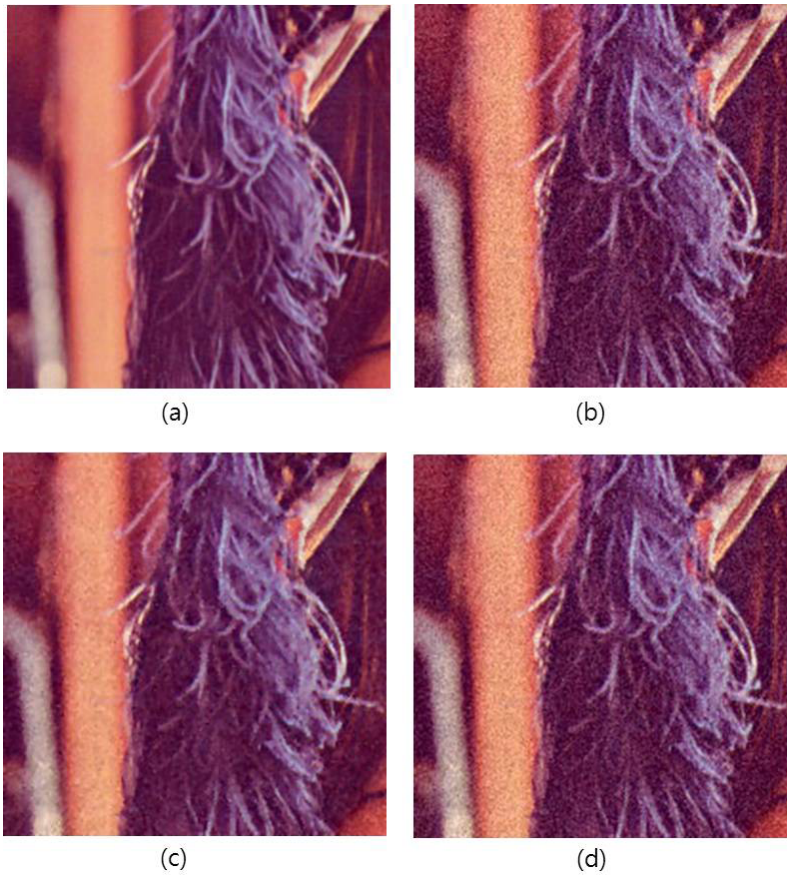


그림 3.4. 모의실험 결과 예시

구에서 제안하는 방법에 따라 추정된  $\hat{\sigma}$ 의 값을 적용한 시그마 필터링을 통해 잡음이 제거된 (c)가 (d)에 비하여 그 성능이 현저하게 우수한 것을 시각적으로도 확인할 수 있다.

#### 4. 결론

영상처리의 목적은 원래의 순수한 이미지를 그대로 재현하는 것이지만, 잡음이 없는 원래의 순수한 이미지는 여러가지 원인으로 인하여 잡음이 추가되기 때문에 잡음을 완벽하게 막는 것은 매우 어렵다. 따라서 잡음을 제거하거나 최대한 줄이는 것이 영상처리에 있어서 매우 중요한 과제이다. 본 연구에서는 이미지를 오염시키고 있는 잡음의 상대적 크기를 측정하여 잡음의 분산의 수준을 추정하고, 이를 잡음 제거 기법인 시그마 필터에 응용하여 잡음을 효과적으로 줄이는 통계적 알고리즘을 제시하였다. 기존의 시그마 필터는 잡음의 세기에 상관없이 연구자의 주관적 판단이나 경험에 의거하여 필터링을 하는 문제점이 있으나, 본 연구에서 제안한 통계적인 이론과 방법론에 근거하여 잡음의 분산의 수준을 정확하게 추정하여 사용한다면 기존의 시그마 필터를 통한 결과보다 현저하게 개선된 결과를 얻을 수 있을 것으로 판단된다. 모의실험을 통해서도 본 연구에서 제안하는 알고리즘의 성능이 잡음의 분산의 수준에 관계없이 현저하게 우수하게 나타났으며 그 효용성은 시각적으로도 명확하게 확인할 수 있었다.



## 참고문헌

- Amer, A. and Dubois, E. (2005). Fast and reliable structure-oriented video noise estimation, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, **15**, 113–118.
- Bartlett, M. A. (1937). Properties of sufficiency and statistical tests, *Proceedings of the Royal Society of London, Series A*, **160**, 268–282.
- Bosco, A., Bruna, A., Messina, G. and Spampinato, G. (2005). EFast method for noise level estimation and integrated noise reduction, *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, **51**, 1028–1033.
- Kim, Y-H. and Lee, J. (2005). Image feature and noise detection based on statistical hypothesis tests and their applications in noise reduction, *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, **51**, 1367–1378.
- Kim, Y-H. and Nam, J. (2008). Deinterlacing algorithms based on statistical tests, *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, **19**, 723–734.
- Kim, Y-H. and Nam, J. (2009). Statistical algorithm and application for the noise variance estimation, *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, **20**, 869–878.
- Lee, J., Kim, Y-H. and Nam, J. (2008). Adaptive noise reduction algorithms based on statistical hypotheses tests, *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, **54**, 1406–1414.
- Shin, D-H., Park, R-H., Yang, S. and Jung, J-H. (2005). Block-based noise estimation using adaptive Gaussian Filtering, *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, **51**, 218–226.

# Estimation of the Noise Variance in Image and Noise Reduction

Yeong-Hwa Kim<sup>1</sup> · Jiho Nam<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Department of Applied Statistics, Chung-Ang University

<sup>2</sup>Department of Statistics, Graduate School of Chung-Ang University

(Received June 2011; accepted August 2011)

---

## Abstract

In the field of image processing, the removal noise contamination from the original image is essential. However, due to various reasons, the occurrence of the noise is practically impossible to prevent completely. Thus, the reduction of the noise contained in images remains important. In this study, we estimate the level of noise variance based on the measurement of the relative strength of the noise, and we propose a noise reduction algorithm that uses a sigma filter. As a result, the proposed statistical noise reduction methodology provides significantly improved results over the usual sigma filtering regardless of the level of the noise variance.

**Keywords:** Bartlett test, image processing, noise, noise reduction, sigma filter.

---

---

This research was supported by Basic Science Research Program through the National Research Foundation of Korea(NRF) funded by the Ministry of Education, Science and Technology(NRF-2010-0022891).

<sup>1</sup>Corresponding author: Professor, Department of Applied Statistics, Chung-Ang University, Seoul 156-756, Korea. E-mail: gogators@cau.ac.kr