

잡음추측을 이용한 자동적인 에지검출 문턱값 선택과 그 응용

正會員 金 亨 洙*, 吳 承 竣**

Automatic Threshold Selection for Edge Detection Using a Noise Estimation Scheme and Its Application

Hyeong-Su Kim*, Seoung-Jun Oh** *Regular Members*

요 약

영상해석에 있어서 에지검출은 매우 중요한 위치를 차지한다. 영상에서 에지는 그레이 레벨의 화소값이 변하는 경계선과 윤곽선이다. 에지는 영상이 가진 중요한 정보이기 때문에 에지검출은 영상 분할, 로봇트 비전, 영상 데이터 압축, 등과 같은 여러 응용 분야에서 많이 연구되어 왔다. 본 고에서는 잡음영상으로부터 잡음의 통계적 특성을 추측하여 문턱값을 자동적으로 선택하는 방법을 제안하고, 이를 이용하여 잡음이 섞인 영상에서 잡음을 제거하는 응용을 보여주었다. 제안된 방법에서는 영상과 독립적으로 잡음의 통계 특성을 이용하여 이론적으로 문턱값을 정할 수 있기 때문에 일반적으로 ad-hoc한 문턱값 선택에서 발생하는 불편함을 제거시켜줄뿐만 아니라, 잡음으로 인하여 잘못 검출되거나 손실되는 에지의 수를 줄일 수 있다. 제안된 방법을 이용하여 잡음이 섞인 영상으로부터 에지맵을 추출하고, 추출된 에지맵을 기반으로 각 에지에 대한 방향성분을 고려하여 잡음을 제거하면 SNR 면에서뿐만 아니라 시각적인 면에서도 매우 향상된 영상을 얻는다.

ABSTRACT

Detecting edges is one of issues with essential importance in the area of image analysis. An edge in an image is a boundary or contour at which a significant change occurs in image intensity. Edge detection has been studied in many applications such as image segmentation, robot vision, and image compression. In this paper, we propose an automatic threshold selection scheme for edge detection and show its application to noise elimination. The scheme suggested here applies statistical properties of the noise estimated from a noisy image to threshold selection. Since a selected threshold value in the scheme depends on not the characteristic of an original image but the statistical fea-

*전자부품종합기술연구소 연구원

**광운대학교 전자공학과 신기술연구소 조교수

論文番號:95336-0929

接受日字:1995年 9月 29日

ture of added noise, we can remove ad-hoc manners used for selecting the threshold value as well as decide the value theoretically. Furthermore, that scheme can reduce the number of edge pixels either generated or lost by noise. An application of the scheme to noise elimination is shown here. Noise in the input image can be eliminated with considering the direction of each edge pixel on the edge map obtained by applying the threshold selection scheme proposed in this paper. Achieving significantly improved results in terms of SNR as well as subjective quality, we can claim that the suggested method works well.

I. 서 론

에지검출은 영상해석의 핵심이 되는 분야이다. 영상의 에지는 관측자로 부터 물체표면까지의 거리, 반사율, 조도(illumiance)와 같은 물리적인 양이 급격히 변화하는 경계면과 윤곽선을 포함한다. 에지검출은 영상 분할, 로봇트 비전, 영상 테이타 압축, 등과 같은 여러 응용 분야에서 많은 연구가 이루어져 왔다[1, 2]. 물리적 양의 변화가 뚜렷한 영상에서 에지는 응용분야에 따라 검출 범위가 다르다. 어떤 응용에서는 에지로 분류될 수 있는 명암 변화가 다른 경우에는 에지로 분류되지 않을 수도 있다. 일반적으로 영상에서의 밝기 변화는 넓은 범위에 걸쳐 일어날 수도 있고 작은 범위에 걸쳐 일어날 수도 있다. 따라서 영상에 존재하는 대부분의 에지를 검출하기 위해서는 여러 해상도에 적용될 수 있는 에지 연산자를 적용함으로써 다양한 범위의 명암변화를 검출할 필요가 있다[3, 4]. 에지검출 기법들 중에서 대표적인 Sobel 방법이나 Kirsch 방법은 국부적 미분 연산자를 이용하여 불연속적인 두 영역간의 명암차를 구한다[5]. co-occurrence 행렬은 영상 영역화에 많이 쓰이는 일종의 텍스처(texture) 분류 방법인데, 최근에 이 행렬을 이용하여 잡음 영상에서 에지를 검출하는 기법이 제안되었다[6].

상기한 방법들 모두에서 에지 여부를 판정하기 위해서는 문턱값이 설정되어야 한다. 문턱값은 응용에 적당한 에지를 검출하기 위해 선택되어야하므로 문턱값 선택 문제는 에지검출에 있어 가장 까다로운 문제이다. 현재까지 문턱값 선택을 위한 연구가 활발히 진행되어 왔으며 대표적인 방법들을 분류하면 다음과 같다[7].

- (1) 실제 에지만이 선택되고 잘못 선택되는 에지의 수는 최소화되도록 문턱값을 반복적으로 조정하여 선택한다.

- (2) 영상의 에지 분포에서의 표준편차 σ 를 이용하여 $\pm N\sigma$ 로 문턱값을 정한다. N은 임의의 상수다.
- (3) 에지맵(edge map)의 일정 부분이 에지로 선택되도록 문턱값을 정한다. 전체 화소수의 적당한 퍼센트를 취한다.
- (4) 영상의 에지 분포가 서로 구분되는 피크(peak)들로 이루어질 때, 피크들의 사이값을 문턱값으로 정한다.

방법 (1)은 많은 시간이 요구되고 주관적이기 때문에 에지 검출할 영상의 수가 비교적 적을 때 실행 가능하며 자동적인 문턱값 선택에는 적당치 않다. 방법 (2)에서는 주로 잡음에 의한 에지가 에지 분포에 큰 영향을 주고, 실제 에지는 에지 분포의 양끝에서 약간의 영향을 준다고 가정한다. 가우스(Gaussian) 잡음을 가정할 경우에 에지 분포는 정규 분포에 근사하고, $\pm 2\sigma$ 에서의 문턱값은 총 에지의 약 5%를, $\pm 3\sigma$ 에서는 총 에지의 약 1%를 얻는다. 수직 방향 Sobel 연산자와 같이 단일 에지 연산자에 의해 생성된 에지 분포는 어느 정도의 잡음을 가진 영상에 대해 거의 가우스 분포를 갖는다. 그러나 에지 연산자들의 결과가 서로 결합되는 경우에 에지 분포는 가우스 분포를 갖지 않게 되어 방법 (2)에서의 가정은 실효성이 없다. 방법 (3)은 에지가 실제 에지인지 잡음에 의한 에지인지에 관계없이 일정한 수가 에지로 검출되도록 문턱값을 선택하므로 문제가 있다. 방법 (4)에서처럼 일반 영상에서 에지 분포가 서로 구분되는 피크들로 이루어지는 경우는 매우 드물다. 두개의 피크로 이뤄진 경우는 자동적인 문턱값 선택이 가능하다. 여러개의 피크로 이뤄진 경우는 Haddon에 의해 제안된 히스토그램 분석 기법을 이용하여 문턱값을 결정할 수 있다[8]. 이상과 같은 이유때문에 상기한 기법들은 매우 제한적이고 잘 정의된 상황을 제외하고는 만족스러운 결과를 얻지 못한다.

co-occurrence 행렬을 이용한 에지 검출에서 두 픽셀간의 명암차를 d 라 할 때 d 에 대한 히스토그램은 '0'을 중심으로 높은 피크를 이루며 라플라스(Laplacian) 확률밀도함수(pdf)와 유사한 확률분포를 갖는다[9]. 영상의 복잡도에 따라 d 의 표준편차인 σ_d 가 비례한다는 원리를 바탕으로 영상의 이종도(heterogeneity)를 그 영상의 표준편차와 연관시키고 그 정도를 정량화 시킴으로써 에지 검출을 위한 문턱값을 구할 수도 있다. 그러나 영상에 잡음이 섞이게 되면 정량화 과정이 매우 어려워진다.

대부분의 영상은 영상 시스템이나 전송 등에 의한 잡음을 가지고 있다. 그러한 잡음의 통계적 특성을 추측하여 에지 검출을 위한 문턱값으로 사용함으로써 잡음때문에 잘못 검출된 에지 수를 줄일 수 있다.

본 고에서는 잡음영상으로 부터 잡음의 통계적 특성을 추측하여 문턱값을 자동적으로 선택하는 방법을 제안하고, 이를 이용하여 잡음이 섞인 영상에서 잡음을 제거하는 응용을 보여준다. 이 방법은 에지검출을 할 때 문턱값을 실험적으로 ad-hoc하게 선택하는 불편함을 제거시켜줄뿐만 아니라, 잡음으로 인하여 잘못 검출되거나 손실되는 에지의 수를 줄일 수 있다.

II. 에지 검출

대부분의 에지검출 기법들은 기본적으로 국부적 미분 연산자를 이용하여 불연속적인 두 영역간의 명암차를 구한다[5]. 영상에서의 국부적인 명암차를 구하기 위하여 그림 1과 같은 마스크(mask)라 불리는 국부 창(window)을 사용한다. 그림 1은 영상의 3×3 영역을 나타내고, z 는 영상의 화소값이다. 이러한 국부 창 중에서 3×3 크기를 가진 것은 그림 1에서 보여 주듯이 z_5 위치에서의 특정한 방향에 대한 변화량을 구하기 위해 사용된다. 화소값이 일정한 영역에서 미

z_1	z_2	z_3
z_4	z_5	z_6
z_7	z_8	z_9

(a)

-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

(b)

그림 1. 에지검출을 위한 대표적인 마스크:(a)영상의 3×3 영역, (b) Sobel 마스크

Fig. 1 Edge masks: (a) a 3×3 window, and (b) Sobel mask

분 연산자의 출력은 '0'이 되도록 모든 마스크들에 있어 계수의 총 합은 '0'이다. 본 고에서는 그림 1(b)에 있는 Sobel 연산자에서 사용할 문턱값을 결정하는 방법을 제시할 것이므로 이 연산자를 살펴본다.

영상 $f(x, y)$ 에 대한 (x, y) 위치에서의 변화량은 식 (1)과 같은 벡터량이다.

$$\vec{\nabla}f = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} \quad (1)$$

식 (1)에서 G_x 와 G_y 는 x 방향과 y 방향에 대한 명암 변화량이다. 에지 검출에 사용되는 값은 식 (2)와 같은 벡터의 크기 ∇f 이며, 식 (3)과 같이 더 간단하게 절대값으로 나타낼 수도 있다.

$$\nabla f = \max(\vec{\nabla}f) = [G_x^2 + G_y^2] \quad (2)$$

$$\nabla f = |G_x| + |G_y| \quad (3)$$

에지 방향을 구할 수 있는 변화의 방향도 중요한 값이다. (x, y) 위치에서의 벡터 $\vec{\nabla}f$ 의 방향각 $\alpha(x, y)$ 는 식 (4)로 표시되며, 방향각은 x 축을 기준으로 측정된 각이다.

$$\alpha(x, y) = \tan^{-1} \left(\frac{G_x}{G_y} \right) \quad (4)$$

III. 잡음 추측과 문턱값 결정

대부분의 영상은 잡음을 포함한다. 일반적으로 잡

음은 영상을 획득하거나 저장하는 카메라, 스캐너 같은 영상 시스템에 의해 발생한다. 그러므로 시스템을 모델링할 때는 영상과는 무관하고 무작위한 성분은 가진 잡음을 고려한다[7]. 영상 시스템에 의해 발생하는 잡음 중에서 가장 대표적인 것이 가우스 분포를 가지는 잡음이므로 본 고에서는 가우스 잡음이 가산된 영상을 고려한다.

3.1 잡음의 통계적 특성 추측

상관도가 매우 낮은 잡음에 비해 영상은 인접 화소와 높은 상관도를 갖는다. 즉, 원영상은 인접 화소와 높은 상관도를 갖는 반면 잡음은 서로 독립적인 특성을 갖는다. 전형적인 영상에 대해 측정된 영상의 자기상관도(autocorrelation) ρ 가 가지는 범위는 $0 \leq \rho \leq 1$ 이며, 수평방향과 수직방향으로 각각 0.953과 0.965로 '1'에 가까운 값을 갖는다[6].

간단한 차연산자를 고려해 보자. 차연산자를 잡음 영상의 각 화소에 적용하면 각 화소의 인접 화소에 대한 차가 구해진다. $x[m, n]$ 과 $x'[m, n]$ 을 각각 원영상과 그것의 잡음영상이라 하고, $w[m, n]$ 을 잡음이라 하면 식 (5)과 같은 차영상 $y[m, n]$ 을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} y[m, n] &= x'[m, n] - x'[m+1, n] \\ &= (x[m, n] + w[m, n]) - (x[m+1, n] + w[m+1, n]) \\ &= (x[m, n] - x[m+1, n]) + (w[m, n] - w[m+1, n]) \\ &= \Delta x[m, n] + \Delta w[m, n] \end{aligned} \quad (5)$$

식 (5)에서 원영상의 명암차인 $x[m, n] - x[m+1, n]$ 은 $\Delta x[m, n]$ 으로 나타내었고, 잡음의 차인 $w[m, n] - w[m+1, n]$ 은 $\Delta w[m, n]$ 으로 표현하였다. 여기서 $\Delta x[m, n]$ 의 pdf는 라플라스 분포와 유사하다[9]. 잡음의 특성이 가우सी면 잡음의 차인 $\Delta w[m, n]$ 도 가우스 분포를 갖는다[10]. 원영상의 상관도가 높고 잡음이 섞여있는 경우에 에지 부분을 제외한 지역에서 $\Delta x[m, n]$ 은 매우 작은 값을 가지며 $\Delta w[m, n]$ 이 $\Delta x[m, n]$ 보다 매우 큰 값을 갖게되어 $y[m, n] \approx \Delta w[m, n]$ 이라 할 수 있다. 그러므로 차영상에 대한 평균값과 분산값이 추측된 잡음의 평균값과 분산값이 된다. 이 추측은 에지 근처에서는 큰 오차를 발생할 것이다. 이에 대한 해결 방안은 3.2절에 제시한다. 평균이 ν 이고 표준편차가 σ 인 가우스 잡음을 가지는 영상에서

가우스 잡음은 식 (6)과 같은 pdf를 갖는다. 가우스 잡음은 정상적(stationary)이고 서로 독립이므로 잡음의 차값인 $\Delta w[m, n]$ 에 대한 pdf도 역시 가우스 분포를 갖는다[10].

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} e^{-\frac{(x-\nu)^2}{2\sigma^2}} \quad (6)$$

가우스 분포를 갖는 신호로 구성된 영상벡터 x 에 연산자 $[k_1 \ k_2 \ \dots \ k_N]$ 를 적용하여 새로운 픽셀 값 y 를 구할 때 영상의 픽셀값들의 평균과 표준편차가 ν 와 σ 인 경우에 y 에 대한 평균과 표준편차 a 와 s 를 식 (7)을 이용하여 구할 수 있다[7].

$$a = \sum_{i=1}^N k_i \nu, \quad s^2 = \sum_{i=1}^N k_i^2 \sigma^2 \quad (7)$$

$x = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_N]$ 에 연산자 $[k_1 \ k_2 \ \dots \ k_N]$ 를 적용하여 얻은 y 는 식 (8)과 같다.

$$y = [k_1 \ k_2 \ \dots \ k_N] [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_N]^T = \sum_{i=1}^N k_i x_i \quad (8)$$

이러한 기법은 일반적인 에지 연산자에 적용될 수 있다. 이 경우 k_i 는 에지 연산자의 계수에 해당한다. 예를 들어 그림 1(b)의 우측에 있는 수직 Sobel 연산자의 경우, 에지맵의 분포는 평균이 '0'이고 표준편차 $\sqrt{12} \sigma$ 인 식 (9)와 같은 가우스 분포를 갖는다.

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{24\pi} \sigma} e^{-\frac{x^2}{24\sigma^2}} \quad (9)$$

본 고에서는 일반성을 유지하면서 문제를 단순화시키기 위하여 인접 화소와의 차를 구하기 위한 $[1 \ -1]$ 연산자를 사용하였다. 이 경우는 수평방향으로 인접해 있는 두 화소값들의 차를 구하는 것이므로 수평방향에 대해 구한 co-occurrence 행렬을 구하는 것과 같다. $N > 2$ 인 경우에는 식 (7)을 이용하면 일반화가 가능하다. $[1 \ -1]$ 연산자를 사용하게 되면 $N=2$, $k_1=1$, $k_2=-1$ 인 경우가 되어 $a=0$, $s^2=2\sigma^2$ 이 되므로 식 (5)에서 보여 주었던 차영상이 잡음을 나타낸다는 가정하에서 s 값에서 잡음의 표준편차인 σ 를 추측할 수 있다.

3.2 에지 검출을 위한 문턱값 결정

에지검출을 위한 문턱값을 결정하기 위해 문턱값 T 를 식 (10)과 같이 정의한다.

$$T = \pm ns \tag{10}$$

식 (10)에서 n 은 임의의 상수이고, s 는 식 (7)을 이용하여 구한 표준편차이다. 그러므로 식 (10)은 식 (11)로 표시된다.

$$T = \pm n\sigma \sqrt{\sum k_i^2} \tag{11}$$

여기서 σ 는 영상이 포함하고 있는 잡음의 표준편차이다. 에지검출의 분포가 식 (9)와 같은 가우스 분포를 가질 때 $n=2$ 이면 에지의 95.45%가 $-T$ 와 T 사이에 있게 된다. 수평 Sobel 연산자에 대해서도 같은 식으로 적용될 수 있다. Sobel 연산자에서 수평방향 에지크기를 H , 수직방향 에지크기를 V 라 할 때 결합된 에지크기 E 는 식 (12)와 같다.

$$E = \sqrt{H^2 + V^2} \tag{12}$$

그러므로 에지크기의 확률분포는 원형 정규분포를 갖는다[10]. 문턱값 T 는 T 보다 큰 값을 갖는 영역에서의 체적 적분값이 잡음에 의한 에지의 허용정도값과 같도록 설정된다. 2차원 확률분포는 식 (13)과 같이 수평방향 분포와 수직방향 분포의 곱으로서 표현될 수 있으며 s 는 식 (7)에서 정의된 값이다.

$$p(E) = \frac{1}{2\pi s^2} e^{-\frac{E^2}{2s^2}} \tag{13}$$

문턱값 T 보다 큰 값을 갖는 에지크기의 확률분포는 식 (14)와 같고, $p(E>T)=X$ 라 하면 식 (15)를 얻는다.

$$p(E>T) = \int_T^\infty \int_0^{2\pi} R d\theta \frac{1}{2\pi s^2} e^{-\frac{R^2}{2s^2}} dR \\ = 2e^{-\frac{T^2}{2s^2}} \tag{14}$$

$$T = s \sqrt{-2\ln(X/2)} \tag{15}$$

식 (15)에서 식 (7)을 이용하여 s 를 치환하면 식 (16)이

된다.

$$T = \sigma \sqrt{-2\ln(X/2) \sum k_i^2} \tag{16}$$

식 (16)에서 상수부, 편차, k_i 들을 분리시켜 표시하기 위하여 T 는 식 (17)로 표현된다. 여기서 m 은 식 (11)의 n 에 대응되는 임의의 상수로서 식 (18)과 같이 표현된다.

$$T = m\sigma \sqrt{\sum k_i^2} \tag{17}$$

$$m = \sqrt{2\ln(X/2)} \tag{18}$$

식 (11)에서 n 값이 '1', '2', '3'일 경우 문턱값 T 보다 큰 값을 갖는 잡음에 의한 에지는 각각 31.73%, 4.55%, 0.27%가 된다. 이 경우 n 에 대응되는 m 의 값은 각각 1.92, 2.76, 3.63이다. 본 고에서는 잡음에 의한 에지를 줄이기 위하여 $m=3.63$ 즉, $n=3$ 을 선택했다. 2장에서 언급하였듯이 에지 연산자로서 Sobel을 사용한다. 그러므로 식 (17)에서 $\sum k_i^2=12$ 가 되어 T 는 식 (19)와 같다. 여기서 σ 는 s 을 통하여 구한 추측된 잡음의 표준편차 값이다.

$$T = 3.63 \sigma \sqrt{12} = 12.57 \sigma \tag{19}$$

지금까지 잡음영상에서 잡음의 통계적 특성을 추측하여 자동으로 에지맵 설정을 위한 문턱값을 정하는 방법을 설명하였다. 그러나 식 (5)에서 보여주듯이 에지 부위에서는 $\Delta x[m, n]$ 이 크기 때문에 잡음을 추측하는데 큰 오차가 발생한다. 그러므로 이 영향을 줄이기 위하여 다음과 같은 반복적인 방법으로 오류를 감소시킬 수 있다. 1차적으로 추측된 잡음의 표준편차를 가지고 위에서 설명된 방법으로 에지검출을 위한 문턱값 T 를 정한 후에 이 문턱값을 기준으로 에지맵을 구한다. 이 에지맵은 2차 잡음추측을 위한 예비 에지맵이 된다. 2차로 잡음영상에 식 (5)를 재적용하여 잡음을 추측한다. 이때 에지에 해당되는 화소에 대해서는 인접 화소간의 차연산을 하지 않고, 에지에 해당되지 않는 화소에 대해서만 에지가 아닌 인접한 화소와의 차연산을 실행한다. 이렇게 함으로써 에지 부위 $\Delta x[m, n]$ 에서 발생하는 오류를 제거할 수 있다.

이와 같이 차연산을 실행한 후, 다시 식 (7)을 이용하여 최종적으로 잡음의 표준편차 값을 구한다. 표 1에서 보여 주듯이 σ_n 가 10.0일 때 추측 과정을 2회 반복하여 Lena, Salesman, Miss America 영상에서 오류가 각각 7.8%, 3.3%, 0.1%로 줄었고, σ_n 가 15일 때 각각 2.33%, 2.73%, 0.1%로 되었다. 반복 회수는 실험적으로 보았을 때 2~3회면 충분하다.

표 1. 반복 회수에 따른 추측된 잡음의 표준편차 값
Table 1. Standard deviations of noises iteratively estimated

images	STD of each noise	1-st	2-nd	3-rd	4-th	5-th
Lena	10	12.34	11.56	11.43	11.41	11.41
	15	16.83	16.48	16.40	16.40	16.40
Salesman	10	11.79	11.46	11.41	11.39	11.39
	15	16.56	16.38	16.35	16.34	16.34
Miss America	10	10.47	10.46	10.46	10.46	10.46
	15	15.40	15.39	15.39	15.39	15.39

3.3 잡음 제거

여기서는 3.2절에서 제시한 문턱값 자동 설정법의 타당성을 보여주기 위하여 이 방법을 잡음제거에 적용한다. Sobel 에지 연산자를 사용할 때 제시한 방법으로 설정된 문턱값을 적용하여 얻은 에지맵을 방향 필터(directional filter)에 사용하여 잡음을 제거한다. 각 에지에 대한 방향성분은 식 (4)를 통하여 구한다. 본 고에서는 수평, 수직, 대각, 반대각의 4가지 방향으로 에지방향을 단순화시켰다. 잡음영상 내에서 에지 화소를 기준으로 위에서 구한 방향성분을 따라 양방향에서 각각 한개씩의 화소를 취하여 에지 화소와의 평균치를 구한다. 이 평균치를 같은 위치에 있는 잡음영상 화소와 치환함으로써 잡음을 제거하게 된다. -45° 방향 에지화소 $x[i, j]$ 에 대한 잡음제거 과정을 그림 2에 나타내었다.

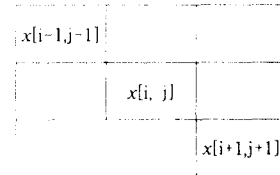
에지 화소가 아닌 경우는 3×3 마스크를 통해, 즉 기준 화소를 포함한 9개의 화소에 대해 평균치를 구하여 치환한다. 이때 에지 화소는 평균치 계산에서 제외된다. 이것은 처리 대상인 화소가 동질의 (homogeneous) 영역에 있는 것으로 가정하고 있으므로 평균과정에서의 에지에 의한 영향을 없애기 위함이다. 이상의 과정을 단계별로 나타내 보면 다음과 같다.

1단계: 에지맵과 각 에지의 방향성분을 구한다.

2단계: 에지에 해당되는 화소값과 그화소를 기준으로 방향성분을 따라 양쪽에 있는 두 화소값의 평균값을 구하고 이값을 가운데 화소와 대치시킨다.

3단계: 에지에 해당되지 않는 화소의 경우는 그화소를 기준으로 한 3×3 마스크를 통해 평균치를 구하여 치환한다. 에지화소는 평균치 계산에서 제외된다.

2단계 에서 여러 경우를 고려해 볼 수 있지만 Sobel 연산자를 통해 구한 에지의 방향성분이 이미 에지의 방향을 강하게 고려한 것이므로 이를 그대로 수용하여도 큰 오류는 발생하지 않을 뿐만 아니라 문제를 매우 단순화시킨다. 그러나 에지의 방향성분은 연속값이기 때문에 이를 4가지 방향으로 단순화시키는 과정에서 이 오류 성분을 고려할 필요가 있다.



$x[i, j]$: an pixel classified into an edge pixel
 the edge direction of $x[i, j] \approx -45^\circ$

$$\bar{g} = (x[i-1, j-1] + x[i, j] + x[i+1, j+1]) / 3$$

$$x[i, j] = \bar{g}$$

그림 2. -45° 방향 에지화소에 대한 잡음제거
Fig. 2 Noise elimination for -45° -direction edge pixels

IV. 실험 및 고찰

그림 3과 4에 실험에 사용된 영상들을 보였다. 각 영상은 한 화소당 8비트, 즉 256레벨 명암값으로 이루어진 영상들이며, 각각의 크기는 256×256 이다. 그림 3 (a)는 화소값의 표준편차 σ_n 의 값이 52.39인 Lena 원영상이고, (b)는 원영상 (a)에 표준편차 $\sigma_n = 5.0$ 인 가우스 잡음을 섞은 잡음영상이다. (c)는 $\sigma_n = 10.0$,

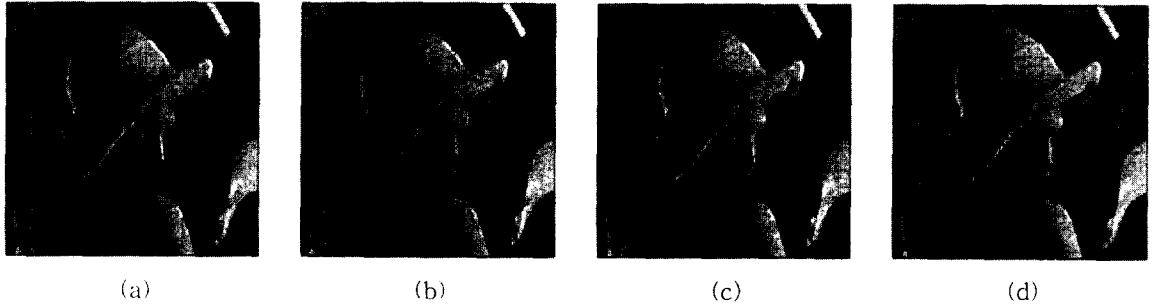


그림 3. Lena 원영상과 잡음영상: (a) $\sigma_n = 52.3$ 인 원영상, (b) $\sigma_n = 5.0$ 인 잡음영상, (c) $\sigma_n = 10.0$ 인 잡음영상, (d) $\sigma_n = 15.0$ 인 잡음영상
 Fig. 3 Original Lena image and its noisy images: (a) Original image, (b) noisy image ($\sigma_n = 5.0$), (c) noisy image ($\sigma_n = 10.0$), and (d) noisy image ($\sigma_n = 15.0$)

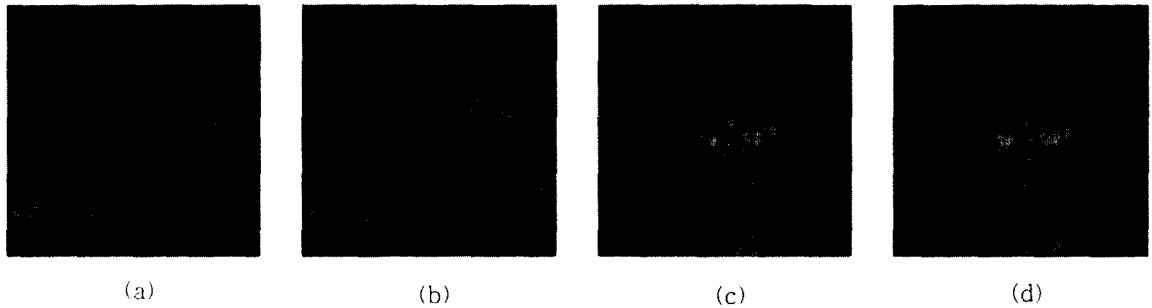


그림 4. Salesman과 Miss America의 원영상과 잡음영상: (a) $\sigma_o = 37.3$ 인 Salesman 원영상, (b) $\sigma_n = 10.0$ 인 Salesman 잡음영상, (c) $\sigma_o = 32.6$ 인 Miss America 원영상, (d) $\sigma_n = 10.0$ 인 Miss America 잡음영상
 Fig. 4 Original images and their noisy images: (a) Original Salesman image ($\sigma_o = 37.3$), (b) noisy Salesman image ($\sigma_n = 10.0$), (c) original Miss America image ($\sigma_o = 32.6$), and (d) noisy Miss America image ($\sigma_n = 10.0$)

(d)는 $\sigma_n = 15.0$ 인 잡음영상이다. 그림 4의 (a)와 (b)는 $\sigma_o = 37.3$ 인 Salesman 원영상과 $\sigma_n = 10.0$ 인 가우스 잡음이 첨가된 잡음영상이다. 그림 4의 (c)와 (d)는 $\sigma_o = 32.6$ 인 Miss America 원영상과 $\sigma_n = 10.0$ 인 가우스 잡

음이 첨가된 잡음영상이다. 각 표준편차는 영상의 복잡도를 반영하고 있다. 표준편차값이 클수록 화소값의 변화 정도가 많은 영상이다.

표 2. 추측된 잡음과 실제 잡음과의 오차

Table 2. Errors between original noises and estimated noises

images	Original STD (σ_n)	Estimated STD (σ_{en})	$\sigma_{en} - \sigma_n$
Lena ($\sigma_d = 19.7$)	5.0	8.31	3.31
	10.0	12.34	2.34
	15.0	16.83	1.83
Salesman ($\sigma_d = 14.5$)	5.0	7.48	2.48
	10.0	11.79	1.79
	15.0	16.56	1.56
Miss America ($\sigma_d = 6.7$)	5.0	5.68	0.68
	10.0	10.47	0.47
	15.0	15.40	0.40

우선 각 잡음영상에 대해 3.1 절에서 설명된 방법을 통해 잡음의 통계적 특성을 추측한다. 각 행의 가장 오른쪽에 있는 화소는 바로 아래에 있는 행의 화소와 뺄셈으로써 추측의 정확도를 기했다. 추측된 잡음의 표준편차 σ_{en} 과 실제 잡음의 표준편차 σ_n , 추측 오차인 $\sigma_{en} - \sigma_n$ 을 표 2에 정리하였다. 표 2에서 σ_d 는 인접 화소간의 차에 대한 표준편차이다.

Lena 영상은 잡음 표준편차 추측에 있어서 다른 두 영상에 비해 큰 오차값을 갖는다. 이것은 σ_d 값으로부터 알 수 있듯이 Lena 영상은 상대적으로 화소간에 상관관계가 적기 때문이다. 즉, 다른 영상들보다 많은 에지들을 포함하고 있어서 잡음의 통계특성 추측과정

에 많은 영향을 미치고 있는 것이다. 반면 σ_d 값이 적은 Miss America 영상의 경우에는 추측이 상대적으로 매우 정확함을 알 수 있다.

추측된 잡음의 표준편차와 식 (19)를 이용하여 문턱값 T 를 구하고 에지를 검출하면 잡음에 의한 에지의 수를 최소로 줄이고 실제의 주요 에지들이 검출된다. 그림 5에 에지검출 결과를 보였다. 그림 5(a)는 σ_n 이 10.0인 잡음이 섞인 Lena 영상에 Sobel 연산자를 적용하여 얻은 에지맵이다. 이 맵은 낮은 값에서 높은 값으로 변화시키면서 가장 정확한 출력을 나타내는 값을 문턱값으로 선택하여 얻은 것이다. 선택된 문턱값은 152이다. 그러나 그림 5(b)는 본고에서 제안한 방법으로 섞인 잡음의 특성을 추측하여 그 값을 이용하여 자동으로 설정된 문턱값을 적용하여 얻은 에지 맵이다. 설정된 문턱값은 식 (19)에 의해서 $3.63 \times 12.34 \times \sqrt{12} = 155.17$ 로 (a)에서 설정된 문턱값과 유사하므로 그림 5(a)와 그림 5(b)는 거의 동일하다. 여기서 12.34는 추측된 잡음의 표준편차이다. 다른 영상들에 적용하였을 때도 동일한 결과를 얻었다. 그림 5(c)와 (d)는 σ_n 이 10.0인 Salesman과 Miss America 잡음영상들로부터 얻어진 에지맵들이다. 주요한 에지들이 보존되는 것을 알 수 있다.

3.3 절에서 제시한 잡음제거 과정을 통해 구한 잡음제거 영상의 SNR을 잡음제거를 위한 기존의 방법인 Median 필터와 Moving Average 필터를 통해 구한 잡음제거 영상에 대한 SNR과 비교하여 표 3에 보였다. 표 3에서 DIR은 3.3절에서 제시한 방법을 통해

구한 SNR이고, MED는 Median 필터, MAV는 Moving Average 필터를 통해 구한 SNR이다. MED와 MAV 방법에서는 모두 크기가 3×3 인 국부 창을 사용하였다.

표 4는 추측이 정확했을 경우에 구한 잡음제거 영상의 SNR과 제안된 방법에 의한 SNR을 비교하고 있다. 그 차는 잡음이 적을 수록 크게 나타나는데 이것은 원영상 내의 에지들이 상대적으로 많은 영향을 주기 때문이다. 그림 6의 (a)와 (c)는 σ_n 이 각각 10.0과 15.0인 Lena에 대한 잡음영상으로부터 DIR을 사용하여 구한 잡음제거 영상이다. 그림 6의 (b)와 (d)는 각 경우에 대한 Moving Average 결과이다. 시각상으로

표 3. 각 종 영상에 대한 SNR 측면에서의 잡음 제거 방법들의 성능 비교

Table 3. Performances of noise elimination schemes in terms of SNR

images	the power of noise (σ_n)	DIR (dB)	MED (dB)	MAV (dB)
Lena	5.0	25.67	23.39	21.01
	10.0	23.89	22.26	20.65
	15.0	22.19	20.94	20.12
Salesman	5.0	24.52	21.71	20.25
	10.0	22.24	20.49	19.81
	15.0	20.26	19.17	19.15
Miss America	5.0	27.87	26.85	24.96
	10.0	24.64	23.51	23.35
	15.0	21.92	20.82	21.54

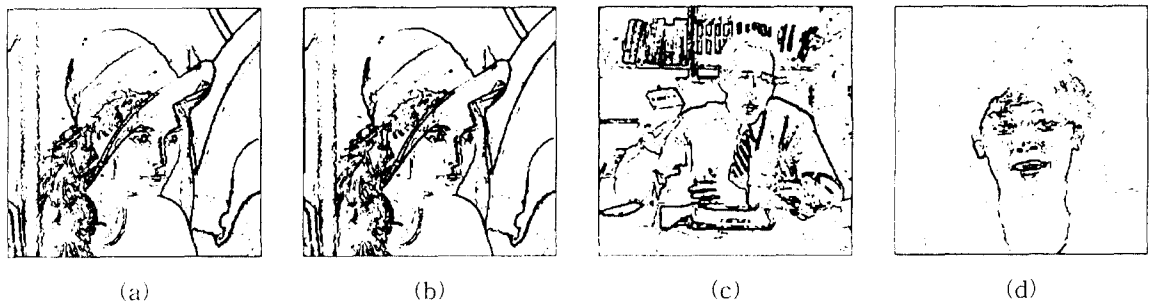


그림 5. $\sigma_n = 10$ 인 잡음이 섞인 영상으로부터 검출한 에지맵. (a)는 기존 방법을 (b)~(d)는 제안된 방법을 적용한 결과: (a) Lena, (b) Lena, (c) Salesman, (d) Miss America

Fig. 5 Edge maps of noisy images of $\sigma_n = 10.0$. (a) and (b)~(d) are constructed by the conventional and the proposed schemes respectively: (a) Lena, (b) Lena, (c) Salesman, and (d) Miss America

도 많은 차이가 있다. 그림 7에 σ_n 이 10.0인 Salesman과 Miss America의 잡음영상으로부터 구한 잡음제거 영상을 보였다.

V. 결론

본 고에서는 잡음영상으로부터 잡음의 통계특성을 추측하여 문턱값을 자동적으로 선택하는 방법을 제시하고, 이를 방향필터링 방법과 결합하여 에지영상을 기반으로 잡음을 제거하는 방법을 기존 잡음제거 방법들과 비교하였다. 본 고에서 취급한 잡음은 가우스 pdf를 갖는다고 가정하였고, 에지맵을 얻기 위해 사용한 에지 검색 방식은 Sobel 방법이었다. 영상이 갖는 통계적 특성과 잡음의 통계적인 특성을 이용하여 잡음을 추측하고, 추측된 잡음의 크기에 따라 자동으로 문턱값을 설정하는 방법을 제안하였다. 이 방법을 사용하면 잡음에 의해 원영상이 가지는 에지가 손상되지 않는 에지맵을 구할 수 있다. 잡음 특성에 대한 추측치 오차의 인접 화소간 차에 대한 비는

표 4. DIR 방법의 SNR 특성

Table 4. Performance of DIR scheme in terms of SNR

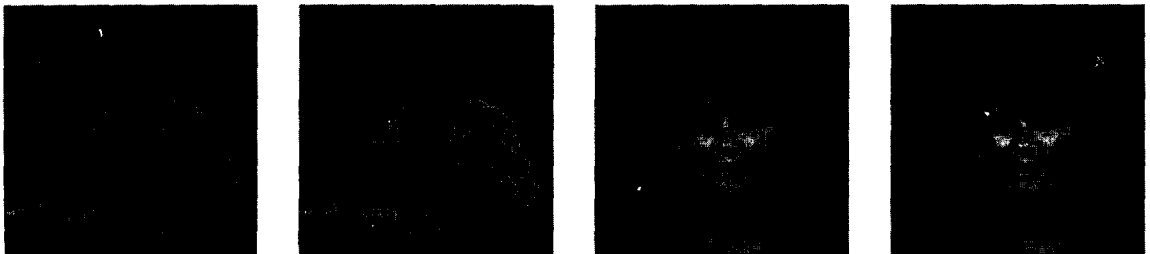
images	σ_n	in case of correct estimation (dB)	DIR (dB)	differences (dB)
Lena	5.0	25.70	25.67	0.03
	10.0	23.96	23.89	0.07
	15.0	22.22	22.19	0.03
Salesman	5.0	24.68	24.52	0.16
	10.0	22.38	22.24	0.14
	15.0	20.33	20.26	0.07
Miss America	5.0	27.83	27.87	-0.04
	10.0	24.61	24.64	-0.03
	15.0	21.91	21.92	-0.01



(a) (b) (c) (d)

그림 6. 복원된 Lena 영상: (a) DIR 방법($\sigma_n=10.0$, SNR = 23.89 dB), (b) MAV 방법($\sigma_n=10.0$, SNR = 20.65 dB), (c) DIR 방법($\sigma_n=15.0$, SNR = 22.19 dB), (d) MAV 방법($\sigma_n=15.0$, SNR = 20.12 dB)

Fig. 6 Reconstructed Lena images: (a) DIR ($\sigma_n=10.0$, SNR = 23.89 dB), (b) MAV ($\sigma_n=10.0$, SNR = 20.65 dB), (c) DIR ($\sigma_n=15.0$, SNR = 22.19 dB), and (d) MAV ($\sigma_n=15.0$, SNR = 20.12 dB)



(a) (b) (c) (d)

그림 7. 복원된 Salesman 영상과 Miss America 영상: (a) DIR 방법($\sigma_n=10.0$, SNR = 22.24 dB), (b) MAV 방법($\sigma_n=10.0$, SNR = 18.81 dB), (c) DIR 방법($\sigma_n=10.0$, SNR = 24.64 dB), (d) MAV 방법($\sigma_n=10.0$, SNR = 23.35 dB)

Fig. 7 Reconstructed Salesman and Miss America images: (a) DIR ($\sigma_n=10.0$, SNR = 22.24 dB), (b) MAV ($\sigma_n=10.0$, SNR = 18.81 dB), (c) DIR($\sigma_n=10.0$, SNR = 24.64 dB), and (d) MAV($\sigma_n=10.0$, SNR = 23.35 dB)

영상의 복잡도에 비례하였다. 복잡도가 큰 Salesman 영상에서는 잡음 크기가 $\sigma_n = 5.0, 10.0, 15.0$ 인 경우 각각 15.8%, 9.0%, 6.1%였고, 복잡도가 작은 Miss America 영상에서는 잡음 크기가 $\sigma_n = 5.0, 10.0, 15.0$ 인 경우 각각 7.6%, 3.1%, 1.8%였다. 그리고 잡음 영상의 에너지가 클수록 잡음에 대한 추측이 더 정확함을 알 수 있었다.

본고에서 제안한 자동으로 에지검출을 위한 문턱값을 설정하는 방법을 잡음이 섞인 영상으로부터 잡음을 제거하기 위하여 적용하였다. 에지 부위에서는 $\Delta x[m, n]$ 이 크기 때문에 잡음의 통계적 특성을 추측할 때 발생하는 대부분의 오류가 에지 부위에서 발생하였다. 이 영향을 줄이기 위하여 반복적인 방법을 사용하였다. 이 방법에서는 이전 단계에서 에지로 판별된 화소에 대해서는 인접 화소간의 차연산을 하지 않고, 에지에 해당되지 않는 화소에 대해서만 에지가 아닌 인접한 화소와의 차연산을 실행함으로써 원영상상의 에지에 의한 잡음추측에 대한 영향을 제거하였다. 실험에 의하면 일반적으로 반복회수는 2회 정도가 적합하였다. 반복 회수가 2회였을 때 제시한 추측방법은 Lena, Sales man, Miss America 영상에 대해서 $\sigma_o = 10$ 일 때 7.8%, 3.3%, 0.1%, $\sigma_o = 15$ 일 때 2.33%, 2.73%, 0.1%의 오차를 발생하였다.

제안된 방법에서는 영상과 독립적으로 잡음의 통계 특성만을 이용하여 이론적으로 문턱값을 정하였기 때문에 일반적으로 ad-hoc한 문턱값 선택에서 발생하는 불편함을 제거시켜주고, 잡음으로 인하여 잘못된 검출되거나 손실되는 에지의 수를 줄인다. 제안된 방법을 이용하여 잡음이 섞인 영상으로부터 에지맵을 추출하고, 추출된 에지맵을 기반으로 각 에지에 대한 방향성분을 고려하여 잡음을 제거하였을 때 SNR 면에서뿐만 아니라 시각적인 면에서도 매우 향상된 영상을 얻었다.

참 고 문 헌

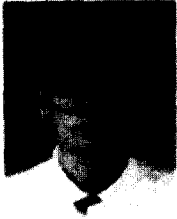
1. J.S. Lim, *Two-Dimensional Signal and Image Processing*, Prentice-Hall, 1990.
2. D. Marr and E. Hildreth, "Theory of edge detection," *Proc. Royal Soc. London*, vol.207, pp.187-217, 1980.

3. F. Bergholm, "Edge focusing," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-9, pp.726-741, Nov. 1987.
4. A. Schrift, Y.Y. Zeevi, and M. Porat, "Pyramidal edge detection and image representation," in *SPIE Proc. Visual Communications and Image Processing'88*, vol.1001, pp.529-536, Cambridge, Massachusetts, Nov. 1988.
5. R.C. Gonzalez and R.E. Woods, *Digital Image Processing*, Addison-Wesley, 1992.
6. D.J. Park, K.M. Nam, and R.H. Park, "Co-occurrence 행렬을 이용한 에지 검출," *전자공학회논문지*, 제 29권, B편, 제 11호, pp.111-119, 1992년 11월.
7. J.F. Haddon, "Generalised threshold selection for edge detection," *Pattern Recognition*, vol.21, pp. 195-203, 1988.
8. J.F. Haddon, *Scene analysis of digital infrared images: the segmentation and recognition of distributed entities. A transfer report, M.Phil to Ph.D.*, University of Surrey, Guildford/Royal Aircraft Establishment, Farnborough.
9. M.Rabbani and P.W. Jones, *Digital Image Compression Techniques*. SPIE Optical Eng., 1991.
10. A. Papoulis, *Probability, Random Variables, and Stochastic Process*, 3rd Ed., McGraw-Hill, 1991.



吳承 堉(Seoung-Jun Oh)정회원
 1980년 2월: 서울대학교 전자공학과 졸업(학사)
 1982년 2월: 서울대학교 전자공학과 대학원 졸업(석사)
 1988년 5월: Syracuse University 졸업(박사)

1982년 3월~1992년 8월: 한국전자통신연구소 근무(멀티미디어연구실 실장)
 1986년 7월~1986년 8월: NSF Supercomputer Center 초청학생연구원
 1987년 5월~1988년 5월: Northeast Parallel Architecture Center 학생연구원
 1992년 9월~현재: 광운대학교 전자공학과 신기술연구소 조교수(멀티미디어연구실)
 ※주관심분야: 영상처리, 영상압축, 멀티미디어 시스템



金亨洙(Hyeong-Su Kim) 정회원

1993년: 광운대학교 전자공학과
졸업(학사)

1995년: 동대학원 졸업(석사)

1995년 3월~현재: 전자부품종합
기술연구소 연구원

※주관심분야: 영상처리, 멀티미
디어 시스템