

論文95-32B-11-7

적응형 한계치를 갖는 윈도우를 이용한 에지 검출

(Edge Detection using Windows with Adaptive Threshold)

宋義錫*, 吳夏嶺*, 金俊亨**

(Eui Seok Song, Ha Ryoung Oh, and Jun Hyung Kim)

요 약

에지 검출 프로세싱은 처리할 데이터의 양을 현격히 감소시킴으로써 이미지의 분석을 단순화시킬 수 있고, 동시에 대상 물체에 대한 유용한 구조적인 정보를 보존시킬 수 있는 기능을 제공한다. 본 논문에서는 먼저 기존의 방법보다 계산량이 적은 알고리즘을 제안하였다. 제안 에지 검출 알고리즘은 먼저 1차 미분을 이용하여 각 픽셀에서의 인접한 픽셀과의 gradient를 계산하고 한계치와의 비교를 통하여 에지인가를 결정한다. Gradient 계산은 모든 픽셀에서 연산을 하지 않고, 짝수열은 짝수행만, 홀수열은 홀수행만을 연산하도록 하여 기존의 방법보다 연산량을 약 1/3~1/4 정도로 줄일 수 있도록 하였다. 에지검출의 정확성을 더욱 향상시키기 위하여 윈도우마다의 특성값들을 이용하여 한계치를 계산하는 방법도 제안하였다. 이 경우 이미지의 국부적인 특성을 감안하여 그 윈도우에 적절한 한계치를 계산하므로 성능을 향상시킬 수 있다.

Abstract

The edge detection process serves to simplify the analysis of images by drastically reducing the amount of data to be processed, while preserving useful structural informations about object boundaries. At first, this paper proposes an edge detection algorithm to reduce the amount of computation. The gradients of pixels are calculated by using first order differential equations on the pixels with even rows and even columns or odd rows and odd columns, and they are compared with a threshold to decide edges. As a result, the computational complexity is reduced to one third or one fourth compared with the previous ones. To enhance the accuracy of edge detection, a method with the adaptive threshold for each pixel window which is calculated by using characteristic values is proposed. In this case, the performance can be improved since the threshold is calculated properly for each window according to the local characteristics of corresponding window.

I. 서 론

디지털 신호 처리 분야에서 이미지 처리는 많은 연

* 正會員, 國民大學校 電子工學科

(Dept. of Electronics Engineering Kookmin Univ.)

** 正會員, 德成女子大學校 電算學科

(Assit. Prof. Dept. of Computer Science Dukung Women's Univ.)

接受日字: 1995年1月10日, 수정완료일: 1995年11月2日

구자들의 주요 연구 대상이었으며, 그 중 에지 검출기는 computer vision system에서 중요한 부분으로 다루어져 왔다^[1]. 에지 검출 과정은 이미지 데이터의 양을 현격히 감소시킴으로 이미지 분석을 단순화시키면서 동시에 대상 물체에 대한 유용한 구조적인 정보를 보존시킬 수 있는 기능을 제공하며^[1] 대부분의 vision system은 에지 검출기의 성능에 의하여 직·간접적으로 시스템 성능에 큰 영향을 받게 된다^[2]. 따라서 정확하면서도 계산량이 적은 에지 검출기를 구현하는 것이 필요하다.

이와 같은 에지 검출을 통하여 얻은 데이터는 wire frame, constructive solid geometry, spatial occupancy, boundary, generalized cone(sweep), surface와 characteristic view 등에서 기본 데이터로 활용될 수 있다^[3].

지금까지 알려진 에지 검출 연산자는 크게 네 가지로 분류할 수 있다^[4]. 첫째, 명암도의 공간적인 기울기를 이용하는 경사미분 연산자(differential gradient operators)로서 1차 미분을 이용하는 Roberts^[5], Sobel^[6], Prewitt^[7] 연산자와 2차 미분을 이용하는 Laplacian 연산자^[8] 등이 있다^[6]^[9]^[10]. 둘째, 형판정합 연산자(template matching operators)로서, 이는 8방향 형판과의 최대 정합 정도에 의해 경계선을 검출하는 방법으로 compass gradient^[11], Kirsch^[12], 3-level, 5-level 등이 이에 속한다^[6].

셋째는 경계 적합도(edge fitting)에 의한 방법이며^[4], 넷째는 경계의 수학적 모델로부터 경계선을 검출하는 방법으로 entropy 연산자^[13], 경계모델의 Hilbert 변환에 의한 이중 연산자, Laplacian of Gaussian(LOG) 연산자^[8], Canny 연산자^[11], Markov 모델에 의한 연산자 등이 있다^[4].

본 논문에서는 이미지를 1차 미분 연산을 통하여 계산을 단순화시키고, gradient 값을 계산하는 픽셀에서 중복되는 연산을 줄임으로써 기존의 방법보다 전체 계산량을 줄이는 방법을 제안한다. 본 논문에서 제안하는 에지 검출 알고리즘은 먼저 1차 미분 연산을 불연속 영역에서 단순화시키고, 각 픽셀에서 인접한 픽셀과의 gradient를 계산한다.

이 값과 한계치와의 비교를 통하여 에지인가를 결정한다. Gradient 계산은 모든 픽셀에서 연산을 하지 않고, 짝수열은 짝수행만, 홀수열은 홀수행 만을 연산하도록 하여 기존의 방법보다 연산량을 약 1/3~1/4 정도로 줄일 수 있도록 하였다.

한편 에지검출의 정확성을 더욱 향상시키기 위하여 윈도우마다의 특성값들을 이용하여 한계치를 계산하는 방법도 제안하였다. 이 경우 이미지의 국부적인 특성을 감안하여 그 윈도우에 적절한 한계치를 계산하므로 에지검출 성능을 향상시킬 수 있다. 또한 제안방법의 평가를 위하여 C언어로 제안 알고리즘을 구현하였고, 기존의 Laplacian, Prewitt, Sobel 방법과 성능을 비교하였다.

II. 에지 검출 방법

1. 기존의 에지 검출 알고리즘

두 픽셀 사이의 경계에서 각각의 밝기 값(gray scale)에 의미 있는 변화가 있을 때 두 픽셀 사이에는 에지가 있다고 할 수 있다. 의미 있는 차이는 각 픽셀 둘레의 밝기 값의 분포에 의해 결정된다^[14]. 즉, 어떤 영역의 밝기 값이 주위에 비하여 차이가 클 때 그 영역의 경계는 에지가 된다.

Roberts^[5]는 cross difference 연산자를 정의하였으며, Prewitt^[7]는 3×3 픽셀 gradient operator를 제안하였다. Sobel 에지 연산자는^[15] Prewitt 연산자에서 동서남북 방향의 gradient 값에 가중치를 부여한 것이다. 따라서 대각선 방향의 픽셀값보다 인접한 픽셀값의 영향을 강조하였다.

Roberts, Prewitt, Sobel 등의 에지 연산자를 요약하면 그림 1과 같다.

	row gradient	column gradient
Roberts	$\begin{bmatrix} 0 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$
Prewitt	$\frac{1}{3} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$	$\frac{1}{3} \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$
Sobel	$\frac{1}{4} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$	$\frac{1}{4} \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$

그림 1. 3×3 경사미분 에지 연산자들

Fig. 1. 3×3 differential gradient edge operators.

한편, 연속영역에서의 이미지 함수 F(x,y)의 에지 Laplacian G(x,y)는 식 1과 같이 정의된다.

$$G(x, y) = -\nabla^2\{F(x, y)\} \tag{1}$$

Laplacian^[7]은 다음의 식 2와 같이 컨볼루션 연산으로 결정할 수 있다.

$$G(j, k) = f(j, k) \otimes H \tag{2}$$

$$\text{단 } f(j, k) = \begin{bmatrix} F(j-1, k-1) & F(j, k-1) & F(j+1, k-1) \\ F(j-1, k) & F(j, k) & F(j+1, k) \\ F(j-1, k+1) & F(j, k+1) & F(j+1, k+1) \end{bmatrix}$$

$$H = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$$

2. 제안 방법

Step 에지나 roof 에지는 기본적으로 1차 미분 값에 의하여 판별된다. 이를 1차원 연속영역에서 표현하면 식 3과 같이된다. 이것을 불연속 영역에서 보면 인접한 픽셀이므로 $\Delta x=1$ 이 된다. 식 3을 불연속 영역에서 정리하면 식 4와 같이되고 gradient의 크기만을 다루기 위해 절대값을 취하였다.

$$\frac{dF(x)}{dx} = \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \frac{F(x+\Delta x)-F(x)}{\Delta x} \quad (3)$$

$$|\frac{\Delta F(x)}{\Delta x}| = |F(x+1)-F(x)| \quad (4)$$

여기서 에지 검출을 위한 연산은 모든 점에서 행하지 않고 홀수 행에 대하여서는 홀수 열만 짝수 행에 대해서는 짝수 열만을 계산한다. 이 경우 계산하는 픽셀들의 형태를 그림으로 표시하면 그림 2와 같이 되고 체크 픽셀이라 부르기로 한다. 결국 체크 픽셀 둘레의 8개의 픽셀에 대하여 식 4를 계산하게 되므로 기존의 방법에 비하여 계산 픽셀의 수가 1/2로 된다.

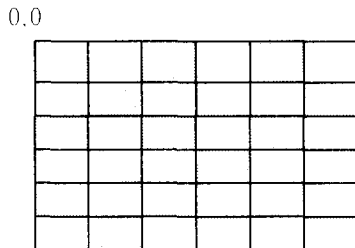


그림 2. 에지 검출을 위한 체크 픽셀의 구성
Fig. 2. The structure of check pixel for edge detection.

각 픽셀의 관점에서 보면 제안한 연산 방법은 다음과 같다. 먼저 체크 픽셀의 경우 자기를 중심으로 대각선 방향의 픽셀과 연산을 하고 체크 픽셀이 아닐 경우 동서남북 방향의 픽셀들과 연산을 하게된다. 이것을 정리하면 식(5)와 같다.

점 (i, j)이 체크픽셀일 경우

$$\begin{aligned} &|\beta(i, j) - (\beta(i-1, j) + \beta(i, j)) > TH| * (|\beta(i-1, j+1) + \beta(i, j)| > TH) * \\ &(|\beta(i-1, j-1) + \beta(i, j)| > TH) * (|\beta(i+1, j+1) - \beta(i, j)| > TH) \end{aligned} \quad (5.a)$$

점 (i, j)이 체크픽셀이 아닐 경우

$$\begin{aligned} &|\beta(i, j) = (\beta(i-1, j) + \beta(i, j)) > TH| * (|\beta(i-1, j) - \beta(i, j)| > TH) * \\ &(|\beta(i, j-1) - \beta(i, j)| > TH) * (|\beta(i, j+1) - \beta(i, j)| > TH) \end{aligned} \quad (5.b)$$

단, TH는 한계치, *는 bit-OR연산

본 논문에서는 계산의 효율성을 위하여 모든 점에 대하여 식(5)를 적용하지 않고 체크 픽셀에서만 연산을 하도록 그림 3과 같이 하였으며, 이 때 계산된 gradient 값과 한계치의 비교를 통하여 에지로서 판단이 될 경우에는 gray level로 255의 값을 대입하고 에지가 아니라고 판단될 경우에는 0을 대입한다. 한편 각 픽셀의 경우 에지인가를 각 4개의 방향에서 비교하게 되며 한방향에서라도 에지로 판단될 경우에는 에지로 취급하게 된다.

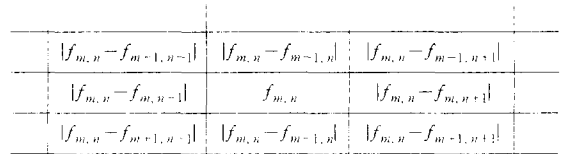


그림 3. 체크 픽셀에서의 연산 방법 ($f_{m,n}$ 은 체크 픽셀)
Fig. 3. Computation method in check pixel ($f_{m,n}$ is check pixel).

또한, 에지의 방향은 식 6.a와 식 6.b로 계산한다.

점(m,n)이 체크픽셀의 경우

$$\alpha = \frac{\pi}{4} + \tan^{-1} \frac{f_{m+1,n-1} - f_{m-1,n-1}}{f_{m-1,n-1} - f_{m-1,n-1}} \quad (6.a)$$

점(m,n)이 체크픽셀이 아닐 경우

$$\alpha = \tan^{-1} \frac{f_{m,n+1} - f_{m,n-1}}{f_{m+1,n} - f_{m-1,n}} \quad (6.b)$$

그림 4는 Prewitt, Roberts 연산 방법과 본 논문의 제안 방법을 몇가지 에지 모델에 적용한 결과이다. 결과를 보면 크기에 차이 있을 뿐 결과는 같게 관찰된다. 이 차이는 한계치의 결정방법으로 에지 여부를 판단하므로 한계치가 중요한 의미를 갖게 된다.

a a a a b b b b	0 0 0 z z 0 0 0
a a a a b b b b	0 0 0 z z 0 0 0
a a a a b b b b	0 0 0 z z 0 0 0
a a a a b b b b	0 0 0 z z 0 0 0
a a a a b b b b	0 0 0 z z 0 0 0

(a)vertical step edge (b)본 논문의 방법

0 0 0 3z 3z 0 0 0	0 0 0 2z 0 0 0 0
0 0 0 3z 3z 0 0 0	0 0 0 2z 0 0 0 0
0 0 0 3z 3z 0 0 0	0 0 0 2z 0 0 0 0
0 0 0 3z 3z 0 0 0	0 0 0 2z 0 0 0 0
0 0 0 3z 3z 0 0 0	0 0 0 2z 0 0 0 0

(c)prewitt 방법 (d)Roberts 방법

<i>a a b b b b b b</i>	0 z z 0 0 0 0 0
<i>a a a b b b b b</i>	0 0 z z 0 0 0 0
<i>a a a a b b b b</i>	0 0 0 z z 0 0 0
<i>a a a a a b b b</i>	0 0 0 0 z z 0 0
<i>a a a a a a b b</i>	0 0 0 0 0 z z 0

(e)diagonal step edge (f)본 논문의 방법

0 4z 4z 0 0 0 0 0	0 z z 0 0 0 0 0
0 0 4z 4z 0 0 0 0	0 0 z z 0 0 0 0
0 0 0 4z 4z 0 0 0	0 0 0 z z 0 0 0
0 0 0 0 4z 4z 0 0	0 0 0 0 z z 0 0
0 0 0 0 0 4z 4z 0	0 0 0 0 0 z z 0

(g)prewitt 방법 (h)Roberts 방법

<i>a a a a c b b b b b</i>	0 0 0 y y y 0 0 0
<i>a a a a c b b b b b</i>	0 0 0 y y y 0 0 0
<i>a a a a c b b b b b</i>	0 0 0 y y y 0 0 0
<i>a a a a c b b b b b</i>	0 0 0 y y y 0 0 0
<i>a a a a c b b b b b</i>	0 0 0 y y y 0 0 0

(i)vertical ramp edge (j)본 논문의 방법

0 0 0 3y 3z 3y 0 0 0	0 0 0 2y 2y 0 0 0 0
0 0 0 3y 3z 3y 0 0 0	0 0 0 2y 2y 0 0 0 0
0 0 0 3y 3z 3y 0 0 0	0 0 0 2y 2y 0 0 0 0
0 0 0 3y 3z 3y 0 0 0	0 0 0 2y 2y 0 0 0 0
0 0 0 3y 3z 3y 0 0 0	0 0 0 2y 2y 0 0 0 0

(k)prewitt 방법 (l) Roberts 방법

<i>a a c b b b b b b b</i>	0 y y y 0 0 0 0 0
<i>a a a c b b b b b b</i>	0 0 y y y 0 0 0 0
<i>a a a a c b b b b b</i>	0 0 0 y y y 0 0 0
<i>a a a a a c b b b b</i>	0 0 0 0 y y y 0
<i>a a a a a a c b b b</i>	0 0 0 0 0 y y y

(m)diagonal ramp edge (n)본 논문의 방법

0 3c 4z 3c 0 0 0 0 0	0 y z y 0 0 0 0 0
0 0 3c 4z 3c 0 0 0 0	0 0 y z y 0 0 0 0
0 0 0 3c 4z 3c 0 0 0	0 0 0 y z y 0 0 0
0 0 0 0 3c 4z 3c 0 0	0 0 0 0 y z y 0
0 0 0 0 0 3c 4z 3c 0	0 0 0 0 0 y z y

(o)prewitt 방법 (p)Roberts 방법

<i>a a a a b a a a a</i>	0 0 0 z z z 0 0 0
<i>a a a a b a a a a</i>	0 0 0 z z z 0 0 0
<i>a a a a b a a a a</i>	0 0 0 z z z 0 0 0
<i>a a a a b a a a a</i>	0 0 0 z z z 0 0 0
<i>a a a a b a a a a</i>	0 0 0 z z z 0 0 0

(q)diagonal step line (r)본 논문의 방법

0 0 0 2z 0 2z 0 0 0	0 0 0 2z 2z 0 0 0 0
0 0 0 2z 0 2z 0 0 0	0 0 0 2z 2z 0 0 0 0
0 0 0 2z 0 2z 0 0 0	0 0 0 2z 2z 0 0 0 0
0 0 0 2z 0 2z 0 0 0	0 0 0 2z 2z 0 0 0 0
0 0 0 2z 0 2z 0 0 0	0 0 0 2z 2z 0 0 0 0

(s)prewitt 방법 (t)Roberts 방법

단, $c = \frac{a+b}{2}$, $|a-b|=z$, $|a-d|=|c-b|=y$, $b > a$

그림 4. 몇가지 에지 모델에 대한 결과 비교
Fig. 4. Comparison of results on some edge models.

0	c	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	255	0	0	0	0	0
0	255	0	0	0	0	0	0	255	0
0	0	0	255	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	255	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	255	0
0	0	255	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	255	0	0	0	0
255	0	0	0	0	0	0	0	0	255

(a) 원 영상

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	255	0	0	255	255	255
0	255	255	255	255	0	0	255	255	255
0	0	255	255	255	0	0	255	255	255
0	0	255	255	255	255	0	0	0	0
0	255	255	255	0	0	0	0	255	0
0	255	255	255	0	0	0	0	0	0
0	255	255	255	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	255	0	0	255	255
255	0	0	0	0	0	0	0	255	255

(b) 본 논문의 방법

0	c	0	0	0	0	0	0	0	0
0	255	255	255	0	255	0	255	255	0
0	0	255	255	255	255	0	255	0	0
0	255	255	0	255	255	255	255	255	0
0	0	255	255	255	0	255	255	255	0
0	255	0	255	0	0	0	255	255	0
0	255	255	255	255	255	255	0	0	0
0	255	0	0	255	0	255	0	255	0
0	255	0	0	255	0	255	0	255	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

(c) Sobel 연산 방법

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	255	0	255	255	255	0	0	255	0
0	255	255	255	255	0	0	255	255	0
0	255	255	255	255	255	0	0	255	0
0	0	0	255	255	255	255	0	255	0
0	0	255	0	0	255	0	255	255	0
0	0	255	0	0	255	0	0	0	0
0	0	0	0	255	255	255	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

(d) Laplacian 연산 방법

그림 5. 노이즈의 영향
Fig. 5. Effects of noise.

Prewitt, Sobel 등이 제안한 기존의 방법에서는 G(j,k)의 값을 둘러싼 8개 픽셀값이 결정하므로 자기 자신의 값은 자신의 gradient를 결정하는 데 사용되지 않는다. 자기 자신은 자기를 둘러싼 8개 픽셀의 gradient 결정에 사용하므로 픽셀당 8번 연산을 하게 된다. 그러나 제안 알고리즘에서는 자기 자신이 자신의

gradient를 주위의 픽셀 값으로부터 결정하고, 체크 픽셀의 경우 둘레의 다른 체크 픽셀이 자신의 gradient 결정에 영향을 준다. 체크 픽셀이 아닌 경우에는, 둘레의 동서남북 방향의 체크 픽셀이 gradient 결정에 영향을 준다. 또한 노이즈의 경우, 기존의 방법에서는 한 개의 픽셀 노이즈로 인한 효과가 주위의 8개의 픽셀에 영향을 주고 에지 영상에서도 그 결과가 나타나지만, 제안한 연산방법을 이용하면 노이즈로 인한 gradient 값의 영향이 다르게 나타난다. 노이즈가 체크 픽셀에 나타났을 때는 둘레에 8개의 픽셀에 영향을 주지만 체크 픽셀이 아닐 경우에는 주위의 픽셀에 노이즈로 인한 gradient 값이 영향을 미치지 않게 된다. 그러므로 체크 픽셀에 나타나는 노이즈는 확산되지만 체크픽셀이 아닐 때는 확산되지 않는다.

그림 5(a)는 10개의 impulse 노이즈가 있는 영상의 gray level을 나타낸다. (b)는 본 논문에서 제안한 방법을 사용한 경우이고, (c)는 기존의 에지 검출 방법 중 Sobel의 방법을 이용한 경우이다. (d)는 Laplacian 연산을 한 경우이다. Sobel 연산의 경우 이미지의 테두리에 대해서는 연산이 불가능하므로 모두 0으로 처리하였다. Laplacian 방법의 경우 3x3 윈도우에서 중심점을 중심으로 동서남북방향으로 연산을 행하므로 cross 방향은 무시가 되어 잠음점을 중심으로 동서남북으로 확산된 결과임을 알 수 있다. 또한 Laplacian은 동서남북 방향의 연산을 행하고 자기 자신의 픽셀 값이 에지 결정에 이용되지만 에지의 변화(zero crossing)가 확실하지 않으면 에지를 검출하기 어렵다.

연산의 횟수를 보면 본 알고리즘에서는 체크 픽셀에서 8번의 뺄셈 연산이 수행되고 1/2의 픽셀에서 연산이 이루어지므로 $1/2 \times N \times N \times 8 = 4N^2$ 의 연산을 하게 된다. 이를 기존의 방법과 함께 정리하면 표 1과 같이 된다.

표 1. $N \times N$ 이미지의 에지 검출 방법에 따른 연산량

Table 1. Complexity of edge detection method on $N \times N$ image.

방 법	연 산 량
Prewitt	$11(N^2 - 2N + 1)$
Sobel	$15(N^2 - 2N + 1)$
상수 파라미터를 이용한 제안알고리즘	$4N^2$

3. 적응형 한계치의 결정

본 알고리즘의 한계치는 2절에서 계산한 배열에 대입된 값이 에지로서의 의미가 있는가 없는가를 판정하는 기준이 된다. 식 7은 한계치를 결정하기 위한 기본식이다. 이 식은 본 논문에서 제시한 에지 연산자의 연산특성을 고려하여 1차원 영역에서의 두점 사이의 크기의 평균의 형태를 기본으로 하여 이미지 특성이 반영되는 dx_1, dx_2 를 계산하고 최소치는 상수로 주어 한계치결정에 여러 가변 요소를 포함하였다. 여기서 $b=c=0$ 으로 하고 $a \neq 0$ 이면 추가의 연산없이 에지를 찾아낼 수 있으며 상수형 한계치를 이용하는 것이 된다. 기존의 방법에서는 gradient의 계산만을 통하여 에지 검출을 시도하므로 본 논문의 방법과 비교하면 한계치를 상수로 놓았을 때와 유사한 결과를 얻을 수 있다. 에지 검출의 정확도를 높이기 위해서는 추가적인 이미지의 정보가 필요하므로 a, b, c값을 결정하고 이를 식 7에 대입하여 실험하였다. 또한 노이즈로부터의 영향을 보면 앞 절에서 언급한 노이즈도 한계치를 이용하여 제거가 가능하다. 즉 노이즈로 인한 gradient의 크기가 한계치 P보다 작게 나타난다면 제거가 가능하다.

$$P = a + b \times dx_1 + c \times dx_2 \quad (7)$$

$$\text{단, } dx_1 = \frac{\sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} (|A_{i,j} - A_{i+1,j}| + |A_{i,j} - A_{i,j+1}| + |A_{i,j} - A_{i,j-1}|)}{3(x_2 - x_1) \cdot (y_2 - y_1)}$$

$$dx_2 = \frac{\sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} ((A_{i,j} - A_{i,j+1}) - (A_{i,j} - A_{i,j-1})) + (A_{i,j} - A_{i,j-1})}{3(x_2 - x_1) \cdot (y_2 - y_1)}$$

한계치 P는 상수 a와 특성치 dx_1 과 dx_2 로 계산하였다. 특성치 dx_1 은 $n \times n$ 픽셀 윈도우의 한 점으로부터 그림 6와 같이 x의 값이 증가하는 방향, y의 값이 증가하는 방향과 x와 y의 값이 증가하는 세방향의 평균 기울기로 결정하였다. dx_1 은 절대값만을 다루므로 각 픽셀 윈도우의 밝기의 변화가 시작 픽셀에서 x의 값이 증가하는 방향, y의 값이 증가하는 방향과 x와 y의 값이 증가하는 세방향에 대하여 양의 값으로 변화하는 가, 음의 값으로 변하는 가를 계산하여 dx_1 의 급격한 변화를 막기 위하여 dx_2 를 사용한다. 적응형 파라미터로 $N \times N$ 픽셀 이미지에 본 알고리즘을 적용할 경우 $4N^2 + 10N^2 = 14N^2$ 의 연산을 수행하게 된다.

에지 이미지 데이터에는 노이즈의 효과로 인하여 남겨진 정보들이 포함되어 있을 수 있다. 이 점을 보정하기 위하여 3×3 세그먼트 내에 1개 또는 2개의 데이터

가 포함된 점은 필터링 하여 제거하였다. 본 논문에서 제안한 방법을 의사코드(pseudo code)로 정리하면 그림 7과 같이된다.

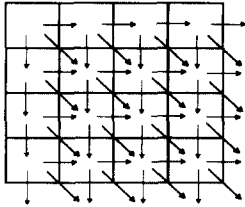


그림 6. 한계치 P의 연산 방향
Fig. 6. The direction of calculation for threshold P.

```

MAXX = X resolution
MAXY = Y resolution
if 적응형 한계치를 이용한 방법
    각 픽셀 윈도우에서 식 7으로 부터 한계치 P 계산
else 1 = constant endif /* 상수형 한계치의 경우 */
for(i = 1 : i (MAXY : i+ = 1)
    for(j = i%2 : j (MAXX : j+ = 2) /*체크 픽셀에서만 연산 */
        flag = 0
        각 픽셀에서 그림 3과 같이 gradient 값 계산
        if gradient 값 >= P then flag = 1 endif
        if flag ≠ 0 then 배열에 255 대입 endif
    endfor
endfor
필터링으로 결과 이미지의 노이즈 제거
    
```

그림 7. 에지 검출의 의사 코드
Fig. 7. Pseudo code for edge detection.

III. 실험 결과 및 비교

1. 상수 한계치를 사용하였을 경우의 성능

그림 8(a)(b) 두가지 이미지에 대하여 P=20으로 제안 알고리즘을 이용하여 에지를 추출한 결과가 그림 9(a)(b)와 같다.

dx1과 dx2의 값이 없이(b=0, c=0의 경우) 적절한 상수 a를 선택하여 알고리즘에 적용하여도 어느 정도의 에지 검출 결과를 얻을 수 있다. 그러나 그림 9(a)와 같이 상수 값에 따라 에지 검출이 안되는 부분도 관찰할 수 있다. 그 이유는 P의 값의 선택에 의하여, 사람의 인지에서는 에지로 판단할 수 있는 부분도 P와의

비교에서 P값이 더 커서 에지가 아니라고 판단한 부분이 존재하기 때문이다. 이러한 결과는 변화의 정도가 완만한 roof 에지에서 관찰할 수 있었다. 한편 상수 P를 작게할 경우 에지가 아닌 픽셀도 에지로 검출되게 되어 한계치를 가변으로 할 필요가 생기게 된다.



(a) lena(512x512)



(b) castle (768x512)

그림 8. 알고리즘의 테스트 이미지
Fig. 8. Test images.

2. 적응형 한계치를 사용하였을 경우

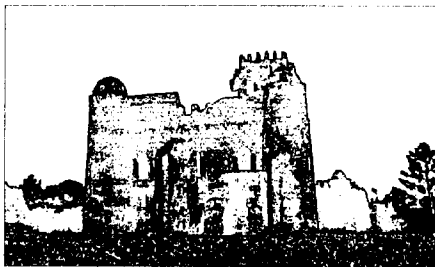
좀 더 확실한 에지를 검출하기 위해서는 상수를 알고리즘에 대입하기보다는 식 7에서 a, b, c를 결정하여 적응형 한계치를 사용하면 성능 향상을 꾀할 수 있다.

본 논문에서는 P를 계산하기 위하여 실험에 의하여 식 7에서 상수 a는 픽셀의 최저 변화량이 gray scale의 3%되는 값으로 정하였다. dx2의 경우 변화의 폭이 ±2 정도로 이미지 변화에 큰 영향을 주지는 못하여 c=1로 하여 정하였다. dx1의 경우 이미지의 상태 변화를 잘 관찰할 수가 있었다. 결과적으로 b의 결정이 전체 알고리즘의 성능에 큰 영향을 주는 요인으로 작용함을 알 수 있다. b의 결정을 위하여 식 7에서 b를 0부터 0.1씩 증가시켜서 유효 픽셀의 개수와 에지 검출 이미지의 질을 비교한 결과 b=2인 경우에 가장 좋은 성능을 얻을 수 있었다. b가 2보다 커지게 되면 너무 많은 에지 정보가 사라져서 오히려 성능이 나빠지

며, 또한 b 의 값을 작게 결정하면 필요치 않은 에지 정보가 남게되어 결과가 좋지 않음을 관찰할 수 있었다.



(a) lena(512×512)



(b) castle (768×512)

그림 9. 한계치 P 를 상수($a=20, b=c=0$)로 주었을 때의 결과

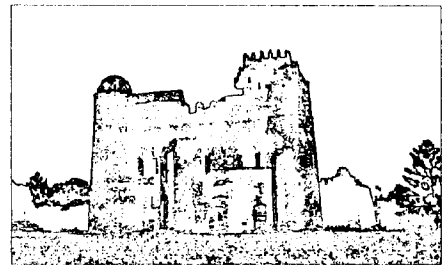
Fig. 9. Results of edge detection when the threshold P is constant($a=20, b=c=0$).

윈도우의 size는 64×64 로 할 때 가장 좋은 결과를 얻을 수 있었다. 이보다 작게하였을 때는 이미지의 분할이 너무 많이 일어나 이미지의 상태를 관찰하기에 부적당하였고 크게 하였을 때는 한계치 P 의 값이 영향을 주는 범위가 넓어서 에지 검출의 효과 떨어졌다. 그림 10(a), 그림 11(a)는 각각 'castle', 'lena' 이미지에 본 논문의 알고리즘을 적용한 것이고, 그림 10, 그림 11(b)(c)(d)는 기존의 방법에 참고문헌^[17]에 기술된 threshold 계산 방법을 이용하여 thresholding 한 결과이다. 적용한 Threshold 식은 다음과 같다.

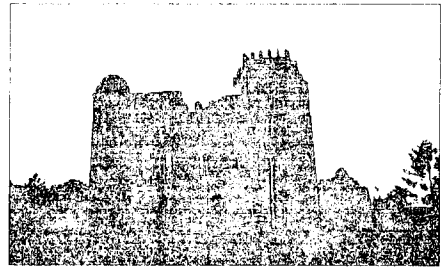
$$T(k, l) = \left(\frac{1}{2M-1} \right)^2 \sum_{i=k}^{k+M} \sum_{j=l}^{l+M} e(i, j) \quad (8)$$

단, (k, l) 은 threshold 값이 적용될 범위의 중심점 M 는 중심점으로부터 시작점까지의 x 축 또는 y 축사이의 거리, $e(i, j)$ 는 점 (i, j) 에서의 크기값.

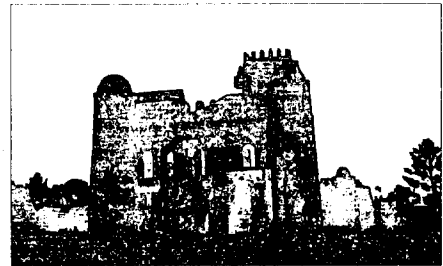
에지 검출을 하는 주된 목표 중 하나는 어떤 대상 물체에 대한 경계선을 검출하는 것이다.



(a) 본 논문의 방법을 이용한 결과



(b) Laplacian 방법의 결과



(c) Prewitt 방법의 결과



(d) Sobel 방법의 결과

그림 10. castle(768×512) 이미지에서의 기존의 알고리즘과의 비교

Fig. 10. Comparison of proposed method with previous methods(castle.768×512).

기존의 방법의 경우 'castle'의 결과를 비교해보면 Prewitt, Sobel의 경우 경계선의 내에도 많은 양의 정보가 남아있음을 알 수 있다. 본 논문의 방법을 결과를 보면 경계선 안쪽에서도 에지 검출은 일어나지만 경계선 내의 많은 부분의 데이터는 사라져 에지 검출

의 목표를 보다 충실히 이룰 수 있었다. Laplacian의 경우 배경과의 구분은 확실하지만 경계선 내부의 변화는 불확실함을 알 수 있다. 따라서 경계선을 찾기 위한 에지 검출의 경우에는 본 논문에서 제안한 방법의 성능이 가장 우수함을 알 수 있다.



그림 11. lena(512×512) 이미지에서의 기존의 알고리즘과의 비교

Fig. 11. Comparison of proposed method with previous methods(lena.512×512).

IV. 결론

본 논문에서 제시한 에지 검출 방법은 1차 미분을 이용하여 각 픽셀에서 인접한 픽셀과의 gradient를 계산한다. 인접한 픽셀과의 gradient 계산은 모든 픽셀에서 연산을 하지 않고, 짝수 열은 짝수 행만, 홀수 열은 홀수행 만을 연산하도록 한다. 상기 방법에 의해 구한 gradient 값이 에지로서 의미가 있는가를 판단하기 위해 한계치 P값과의 비교를 통하여 에지라고 추측되는 픽셀은 원래의 픽셀값을 대입하고 에지가 아닌 픽셀에 대해서는 0을 대입한다. 한계치는 상수로 하거나 각 윈도우마다 가변으로 계산할 수 있는데, 가변의 경우 윈도우마다 특성값을 이용하여 한계치를 계산하였다. 이 때 한계치를 계산하기 위한 윈도우의 크기는 64×64가 적당하였으며 식 7에서 P를 계산하기 위한 상수의 값은 실험한 결과 a=8, b=2, c=1 일 때 가

장 좋은 성능을 얻을 수 있었다.

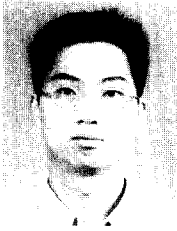
본 논문에서 제시한 알고리즘으로 gray scale 이미지에 대하여 실험한 결과 기존의 방법 중 Sobel, Prewitt, Laplacian 방법보다 계산량과 성능 면에서 만족할 만한 에지 검출 결과를 얻을 수 있었다. 한계치를 상수로 사용한 경우 기존의 방법보다 계산량을 줄일 수 있는 것은 중복되는 연산을 제거함으로써 연산 픽셀의 수를 줄였기 때문이다. 그러나 상수한계치의 경우 그 값에 따라 에지 검출이 안되는 부분도 관찰할 수 있었다. 그 이유는 에지이면서도 한계치값보다 gradient값이 작아서 에지가 아니라고 판단된 픽셀들이 존재하기 때문이다. 이러한 결과는 변화의 정도가 완만한 roof 에지에서 많이 관찰할 수 있었다. 한편 상수한계치의 경우 에지가 아닌 부분에 대하여서도 에지로 판정하는 결과를 볼 수 있었다. 따라서 한계치를 윈도우의 국부적인 영상 특성을 반영하는 적응형 한계치로 계산하였을 때 상수 한계치보다 향상된 결과를 얻을 수 있었다. 또한 gradient 값을 계산하기 위한 연산 방법에서 체크 픽셀을 두어 계산하여 노이즈의 진폭 효과를 기존의 방법보다 줄일 수 있다. 제안 방법의 경우 노이즈가 체크 픽셀에 나타났을 때는 둘레에 8개의 픽셀에 영향을 주지만 체크 픽셀이 아닌 경우에는 그 픽셀에서만 노이즈로 인한 gradient 값이 나타나게 된다. 체크 픽셀이 아닌 점에서 나타나는 노이즈는 필터링을 통하여 제거가 가능하므로 에지 검출의 정확도를 높일 수 있다. 또한 체크 픽셀에 나타난 노이즈의 효과는 한계치를 통하여 일부 제거가 가능하다. 즉 노이즈로 인한 gradient 값이 한계치보다 작으면 비교 과정에서 제거가 가능하기 때문이다. 결과적으로 본 논문에서 제안한 방법을 이용하여 에지 검출기를 구현할 경우 계산량이 기존의 방법보다 적으면서도 화면의 상태와 국부적인 이미지의 특성에 적응하므로써 에지 검출기의 성능이 향상됨을 실험에 의하여 알 수 있다.

참고 문헌

[1] J. Canny, "A Computational Approach to Edge Detection," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-8, pp.679-698, 1986.
[2] V. S. Nalwa and T. O. Binford, "On Detecting Edge," *IEEE Trans. Pattern*

- Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-8, pp. 699-714, 1986.
- [3] Paul, J. Besl and R. C. Jain, "Segmentation through variable-order surface fitting," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 10, pp. 167-192, 1988.
- [4] 김학상, 김영모, 박길흠, 이광호, 하영호, "Central Moments를 이용한 경계선 검출," 대한전자공학회, 전자공학회논문집, 제25권 제10호, pp. 104-111, 1988년 10월
- [5] L. G. Roberts, "Machine Perception of Three-Dimensional Solids," in *Optical and Electro-Optical Information Processing*, J. T. Tippett et al., Eds., MIT Press, Cambridge, MA, pp. 159-197, 1965.
- [6] W. K. Pratt, *Digital Image Processing*, Wiley, New York, pp.491-556, 1991.
- [7] J. M. S. Prewitt, "Object Enhancement and Extraction," in *Picture Processing and Psychopictorics*, B. S. Lipkin and A. Rosenfeld, Eds., Academic Press, New York, 1970.
- [8] A. Huertas and G. Medioni, "Detection of intensity changes with subpixel accuracy using Laplacian-Gaussian masks," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-8, pp. 651-664, 1986.
- [9] A. Rosenfeld and A. C. Kak, *Digital Picture Processing*, Academic Press, New York, 1976.
- [10] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, Addison Wesley, pp. 413-476, 1992.
- [11] G. S. Robinson, "Edge Detection by Compass Gradient Masks," *Note, Computer Graphics and Image Processing*, 6, pp.492-501, October 1977.
- [12] R. Kirsch, "Computer Determination of the Constituent Structure of Biomedical Images," *Computers and Biomedical Research*, 4, 3, pp.315-328, 1971.
- [13] A. Shiozaki, "Edge extraction using entropy operator," *Computer Vision, Graphics, Image Processing*, vol. 36, pp. 1-9, 1986.
- [14] R. M. Haralick, "Digital Step Edges from Zero Crossing of Second Directional Derivatives," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-6, pp.58-68, 1984.
- [15] R. O. Duda and P. E. Hart, *Pattern Classification and Scene Analysis*, Wiley, New York, 1973.
- [16] M. D. Levine, *Vision in man and machine*, McGraw-Hill, 1985

저 자 소 개



宋 義 錫(正會員)

1993년 2월 국민대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1995년 8월 국민대학교 대학원 전자공학과 (공학석사). 현재 국민대학교 대학원 전자공학과 박사과정. 관심분야는 운영체제, 멀티미디어, 화상처리, 네트워크

어, 화상처리, 네트워크



吳 夏 嶺(正會員)

1983년 2월 서울대학교 전기공학과 졸업(공학사). 1988년 2월 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 (공학석사). 1992년 2월 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 (공학박사). 1983년 1월 ~ 1986년 1

월 삼성전자 종합연구소 연구원. 1992년 3월 ~ 현재 국민대학교 전자공학과 조교수. 관심분야는 시스템 모델링, 병렬 및 분산처리, 운영체제, 멀티미디어, 화상처리



金 俊 亨(正會員)

1979년 2월 서울대학교 전자공학과 (공학사). 1984년 2월 한국과학기술원 산업전자공학과 (공학석사). 1989년 2월 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 (공학박사). 1984년 3월 ~

1991년 3월 한국 데이터 통신 (주) 행정망용 주전산기 안정화팀장. 1991년 ~ 1992년 한국 전산원 주전산기 표준 연구위원 및 연구책임자. 1992년 ~ 현재 JTC/SC21 Internationalization 전문위원. 1991년 3월 ~ 현재 덕성여자대학교 전산학과 조교수. 관심분야는 병렬 및 분산처리, 운영체제, 멀티미디어, 화상처리, 화일시스템