

Central Moments를 이용한 경계선 검출

(Edge Extraction Using Central Moments)

金 學 相,** 金 榮 模,* 朴 吉 欽,* 李 光 鎬,* 河 永 浩*

(Hark Sang Kim, Young Mo Kim, Kil Houm Park, Kwang Ho Lee and Yeong Ho Ha)

要 約

영상에서 명암도의 변화가 큰 영역을 경계선이라 하며 이는 영상을 분류하고 해석하는 가장 기본적인 특징 중의 하나이다. 본 논문에서는 central moments에 의한 새로운 경계선 검출 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 서로 다르게 정의된 확률변수 및 확률밀도함수와 moment의 차수에 따라 여러가지 특성을 가진 경계선을 검출하였다. 또한 미분이 아닌 창내의 명암도의 평균과 각 화소와의 차를 적분한 연산자로서 기존의 연산자보다 잡음에 우수하며 가늘고 섬세한 경계선을 검출하였다.

Abstract

Edge is one of the primitive features of an image and is widely used in image classification and analysis. New edge extraction methods using central moments are presented and show various characteristics according to the order of moment, definition of both random variables and probability density functions. The proposed methods use the integral of differences between local mean and pixels in the window whereas most of conventional edge operators use only differential concepts. This gives good noise immunity and extracts fine edges.

I. 서 론

영상에서 명암도의 변화가 상대적으로 큰 영역을 경계선이라 하며 이는 영상을 분류하고 해석하는 가장 기본적인 특징(feature)의 하나이다.^[1~6] 따라서 영상처리나 컴퓨터 비전분야에서 경계선 검출에 대한 많은 연구가 진행되어 왔다.^[7~9]

지금까지 알려진 경계선 검출 연산자는 크게 네 가지로 분류할 수 있다. 첫째, 명암도의 공간적인 기울기를 이용하는 경사미분 연산자(differential gradient operators)로서, 1차 미분을 이용하는 Roberts, Sobel, Prewitt 연산자등과 2차 미분을 이

용하는 Laplacian 연산자등이 있다.^[1~5] 둘째, 형판정합 연산자(template matching operators)로서, 이는 8방향 형판과의 최대 정합 정도에 의해 경계선을 검출하는 방법으로 compass gradient, Kirsch, 3-level, 5-level등이 이에 속한다.^[1~3] 셋째는 경계 적합도(edge fitting)에 의한 방법으로, 이 방법은 연산시간이 많이 요구됨으로 일반적으로 잘 사용하지 않는다.^[2,3] 넷째는 경계의 수학적 모델로부터 경계선을 검출하는 방법으로 entropy 연산자,^[5] 경계모델의 Hilbert 변환에 의한 이중 연산자,^[6] Laplacian of Gaussian(LOG) 연산자,^[7] Canny 연산자,^[8] Markov 모델에 의한 연산자^[9] 등이 있다.

본 논문에서는 국부영역의 명암도 분포에 따른 central moment 값을 이용하는 새로운 경계선 연산자를 제안하였다. 제안된 연산자는 central moment

*正會員, **準會員, 慶北大學校 電子工學科
(Dept. of Elec. Eng., Kyungpook Nat'l Univ.)
接受日字: 1988年 3月 2日

의 차수와 확률변수 및 확률 밀도함수의 정의에 따라 여러가지 특성을 가진 경계선을 검출할 수 있다. 또한 공간적인 미분이 아닌 창 내의 명암도의 평균과 각 화소와의 차를 적분한 연산자로서 기존의 연산자보다 잡음에도 강할 뿐 아니라 추출된 경계선이 가늘고 섬세하며 지붕모양이나 계곡모양의 경계에서도 하나의 경계선으로 검출되었다.

II. Central Moments

확률변수(random variable)의 상태를 표현하는 moments M_n 은 식(1)과 같이 정의된다.^[10~12]

$$M_n = \int_{-\infty}^{\infty} x^n f_x(x) dx \quad (1)$$

여기서 x 는 확률변수이고 $f_x(x)$ 는 x 에 대한 확률밀도함수이다. 확률변수의 상태를 평균을 중심으로 표현한 central moments U_n 은 식(2)와 같다.^[10~12]

$$U_n = \int_{-\infty}^{\infty} (x - m_x)^n f_x(x) dx \quad (2)$$

여기서 m_x 는 확률변수의 평균값을 나타낸다. 이를 monomial 함수를 이용하여 표현하면 그림 1과 같다.^[12] 그림 1에서 x 축의 0인 위치에 확률변수의 평균을 일치시키고 평균과 상대적인 위치의 x 축 상에 확률변수를 위치시키면 이때 y 축 값들의 합이 central moment 값이 된다.

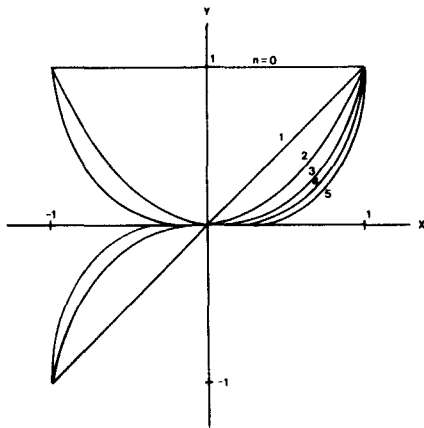


그림 1. $y=x^n$ 함수
Fig. 1. Monomial functions.

경계선 검출과 같이 국부적인 특징을 검출하는 경우는 국부영역의 평균을 기준으로 하여 확률변수의 상태를 표현하는 식(2)의 central moments가 moments보다 적합하다. 국부 영역내의 영상신호, 즉

명암도의 평균이 0 이 아니므로 명암도가 클수록 moment 값은 더 크게 되어 국부 영역의 평균 밝기에 따라 moment 값이 달리 나타나며 이때 moment 값이 큰 부분만 경계선으로 추출되기 때문에 경계선 검출 연산자로서 의미가 없다. 따라서 확률변수의 평균을 이용하여 확률변수를 표현하는 central moments 가 경계선 검출 연산자로서 적합함을 알 수 있다.

III. Central Moment를 이용한 경계선 검출 방법

경계선 검출 연산자로서 central moment 을 사용할 경우 확률변수 x 를 위치로 두거나 또는 명암도로 두는 2 가지 방법을 생각할 수 있다. 확률 변수를 위치로 두는 경우, 국부 central moment는 기존의 경사미분 연산자와 유사한 의미를 갖는다. 이와는 달리 확률변수를 명암도로 둔 경우는 확률밀도함수와 moment의 차수에 의해 서로 다른 특성을 갖는 경계선 검출 연산자로 구현할 수 있다.

1. 확률변수 x 를 위치로 둔 경우

확률변수 x 를 위치로 확률변수의 평균은 현재 계산 되는 창의 중심화소 x_0 로 두고 $f_x(x)$ 를 명암도로 두면 $(x-x_0)^n$ 는 창의 가중치가 된다. 그림 2(a)는 창의 크기가 3인 상승적분(convolution) 마스크이다. 그림 2(a)에서 알 수 있는 바와 같이 x 를 위치로 두고 $f_x(x)$ 를 명암도를 두면 central moment에 의한 경계선 검출방법은 기존의 경사미분 연산자와 같은 의미를 갖는다.

이 경우 central moment의 차수가 증가하거나 창의 크기가 커짐에 따라 창의 중심으로부터 멀어지는

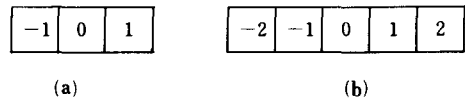


그림 2. 확률변수를 위치로 두었을 때의 상승적분 마스크

Fig. 2. Convolution mask when random variable is considered as a position.

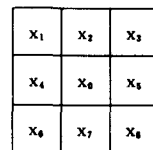


그림 3. 3x3 창
Fig. 3. 3x3 window.

화소에 대한 가중치(weighting)가 증가한다. 그림 2(b)는 central moment의 차수가 1차이고 창의 크기가 5인 경우의 template이다. 이와 같은 개념을 이용하여 central moment의 창의 크기를 확장할 수 있는 경사 미분 연산자로 사용이 가능하다.

2. 확률변수 x를 명암도로 둔 경우

영상신호는 각 화소의 명암도로 표현된다. 확률변수 x를 명암도로 두고 $f_x(x)$ 를 임의 창의 명암도에 대한 확률밀도함수로 두는 것이 central moment를 이용한 국부 영역의 통계적 특성에 따른 경계선 검출의 한 방법이다.⁽¹³⁾

Central moment 경계선 검출 연산자는 창의 명암도의 평균을 중심으로 1차원적인 분포에 의해 경계선을 검출하게 되므로 창의 크기가 커지면 공간적인 경계선 분포의 의미는 줄어들게 된다. 본 논문에서는 그림 3의 3×3 창을 사용하였다.

경계선 검출 연산자로서 사용된 이산적인 central moments는 다음과 같이 정의된다.

$$U_n = \sum_{i=0}^n (x_i - m_x)^n f_x(x) \quad (3)$$

여기서 x_i 는 창의 각 화소 값을, m_x 는 창의 명암도의 평균값을 나타낸다. Central moments의 의미는 m_x 를 중심으로한 monomial 함수인 $(x_i - m_x)^n$ 항과 확률밀도함수인 $f_x(x)$ 항으로 나누어 생각할 수 있다.

1) $(x_i - m_x)^n$ 의 의미

창 내의 명암도의 평균과 각 화소들과의 차를 고려하여 경계선을 검출하려는 항으로 생각할 수 있다. 이는 3×3 창의 명암도 값의 평균을 그림 1의 영점으로 표준화하여 x축 상에 일치시키면 각각의 위치에 해당되는 n차 y 값들의 합이 창의 n차 central moment 값이 된다. 창의 명암도의 평균을 중심으로 1차원적인 분포에 의해 central moment 값이 결정되며, 분포가 크면 central moment 값은 커지고 분포가 작으면 값은 작아진다.

기존의 대부분의 연산자들은 잡음 제거도 (noise immunity)를 증가시키기 위해 적분 개념, 즉 이산치인 경우는 합을 이용한다. 그림 4(a)는 기존의 경사 미분 연산자의 두개의 직교하는 상승적분 마스크

크중 수평 방향의 마스크를 나타낸 것이다. 여기서 $a=1$ 이면 Prewitt 연산자이고, $a=2$ 이면 Sobel 연산자가 된다. 위의 경사미분 연산자는 수평 방향의 공간적인 기울기를 구하고 잡음에 대한 면역성을 증가시키기 위해 수직 방향으로 창의 크기만큼 적분을 한다. 이와같은 개념은 형평조합 연산자인 경우도 마찬가지이다. 미분에 대한 적분 영역이 1

인 그림 4(b)의 Roberts 연산자보다 적분 영역이 3인 Sobel이나 Prewitt 연산자를 많이 사용하는 이유는 잡음 면역성을 높이기 위한 것이다. 이와 같은 관점에서 central moment 경계선 검출 연산자는 창의 명암도의 평균과 각 화소와의 미분치를 창의 화소의 수만큼 적분한 연산자로서 잡음에 대한 면역성이 기존의 연산자 보다 더욱 좋다.

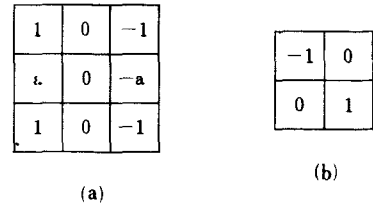


그림 4. 경사미분 연산자

- (a) Sobel, Prewitt 연산자
- (b) Roberts 연산자

Fig. 4. Differential gradient operators.

- (a) Sobel, prewitt operators.
- (b) Roberts operator.

2) 확률 밀도함수 $f_x(x)$ 의 정의 및 변형

Central moment를 이용한 경계선 추출에 있어서 확률밀도함수의 정의 형태에 따라 연산자의 특성이 달라지므로 이에 대한 분석이 필요하다. 본 논문에서는 크게 3가지로 정의하였다. 첫째, 명암도의 확률밀도함수를 3×3 창의 각 화소에 균일한 확률을 주는 A형을 생각할 수 있으며 이는 식(4)와 같다.

$$A \text{형} : f_x(x_i) = 1/9 \quad (4)$$

A형과 같이 확률밀도함수를 정의할 경우 central moment에 의한 경계선 검출 연산자의 특성은 위에서 설명한 $(x_i - m_x)^n$ 의 특성에 의존한다.

둘째, 연산자의 특성을 개선하기 위해 창의 전체 명암도를 고려하여 각 화소에 따른 확률밀도함수를 정의함으로써 A형을 변형하였으며 이는 식(5)와 같다.

$$B \text{형} : f_x(x_i) = x_i / \sum_{j=0}^n x_j \quad (5)$$

이와같은 B형은 인간의 눈과 마찬가지로 어두운 부분의 경계를 잘 검출하도록 약간 편향(biased)시켰으며 어두운 부분의 경계를 추출하는 특성을 제외한 일반적인 특성은 A형과 유사하다.

셋째, A형 및 B형은 창내의 모든 화소의 공간적인 분포에 무관함으로써 정확한 경계선 위치 추출의 연산자로서는 부족하다. 이는 central moment가 공간적인 분포보다는 창내 명암도들의 1차원적인 분포에만 의존하기 때문이다. 이를 보완하기 위해 창의 중심화소 x_0 에 대한 주변화소 x_i 사이의 차, 즉 중심화소와 주변화소의 불연속 정도^[4]를 첨가한 식(6)과 같이 C형을 정의 하였다.

$$C \text{형: } f_x(x_i) = (x_i - x_0) / \sum_{j=0}^i x_j \quad (6)$$

IV. 실험 및 고찰

경계선 검출 연산자의 성능 평가중 중요한 것의 하나가 잡음에 따른 경계선 검출 능력이다. 그림 5는 잡음에 대한 성능을 시험 하기위한 모델이다. 여기서 $b, b+h$ 는 각각 명암도를 나타내며 h 는 경계선 좌우의 명암도의 차를 나타낸다. 그림 5와 같은 단면을 갖는 30×30 영상을 만들어 식(7)과 같이 정의되는 신호대 잡음비(SNR)를 가진 Gauss 잡음을 첨가하여 실험한 결과를 그림 6에 나타내었다.^[4]

$$SNR = h^2 / n^2 \quad (7)$$

여기서 n^2 은 Gauss 잡음의 분산이다.

이때 문턱값은 잡음에 대한 특성 뿐만 아니라 제안된 연산자의 특성을 식별하기 위하여 이상적인 경계선의 수인 32를 기준으로 하여 선정하였다.

그림 6에서 (a)는 기존의 경사미분 연산자중 잡음 제거도가 가장 우수한 Sobel 연산자를, (b)는 가장 많이 사용되는 형판정합 연산자인 Kirsch를, (c),(d),(e)는 각각 2차 A, B, C형에 의한 결과이고, (f), (g), (h)는 각각 3차 A, B, C형에 의해 검출된 경계선이다.

제안된 방법중 2차 A형은 Sobel, Kirsch 연산자들과 비슷하게 대체로 두껍게 경계선을 검출하고, 2

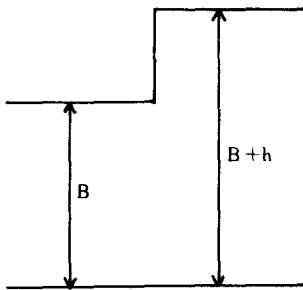


그림 5. 계단 경계
Fig. 5. Step edge.

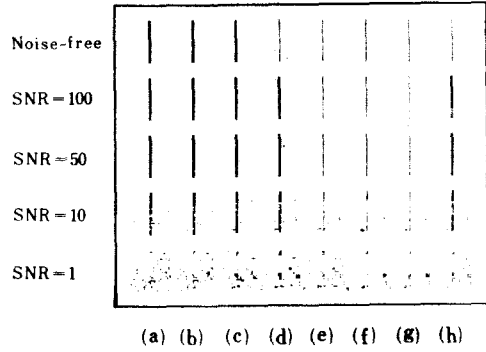


그림 6. 신호대 잡음비에 따른 각 연산자들의 계단 경계선 검출 결과

- (a) Sobel 연산자
- (b) Kirsch 연산자
- (c) 2차 A형 central moment 연산자
- (d) 2차 B형 central moment 연산자
- (e) 2차 C형 central moment 연산자
- (f) 3차 A형 central moment 연산자
- (g) 3차 B형 central moment 연산자
- (h) 3차 C형 central moment 연산자

Fig. 6. Results extracted from the step edge with various signal-to-noise ratio.

- (a) Sobel operator.
- (b) Kirsch operator.
- (c) Type A of the second order central moment operator.
- (d) Type B of the second order central moment operator.
- (e) Type C of the second order central moment operator.
- (f) Type A of the third order central moment operator.
- (g) Type B of the third order central moment operator.
- (h) Type C of the third order central moment operator.

차 B형과 3차 C형은 잡음이 적거나 없는 경우에는 가는 경계선을 검출하고, 많은 경우는 2차 A형과 유사한 특성을 보여준다. 나머지 2차 C형, 3차A, B형은 확률밀도함수의 정의에서 언급한 바와 같이 서로 유사한 특성을 나타내며 가는 경계선을 검출한다.

그림 7은 200×200 화소 256 명암도를 갖는 원래의 Girl 영상이다. 그림 8(a)는 Sobel, (b)는 Kirsch, (c)는 Laplacian, (d)는 entropy 연산자에 의한 경계이고, 그림 9(a)는 그림 2(a)의 마스크를 이용한 수평방향, (b)는 수직방향, (c)는 (a)와 (b)의 RMS(root

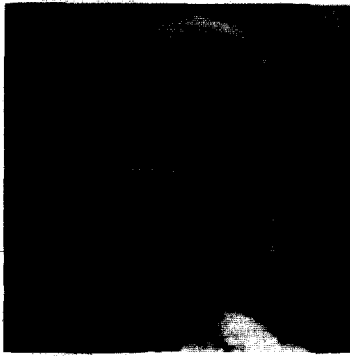


그림 7. 원래의 Girl 영상
Fig. 7. Original girl image.



(a) (b)



(c)

그림 9. 확률변수가 위치일 때의 경계선

- (a) 수평방향
- (b) 수직방향
- (c) (a)와 (b)의 RMS

Fig. 9. Edges when random variable is considered as a position.

- (a) Horizontal direction.
- (b) Vertical direction.
- (c) RMS value of (a) and (b).



(a) (b)



(c) (d)

그림 8. 기존의 연산자에 의한 경계

- (a) Sobel 연산자
- (b) Kirsch 연산자
- (c) Laplacian 연산자
- (d) Entropy 연산자

Fig. 8. Edge extraction by conventional operators.

- (a) Sobel operator.
- (b) Kirsch operator.
- (c) Laplacian operator.
- (d) Entropy operator.

mean square)에 의한 경계선이다. 그림10은 2 차 A, B, C 형에 의한 결과이며, 그림11은 3 차 A, B, C 형에 의한 결과이다. 실험에서 경계선이 차지하는 양은 약 10% 정도이다.

확률변수가 위치인 경우는 예측한 바와같이 기존의 경사미분 연산자와 유사한 특성을 나타낸다.

확률변수가 명암도인 경우는 크게 홀수차와 짝수차로 나누어 생각할 수 있다. 홀수차 central moment 연산자는 비교적 가는 경계선을 검출하고, 짝수차는 두꺼운 경계선을 검출한다. 이는 짝수차가 평균으로부터 벗어나는 분산의 의미를 갖고 있고 홀수차는 분포의 선형성으로부터 벗어나는 정도인 비틀림의 의미를 갖기 때문이다. 따라서 짝수차인 경우 경사의 모 든면이 경계선으로 검출되고 홀수차인 경우는 분포가 선형성에서 벗어나는 좁은 영역이 경계선으로 검출된다. C 형의 경우에는 확률밀도함수의 $(x_1 - x_0)$ 항이 $(x_1 - m_x)^n$ 의 monomial 함수에 추가되어 한 차수 높은 연산자와 유

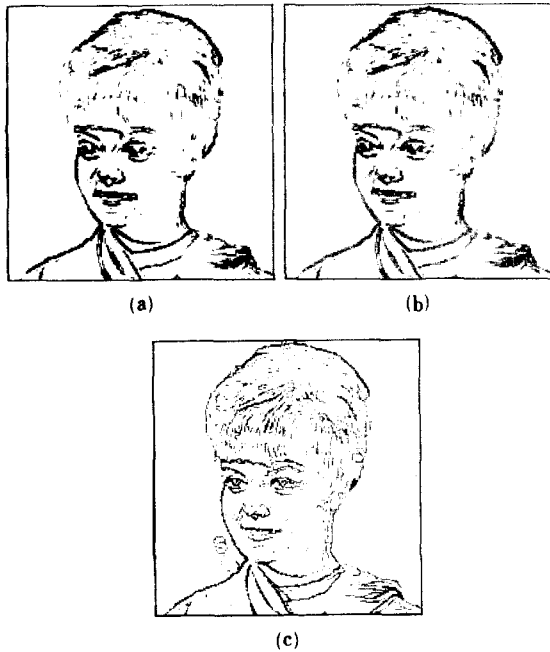


그림10. 2차 central moment에 의한 경계선
(a) A형 (b) B형 (c) C형

Fig. 10. Edges by the second order central moment.
(a) Type A. (b) Type B. (c) Type C.

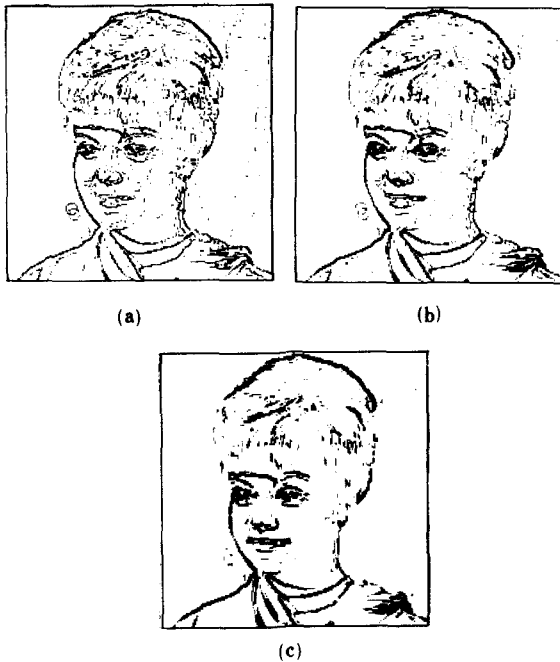


그림11. 3차 central moment에 경계선
(a) A형 (b) B형 (c) C형

Fig. 11. Edges by the third order central moment.
(a) Type A. (b) Type B. (c) Type C.

사한 특성을 나타낸다. 짝수차는 기존의 Sobel, Kirsch 등과 비슷한 특성을 나타내며 목아래 scarf 부분의 지붕모양 경계(roof or valley edge) 분포에서 기존의 연산자가 2개의 경계선을 검출하는데 반해 제안된 경계선 검출 연산자는 하나의 경계선을 검출하였다. 잡음 특성에서 언급한 바와같이 전반적으로 가는 경계선을 검출하는 연산자들은 상대적으로 잡음이 적은 영상에서 섬세한 경계선을 검출하는데, 유용하며 두꺼운 경계선을 검출하는 연산자들은 잡음이 많은 영상의 경계선 검출에 유용하다.

기존의 연산자는 공간적인 미분만에 의해 경계선을 검출하므로 잡음에 민감하나, 제안된 연산자는 평균과 창내 화소와의 차의 적분을 이용하므로 평균에 의해 잡음이 완화되기 때문에 유사한 개념을 사용하면서도 기존의 연산자보다 우수한 결과를 보여준다.

제안된 연산자는 entropy 연산자와 유사하게 명암도의 분포로부터 경계선을 검출하지만, entropy 연산자가 밝은 부분의 경계선을 잘 찾지 못하는데 반해 제안된 연산자들은 밝은 부분의 경계선도 잘 검출하였다. 특히 홀수차 계열은 기존의 연산자들보다 가늘고 섬세한 경계선을 검출하였음을 알 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 central moments를 이용한 새로운 경계선 연산자를 제안하였다. 제안된 연산자는 확률변수를 위치로 두었을 때와 명암도로 두었을 때 서로 다른 특성을 나타내었다.

먼저, 확률변수를 위치로 두었을 때는 기존의 경사미분 연산자와 같은 의미를 지니며 이를 이용하면 기존의 경사미분 연산자의 창의 확장에 이용할 수 있다.

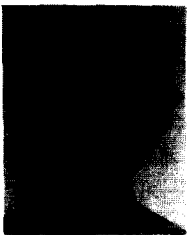
다음으로 확률변수를 명암도로 두었을 경우 연산자의 특성은 서로 다르게 정의된 확률밀도함수 및 moment의 차수에 의존한다. 제안된 방법중 A형은 평균과 창내 화소와의 차에 의해 경계선을 검출하고, B형은 창내 명암도를 고려하여 경계선을 검출하는데 기본적인 특성은 A형과 유사하며, C형은 창내의 중심화소와 주변화소와의 차를 고려하였으며 이는 한 차수 높은 계열의 A, B형과 유사한 특성을 갖는다.

제안된 연산자의 특성은 크게 짝수차 계열과 홀수차 계열로 대별할 수 있다. 짝수차 계열은 A, B형의 짝수차와 홀수차의 C형이 속하며 기존의 Sobel, Kirsch 연산자와 유사한 특성을 나타낸다. 홀수차 계열은 홀수차 A, B형과 짝수차 C형이 이에 속하며, 기존의 연산자들 보다 가늘고 섬세한 경계선을 검출하였다.

參 考 文 獻

- [1] E.R. Davies, "Constraints on the design of template masks for edge detection," *Pattern Recognition Letters*, vol. 4, no. 2, pp. 111-120, April 1986.
- [2] A. Rosenfeld and A.C. Kak, *Digital Picture Processing*. Academic Press: New York, p. 84, 1982.
- [3] D.H. Ballard and C.M. Brown, *Computer Vision*. Prentice-Hall: New Jersey, p. 75, 1982.
- [4] I.E. Abdou and W.K. Pratt, "Quantitative design and evaluation of enhancement/thresholding edge detectors," *Proceedings of IEEE*, vol. 67, no. 5, pp. 753-763, May 1979.
- [5] A. Shiozaki, "Edge extraction using entropy operator," *Computer Vision, Graphics, Image Processing*, vol. 36, pp. 1-9, 1986.
- [6] M.C. Morrone and R.A. Owens, "Feature detection from local energy," *Pattern Recognition Letters*, vol. 6, no. 5, pp. 303-313, December 1987.
- [7] 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, no. 5, pp. 651-664, September 1986.
- [8] J. Canny, "A computational approach to edge detection," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-8, no. 6, pp. 679-698, November 1986.
- [9] D. Geman, "Stochastic model for boundary detection," *Image and Vision Computing*, vol. 5, no. 2, pp. 61-65, May 1987.
- [10] A. Papoulis, *Probability, Random Variable, and Stochastic Process*. McGraw-Hill: New York, p. 110, 1984.
- [11] E. Kreyszig, *Advanced Engineering Mathematics*. Wiley and Sons, Inc. New York, p. 159, 1979.
- [12] A.P. Reeves, "The general theory of moments for shape analysis and the parallel implementation of moment operation," *Technical Reports, Purdue University*, vol. TR-EE 81-37, pp. 1-35, October 1981.
- [13] 김학상, 김영모, 박길흠, 이광호, 하영호, "Central moments를 이용한 경계선 검출 방법" 대한전자공학회, 화상 및 TV연구회 논문집, 제11권 제1호, pp. 36-39, 1987년 12월.
- [14] J.D. McCafferty, R.J. Fryer, S. Codutti, J. Miller and G. Monai, "Edge-detection algorithm and its video-rate implementation," *Image and Vision Computing*, vol. 5, no. 2, pp. 115-160, May 1987.*

著 者 紹 介



金 學 相 (準會員)

1966年 9月 12日生. 1987年 2月
경북대학교 전자공학과 졸업. 현
재 경북대학교 대학원 전자공학
과 석사과정 재학중. 주관심 분야
는 Image processing 및 human
vision 등임.



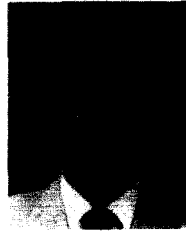
金 榮 模 (正會員)

1958年 1月 19日生. 1980年 2月
경북대학교 전자공학과 졸업. 1983
年 2月 한국과학기술원 전기 및
전자공학과 석사학위 취득. 1983
年 3月~현재 한국과학기술원 전
기 및 전자공학과 박사과정 재학.
현재 경북대학교 전자공학과 조교수. 주관심분야는
Image processing 및 computer graphics 등임.



朴 吉 欽(正會員)

1958年 11月 24日生. 1982年 2月
경북대학교 전자공학과 졸업. 1984
年 2月 한국과학기술원 전기 및
전자공학과 석사학위 취득. 1986
年 3月~현재 한국과학기술원 전기
및 전자공학과 박사과정 재학. 현재
경북대학교 전자공학과 조교. 주관심분야는 Image
processing 및 reconstruction 등임.



河 永 浩(正會員)

1953年 8月 10日生. 1976年 2月
경북대학교 전자공학과 졸업.
1978年 8月 경북대학교 대학원
전자공학과 공학석사학위 취득.
1985年 8月 The University of
Texas at Austin, 박사학위 취득.
1985年 9月~현재 경북대학교 전자공학과 조교수.
주관심분야는 영상처리 및 컴퓨터비전 등임.



李 光 鎬(正會員)

1955年 8月 29日生. 1983年 2月
경북대학교 전자공학과 졸업.
1985年 2月 경북대학교 전자공학
과 석사학위 취득. 1986年 3月~
현재 경북대학교 전자공학과 박사
과정 재학. 주관심분야는 Image
processing 및 3-D recognition 등임.