

영상 잡음의 분산 추정에 관한 통계적 알고리즘 및 응용[†]

김영화¹ · 남지호²

¹중앙대학교 자연과학대학 수학과통계학부 · ²중앙대학교 대학원 통계학과

접수 2009년 7월 14일, 수정 2009년 9월 7일, 게재확정 2009년 9월 12일

요약

다양한 원인으로 발생하여 원래의 순수한 영상을 오염시키는 잡음을 제거하는 것은 영상처리 분야에서 가장 중요한 것이며 이를 위한 연구가 활발하게 진행되어 오고 있다. 본 연구에서 다루고자 하는 잡음제거 기법인 시그마 필터는 잡음을 감소하기 위하여 널리 사용되는 기법이다. 본 연구에서는 영상을 오염시키고 있는 잡음의 상대적인 크기를 바틀렛 검정을 사용하여 측정하고, 이를 통하여 잡음의 분산을 추정한다. 또한, 추정된 잡음의 분산의 크기를 시그마 필터에 응용하여 잡음을 효과적으로 제거하는 통계적 알고리즘을 제시한다. 모의실험 결과, 본 연구에서 제안하는 알고리즘의 성능이 잡음의 분산의 수준에 관계없이 현저하게 우수한 것을 알 수 있으며 그 효용성은 시각적으로도 명확하게 확인할 수 있다.

주요용어: 바틀렛 검정, 시그마 필터, 영상처리, 잡음, 잡음제거.

1. 서론

실생활에서 접하게 되는 카메라, TV, DVD 등과 같은 영상재현 장치들의 궁극적인 목적은 모든 기법을 총동원하여 원래의 순수한 영상 또는 이미지를 그대로 재현하는 것이다. 그러나 원래의 영상에 여러 가지 이유로 인하여 잡음 (noise)이 추가되는 것을 현실적으로 완벽하게 막는 것은 거의 불가능하다고도 할 수 있다. 영상처리 분야에서는, 영상신호에서 에지 (edge)나 세부부분 (small detail) 등과 같이 영상에 담긴 본질적인 중요한 성분을 피쳐 (feature), 그렇지 않은 영상신호를 잡음 (noise) 이라고 한다. 이처럼 영상을 오염시키는 잡음은 정지 영상이나 비디오 신호의 여러 과정에서 발생할 수 있으며, 영상을 개선하려는 다양한 영상처리 기법들의 실제 적용에 있어서 잡음은 그 정도에 따라 제한적인 효과만을 나타나게 하는 문제점을 야기한다. 예를 들어 좋은 화질로 알고 있는 DVD 영화 영상의 경우에도 이를 대형 화면을 통해 관찰하면 영화를 만드는 과정에서 발생한 잡음을 어렵지 않게 볼 수 있다. 이러한 영상의 잡음을 후면잡음 (background noise)이라고 한다. 디지털 TV의 경우, 이러한 영상을 입력으로 받아 여러 가지 필수 영상 처리 과정을 수행하게 되는데, 이때 영상에 담겨 있는 후면잡음으로 인하여 화질의 열화 (blurring)가 발생하게 된다. 예를 들어, 선명도강화 (sharpness enhancement) 처리를 하게 되면 후면잡음은 더 강조되기도 하고, 반대로 이러한 잡음을 제거하기 위하여 잡음제거 (noise reduction) 처리를 하게 되면 영상의 세부부분이 뭉그러지기도 한다. 이러한 영상들이 영상 변환장치 (video format

[†] 이 논문은 2007년 정부 (교육인적자원부)의 재원으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (KRF-2007-313-C00128).

¹ 교신저자: (156-756) 서울시 동작구 흑석동 221, 중앙대학교 자연과학대학 수학과통계학부, 부교수.

E-mail: gogators@cau.ac.kr

² (156-756) 서울시 동작구 흑석동 221, 중앙대학교 대학원 통계학과, 박사과정.

converter)를 통과하게 되면 뭉개지는 영상이 되어 이를 대형 화면에 표시하게 되는 경우 화질의 열화를 관찰할 수 있다.

잡음제거를 할 때 화질의 열화가 발생하는 것과 같이 잡음에 오염되어 있는 영상의 처리에서 발생하는 문제점들은 영상의 피처의 세기와 이에 더해진 잡음의 상대적인 크기, 즉 잡음의 분산의 크기에 의해 영향을 받는다. 이러한 잡음으로 인한 화질 열화를 최소화하기 위해서는 영상에 담겨있는 잡음의 정도, 혹은 그 세기를 정확하게 추정하는 것이 필요하고, 이러한 분야는 영상처리 분야에서도 매우 필요한 요소 기술로서 현재도 많이 연구되고 있다. 본 연구의 목적은 이러한 잡음과 피처의 상대적인 크기를 수치화하고 그 결과를 사용하여 잡음의 분산을 정확하게 추정하고자 하는 것이다. Kim과 Lee (2005)는 영상에서 피처와 잡음을 효율적으로 구분하는 새로운 통계적 알고리즘을 제안하였으며, Lee 등 (2008)은 이를 통계적 가설검정 방법에 적용하여 피처의 정도를 측정하였다. 본 연구에서는 Lee 등 (2008)이 제안한 방법 가운데 가장 효과적이었던 바틀렛 (Bartlett) 검정을 사용하여 피처의 정도를 측정하고, 그 결과를 바탕으로 추정된 잡음의 분산의 추정치를 사용한 시그마 필터의 효용성을 제시하고자 한다.

본 연구의 연구방향과 구성을 간략히 정리하면 다음과 같다.

먼저 2차 영상신호에서 에지 (edge)나 세부부분 등과 같이 영상에 담긴 본질적인 중요한 성분인 피처 영상과 그렇지 않은 잡음 영상신호를 구별할 수 있는 통계적 검출 알고리즘을 적용한다. 이를 통하여 영상이 잡음에 오염되었을 때, 잡음에 오염되어 있는 피처 또는 잡음의 상대적 크기를 수치화하여 영상에 포함되어 있는 잡음의 수준, 즉 잡음의 분산을 추정하는 알고리즘을 개발한다. 이러한 잡음의 분산에 대한 추정은 그 자체로도 학문적 가치가 있으나, 본 연구에서는 더 나아가 그 응용의 예로서 본 연구의 이론적 결과를 잡음제거에 적용하여 그 효과를 실제적으로 구현하여 보도록 할 것이다.

2. 영상의 잡음 수준 추정 알고리즘

2.1. 피처와 잡음 구분에 대한 통계적 가설

Kim과 Lee (2005)는 통계적 가설 검정에 기초하여 영상에서 피처와 잡음을 효율적으로 구분하는 아이디어와 검정절차에 관한 알고리즘을 제안하였다. 이 알고리즘의 기본적인 아이디어는 영상에서 피처가 있는 영역은 최소한 한 방향 이상으로 영상의 픽셀 값들 사이에 강한 상관관계가 존재하며, 잡음 영역에서는 어떤 방향에 대해서도 상관관계가 존재하지 않는다는 것이다. 이 상관관계를 추정하기 위하여 일정 크기의 블록 내부의 픽셀 값들을 특정한 방향에 대하여 재배열하는 것을 고려하였다.

먼저 M_{ij}^N 는 중심이 x_{ij} 이고 크기가 $N \times N$ 인 블록이라 하고, $U^\theta = \{u_1^\theta, u_2^\theta, \dots, u_{N^2}^\theta\}$ 는 특정한 방향 θ 에 대하여 M_{ij}^N 의 픽셀 값을 재배열시킨 벡터라 하자. 여기서 방향을 나타내는 θ 는 n 개의 각도, 즉 $\theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n\}$ 를 가정한다. 예를 들어, 블록의 크기는 $N = 5$, 방향의 수는 $n = 5$ 이고 $\theta = \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}$ 인 경우 픽셀 값을 재배열하는 방법은 Kim과 Lee (2005), Kim과 Nam (2007), Kim과 Nam (2008)의 방법과 같다. 다음으로 어떤 특정한 방향 θ 에 대하여 픽셀 값들의 상관관계를 알아보기 위하여 다음과 같은 벡터를 생성한다.

$$Z^\theta = \{z_2^\theta, z_3^\theta, \dots, z_{N^2}^\theta\}.$$

표현의 편의를 위하여, 이후로 θ_i 는 첨자 i 만을 이용하여 나타내기로 하면, 여기서 벡터의 원소는 $\theta = 1, 2, \dots, n$ 과 $k = 2, 3, \dots, N^2$ 에 대하여 $z_k^\theta = u_k^\theta - u_{k-1}^\theta$ 로 정의한다. 특정한 방향 θ 에 대하여 재배열된 픽셀들의 인접한 값의 차이 z_k^θ 는 만일 θ 방향으로 피처가 존재할 경우에는 아주 작고 유사한 값들을 가질 것이며, 피처가 존재하지 않아 상관관계가 없는 경우에는 상대적으로 다른 값들을 가질 것이다. 따라서 θ 방향으로 피처가 존재할 경우 Z^θ 의 변동은 다른 방향 $\theta^* (\neq \theta)$ 에 대한 Z^{θ^*} 의 변동에 비하여 작게 될 것이다. 이 사실에 기인하여 영상의 피처와 잡음을 구분하는 문제를 $Z^\theta (\theta = 1, 2, \dots, n)$ 들의 분산이

같은가 하는 통계적 가설 검정의 문제로 바꾸어 고려한다. 즉, 다음의 영가설과 대립가설을 설정할 수 있으며

$H_0 : M_{ij}^N$ 는 순수한 잡음만을 포함한다.

$H_1 : M_{ij}^N$ 는 영상의 피처를 포함한다.

위의 가설은 다음과 같은 영가설과 대립가설로 바꾸어 생각할 수 있다.

$H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_n^2$.

$H_1 : H_0$ 은 사실이 아니다.

즉, 대립가설은 적어도 한 쌍의 (i, j) , $i \neq j$ 에 대하여 $\sigma_i^2 \neq \sigma_j^2$ 라는 의미이며, 여기서 σ_θ^2 는 Z^θ ($\theta = 1, 2, \dots, n$)의 모분산 (population variance)을 나타낸다.

2.2. Bartlett 검정

위 가설은 n 개 모집단의 등분산 (equal variance)에 대한 것으로서 이에 대한 검정법으로는 Kim과 Lee (2005)가 제안한 방법과 Lee 등 (2008)이 제안한 방법을 사용할 수 있으나, 본 연구에서는 Lee 등 (2008)이 제안한 방법 가운데 가장 효과적이었던 바틀렛 검정을 사용하여 검정하고, 검정결과를 바탕으로 피처의 정도를 측정하기로 한다.

바틀렛 검정 (Bartlett, 1937) 검정은 2개 이상의 표본들의 모분산의 동일성을 검정하는 방법 중 대표적인 것으로 표본들이 정규분포에서 추출된 확률표본임을 가정한다. 이 검정법은 표본이 정규분포를 따르지 않을 경우에 심각한 영향을 받는 것으로 알려져 있으나 영상처리의 문제에서는 영상의 잡음들이 정규분포를 따른다고 가정하는 것이 일반적이므로 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_θ^2 은 $Z^\theta = \{z_2^\theta, z_3^\theta, \dots, z_{N^2}^\theta\}$ 의 표본분산, $L = n(N^2 - 1)$, s_p^2 은 합동표본분산 (pooled sample variance)을 나타낸다. 합동표본분산은 표본분산들의 가중평균으로 다음과 같이 정의된다.

$$s_p^2 = \frac{N^2 - 2}{L - n} \sum_{\theta=1}^n s_\theta^2$$

바틀렛 검정에서는 $G > \chi^2(\alpha; n - 1)$ 이면, 모분산이 모두 동일하다는 영가설을 기각하게 된다. 여기서 $\chi^2(\alpha; n - 1)$ 은 자유도가 $n - 1$ 인 카이제곱 분포의 상위 α -백분위수를 나타낸다.

2.3. 영상의 피처에 대한 척도

Lee 등 (2008)은 바틀렛 검정 절차에 의거하여 중심이 x_{ij} 인 블록 M_{ij}^N 에 피처와 잡음이 어느 정도 비율로 섞여 있는지를 나타내는 척도 $\delta(i, j)$ 를 다음과 같이 제안하였다. 먼저 주어진 α_0 와 α_1 에 대하여 $P(G < C_0) = \alpha_0$ 와 $P(G > C_1) = \alpha_1$ 을 만족하는 두 임계치 C_0 와 C_1 을 고려한다. 여기서 α_0 는 영가설을 채택할 확률, α_1 은 영가설을 기각할 확률, 그리고 G 는 Bartlett 검정의 검정통계량을 나타낸다. G 를 이용하여 척도 $\delta(i, j)$ 는 다음과 같이 결정한다.

1. $G < C_0$ 인 경우에는 영가설을 채택하여 피처가 없는 순수한 잡음이라고 결론을 내리며, 이때 $\delta(i, j) = 0$ 이라고 정의한다.

2. $G > C_1$ 인 경우에는 영가설을 기각하여 잡음이 없는 순수한 피처라고 결론을 내리며, 이때 $\delta(i, j) = 1$ 이라고 정의한다.
3. $C_0 \leq G \leq C_1$ 인 경우에는 G 의 값에 비례하도록 $\delta(i, j)$ 의 값을 다음과 같이 구한다.

$$\delta(i, j) = \frac{G - C_0}{C_1 - C_0}.$$

2.4. 잡음 수준의 추정

일반적으로 잡음의 수준에 대한 정보를 정확하게 알고 있다면, 잡음을 효과적으로 제거할 수 있다고 알려져 있다. 잡음 수준에 대한 정보는 잡음의 표준편차 σ 가 제공하지만, 이 값이 알려져 있는 경우는 극히 드물다. 따라서 잡음 수준의 추정은 영상이나 비디오 처리 과정의 정확도를 증진시키며 고화질 디지털 TV 신호 등의 잡음 제거 및 영상 화질 개선에 효율적으로 적용시킬 수 있을 것이다.

잡음 수준의 추정에 대한 기법은 크게 블록을 기초한 방법과 필터에 기초한 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 8 방향으로 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. 다음과 같이 본 연구에서 제안하는 잡음 수준 추정 알고리즘은 블록에 기초한 방법이라 할 수 있다.

2.4.1. 잡음 모형

영상에 대한 모형은 정규분포의 잡음에 의해 영향을 받는다고 가정하여 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 원래의 영상, $n(i, j)$ 는 평균이 0이고 표준편차가 σ 인 정규분포를 따르는 가우시안 잡음을 나타낸다.

2.4.2. 잡음 수준 추정 알고리즘

잡음의 수준, 즉 σ 를 추정하는 알고리즘을 다음과 같이 제안한다.

- 단계 1: 중심이 $x(i, j)$ 이고 크기가 $N \times N$ 인 블록 M_{ij}^N 에 대하여 영상의 피처에 대한 측도 $\delta(i, j)$ 를 바틀렛 검정을 사용하여 계산한다. 또한 α_0 와 α_1 는 0.001, 0.01, 0.05 등을 사용할 수 있다.
- 단계 2: $\delta(i, j) = 0$ 인 블록, 즉 잡음만 있다고 판단된 블록에 대해서만 표본표준편차 $s(i, j)$ 를 계산한다.
- 단계 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 제1사분위수, Q_3 는 제3사분위수, $IQR = Q_3 - Q_1$ 는 사분위범위이다.
- 단계 4: 제거할 $s(i, j)$ 가 없을 때까지 단계 3을 반복한다.
- 단계 5: 제거되지 않은 $s(i, j)$ 들의 산술평균을 σ 의 추정치로 사용한다.

3. 모의실험

본 연구에서 제안한 σ 추정 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 피처가 전혀 없는 ‘Flat’ 이미지, 영상 처리에서 테스트 이미지로 자주 사용되는 두 개의 이미지인 ‘Tiffany’와 ‘Lenna’ 등 세 개의 잡음이 없는 원래의 이미지에 정규분포 $N(0, \sigma^2)$ 를 따르는 잡음을 추가한 후, σ 의 참값과 추정된 σ 의 값인 $\hat{\sigma}$ 를 비교한 결과가 다음 표 3.1과 같다. 표 3.1의 결과는 크기가 5×5 인 샘플 윈도우에 의한 결과이며 이를 살펴보면, 본 연구에서 제안하는 잡음 수준의 추정 알고리즘이 상당히 정확하게 σ 를 추정하는 것을 알 수 있다.

표 3.1 σ 의 참값과 $\hat{\sigma}$

| σ 의 참값 | $\hat{\sigma}$ | | |
|---------------|----------------|---------|-------|
| | Flat | Tiffany | Lenna |
| 5 | 4.51 | 4.92 | 5.74 |
| 10 | 9.49 | 9.29 | 10.47 |
| 15 | 14.45 | 13.25 | 15.38 |
| 30 | 29.30 | 25.00 | 29.10 |

추정된 $\hat{\sigma}$ 을 단순평활법 (simple smoothing)을 사용하여 잡음을 제거하는 과정에서, 그림 3.1과 같이 3×3 block에서 픽셀 X_5 를 추정하는 경우를 고려하자.

| | | |
|-------|-------|-------|
| X_1 | X_2 | X_3 |
| X_4 | X_5 | X_6 |
| X_7 | X_8 | X_9 |

그림 3.1 3×3 블록

이때, 단순평활법을 사용하여 수정된 픽셀 X_5 의 추정값을 \widehat{X}_5 라 하면, 픽셀 X_5 를 추정하는데 9개의 픽셀이 사용되므로 \widehat{X}_5 는 다음과 같이 계산된다.

$$\widehat{X}_5 = \frac{1}{9} \sum_{i=1}^9 X_i.$$

위 식을 일반화하기 위하여 가중치 (w_i)를 사용하면 다음과 같은 가중평균식을 얻을 수 있으며, 단순 평활법의 경우는 가중치를 모두 1로 하여 계산한 가중평균과 같다.

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

시그마 필터 (sigma filter; σ -filter)는 각각의 주변 픽셀마다 가중치 (w_i)를 구할 때 추정된 σ 값을 이용하는 영상처리 기법이다. 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.

- 단계 1: 그림 3.1과 같이 3×3 블록을 가정하였을 때, 추정하려는 픽셀 (X_5)과 블록 안의 각각의 픽셀 (X_i) 사이의 차이를 계산한다. 즉, $|X_5 - X_i|, i = 1, 2, \dots, 9$ 를 계산한다.
- 단계 2: 계산된 차이와 임의의 상수 c_1, c_2 를 비교하여 가중치 (w_i)를 다음과 같이 정한다.
 $|X_5 - X_i| \leq c_1$ 이면 $w_i = 1$.
 $c_1 \leq |X_5 - X_i| \leq c_2$ 이면 $w_i = \frac{c_2 - |X_5 - X_i|}{c_2 - c_1}$.
 $|X_5 - X_i| \geq c_2$ 이면 $w_i = 0, i = 1, 2, \dots, 9$.

여기서 임의의 상수 값으로는 $c_1 = 3, c_2 = 12$ 를 사용하는 것이 일반적이며, 그림 3.2는 위의 과정을 그래프로 표현한 것이다.

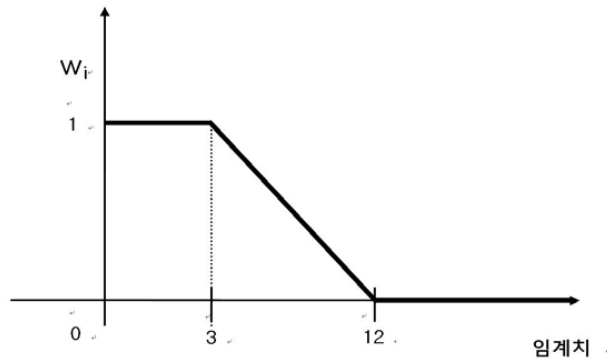


그림 3.2 σ 의 추정치를 사용하지 않은 가중치(w_i)

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.

- 단계 1: 그림 3.1과 같이 3×3 블록을 가정하였을 때, 각각의 가중치 (w_i)는 추정하고자 하는 픽셀 (X_5)과 블록 안의 각각의 픽셀 (X_i) 사이의 차이를 계산한다. 즉, $|X_5 - X_i|, i = 1, 2, \dots, 9$ 를 계산한다.
- 단계 2: 계산된 차이와 앞에서 추정된 $\hat{\sigma}$ 에 임의의 상수 k_1, k_2 를 곱한 값을 비교하여 가중치를 다음과 같이 정한다.
 $|X_5 - X_i| \leq k_1 \hat{\sigma}$ 이면 $w_i = 1$
 $k_1 \hat{\sigma} \leq |X_5 - X_i| \leq k_2 \hat{\sigma}$ 이면 $w_i = \frac{k_2 \hat{\sigma} - |X_5 - X_i|}{(k_2 - k_1) \hat{\sigma}}$
 $|X_5 - X_i| \geq k_2 \hat{\sigma}$ 이면 $w_i = 0, i = 1, 2, \dots, 9$

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

다음 표 3.2는 앞서 사용했던 테스트 이미지인 ‘Tiffany’와 ‘Lenna’의 원래 이미지에 정규분포 $N(0, \sigma^2)$ 를 따르는 잡음에 의해 오염된 이미지에 대하여 표 3.1에서 추정된 $\hat{\sigma}$ 를 사용한 시그마 필터와 이를 사용하지 않는 기존의 단순 평활법의 잡음제거 능력을 MSE를 비교하여 제시하고 있다.

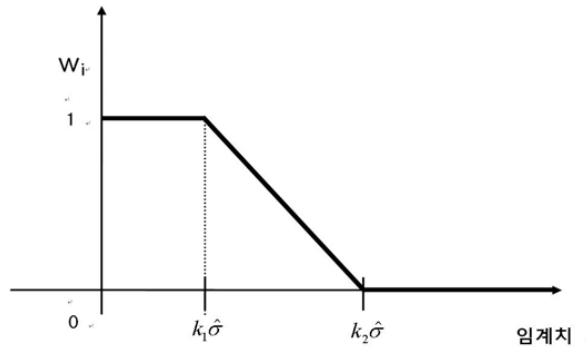


그림 3.3 추정된 $\hat{\sigma}$ 에 따른 가중치(w_i)

표 3.2 MSE 값에 의한 시그마 필터링 결과 비교

| True σ | Flat | | Tiffany | | Lenna | |
|---------------|---------------|--------|---------------|--------|---------------|--------|
| | 제안 | 기존 | 제안 | 기존 | 제안 | 기존 |
| 5 | 5.68 | 7.73 | 14.12 | 15.41 | 13.91 | 16.45 |
| 10 | 23.45 | 72.31 | 40.41 | 70.66 | 38.80 | 79.85 |
| 15 | 53.98 | 193.83 | 81.55 | 171.59 | 74.10 | 196.25 |
| 30 | 220.81 | 861.13 | 287.11 | 702.31 | 249.35 | 809.69 |

표 3.2를 보면 σ 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. 다음의 그림 3.4는 잡음이 없는 순수한 ‘Tiffany’ 이미지, 그림 3.5는 $\sigma = 15$ 인 잡음에 오염된 ‘Tiffany’ 이미지, 그림 3.6은 본 연구에서 제안한 방법에 의한 잡음 제거 결과, 그림 3.7은 단순평활법을 사용하여 처리한 잡음 제거 결과이다. 그림 3.6과 그림 3.7을 비교하여 보면, 본 연구에서 제안하는 방법에 따라 잡음이 제거된 그림 3.6이 그림 3.7에 비하여 그 성능이 현저하게 우수한 것을 시각적으로도 확인할 수 있다.

4. 결론

영상재현 장치에 내장되어 있는 영상처리 장치의 궁극적인 목적은 원래의 순수한 영상 또는 이미지를 그대로 재현하는 것이다. 그러나 원래의 영상 또는 이미지에 다양한 이유로 인하여 잡음 (noise)이 추가 되는 것을 완벽하게 막는 것은 현실적으로 불가능하기 때문에 잡음을 제거하거나 이를 최대한 줄이는 잡음제거 (noise reduction)는 영상처리에 있어서 매우 중요한 기법이다. 본 연구에서는 영상 또는 이미지를 오염시키고 있는 잡음의 상대적인 크기를 측정하여 잡음의 분산의 수준을 추정하고, 이를 영상처리 분야에서 자주 사용되는 잡음제거 기법인 시그마 필터에 응용하여 잡음을 효과적으로 줄이는 통계적 알고리즘을 제시하였다. 기존의 시그마 필터는 잡음의 수준의 크기에 대한 과학적인 분석 없이 연구자의 주관적 판단이나 경험에 의거하여 필터링을 하는 문제점이 있다. 그러나, 본 연구에서 통계적인 이론과 방법론에 근거하여 제안한 알고리즘을 통해 잡음의 분산의 수준을 정확하게 추정하여 사용한다면 기존의 시그마 필터를 통한 결과보다 현저하게 개선된 결과를 얻을 수 있을 것으로 판단된다. 또한 모의실험



그림 3.4 Tiffany 순수 이미지

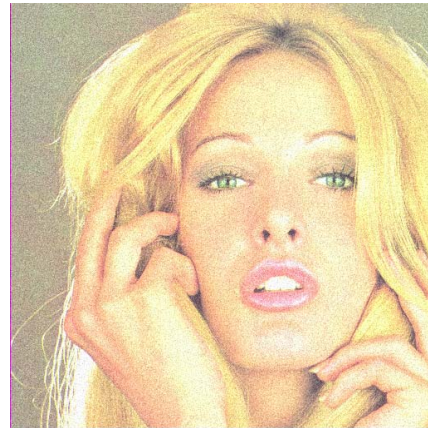
그림 3.5 잡음 추가 ($\sigma = 15$)그림 3.6 제안한 σ -필터링 결과

그림 3.7 단순평활법의 결과

결과를 통해서도 본 연구에서 제안하는 알고리즘의 성능이 잡음의 분산의 수준에 관계없이 현저하게 우수한 것을 알 수 있었으며 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. S. (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). Fast 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 independent tests and their applications in image processing. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, **51**, 1367-1378.
- Kim, Y. H. and Nam, J. (2007). Image feature detection and contrast enhancement algorithms based on statistical tests. *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, **18**, 385-399.
- Kim, Y. H. and Nam, J. (2008). Deinterlacing algorithms based on statistical tests. *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, **19**, 723-734.

- 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., Park, R., Yang, S. and Jung, J. (2005). Block-based noise estimation using adaptive Gaussian Filtering. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, **51**, 218-226.

Statistical algorithm and application for the noise variance estimation[†]

Yeong-Hwa Kim¹ · Ji Ho Nam²

¹²Department of Statistics, Chung-Ang University

Received 14 July 2009, revised 7 September 2009, accepted 12 September 2009

Abstract

Image restoration techniques such as noise reduction and contrast enhancement have been researched for enhancing a contaminated image by the noise. An image degraded by additive random noise can be enhanced by noise reduction. Sigma filtering is one of the most widely used method to reduce the noise. In this paper, we propose a new sigma filter algorithm based on noise variance estimation which effectively enhances the degraded image by noise. Specifically, the Bartlett test is used to measure the degree of noise with respect to the degree of image feature. Simulation results are also given to show the performance of the proposed algorithm.

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

[†] This work was supported by the Korea Research Foundation Grant funded by the Korean Government (MOEHRD) (KRF-2007-313-C00128).

¹ Corresponding author: Associate Professor, Department of Statistics, Chung-Ang University, 221 Heuksuk-dong, Dongjak-gu, Seoul 156-756, Korea. E-mail: gogators@cau.ac.kr

² Graduate student, Department of Statistics, Chung-Ang University, 221 Heuksuk-dong, Dongjak-gu, Seoul 156-756, Korea.