

블럭방법에 근거한 영상의 적응적 대비증폭 알고리즘[†]

김영화¹

¹중앙대학교 응용통계학과

접수 2011년 3월 18일, 수정 2011년 4월 15일, 게재확정 2011년 4월 20일

요약

영상 구현 장치를 사용할 때, 여러가지 이유로 인하여 발생하는 잡음은 화질을 악화시키는 문제를 발생시킨다. 이러한 문제를 해결하는 과정에서의 근본적인 어려움은 영상에서 보존해야 할 신호와 제거해야 할 잡음을 구분하는 것이 쉽지않다는 것이다. 언샵 마스킹과 같은 대비증폭 과정은 영상을 개선하는데 사용되는 매우 중요한 방법이다. 이 방법을 사용하면 증폭된 고주파 성분이 원래의 영상에 더하여 영상이 개선되는 효과를 얻는데, 언샵 마스킹의 특성으로 인하여 잡음 성분도 강화되어 또렷하게 부각되는 문제가 발생한다. 본 연구에서는 입력 영상에서 신호와 잡음을 효과적으로 구별하여 적응적으로 적절한 언샵 마스킹 처리를 할 수 있는 블럭방법을 제안한다. 모의실험 결과, 제안한 알고리즘을 적용함으로써 잡음 성분을 증폭시키지 않으면서 전체적인 영상의 질을 개선할 수 있는 것이 가능한 것을 확인하였다.

주요용어: 대비증폭, 방향성, 언샵 마스킹, 영상처리.

1. 서론

영상 (image)을 재생시켜 주는 다양한 형태의 영상구현 장치의 궁극적인 목적은 가능한 한 원래의 이미지를 그대로 구현하는 것이다. 그러나 이러한 장치를 통하여 결과적으로 구현되는 이미지는 원래의 이미지에 다양한 원인에 의한 잡음 (noise)에 오염되어 원래의 이미지가 손상되는 것이 일반적이다. 물리적 또는 수학적 견지에서 보면, 이러한 잡음의 발생을 완벽하게 막는 것은 불가능하다. 따라서 중요한 영상정보를 보존하면서 잡음을 효과적으로 제거하는 것과 잡음의 정도에 따라 영상을 강화시켜주는 영상처리과정은 매우 중요하며, 이와 관련된 다양한 화질개선 알고리즘이 활발하게 연구되어 오고 있다.

영상처리 (image processing) 분야에서 화질개선을 위하여 사용되는 가장 대표적인 기법에는 잡음감소 (noise reduction)와 대비증폭 (contrast enhancement)이 있는데 Pitas와 Venetsanopoulos (1990), Hwang과 Haddad (1995), Eng과 Ma (2001), Zhang과 Karim (2002), Chan 등 (2005) 에서 알 수 있는 것처럼 이에 대한 연구는 통계적인 관점에서 접근하지 않은 것이 대부분이며, 특히 잡음의 상대적인 크기를 고려하지 않음으로써 그 기능적 한계를 지니고 있다. Kim과 Nam (2007)은 이러한 단점을 보완하기 위하여 통계적 가설검정 기법을 사용하여 영상에 포함되어 있는 잡음의 상대적인 크기에 따라 적응적으로 대비증폭을 시행하는 알고리즘을 제안하였다.

본 연구에서는 영상의 중요 성분 (detail)과 잡음을 구별하는데 네 가지 방향성 (orientation)만을 고려하였던 Kim과 Nam (2007)의 연구를 개선하여, 보다 많은 방향성에 근거하여 대비증폭 과정을 수행할 수 있는 알고리즘을 제안하고자 한다. 연구결과에서 알 수 있는 것처럼 다양한 방향성에 근거하여 통

[†] 이 논문은 2009년도 중앙대학교 학술연구비 지원에 의한 것임.

¹ (156-756) 서울특별시 동작구 흑석동 221, 중앙대학교 응용통계학과, 부교수. E-mail: gogators@cau.ac.kr

계적 가설검정 방법을 적용하는 방법은 대비증폭 과정에서 잡음으로 인하여 야기되는 여러 가지 기능적 한계를 극복할 수 있을 것으로 판단된다.

모의실험에서는 잡음이 없는 순수 영상 (pure image)에 여러 가지 분포를 따르는 잡음을 추가한 후, 잡음에 의해 오염된 영상에 다양한 방향성에 근거하여 잡음의 상대적인 크기를 수량화하고 이를 대비증폭에 적용하여 실제 처리영상과의 MSE를 제시함으로써 전통적인 방법인 언샵 마스크 (unsharp masking)과 비교하여 개선된 정도를 확인하였다.

2. 대비증폭과 피쳐수준의 정의

2.1. 대비증폭

영상처리의 대표적인 방법인 대비증폭 (contrast enhancement, sharpness enhancement)은 영상을 강화시켜 또렷하게 보이도록 하는 과정을 의미한다. 앞서 설명한 바와 같이 영상구현 장치를 통하여 최종적으로 보게 되는 영상은 원래의 입력영상에 잡음이 더해진 것을 영상처리과정을 통하여 보정한 것이다. 따라서 잡음에 의해 오염된 영상을 처리할 때 잡음의 존재여부와 잡음의 세기가 문제가 된다. 이처럼 영상을 처리하는 절차 또는 장치를 필터 (filter)라고 하는데 그 중 대표적인 것이 영상을 강화시켜 또렷하게 보이도록 하는 대비증폭이다. 본 연구에서 적용하는 대비증폭의 기본적인 방법과 내용은 최형일 (2005)과 Kim과 Nam (2007)에서 설명한 방법을 참조하였다.

즉, 영상강화라는 의미를 갖는 대비증폭 과정을 거치면 영상의 상세한 부분들이 더욱 강조되는 효과를 얻게 되는데, 보통의 대비증폭 방법의 문제점은 영상에 잡음이 포함되어 있을 때, 영상 내의 물체의 중요 성분만을 선명하게 보이도록 강화하는 것이 아니라 잡음 성분까지도 동시에 강화되어 선명하게 보이므로 전체 영상의 질이 떨어지는 데 있다. 이러한 문제점의 근본적인 이유는 영상의 중요 성분과 잡음 성분을 구별하기 어렵기 때문이다.

따라서 영상의 중요 성분과 잡음 성분을 효과적으로 구분하여 중요 성분의 선명도 (sharpness)는 강화시키고 잡음 부분 또는 잡음이 상대적으로 많이 섞여있는 영상 성분의 선명도는 잡음의 크기에 따라 강화 정도를 낮춤으로서 보다 효과적으로 영상의 선명도를 개선시킬 수 있게 된다.

2.2. 피쳐 벡터와 방향성

Kim과 Lee (2005), Kim과 Nam (2007, 2008, 2009), Lee 등 (2007)의 연구에서는 영상에 특정한 중요 성분 (detail)이 있는 부분에서는 적어도 하나 이상의 방향성 (orientation)을 갖는데 비해 순수 잡음 부분이나 잡음에 오염되어 있는 부분에서는 방향성이 없거나 상실되어 있을 것이라는 것에 착안하여 이차원 데이터를 일차원 시열 데이터로 재배열하여 사용하였다. 즉, 방향성을 추정하기 위하여 임의의 픽셀 (pixel) 윈도우에서 각 픽셀 값을 1차원으로 재배열하여 피쳐 벡터 (feature vector)를 구성하였으며 이를 구성하는 절차는 다음과 같다.

행렬 M 이 $N \times N$ 픽셀 (pixel) 윈도우의 원소 값들로 구성된 행렬이라 하면 이 픽셀 윈도우의 전체 픽셀의 수는 N^2 개 이다. 이 픽셀의 값들을 방향성 θ ($\theta = 1, 2, \dots, n$)에 따라 재배열한 것을 $U^\theta = (u_1^\theta, u_2^\theta, \dots, u_{N^2}^\theta)$ 라 하자. 다음 그림 2.1은 $N = 5, n = 4$ 인 경우에 이러한 재배열방법을 예시한 것이다. 여기서 고려하는 네 가지 방향은 $\theta = (0^\circ, 90^\circ, 45^\circ, 135^\circ)$ 이다.

이렇게 재배열된 픽셀 값들을 기초로 특정 방향성 θ 에 대한 피쳐 벡터를 다음과 같이 정의한다.

$$Z^\theta = (z_2^\theta, z_3^\theta, \dots, z_{N^2}^\theta), z_k^\theta = u_k^\theta - u_{k-1}^\theta, k = 2, 3, \dots, N^2$$

행렬 M 에 해당하는 부분의 영상에 특정한 방향 θ 에 대해서 피쳐가 존재할 때, 작은 값을 갖는 z_k^θ 가 많아질 것이며, 특정한 방향성이 없는 순수 잡음 또는 잡음이 더해진 부분에서는 그렇지 않게 될 것이다. 만약 행렬 M 에 특정한 방향 θ 쪽으로 특정한 피쳐가 존재한다면, Z^θ 의 원소 값들의 변동성은 방향 θ 와

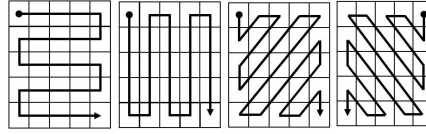


그림 2.1 네 방향성에 따른 픽셀의 재배열 방법

는 다른 방향 θ^* 에 대한 Z^{θ^*} 의 원소 값들의 변동의 크기보다 작게 될 것이다. 따라서 행렬 M 에 해당하는 부분에 피치가 존재하는가, 즉 방향성이 존재하는가에 대한 문제는 $Z^{\theta}, \theta = 1, 2, \dots, n$ 의 원소 값들의 분산의 동일성 검정의 문제로 변환시킬 수 있게 된다.

이 방법의 단점은 방향성을 네 개 이상 고려하기가 쉽지 않다는 것인데, 이를 해결하기 위하여 본 연구에서는 다음과 같은 블록 접근방법을 제안한다. 다음 그림 2.2는 본 연구에서 제안하는 블록 접근방법을 5×5 픽셀 윈도우를 사용하여 보여주고 있다.

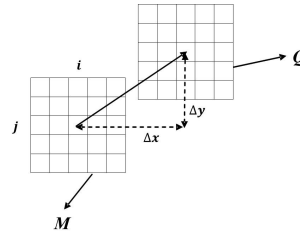


그림 2.2 다양한 방향성을 고려하는 블록 방법의 개념도

그림 2.2에서 행렬 M 은 중심의 위치가 (i, j) 인 픽셀 윈도우의 값들을 원소로 하는 행렬이며, 행렬 Q 는 처리하고자 하는 기준이 되는 픽셀 윈도우를 x 축 방향으로 Δx , y 축 방향으로 Δy 만큼 이동한 픽셀 윈도우의 값들을 원소로 하는 행렬이다. 즉, 두 픽셀 윈도우가 이루는 각이 방향성 θ 이다. 방향성 θ 는 다음과 같이 표현할 수 있으며 이 방법은 매우 다양한 방향성을 고려하여 피치의 방향을 탐지할 수 있는 장점을 갖고 있다.

$$\tan \theta = \frac{\Delta y}{\Delta x}, \quad \theta = \tan^{-1} \frac{\Delta y}{\Delta x}, \quad 0 \leq \theta \leq 180$$

행렬 M 과 Q 의 (i, j) 번째 원소를 각각 m_{ij}, q_{ij} , $i, j = 1, \dots, N$ 이라 하자. 이 경우 기준이 되는 행렬 M 과 특정 방향 θ 에 대하여 얻어지는 행렬 Q 의 차로 정의되는 행렬을 H^{θ} , 즉 $H^{\theta} = M - Q$ 라 하면, H^{θ} 의 임의의 (i, j) 번째 원소는 $h_{ij}^{\theta} = m_{ij} - q_{ij}$, $i, j = 1, \dots, N$ 로 정의한다. 또한 이와 같이 방향 θ 에 따라 얻어지는 행렬 H^{θ} 의 원소를 (i, j) , $i, j = 1, \dots, N$ 에 따라 1차원으로 배열한 것을 피치벡터 Z^{θ} 라 하면 Z^{θ} 는 다음과 같다.

$$Z^{\theta} = (z_1^{\theta}, z_2^{\theta}, \dots, z_{N^2}^{\theta}), z_1^{\theta} = h_{11}^{\theta}, z_2^{\theta} = h_{12}^{\theta}, \dots, z_{N^2}^{\theta} = h_{NN}^{\theta}$$

행렬 M 과 Q 의 원소들은 매우 근접한 픽셀의 값들로 구성되어 있으므로 특정한 방향 θ 에 대해서 피치가 존재할 때, 행렬 Z^{θ} 의 원소 가운데 작은 값을 갖는 원소가 많아질 것이며, 특정한 방향성이 없는 순수 잡음 영역 또는 잡음에 의해 오염된 부분에서는 그렇지 않게 될 것이다. 즉, 진술한 바와 같이, 만약 행렬 M 에 해당하는 부분에 특정한 방향 θ 쪽으로 특정한 피치가 존재한다면, 행렬 Z^{θ} 의 원소 값들의 변동성은 θ 와는 다른 $\theta^* (\neq \theta)$ 에 대한 Z^{θ^*} 의 원소 값들의 변동의 크기보다 작게 될 것이

다. 따라서 임의의 픽셀 윈도우 M 에 피처가 존재하는가, 즉 방향성이 존재하는가에 대한 문제는 Z^θ , $\theta = 1, 2, \dots, n$ 의 원소 값들의 분산의 동일성 검정의 문제로 변환된다.

2.3. 분산의 동일성 검정방법

임의의 픽셀 윈도우 행렬 M 에 특정한 피처가 존재하는가, 즉 방향성이 존재하는가를 검정하는 경우의 영가설과 대립가설은 다음과 같다.

$$H_0 : M \text{에 피처가 존재하지 않는다.}$$

$$H_1 : M \text{에는 피처가 존재한다.}$$

이러한 가설은 전술한 바와 같이 여러 집단의 분산의 동일성 검정에 대한 문제의 영가설과 대립가설로 변환할 수 있다.

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

$$H_1 : \text{적어도 하나의 } i \neq j \text{에 대하여 } \sigma_i^2 \neq \sigma_j^2$$

위의 가설에서 σ_θ^2 은 Z^θ , $\theta = 1, 2, \dots, n$ 의 모분산이다. 본 연구에서는 다음과 같이 Kim과 Nam (2007)에서 고려하였던 모수적 (parametric), 준모수적 (semi-parametric), 비모수적 (nonparametric)인 세 가지 검정 방법을 이용하여 위의 가설을 검정하고, 그 결과에 따라 잡음에 대한 피처의 상대적인 크기를 추정하고 그 결과에 따라 적응적으로 대비증폭 처리를 시행한다.

2.3.1. 바틀렛 검정

바틀렛 (Bartlett) 검정은 여러 표본들 사이의 분산의 동일성을 검정하는 데 가장 널리 사용되는 검정 방법이다. 이 검정방법에서는 Z^θ 의 원소들이 정규 확률표본이라고 가정하며, 검정통계량 (test statistic) G 는 다음과 같이 정의된다.

$$G = \left[1 + \frac{1}{3(n-1)} \left(\frac{n}{N^2-1} - \frac{1}{L-n} \right) \right]^{-1} \left\{ (L-n) \ln S_p^2 - (N^2-1) \sum_{\theta=1}^n \ln S_\theta^2 \right\}$$

여기서 S_θ^2 은 피처 벡터 Z^θ 의 원소 값들에 근거하여 구한 표본분산이고, $L = nN^2$ 이며 S_p^2 은 합동 표본 분산으로서 표본분산을 가중평균한 값, 즉 $S_p^2 = \frac{N^2-1}{L-n} \sum_{\theta=1}^n S_\theta^2$ 로 정의된다. $\chi^2(\alpha; n-1)$ 을 자유도가 $n-1$ 인 카이제곱 분포의 상위 α -분위수라 하면, 바틀렛 검정에서는 $G > \chi^2(\alpha; n-1)$ 일 때 여러 표본의 분산이 동일하다는 영가설을 기각한다.

2.3.2. 레빈 검정

준모수적 (semi-parametric) 검정방법으로 가장 널리 알려진 레빈 (Levene) 검정은, 바틀렛 검정과 같이 Z^θ 의 원소들이 정규분포를 따르는 확률표본이라는 것을 가정한다. 또한 이 검정방법은 정규성 가정을 만족하지 못하였을 때 다른 모수적인 방법들보다 일반적으로 더 좋은 결과를 제공하기 때문에 준모수적 검정방법이라고 한다. 레빈 검정은 다음과 같이 표본평균과의 절대 편차에 근거한다.

$$y_k^\theta = |z_k^\theta - \bar{z}^\theta|, \quad \theta = 1, 2, \dots, n; \quad k = 1, 2, \dots, N^2$$

여기서 \bar{z}^θ 는 Z^θ 의 원소 값들의 표본평균이다. \bar{y}^θ 를 $Y^\theta = (y_1^\theta, \dots, y_{N^2}^\theta)$ 의 원소 값들의 표본평균, \bar{y} 를 $\theta = 1, 2, \dots, n, k = 1, 2, \dots, N^2$ 에 대한 y_k^θ 값들의 총평균 (grand mean)이라 하면, 레빈 검정의 검정통계량 W 는 다음과 같이 정의된다.

$$W = \left\{ (n-1) \sum_{\theta=1}^n \sum_{k=1}^{N^2} (y_k^\theta - \bar{y}^\theta)^2 \right\}^{-1} \left\{ N^2(L-n) \sum_{\theta=1}^n (\bar{y}^\theta - \bar{y})^2 \right\}$$

$F(\alpha; n-1, L-N)$ 를 분자, 분모의 자유도가 각각 $n-1, L-N$ 인 F -분포의 상위 α -분위수라 하면, 레빈 검정에서는 $W > F(\alpha; n-1, L-n)$ 일 때 영가설을 기각한다.

2.3.3. 크루스칼-왈리스 검정

비모수적 접근 방법인 크루스칼-왈리스 (Kruskal-Wallis) 검정에서는 Z^θ 가 정규분포로부터 추출된 확률표본이라는 가정을 필요로 하지 않는다. 이 검정방법에서는 검정통계량의 계산에서 각 관찰치들은 순위 (rank)로 대체되며 검정통계량 H 는 다음과 같이 정의된다.

$$H = \frac{12}{L(L+1)} \sum_{\theta=1}^n \frac{(R^\theta)^2}{N^2} - 3(L+1)$$

여기서 $R^\theta = \sum_{k=1}^{N^2} r_k^\theta$, $\theta = 1, 2, \dots, n$ 이고 r_k^θ 는 y_k^θ 의 순위이다. 또한 영가설하에서, 통계량 H 는 점근적으로 자유도가 $n-1$ 인 카이제곱 분포를 따르므로 크루스칼-왈리스 검정에서는 $H > \chi^2(\alpha; n-1)$ 이면 영가설을 기각하게 된다. 그리고 만약 y_k^θ 의 값들 중에서 동점 (tie)이 있는 경우에는 평균순위를 이용하여 H 통계량을 계산하고 검정통계량을 다음의 H' 으로 수정한다.

$$H' = \frac{H}{1 - \left\{ \sum_{j=1}^g (t_j^3 - t_j) / (L^3 - L) \right\}}$$

여기서 g 는 동점(tie)그룹의 수이며, t_j 는 j 번째 동점그룹의 크기이다.

2.4. 피쳐통계량의 정의

본 연구에서는 중심 픽셀의 위치가 (i, j) 인 $N \times N$ 픽셀 윈도우 행렬 M 의 랜덤성의 정도를 나타내는 척도를 '피쳐통계량'이라 정의하고 이를 δ_{ij} 라고 표기한다. δ_{ij} 는 0과 1 사이의 값이며 $\delta_{ij} = 0$ 은 순수 잡음을 의미하며 $\delta_{ij} = 1$ 은 잡음에 오염되지 않은 순수한 피쳐를 의미한다. δ_{ij} 의 값을 구하는 과정은 Kim과 Lee (2005), Kim과 Nam (2007), Lee 등 (2008)의 연구에서 제시한 절차와 동일하며, 이를 살펴보면 다음과 같다.

검정통계량을 T 라 할 때, 먼저 다음과 같이 두 개의 조건을 만족하는 두 개의 임계치 C_0 와 C_1 값을 고려한다.

$$P(T < C_0) = \alpha_0, \quad P(T > C_1) = \alpha_1$$

여기서 α_0 는 영가설을 채택하는 확률로서 일반적인 유의수준 보다 작은 확률값을 사용할 것이며, α_1 은 일반적인 통계적 가설검정에서 사용하는 유의수준의 값을 의미한다. 또한 사용하는 각 검정방법에 따라 검정통계량 T 는 바틀렛 검정에서는 G , 레빈 검정에서는 W , 크루스칼-왈리스 검정에서는 H 를 의미한다. 검정통계량 T 에 근거하여 피쳐와 잡음의 상대적인 크기를 나타내는 피쳐통계량의 값 δ_{ij} 를 다음과 같이 결정한다.

$$\delta_{ij} = \begin{cases} 0, & \text{만약 } T \leq C_0 \\ \frac{T-C_0}{C_1-C_0}, & \text{만약 } C_0 < T < C_1 \\ 1, & \text{만약 } T \geq C_1 \end{cases}$$

즉, $T \leq C_0$ 이라면 영가설을 채택하여 피쳐가 없는 순수 잡음이라고 판단하며, 이때 $\delta_{ij} = 0$ 이다. 만약 $T \geq C_1$ 이라면 영가설을 기각하여 잡음이 없는 순수한 피쳐라고 판단하며, 이때 $\delta_{ij} = 1$ 이다. 또한 $C_0 < T < C_1$ 인 경우에는 피쳐와 잡음이 섞여있다고 판단하며 이때의 피쳐통계량의 값은 보정된 (interpolated) 값 $\delta_{ij} = \frac{T-C_0}{C_1-C_0}$ 을 부여한다.

3. 적응적 대비증폭 알고리즘

영상처리에서 대비증폭 과정으로 자주 사용되는 단순 언샵 마스크 (simple unsharp masking)의 단점은 영상을 오염시키고 있는 잡음의 크기를 고려하지 않고 전체 영상에 일률적으로 대비증폭을 실시하는 단점이 있다. 즉, 단순 언샵 마스크를 적용하면 이를 통하여 영상이 또렷해지는 효과 때문에 영상에 잡음이 적거나 잡음이 전혀 없는 경우에는 영상이 크게 개선되는 효과를 얻을 수 있으나, 잡음이 많이 포함되어 있는 영상에서는 피쳐와 함께 잡음도 동시에 증폭시켜 전체 영상의 질을 저하시키는 단점이 있다.

이 장에서는 단순 언샵 마스크의 개념과 본 논문에서 제안하는 블럭 접근방법에 따라 얻어지는 피쳐통계량의 값에 따라 대비증폭의 정도를 달리하는 적응적 (adaptive) 대비증폭 알고리즘을 설명한다.

예를 들어, $N = 3$ 인 경우의 중심이 (i, j) 인 3×3 픽셀 윈도우의 중심 픽셀 x_{ij} 에 대한 평균필터 (mean filter)를 y_{ij}^{mean} 라 하면 $y_{ij}^{mean} = \frac{1}{9} \sum_{l=i-1}^{i+1} \sum_{m=j-1}^{j+1} x_{lm}$ 로 정의된다. 즉, y_{ij}^{mean} 은 픽셀 윈도우의 중심 픽셀 x_{ij} 가 단순 평활 (simple smoothing)을 통하여 대체되는 값이다. 단순 언샵 마스크에서 강화된 픽셀 y_{ij}^{UM} 은 입력된 픽셀 x_{ij} 를 다음과 같이 처리하여 얻어진다.

$$y_{ij}^{UM} = x_{ij} + s \cdot x_{ij}^{hfp}$$

여기서 $s(0 < s \leq 1)$ 는 단순 언샵 마스크에서 의해 지역적으로 강화된 영상의 수준을 제어하는 가중치로서 상수값이며 본 연구에서는 $s = 1$ 을 사용하였다. 또한 x_{ij}^{hfp} 는 고주파통과 필터 (highpass filter)의 산출값으로서 대표적인 예는 다음과 같다.

$$x_{ij}^{hfp} = x_{ij} - y_{ij}^{mean}$$

이에 비해 본 연구에서 제안한 피쳐통계량의 값 δ_{ij} 를 사용하는 적응적 대비증폭의 처리과정은 다음과 같다.

$$y_{ij}^{adap} = x_{ij} + s \cdot x_{ij}^{hfp} \cdot \delta_{ij}$$

위 식을 보면, 만약 순수 잡음인 경우 $\delta_{ij} = 0$ 이므로 대비증폭을 가하지 않게 되어 $y_{ij}^{adap} = x_{ij}$ 이고, 잡음이 없는 피쳐인 경우에는 대비증폭을 단순 언샵 마스크와 동일하게 하므로 $y_{ij}^{adap} = x_{ij} + s \cdot x_{ij}^{hfp}$ 이다. 따라서 피쳐의 정도를 나타내는 피쳐통계량 δ_{ij} 의 값에 따라 적응적으로 대비증폭 처리를 하게 됨을 알 수 있다.

4. 모의실험 및 결론

4.1. 잡음 모형

모의실험에서 사용된 잡음의 종류는 정규분포를 따르는 가우시안잡음 (Gaussian noise), 균등분포를 따르는 균등잡음 (uniform noise), 이중지수분포를 따르는 이중지수잡음(double exponential noise)와 영상처리에서 자주 사용되는 잡음모형인 Salt-and-Pepper 잡음 등이다.

모의실험 결과에서 $N(0, \sigma^2)$ 은 평균 0, 분산 σ^2 인 가우시안 잡음, $U(a, b)$ 는 구간 $[a, b]$ 에서 균등분포를 따르는 균등잡음, $DE(\mu, \sigma)$ 는 이중지수분포를 따르는 이중지수잡음을 의미한다. 또한 $SP(c, p)$ 는 Salt-and-Pepper 잡음을 나타내는데, 원래 픽셀 값 x_{ij} 에 잡음수준 $p\%$ 인 Salt-and-Pepper 잡음이 추가된 픽셀 값 x_{ij} 는 다음과 같이 정의된다.

$$x_{ij} = \begin{cases} o_{ij} + c, & \text{확률 } p/2 \\ o_{ij} - c, & \text{확률 } p/2 \\ o_{ij}, & \text{확률 } 1 - p \end{cases}$$

만약 $x_{ij} > 255$ 이거나 $x_{ij} < 0$ 이면, $x_{ij} = 255$ 또는 $x_{ij} = 0$ 으로 지정한다.

4.2. 모의실험 결과 및 결론

모의실험에서는 영상처리분야에서 테스트 영상으로 자주 사용되는 Tiffany와 Lena 영상을 사용하였다. 잡음이 없는 순수 영상에 잡음을 추가하고, $N = 3$ 인 픽셀 윈도우에 대하여 본 연구에서 제안하는 블럭방법에 따라 방향성이 4개, 8개, 즉 $n = 4$, $n = 8$ 을 고려하여 피쳐통계량을 계산하였다. 또한 $\alpha_0 = 0.001$, $\alpha_1 = 0.05$ 를 사용하였으며 $MSE = \frac{1}{J} \sum_i \sum_j (y_{ij} - x_{ij})^2$ 로 정의되는 MSE (mean squared error) 값을 통하여 단순 언샵 마스킹과 본 연구에서 제안하는 블럭 방법에 근거한 적응적 대비증폭 알고리즘의 성능을 비교하였다. 여기서 J 는 처리 영상의 전체 픽셀의 수, x_{ij} 는 입력된 픽셀의 값, y_{ij} 는 x_{ij} 를 처리하여 얻은 결과값이다.

표 4.1과 표 4.2는 잡음이 없는 Tiffany와 Lena의 순수 영상에 대하여 픽셀 윈도우의 크기 $N = 3$ 일 때, 잡음이 추가된 영상의 MSE, 단순 언샵 마스킹 (simple unsharp masking) 처리 영상의 MSE, 본 연구에서 제안한 블럭방법을 적용하여 얻어진 피쳐통계량의 값 δ_{ij} 에 근거하는 적응적 대비증폭 처리 MSE를 비교한 것이다. 표 4.1과 표 4.2에서 UM은 단순 언샵 마스킹의 결과, Bartlett은 바틀렛 검정을 사용한 결과, Levene은 레빈 검정을 사용한 결과, KW는 크루스칼-왈리스 검정을 사용한 결과를 의미한다.

표 4.1 Tiffany: 3×3 픽셀 윈도우를 사용했을 때의 MSE

잡음모형	오염영상	UM	방향 4개($n = 4$)			방향 8개($n = 8$)		
			Bartlett	Levene	KW	Bartlett	Levene	KW
$N(0, 5^2)$	18.34	93.20	29.53	38.20	38.94	27.65	38.44	64.99
$N(0, 7^2)$	37.22	150.28	49.80	61.09	62.72	48.24	61.54	102.49
$N(0, 10^2)$	77.64	272.86	92.97	109.47	113.18	91.73	110.54	183.80
$N(0, 20^2)$	312.69	959.04	344.58	390.50	407.08	343.62	391.40	640.40
$N(0, 30^2)$	686.47	1967.92	743.79	834.55	834.55	744.10	836.50	1336.60
$U(-9, 9)$	19.71	97.32	31.27	41.10	41.76	29.15	40.97	69.75
$U(-17, 17)$	74.62	261.83	90.59	110.84	114.23	88.70	110.83	185.72
$DE(0, 4)$	24.54	110.57	36.28	44.65	45.69	34.42	44.93	73.75
$DE(0, 7)$	76.80	267.62	91.35	103.65	107.60	91.04	105.25	168.87
$SP(100, 10)$	682.12	1764.22	718.66	724.40	953.51	800.55	734.46	1467.80
$SP(100, 20)$	1366.98	3419.32	1448.46	1506.83	1834.32	1561.95	1518.67	2677.29

표 4.1과 표 4.2의 MSE 값을 보면, 단순 언샵 마스킹 처리에 대한 MSE보다 본 연구에서 제안하는 블럭방법에 근거하여 적응적 대비증폭 처리를 한 결과에 대한 MSE가 현저하게 작은 것을 알 수 있다. 전술한 바와 같이 대비증폭은 원래의 영상을 돋보이게 하는 처리과정이므로 잡음에 의하여 오염된 영상에 대비증폭 처리를 하였을 때 MSE값이 증가하게 되는데, 단순 언샵 마스킹 처리를 가하는 것보다 본 연구에서 제안하는 방법을 사용하여 적응적으로 대비증폭 처리를 가하는 것이 MSE의 증가를 줄이면서 동시에 영상을 돋보이도록 하는 결과를 얻었다. 이를 보다 자세히 살펴 보면, 두 테스트 영상 Tiffany와 Lena에 대하여 방향을 4개 고려했을 때 잡음의 분포에 관계없이 바틀렛 검정에 근거하여 얻어진 피쳐통계량의 값에 따라 적응적으로 대비증폭 처리를 한 결과 영상의 MSE가 가장 작은 것을 알 수 있다. 또한 방향을 8개 고려했을 때는, Tiffany 영상에서는 Salt-and-Pepper 형태의 잡음을 제외하고는 다른 모든 경우에서 바틀렛 검정을 이용한 적응적 대비증폭 처리의 결과가 가장 좋았으며, Lena 영상에서는

표 4.2 Lena: 3×3 픽셀 윈도우를 사용했을 때의 MSE

잡음모형	오염영상	UM	방향 4개($n = 4$)			방향 8개($n = 8$)		
			Bartlett	Levene	KW	Bartlett	Levene	KW
$N(0, 5^2)$	21.04	120.31	35.17	49.03	47.30	34.38	48.49	81.56
$N(0, 7^2)$	42.85	198.07	58.48	77.53	76.03	58.32	76.76	131.68
$N(0, 10^2)$	89.79	362.04	108.85	137.85	137.03	109.36	136.45	235.87
$N(0, 20^2)$	364.10	1259.74	400.95	482.93	489.15	401.09	472.35	816.58
$N(0, 30^2)$	803.31	2539.78	869.11	1033.38	1049.81	867.10	1003.64	1690.76
$U(-9, 9)$	22.63	126.42	37.22	52.73	50.88	36.35	51.76	88.56
$U(-17, 17)$	86.09	351.45	106.08	141.60	139.72	105.85	138.49	243.34
$DE(0, 4)$	27.27	139.39	42.08	55.01	53.72	41.67	55.08	90.21
$DE(0, 7)$	87.94	347.19	106.53	127.71	128.07	107.68	127.89	212.06
$SP(100, 10)$	787.22	1809.63	823.23	840.59	1063.76	878.96	848.97	1566.03
$SP(100, 20)$	1575.86	3538.79	1653.19	1754.55	2032.81	1707.75	1749.31	2889.66

Salt-and-Pepper 형태의 잡음 형태 한 가지를 제외하고는 모든 경우에서 바틀렛 검정을 이용한 적응적 대비증폭 처리의 결과가 가장 좋은 것을 알 수 있었다.

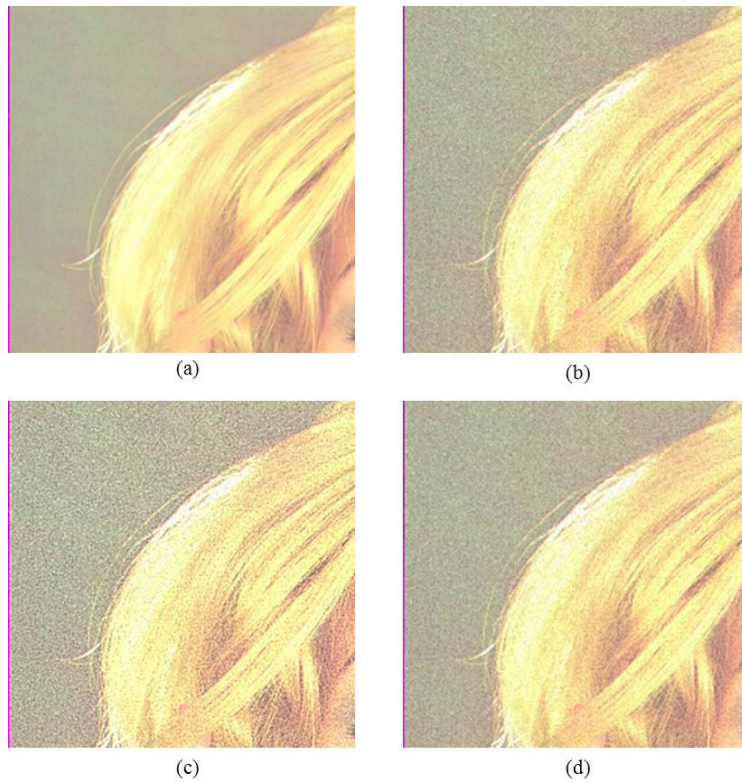


그림 4.1 (a)Tiffany 순수 영상 (b) $N(0, 100)$ 잡음 추가 영상 (c)언샵 마스크 결과 (d)바틀렛검정 사용 대비증폭 결과

그림 4.1은 잡음이 없는 Tiffany 영상, $N(0, 100)$ 을 따르는 잡음을 추가한 영상, 잡음이 추가된 영상에 대하여 언샵 마스크 처리를 한 결과, 바틀렛 검정을 이용하여 적응적 대비증폭 처리를 한 결과의 일

부분을 확대한 것이다. 이 그림을 보면 시각적으로도 언샷 마스크 처리를 하였을 때 배경부분의 잡음영역이 더욱 돋보이는 단점이 있는 것을 알 수 있으며 바틀렛 검정을 이용하여 적응적으로 대비증폭을 하였을 때 잡음영역이 덜 증폭되는 것을 확인할 수 있다.

참고문헌

- 최형일 (2005). <영상처리 이론과 실제>, 홍릉과학출판사, 서울.
- Chan, R. H., Ho, C. W. and Nikolova, M. (2005). Salt-and-pepper noise removal by median-type noise detectors and detail-preserving regulation. *IEEE Transactions on Image Processing*, **14**, 1479-1485.
- Eng, H. L. and Ma, K. K. (2001). Noise adaptive soft-switching median filter. *IEEE Transactions on Image Processing*, **10**, 242-251.
- Hwang, H. and Haddad, R. A. (1995). Adaptive median filters: New algorithms and results. *IEEE Transactions on Image Processing*, **4**, 499-502.
- 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 algorithm 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.
- 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.
- Lee, J., Kim, Y. H. and Nam, J. (2007). Adaptive noise reduction algorithms based on statistical hypotheses tests. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, **54**, 1406-1414.
- Pitas, I. and Venetsanopoulos, A. (1990). *Nonlinear digital filters: Principles and applications*, Kluwer, Boston, MA.
- Zhang, S. and Karim, M. A. (2002). A new impulse detector for switching median filters. *IEEE Signal Processing Letter*, **9**, 360-363.

Adaptive image contrast enhancement algorithm based on block approach[†]

Yeong-Hwa Kim¹

¹Department of Applied Statistics, Chung-Ang University

Received 18 March 2011, revised 15 April 2011, accepted 20 April 2011

Abstract

The noise caused by a variety of reasons worsens the quality of input image when we use the images reproducing device. The basic difficulty to solve this problem is that the noise and the signal are difficult to be distinguished. Contrast enhancement such as unsharp masking is one of the most important procedures to improve the quality of input images. The conventional unsharp masking enhances the images by adding their amplified high frequency components. The noise component of the input images, however, also tends to be amplified due to the nature of the unsharp masking. This paper considers the block approach for detecting noise and image feature of the input image so that the unsharp masking could be adaptively applied accordingly. Simulation results show that it is made possible to enhance contrast of the image without boosting up the noisy components by applying the proposed algorithm.

Keywords: Contrast enhancement, image processing, orientation, unsharp masking.

[†] This research was supported by the Chung-Ang University Research Grants in 2009.

¹ Associate Professor, Department of Applied Statistics, Chung-Ang University, Seoul 156-756, Korea.
E-mail: gogators@cau.ac.kr