

최소 - 최대차법 알고리즘을 이용한 2차원 영상의 경계검출에 관한 연구

백 승 선 이 태 원
 단국대학교 전자공학과 고려대학교

A Study of Edge detection in the two-Dimension image by Minimum-Maximum difference Algorithm

Seung-Seon Baek Tae-Won Rhee
 Dept. of Electronics Engineering, Dankuk University. Korea University

ABSTRACT Pseudo-gradient method which use fixed masks has been used as a classical edge detection. To improve the flexibility of the patterns of these masks, the correlation amount between the gradient edge value and the minmum-maximum difference edge value are calculated. These edge alues are treated as statistical random variables for measuring the correlation ship between them. As a result, it is shown that the minimum-maximum edge value could replace the gradient edge value.

1. 서론

물체의 경계검출은 로봇에게 지능을 제공하려는 연구로부터 시작하여 의용연구, 인공위성에 의한 지구표면의 자원탐사등을 연구하는 리모트 센싱분야와 패턴인식 및 인공지능분야에서 원하는 정보의 인식에 가장 기본적이면서도 중요하게 취급되는 처리과정이다. (1)(2).

경계검출을 위한 Gradient 경계검출 연산자는 1955년 Konvasznay와 Joseph(3)에 의해 처음 시도되었으며, 그 이후 P.C.Golmark 와 Hollywood(4)가 TV화상의 경계처리에 관해 연구했고, 1970년대 이후에는 Robert와 Sobel 및 Prewitt(5)가 Laplace연산자와 그 변형에 대해 연구해 왔다.

지금까지 개발된 연산자들은 수식위주에서 얻어낸 고정된 mask를 사용함으로써 다양한 입력 화상에 동일하게 적용하기가 어려웠다. 또한 처리될 화상의 특성에 따라 적당한 형태의 Mask로 변경할 수 없을 뿐만 아니라 Mask의 각 화소에 대해 주어진 연산을 일일이 거쳐야 하는 단점이 있다.

그러므로 본 논문은 Mask의 형태가 임의로 변경 되어도 경계처리가 가능한 알고리즘을 제시하고, 이 알고리즘에 의해 처리된 결과와 기존의 경계추출자를 비교하여 그 연관성을 통계적으로 산출하여 봄으로써 본 논문에서 제시하는 알고리즘이 기존의 연산자에 의해 처리된 결과와 거의 유사하거나, 혹은 효율면에 우수함을 입증하였다.

2. 기존의 Gradient 계열 경계검출 연산자

(1) Local 방법

이 방법은 가장 오래된 방법으로서 본래 연속 함수에

적용되었지만 디지털 함수에 적용하기 위하여 연산자를 아래와 같은 방식으로 근사하므로서 이루어진다.

i) 2차원 연속 함수인 경우

$$\text{GRADIENT } f(x, y) = \nabla f(x, y) = \left(\frac{\partial f}{\partial x} \right) + \left(\frac{\partial f}{\partial y} \right)$$

$$\text{크기 : } |\nabla f(x, y)| = \sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y} \right)^2}$$

$$\text{방향 : } \theta = \tan^{-1} \left(\frac{\frac{\partial f}{\partial y}}{\frac{\partial f}{\partial x}} \right)$$

ii) 2차원 불연속 함수인 경우

디지털 영상처럼 불연속적인 자료에 적용하도록 도함수 값은 두 직교방향 x, y에 대해 아래와 같이 유한한 차분치로서 얻을 수 있다.

x-1, y	x, y
x-1, y-1	x, y-1

$$\Delta_x f(x, y) = f(x, y) - f(x-1, y)$$

$$\Delta_y f(x, y) = f(x, y) - f(x, y-1)$$

f(x, y)의 변화율의 불연속적인 근사치는

$$f(x, y) = \sqrt{\Delta_x f(x, y)^2 + \Delta_y f(x, y)^2}$$

이 표현식은 2종류의 Mask $\begin{bmatrix} -1 & 1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix}$ 와 영상함수 f(x, y)와의 convolution과 같은 의미이다.

이 연산의 단점으로는 화소 (x, y)에 대해서 비대칭하다. 즉 Δ_x 는 (x-1/2, y)에 Δ_y 는 (x, y-1/2)에 중심을 두고 있다.

이러한 문제점을 해결하기 위하여 아래의 2가지 방식이 개발되었다.

(2) Robert의 방법

이 연산자는 Local 방법의 단점을 개선하기 위하여 임의 가상점에서의 유한 미분치를 구하여 연속 기울기의 근사값으로 대체한다.

i) 2X2 Mask인 경우

$x, y+1$	$x+1, y+1$	$\Delta_x f(x, y) = f(x+1, y+1) - f(x, y)$
x, y	$x+1, y$	

이 방식은 화소 $(x+1/2, y+1/2)$ 에 대하여 대칭이고, 그 화소에 대하여 45°와 135°의 대각선 방향의 변화율을 계산하므로 단위 길이당 $\sqrt{2}$ 로 나누어 주어야 한다. 이 표현식은 2종류의 Mask $\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$ 와 영상함수와의 convolution과 같은 의미이다.

ii) 3X3 Mask인 경우

$x+1, y-1$	$x+1, y$	$x+1, y+1$	$\Delta_x f(x, y) = f(x+1, y) - f(x-1, y)$
$x, y-1$	x, y	$x, y+1$	
$x-1, y-1$	$x-1, y$	$x-1, y+1$	

이 방식은 화소 (x, y) 의 값에 무관하면서 대칭이고, 그 화소에 대하여 수직과 수평방향의 변화율을 계산하므로 단위 길이당 2로 나누어 주어야 한다. 이 표현식은 2종류의 Mask $\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix}$ 과 영상함수와의 convolution과 같은 의미이다.

i), ii)의 Gradient 크기는 RMS(square root of the sum of their squares)로 할 수 있으나, 계산 시간을 줄이고, 원화상의 gray값을 가진 출력 화상을 구할 수 있도록 RMS대신에 절대치의 최대값을 사용한다.

(3) Prewitt 방법과 Sobel방법

이 연산자는 이웃한 8개의 화소를 처리하는 것으로서, mask의 element값에 따라 두 방법은 구별된다.

i) prewitt 연산자

$x, y+2$	$x+1, y+2$	$x+2, y+2$
$x, y+1$	$x+1, y+1$	$x+2, y+1$
x, y	$x+1, y$	$x+2, y$

$$\nabla f(x, y) = (| \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x^2} - \frac{\partial^2 f(x+2, y)}{\partial x^2} | + | \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial y^2} - \frac{\partial^2 f(x, y+2)}{\partial y^2} |)$$

ii) Sobel 연산자

$$f(x, y) = [f(x, y) + 2f(x, y+1) + f(x, y+2) - (f(x+2, y) + 2f(x+2, y+1) + f(x+2, y+2)) + (f(x, y) + 2f(x+1, y) + f(x+2, y)) - (f(x, y+2) + 2f(x+1, y+2) + f(x+2, y+2))]]$$

Prewitt연산자는 mask의 요소가 -1, 0, 1의 3가지 형태로 구성되어 있으며, Sobel 연산자는 -2, -1, 0, 1, 2의 5가지 형태로 구성되어 있다.

Sobel 연산자가 Prewitt연산자 보다 광범위하게 쓰이는 이유는 Sobel 연산자 Prewitt 연산자 보다 대각선 경계 검출에 효력이 있기 때문이다.

3. Minimum-Maximum Difference 방법

최소-최대차법은 한 화소에 대해 이웃한 화소들 중에서 가장 큰 gray값과 가장 작은 gray값의 차를 그 점의

경계치리값으로 정한다.

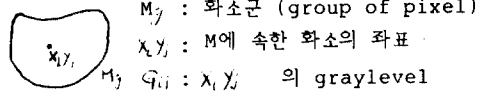


그림 1 임의의 Mask M_g

fig.1 Arbitrary Mask M_g

즉 그림1과 같이 임의의 형태를 가진 Mask M_g 를 가정할 때 최소-최대값은 아래와 같다.

$$\text{MINIMUM-MAXIMUM} = \text{MAX} [(G_{ij})_{i=1}^n]_{j=1}^n - \text{MIN} [(G_{ij})_{i=1}^n]_{j=1}^n$$

이 값을 경계치리값으로 정한다.

이러한 과정을 그림 2에 간략하게 나타내었다.

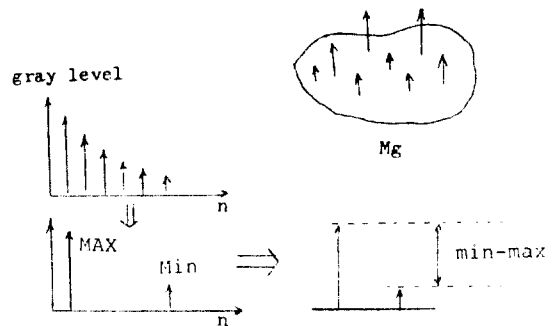


그림 2 최소-최대차법의 간략화된 알고리즘

fig.2 Simplified algorithm of the min-max method

따라서 이 Mask M_g 가 일반적으로 물체 (object)나 배경(background)에 위치할 경우보다 물체와 배경사이에 위치할 경우에 더 큰 최소-최대값을 갖게된다. 이러한 과정을 도식적으로 그림 3에 나타내었다.

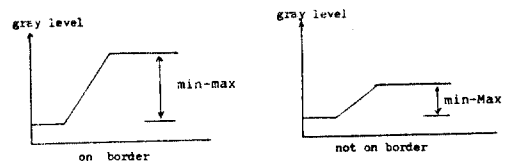


그림 3 Mask가 경계에 위치할 경우와 아닐 경우의 Minimum-Maximum 값

fig.3 Min-max value of the mask on the border or not on the border

또한 기존의 Gradient 계열 연산자들의 처리 결과와 본 논문에서 제시하는 연산방법과의 처리결과의 연관성을 알아보기 위하여, x를 기존방식에 의한 경계치리값으로, y를 본 논문에서 제시하는 방식에 의한 경계치리값으로, 자료의 갯수를 n이라 할때 각각의 평균과 분산 및 교차

분산은 아래와 같다.

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$$

$$\bar{Y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i$$

$$S_x^2 = \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 = \sum_{i=1}^n X_i^2 - n\bar{X}^2$$

$$S_y^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2 = \sum_{i=1}^n Y_i^2 - n\bar{Y}^2$$

$$S_{xy} = \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})$$

$$= \sum_{i=1}^n X_i Y_i - n\bar{X}\bar{Y}$$

그리고 x와 y사이의 상관 계수는 아래와 같은 방식으로 구해진다.

$$r = \frac{S_{xy}}{S_x S_y}$$

4. 실험 및 결과 고찰

(1) 실험방법

본 실험은 그림 4의 원영상 (original image)을 NEC-9801 영상처리 시스템에 의해서 입력시켜 256X256의 화상 ASCII코드로 변환한 다음 RS-232C전송 Port를 통하여 Televidio-AT 30MB하드디스크로 전송시켰다.

또한 그림 5의 순서도에 따라 BASIC언어로 영상을 처리하였다.



그림 4
실험에 사용된 원
영상
fig. 4
original image

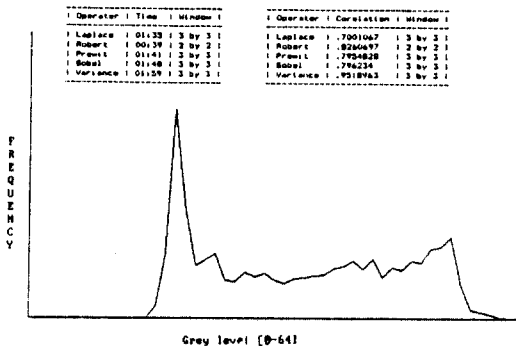


그림 6 원영상의 히스토그램과 각 연산자의 속도 비교표
fig. 6 Histogram of the original image and the total of the speed for each operator

(2) 결과 고찰

본 논문은 원영상에 대해 그림 6의 히스토그램을 갖는 입력된 화상에 대해 기존의 Gradient 계열의 연산자와 본 논문에서 제시하는 방법을 이용하여 경계(edge)를 검출하였다.

또한 그림 7에는 본 논문에서 제시하는 알고리즘의 막당성을 입증하기 위하여 기존의 연산자들과 본 알고리즘에 의한 경계처리 결과를 상관관계 계수를 통해 비교해 보았다.

그림 8은 기존의 방식을 이용하여 원 영상의 경계 검출을 처리한 결과이고, 그림 9는 본 논문에서 제시한 알고리즘에 의한 경계검출 처리결과이다.

그림 9는 그림 8의 결과보다 더욱 섬세하게 경계가 검출됨을 보여준다.

그림 9는 2X2mask를 이용한 경계검출 결과이다, 이 결과는 어느 연산자를 이용한 결과 보다도 훨씬 나은을 알 수 있다.

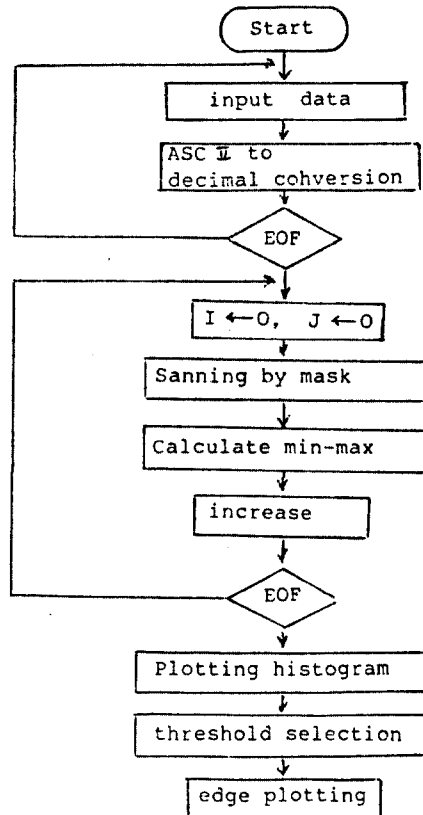


그림 5 min-max 방식의 알고리즘 흐름도
fig. 5 flow-chart of min-max algorithm

MEAN OF ROBERT	MEAN OF MAX-MIN	BETA(SLOPE)	ALPHA(Intercept)
5.211542264942051	3.028423005419088	-0.02284	1.08623
SUMS OF SQUARED DEVIATIONS FROM THE MEANS OF ROBERT			
448720.4719670899			
SUMS OF SQUARED DEVIATIONS FROM THE MEANS OF DIFFERENCE(MAX-MIN)			
344928.34942238			
SUM OF THE CROSS PRODUCTS OF DEVIATION		SUM OF SQUARES DUE TO ERROR	
408977.6897670187		115904.4734238021	
95% CONFIDENCE INTERVAL FOR BETA			
C [-.4140897 .4062831]			
90% CONFIDENCE INTERVAL FOR ALPHA			
C [1.086232 1.047014]			
SAMPLE CORRELATION COEFFICIENT BETWEEN ROBERT & DIFFERENCE (MAX-MIN)			
.8200697			

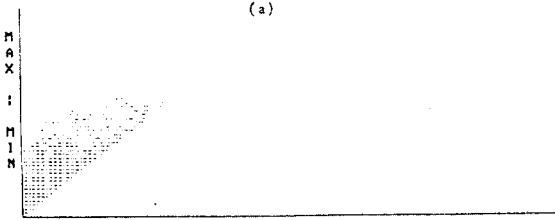


그림 7 Robert 연산자의 처리결과와 min-max 연산자의 처리결과와의 연관성

(a) 통계적 계산치 (b) 산포도

fig. 7 the correlation between Robert and min-max method

(a) statistical calculation
(b) scattering diagram

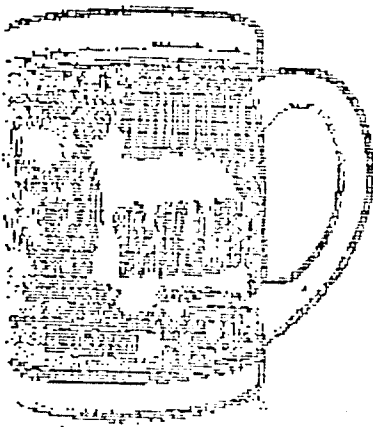


그림 8 Robert 연산자에 의한 경계처리 결과

fig. 8 Result of the Robert operator



그림 9 2 X 2 mask 를 이용한 min-max 방식에 의한 경계처리 결과

fig.9 Result of the min-max method with 2 by 2 mask

5. 결론

Gradient 계열의 경계검출 연산자와 본 알고리즘에 의한 경계처리 결과를 화상 및 상관관계 계수로 나타내었다.

그 결과 본 논문에서 제시한 방법은 Variance를 이용한 방법과 가장 유사하였으며, 화상 결과에서도 타 방법보다 우수함을 보였다.

이로서 경계검출 연산자의 mask 형태가 일정한 모양으로 어떤 수식적 의미를 갖는 형태가 아니더라도 경계처리가 가능함을 입증하였다.

** 참고문헌**

1. O.D.Fargeras, "Fundamentals in Computer Vision," Cambridge University Press, 1983.
2. Dana H. Ballard and Christopher M. Brown, "Computer Vision," Prentice-Hal, 1982
3. L.S.G.Kovanszay and H.M. Joseph, "Image Processing," Proc. IRE 43, pp. 560-570. 1955.
4. P.C. Goldmaek and I.M. Hollywood, "A new Technique for Improving the Sharpness of TV Picture," Proc. IRE 39, 1314-1322, 1951.
5. J.M.S. Prewitt, "Object enhancement and extraction," in "Picture Processing and Psychopictorics," pp. 75-149, Academic-Press. 1970.