

# Co-occurrence 행렬을 이용한 에지 검출

## (Edge Detection Using the Co-occurrence Matrix)

朴 德 濬\*, 南 權 文\*, 朴 來 弘\*\*

(Deok Joon Park, Kwon Mun Nam, and Rae-Hong Park)

### 要 約

본 논문에서는 co-occurrence 행렬에 기초한 잡음 영상에서의 에지 검출기법을 제안하였다. 스텝 에지를 모델로 하여 그레이 정보를 단순한 bit-map으로 변환하였다. 즉 영상의 균일한 영역과 경계 지역을 국부 창틀에서 구한 평균을 기준으로 이진 패턴으로 재구성하였다. 이 bit-map의 패턴은 경계 부근에서는 0과 1이 밀집되어 있는 반면 균일한 지역은 0과 1이 불규칙한 패턴을 보인다. 경계 지역을 찾기 위하여 bit-map에 co-occurrence 행렬을 도입하였다. 기존 에지 검출방법과의 정량적인 성능 비교를 통해 제안한 방법의 효율성을 보였으며 잡음 영상에 적용하여 좋은 결과를 보였다.

### Abstract

In this paper, we propose an edge detection scheme for noisy images based on the co-occurrence matrix. In the proposed scheme based on the step edge model, the gray level information is simply converted into a bit-map, *i. e.*, the uniform and boundary regions of an image are transformed into a binary pattern by using the local mean. In this binary bit-map pattern, 0 and 1 densely distributed near the boundary region while they are randomly distributed in the uniform region. To detect the boundary region, the co-occurrence matrix on the bit-map is introduced. The effectiveness of the proposed scheme is shown via a quantitative performance comparison to the conventional edge detection methods and the simulation results for noisy images are also presented.

### I. 서 론

에지 검출은 영상해석에 있어서 근본적으로 중요한 문제 중 하나이다. 영상의 에지는 관측자로부터 보이는 물체 표면의 거리 또는 반사(reflectance), 조도(illumination)와 같이 물리적인 양이 급격히 변하는 경계(boundary) 또는 윤곽선(contour)에 해당한다.<sup>[1,2]</sup> 에지검출은

영상 해석(image analysis), 로봇트 비전(robot vision), 그리고 영상데이터 압축 등의 여러 응용 분야에서 기본적인 과정이기 때문에 많은 연구가 이루어져 왔다.

영상에서 뚜렷한 물리적인 양의 변화인 에지는 응용에 따라 달라지게 된다. 어떠한 응용에에서는 에지라고 분류될 수 있는 명암 변화가 다른 예에서는 에지로 분류되지 않을 수도 있다. 일반적으로 영상에서의 밝기 변화는 넓은 범위에 걸쳐 일어날 수 있고 또는 작은 영역에 걸쳐 일어날 수 있다. 따라서 영상에 존재하는 대부분의 에지를 검출하기 위해서는 다양한 해상도에 적용될 수 있는 에지 연산자를 적용하므로써 여러 스케일(scale)의 명암 변화를 검출할 필요가 있다.<sup>[3,4]</sup> Marr와 Hildreth<sup>[2]</sup>가

\*準會員, \*\*正會員, 西江大學校 電子工學科

(Dept. of Elec. Eng., Sogang Univ.)

接受日字: 1992年 7月 1日

언급했듯이 원영상은 여러 차단 주파수(cutoff frequency)로 bandlimit되어 있으며 이러한 bandlimited 영상을 얻기 위한 impulse 응답으로 가우시안 모양의 저주파 통과 필터를 제안하였다. 이는 가우시안 모양의 필터가 공간적으로나 주파수상에서 모두 smooth하고 localize 시키는 최적의 성질을 가진다는 사실에서 기인하며 표준편차  $\sigma$ 가 스케일 파라미터로 사용되고 있다. 그러나 영상을 구성하는 각 부분의 해상도를 미리 알지 못하는 경우가 많으므로 이에 적합한 스케일의 선정은 공간 해상도에 따라서 변해야 하며 올바른 에지를 검출하기 위해서는 적합한 스케일의 선택이 문제가 된다. 따라서 이러한 스케일 선정의 어려움을 피하고 영상의 정보를 보다 단순화시켜 영상을 해석하는 방법이 필요하다 하겠다.

본 논문에서는 가산형 가우시안 잡음이 섞인 스텝 에지(step edge)를 모델로 하여 co-occurrence 행렬을 이용한 에지검출 방법을 제안하였다. 제안한 방법은 국부 창틀에서 구한 평균값을 기준으로 영상의 균일한 지역과 경계 지역을 0과 1로 구성된 이진 bit-map으로 재구성하며 이 bit-map에 co-occurrence 행렬을 이용하여 에지를 검출하였다. 기존의 gradient 에지 검출기보다 얇은 에지검출이 용이하며 잡음에도 강한 특성을 보였다.

본 논문의 구성을 살펴보면 II장에서는 주어진 영상에 대해 bit-map을 구성하는 방법에 대해서 언급하고 III장에서는 co-occurrence 행렬의 정의와 성질을 간단히 살펴보고 이를 이용한 bit-map에서의 에지검출 방법에 대해서 논한다. IV장에서는 제안한 방법의 성능분석을 위해 에지검출의 정량적 성능 비교와 함께 실제 잡음영상에 적용한 결과를 보였으며, 마지막으로 V장에서 결론을 맺었다.

## II. Bit-map의 구성

그레이값(gray level)이  $m_g$ 로 균일한 영상에 평균이 0이고 표준편차가  $\sigma_n$ 인 가산형 가우시안 잡음이 섞인 영상을 고려하자. 이때 영상의 그레이값  $g$ 의 확률분포  $p_g(g)$ 는

$$p_g(g) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_n} \exp \left[ \frac{-(g-m_g)^2}{2\sigma_n^2} \right] \quad (1)$$

이다. 한 화소(pixel)의 그레이값이 stationary이고 다른 모든 화소들과 독립이라고 가정한다면 weight된 국부창틀에 고려된 화소들은 새로운 확률분포를 가질 것이다.<sup>[5]</sup> 이때 국부창틀에서 구한 평균  $m_g$ 로 정규화(normalized)된 새로운 확률분포의 평균과 분산은 각각  $m_g=1$ ,  $\sigma_s^2=(\sigma_n/m_g)^2$ 이 된다. 즉 국부평균으로 정규화

된 식 (1)의 확률분포는 평균이 1이고 표준편차가  $\sigma_s$ 인 가우시안 분포를 이룬다.

$$p_g(g) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_s} \exp \left[ \frac{-(g-1)^2}{2\sigma_s^2} \right] \quad (2)$$

다음은 그레이값이 각각  $g_1$ ,  $g_2$  ( $g_1 < g_2$ )인 스텝 에지에 평균이 0이고 표준편차가  $\sigma_n$ 인 가산형 잡음이 섞인 영상을 고려하자. 국부창틀이  $g_1$ 과  $g_2$ 의 경계를 포함하지 않는 균일한 지역내에서 고려된 경우 국부평균으로 정규화된 화소들의 확률분포는 평균이 1이고 분산이 각각  $\sigma_{s1}^2=(\sigma_n/m_{g1})^2$ ,  $\sigma_{s2}^2=(\sigma_n/m_{g2})^2$ 인 식 (2)와 같은 확률분포를 갖는다. 만약 국부창틀이  $g_1$ 과  $g_2$ 의 경계부근에 고려됐다면 각 지역의 평균은 1로 정규화되지 못한다. 즉  $g_1$ 과  $g_2$  경계에서의 평균  $m_g$ 로 정규화한 경우  $g_1$  지역의 평균과 분산은 각각  $m_{s1}=(g_1/m_g)$ ,  $\sigma_{s1}^2=(\sigma_n/m_g)^2$ 이 되며,  $g_2$  지역은 각각  $m_{s2}=(g_2/m_g)$ ,  $\sigma_{s2}^2=(\sigma_n/m_g)^2$ 이 된다. 그런데 국부 평균은  $g_1 < m_g < g_2$ 의 관계를 가지므로 각 지역의 평균은  $m_{s1} < 1$ ,  $m_{s2} > 1$ 를 만족하여 평균이 biased 된 결과를 낳게 된다. 즉,  $g_1$ 쪽의 분포는 1보다 작은 쪽에 몰려있게 되며  $g_2$ 쪽의 분포는 1보다 큰 쪽에 몰려있게 된다. Bit-map은 국부 평균을 기준으로 그레이 레벨을 thresholding하거나 정규화된 확률분포에서 1을 기준으로 구성할 수 있다. 균일한 지역에서는 평균 1을 기준으로 좌우대칭의 확률분포를 가지므로 불규칙한 bit-map이 구성되며 반면에 경계부근에서는 확률분포가 1을 기준으로 좌우로 biased되어 있으므로  $g_1$ 쪽에서는 0이,  $g_2$ 쪽에서는 1이 밀집되어 있을 가능성이 높게 된다. 이러한 bit-map을 가지고 0과 1이 밀집되어 있는 지역을 찾으므로써 경계지역을 찾을 수 있다. 그림 1은 이러한 예를 보여주는데 그림 1(a)는  $\sigma_n=5$ 의 잡음이 섞인 스텝 에지 영상이며 (b)는 (a)영상에 대한 bit-map이다. 균일한 지역에서는 0과 1이 불규칙하게 분포되어 있는 것을 알 수 있으며 에지부근에서는 경계를 중심으로 평균이 작은 쪽에는 0이, 큰 쪽에서는 1이 경계 방향에 따라 균일하게 밀집되어 있는 형태를 나타내고 있다. 이러한 bit-map은 영상에 존재하는 정보를 보다 간략히 나타내고 있으며 영상의 균일한 지역과 경계지역을 0과 1의 패턴형태로 재구성을 하고 있다.

Bit-map에서 에지 지역의 검출은 0과 1이 밀집되어 있는 부분을 검출하는 것으로 귀착되며 따라서 위와 같은 bit 패턴에서의 에지 검출에는 co-occurrence 행렬이나 투영(projection)을 이용할 수 있다. 투영을 이용하는 경우는 투영방향을 중심으로 좌우의 투영값의 차이가 그레디언트로 사용될 수 있으나 시뮬레이션상에서 볼 때 co-occurrence 행렬을 이용한 방법이 보다 좋은 결과를

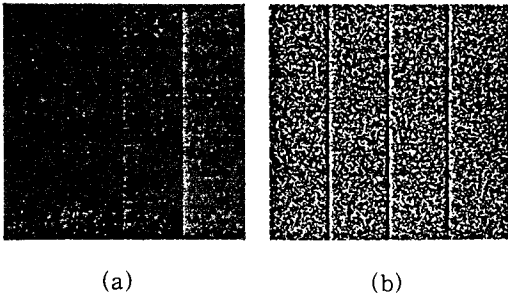


그림 1. Bit-map의 형성

- (a) 스텝에지 잡음영상 ( $\sigma_n=5$ )
- (b) bit-map

Fig. 1. Construction of the bit-map.

- (a) noisy image with step edges ( $\sigma_n=5$ ),
- (b) bit-map.

보였으며 본 연구에서는 이진 패턴에서 경계를 추출을 위하여 co-occurrence 행렬을 도입하였다. 또한 위와 같은 2진 패턴의 레벨수를 늘여 여러 레벨을 가지는 패턴으로 나타낼 수도 있으나 패턴수의 증가와 함께 co-occurrence 행렬의 차원이 증가하기 때문에 에지검출에 이용할 행렬원소의 결합문제 또한 복잡해지므로 여기서는 이진 패턴에 국한하였다. 다음 장에는 co-occurrence 행렬의 정의와 성질에 관해 언급하며 이를 이용한 bit-map에서의 에지 검출기법에 대해서 다룬다.

### III. Co-occurrence 행렬을 이용한 에지검출

Co-occurrence 행렬은 texture 영상 영역화<sup>[6]</sup>에 많이 쓰이는 방법중의 하나로서  $(x_1, y_1)$  위치의 화소값과  $(x_2, y_2)$  위치의 화소값 분포를 나타내는 2차 통계량을 바탕으로 하는 texture 분류방법이다. 본 논문에서는 앞장의 방법으로 구성된 bit-map에서 에지검출 방법으로 co-occurrence 행렬을 사용한다.

P를 방향 operator라고 하고 A를  $k \times k$  행렬이라고 할 때 행렬 A의  $(i, j)$ 번째의 화소  $a_{ij}$ 는 그레이값이  $z_i$ 일 때 방향 operator P에 의해 기술된 방향에 그레이값  $z_j$ 가 존재하는 갯수를 나타낸다( $1 \leq i, j \leq k$ ).<sup>[7]</sup> 예로 다음과 같이 세가지의 그레이값 0, 1, 및 2를 가지는 영상을 고려하여 보자.

```

0 0 0 1 2
1 1 0 1 1
2 2 1 0 0
1 1 0 2 0
0 0 1 0 1
    
```

만약에 방향 operator를 “오른쪽으로 한 화소, 아래로 한 화소 아래”라고 정의한다면 다음과 같은  $3 \times 3$ 행렬 A를 얻을 수 있다.

$$A = \begin{matrix} & 0 & 1 & 2 & z_j \\ \begin{matrix} 0 \\ 1 \\ 2 \\ z_i \end{matrix} & \begin{bmatrix} 4 & 2 & 1 \\ 2 & 3 & 2 \\ 0 & 2 & 0 \end{bmatrix} \end{matrix}$$

예로  $a_{11}$  성분은  $z_1$ 이 0일 때 오른쪽 한 화소, 아래로 한 화소 떨어진 위치에 0이 존재하는 갯수를 나타내며,  $a_{21}$ 은  $z_1$ 이 1일 때 오른쪽으로 한 화소, 아래로 한 화소 떨어진 위치에 0이 존재하는 갯수를 나타낸다. 일반적으로 A의 크기는 입력 영상의 그레이값의 갯수에 의해 정해진다.

위의 co-occurrence 방법을 앞절에서 언급한 bit-map에 적용하면 bit-map은 0과 1의 두개의 그레이 레벨만을 가지므로 행렬 A는  $2 \times 2$ 의 차원을 가지게 된다. 행렬 A에는 4가지의 원소가 주어지는데  $a_{12}$ 와  $a_{21}$ 은 bit 패턴이 방향 operator가 기술한 방향으로 각각 0에서 1로, 1에서 0으로 변하는 갯수를 나타내므로 이들 원소들의 값은 균일한 지역, 즉 bit 패턴이 불규칙하게 변하는 지역에서 큰 값을 가진다. 반면에  $a_{11}$ 과  $a_{22}$ 는 bit 패턴이 방향 operator가 기술한 방향으로 각각 0에서 0으로, 1에서 1로 변하는 갯수를 나타내므로 0과 1이 균일하게 밀집되어 있는 경계부근에서 큰 값을 가진다. 따라서 행렬 A의 원소중 관심은  $a_{11}$ 과  $a_{22}$ 이며 이들 원소를 어떠한 방향 operator를 사용하여 0과 1이 밀집되어 있는 지역을 검출하는가에 있다.

일반적으로 Sobel이나 Prewitt과 같은 그레디언트 연산자들은 4개의 방향정보를 사용한다. 이들 방법은 수직, 수평, 대각선, 반대각선의 방향으로 연산자를 적용하여 이중 최대값을 가지는 그레디언트값을 그 방향으로의 에지 크기로서 사용한다. 마찬가지로 co-occurrence 행렬의 방향 operator P를 다음과 같이 정의할 수 있다.

- $P_V$  : 아래쪽으로 한 화소
- $P_H$  : 오른쪽으로 한 화소
- $P_D$  : 오른쪽으로 한 화소, 아래로 한 화소
- $P_A$  : 왼쪽으로 한 화소, 아래로 한 화소

위의 방향 operator는 scan 방향을 고려할 때  $P_V$ 는 수직 방향,  $P_H$ 는 수평방향,  $P_D$ 는 대각선 방향,  $P_A$ 는 반대각선 방향을 의미한다. 그림 2는 위의 4방향에 대한 좌표상에서의 위치를 각각 나타낸다. 예로 방향 operator를 수직

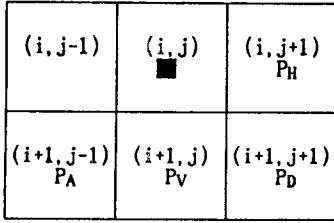


그림 2. Co-occurrence 행렬의 방향 operator  
Fig. 2. Direction operators for the co-occurrence matrix.

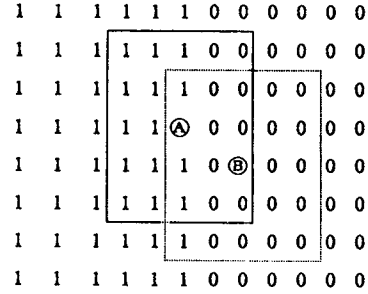


그림 3. 경계 지역의 co-occurrence 행렬의 창틀과 bit-map

Fig. 3. Co-occurrence matrix windows near the boundary region and their bit-maps.

방향인  $P_V$ 로 할 때 행렬 A의 원소  $a_{11}$ 은  $(i, j)$  위치의 그레이값이 0일 때  $(i+1, j)$  위치의 그레이값이 0인 경우의 갯수이며,  $P_H$ 의 방향에 대해서는  $(i, j+1)$ ,  $P_D$ 의 방향에 대해서는  $(i+1, j+1)$ ,  $P_A$ 의 방향에 대해서는  $(i+1, j-1)$ 의 위치에 그레이값이 0인 갯수를 의미한다.

위의 4방향에 대해서 각각 구한 행렬 A의 원소중  $a_{11}$ 과  $a_{22}$ 의 크기를 bit-map에서의 에지의 크기로 사용할 때  $a_{11}$ 과  $a_{22}$ 의 합을 단순히 에지의 크기로 사용한 경우는 그림 1의 bit-map에서 보듯이 경계부근에서 0과 1이 밀집되어 있는 부근이 큰 경우 이 지역이 모두 에지로 나타나기 때문에 두꺼운 에지가 얻어지게 된다. 따라서 단순히  $a_{11}$ 과  $a_{22}$ 의 합을 에지의 크기로 사용하기 보다는 0과 1이 밀집되어 있는 경계지역에서 0에서 1로 또는 1에서 0으로 bit 변화가 일어나는 지역을 검출하는 것이 바람직하다. 이 지점이 보다 실제 에지의 위치에 가깝고 보다 세션화된 에지를 얻을 수 있기 때문이다. 그림 3에서와 같이 두 지역의 경계에  $n \times n$  ( $5 \times 5$ ) 크기의 국부창틀(실선의 창틀)이 적용된 경우의 bit-map을 고려하면 각 방향에 대한  $a_{11}$ 과  $a_{22}$  원소들의 차이는 이상적인 경우  $(n-1)$ 만큼의 차이를 보인다. 왜냐하면 co-occurrence 행렬의 각 원소는  $n \times n$ 의 국부 창틀내에서 고려되어야 하기 때문에 각 원소값의 계산은 각 방향에 대해서  $(n-1) \times (n-1)$ 의 국부 창틀에서 이루어진다. 반면에 그림 3에 0이나 1로만 되어있는 지역에 창틀(점선의 창틀)이 편중되어 고려된 경우는  $a_{11}$ 과  $a_{22}$  원소의 차이는  $(n-1)$  이상의 값이 된다. 이것은 0이 몰려 있는 지역은  $a_{11}$ 의 크기가  $a_{22}$ 보다 상당히 크며 반면에 1이 몰려 있는 지역은  $a_{22}$ 의 크기가  $a_{11}$ 보다 상당히 크기 때문이다. 따라서  $|a_{11} - a_{22}| \leq (n-1)$ 을 만족하는 지역에서만  $a_{11}$ 과  $a_{22}$ 의 합을 에지의 크기로 정의한다면 경계 주변의 0이나 1이 밀집된 지역이 에지로 검출되는 것을 막을 수 있기 때문에 보다 세션화된 에지를 얻을 수 있다. Bit 패턴이 불규칙한 균일한 지역의 경우는  $a_{11}$ 과  $a_{22}$ 의 크기가 비슷하므로  $|a_{11} - a_{22}| \leq (n-1)$ 의 관계를 만족하지만  $a_{11}$ 과  $a_{22}$ 의 합은 경계

지역의  $a_{11}$ 과  $a_{22}$ 의 합보다는 상대적으로 작기 때문에 적당한 문턱값(threshold)을 선택함으로써 제거할 수 있다. 이상 위에서 언급한 co-occurrence 행렬을 이용한 제안한 에지검출 방법의 전체적인 흐름은 다음과 같다.

- 1) 국부 창틀에서 구한 평균으로 정규화시킨 그레이값의 확률분포에서 평균값  $m_s=1$ 을 기준으로 bit-map을 구한다.
- 2) 각 방향 operator에 대해  $2 \times 2$ 의 co-occurrence 행렬 A를 구한다.
- 3) 각 방향의 co-occurrence 행렬 A가  $|a_{11} - a_{22}| \leq (n-1)$ 을 만족하면  $(a_{11} + a_{22})$ 을 에지의 크기로 정의한다.
- 4) 네 방향에 대해 얻어진  $(a_{11} + a_{22})$  값중 최대값을 에지 크기로 택한다.
- 5) 문턱값을 취하여 에지 지도를 얻는다.

IV. 실험 결과 및 분석

에지 검출의 성능을 분석함에 있어서 올바른 에지의 검출과 잘못 검출된 에지에 대한 해석적인 또는 정량적인 분석은 여러 에지 검출기의 성능 비교에 있어서 매우 유용하다. 본 실험에서는 제안한 기법의 성능 비교를 위해 잘 알려진 두가지 성능비교에 의거하여 기존 방법들과의 성능 비교를 하였으며, 실제영상에도 적용하여 성능을 비교하였다. 실험에 사용된 영상은  $256 \times 256$  어레이, 256 그레이 레벨을 갖는 영상이다.

비교적 잘 알려진 에지 검출의 성능비교 기준들 가운데 두 가지의 비교 방법을 사용하였다.  $N_1$ 를 이상적인 에지의 갯수라고 하고  $N_2$ 를 실제 검출된 에지점 가운데 이상적인 에지점과 일치하지 않은 잘못 검출된 에지점의 갯수라고 하자. 이때 잘못 검출된 에지의 오차율<sup>[8])</sup>은

$$Pe = \frac{N_A}{N_i} \tag{3}$$

로 정의되며 다른 성능비교 방법으로는 Abdou와 Pratt가 제안한 figure of merit  $F^{[9]}$ 가 있으며  $F$ 는

$$F = \frac{1}{\max\{I_i, I_A\}} \sum_{i=1}^{I_A} \frac{1}{1 + \alpha d^2(i)} \tag{4}$$

로 정의된다. 여기서  $I_i, I_A$ 는 각각 이상적인 에지와 실제 에지의 갯수이며,  $d(i)$ 는  $i$ 번째 검출된 에지와 이상적인 에지화소 사이의 거리이다. 그리고  $\alpha$ 는 스케일 상수로서 본 실험에서는  $\alpha=1$ 을 사용하였다. 위 두 척도중  $Pe$ 는 에지 검출여부를  $F$ 는 에지의 locality에 초점을 두고 있다.

성능비교에 사용된 합성영상은 이상적인 스텝 에지로 스텝 크기는 40이며 수직, 수평, 대각선, 반대각선의 방향을 가진 영상들이다. 실험은 위 영상들에 평균이 0이고 분산이  $\sigma_n^2$ 인 가산형 잡음을 섞어 잡음정도에 따른 각 방법의 에지 검출에 대하여 비교하였다. 그림 4는 실험 영상중에서  $\sigma_n=10$ 인 영상을 보였다. 제안한 방법과 비교할 기존의 방법으로는 Canny의 가우시안 그레디언트 연산자<sup>[10]</sup>와 Marr와 Hildreth의 LoG 방법,<sup>[2]</sup> 그리고 Jain이 제안한 stochastic 방법<sup>[11]</sup>이다. 이중 Canny의 방법은 가우시안 1차 미분함수가, Marr와 Hildreth의 방법은 가우시안 2차 미분 함수가 사용되며 표준편차  $\sigma$ 가 스케일로 사용된다. Jain이 제안한 stochastic 방법은 가산형 잡음이 섞인 영상의 경우에 대해 최적의 선형 mean square semicausal FIR(finite impulse response)의 계수를 사용하며 SNR=9에 대해서 설계된  $7 \times 7$  계수이다.<sup>[11]</sup> 에지검출 성능의 척도로 사용된  $Pe$ 와  $F$ 는 에지 갯수를 조정하여 각 방법의 성능이 최적의 값을 가지도록 하였으며 동일한 창들의 크기 ( $7 \times 7$ )에서 수행되었다.

그림 5와 6은  $\sigma_n$ 에 따른 각 방법의  $Pe$ 와  $F$ 의 결과이다. 네 방향중에서 수직과 수평방향, 대각선과 반대각선 방향은 각각 성능이 동일하여 수직과 대각선 방향만 보였다. 이 결과들은 통계적 특성을 고려하여 5개의 seed를 사용하여 생성된 각각의  $\sigma_n$ 에 대한 결과들의 평균이다. 그림 5의 오차율  $Pe$ 를 살펴보면 가우시안 2차 미분 함수를 사용한 LoG 방법이 잡음에 제일 민감한 것을 볼 수 있어서 잡음이 증가함에 따라 수직과 대각선의 에지 모두 잘못 검출된 에지 갯수가 급격히 증가하고 있다. 반면에 다른 방법들은 LoG 보다는 평활화 정도가 커서 잡음에 덜 민감하다. 수직 성분의 경우는 잡음이 증가함에 따라 제안한 방법과 Jain 방법의 오차율이 보다 작아지고 있

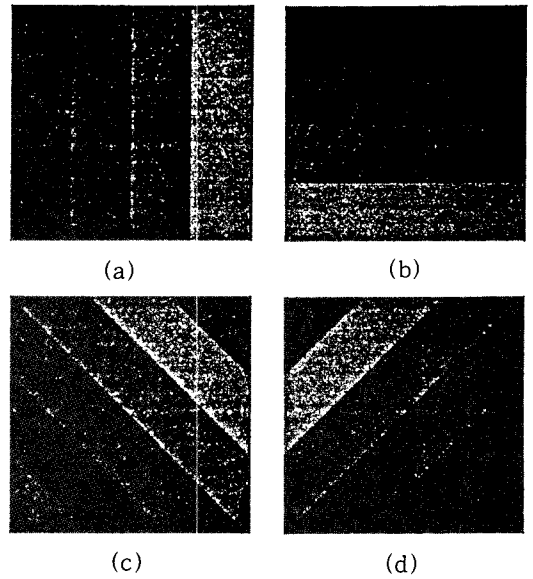


그림 4. 합성 영상 ( $\sigma_n=10$ )

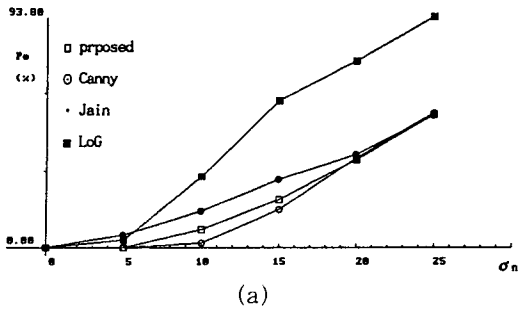
- (a) 수직 방향
- (b) 수평 방향
- (c) 대각선 방향
- (d) 반대각선 방향

Fig. 4. Syntactic image ( $\sigma_n=10$ ).

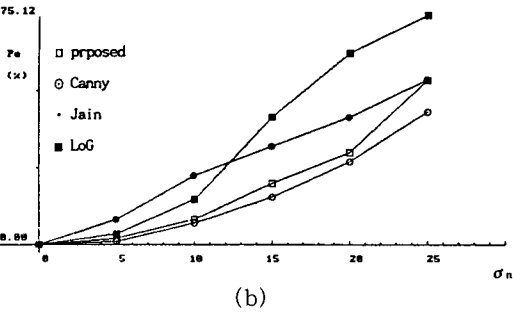
- (a) vertical direction,
- (b) horizontal direction,
- (c) diagonal direction,
- (d) anti-diagonal direction.

나 대각선의 경우는 Canny의 방법이 전체적으로 보다 좋은 결과를 보이고 있다. 그림 6의 Abdou와 Partt가 제안한 figure of merit  $F$ 도 오차율  $Pe$ 와 비슷한 결과를 보이고 있다. 잡음에 민감한 LoG 방법은 성능 저하가 심하며 Canny 방법이 대각선의 경우에 대해서는 제안한 방법보다는 좋은 결과를 보이고 있다.

이상 위의 결과를 살펴볼 때 제안한 방법이 수직성분에서는 잡음이 증가함에 따라 좋은 결과를 보이거나 대각선 방향에서 Canny의 방법보다 저하되는데 그 이유를 살펴보면 Canny의 그레디언트 방법이 방향에 따라 에지의 크기가 biased 되어 있기 때문이라 생각된다. Abdou와 Pratt의 방향에 따른 에지 크기의 민감도에 대한 실험<sup>[9]</sup>을 살펴 보면 Sobel이나 Prewitt의 그레디언트 방법은 수직성분에 대해서 에지 창들이 대각선 방향으로 향함에 따라 biased 됨을 볼 수 있다. 그림 7은 Abdou와 Pratt의 에지 방향에 따른 에지 모델<sup>[9]</sup>이며 이에 기초를 두어 방향에 따른 에지 크기의 민감도를 Sobel, Canny, Jain의 방법과 함께 그림 8에 살펴 보였다. 그림 8의 결과는 수직방향의 크기로 정규화된 방향에 따른 에지 그레디언



(a)



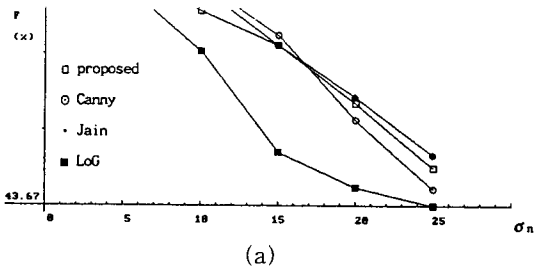
(b)

그림 5. 에러율 (Pe)

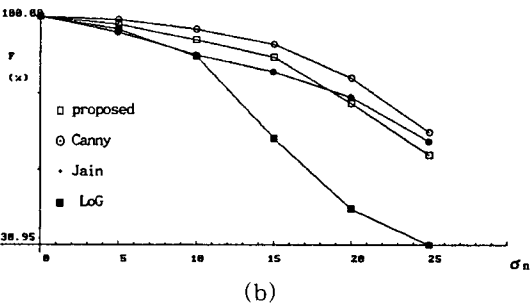
- (a) 수직 /수평 방향
- (b) 대각선 /반대각선 방향

Fig. 5. Error rate (Pe).

- (a) vertical /horizontal direction,
- (b) diagonal /anti-diagonal direction.



(a)



(b)

그림 6. Figure of merit (F)

- (a) 수직 /수평 방향
- (b) 대각선 /반대각선 방향

Fig. 6. Figure of merit (F).

- (a) vertical /horizontal direction,
- (b) diagonal /anti-diagonal direction.

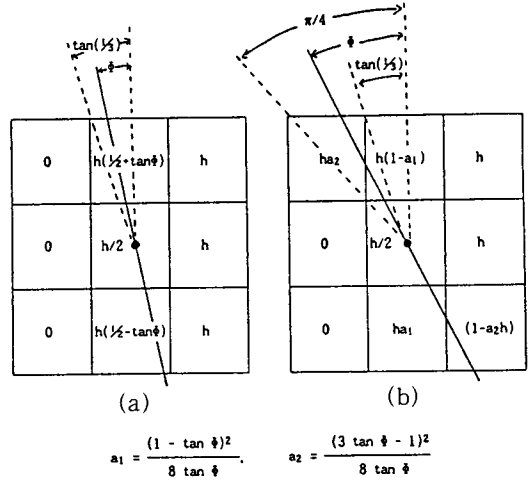


그림 7. 에지 방향의 민감도 분석에 대한 Abdou와 Pratt의 3x3 에지 모델

Fig. 7. Abdou and Pratt's 3x3 edge model for edge orientation sensitivity analysis.  
 (a)  $0 \leq \Phi \leq \tan^{-1}(1/3)$ ,  
 (b)  $\tan^{-1}(1/3) \leq \Phi \leq \pi/4$ .

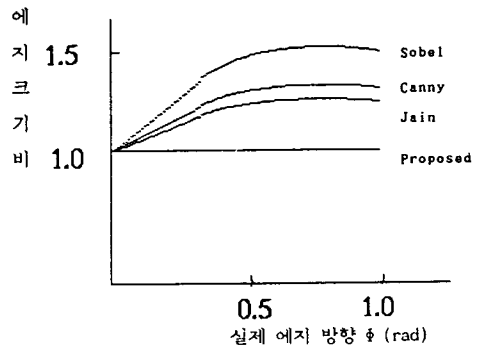


그림 8. 에지의 실제 방향에 따른 에지 그래디언트의 크기비

Fig. 8. Edge gradient amplitude ratio response as a function of actual edge orientation.

트이다. 위 결과를 살펴보면 biased된 정도는 Sobel이 제일 크며 Canny의 방법, Jain의 방법순으로 나타나고 있으며 제한한 방법의 결과는 unbiased 된 결과를 보이고 있다. 이것은 에지 검출 척도로 사용한 Pe와 F의 대각선 방향에서 제한한 방법의 성능의 차이를 설명하여 주고 있다. 그림 9는 이들 결과중  $\sigma_n=10$ 인 영상의 검출 결과이다. 제한한 방법은 균일한 지역에서 잘못된 에지의 검출이 보이나 경계지역의 에지는 잡음의 영향이 작으며,

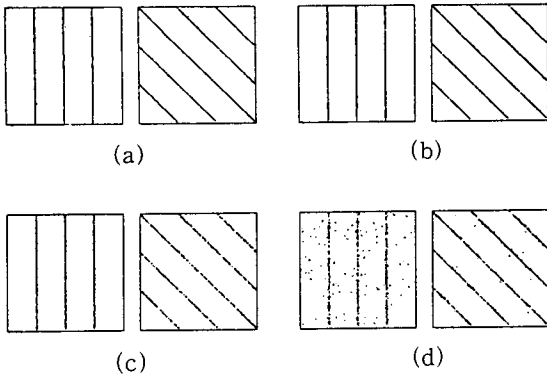


그림 9. 합성 영상들의 검출 결과 ( $\sigma_n=10$ )

- (a) 제안한 방법
- (b) Canny 방법
- (c) Jain 방법
- (d) LoG

Fig. 9. Edge detection results of the syntactic images ( $\sigma_n=10$ ).

- (a) proposed method,
- (b) Canny's method,
- (c) Jain's method,
- (d) LoG.

Canny의 방법과 Jain의 방법은 균일한 지역에서의 평활화 정도는 크나 에지 부근에서 두껍게 나타나고 있다. LoG 방법은 잡음에 민감하여 균일한 지역에서 잘못된 에지의 검출도 많고 에지도 많이 끊기고 있다.

본 연구에서는 가산형 가우시안 잡음이 섞인 에지를 모델로 하였으며 실제 영상에 대한 실험은 원영상보다 에지 검출의 성능비교가 적합한 그림 10의 잡음 영상에 대한 검출 결과를 보였다. 그림 11과 그림 13은 그림 10의 각 영상의 문턱값에 따른 에지 지도들이다. 각각의 결과들은 문턱값에 따라 결과가 달라지나 균일한 지역에서의 잘못된 에지 검출이 적고 뚜렷한 에지의 손실이 적다고 판단되는 정도에서 문턱값을 선택하였다. 이중 LoG 방법은 밝기차에 민감하므로 convolution 값에서 영교차점을 중심으로 좌우상하 네화소와의 차이를 문턱값으로 하여 균일한 지역에서 잘못 검출된 에지를 줄였지만 에지 부근이 잡음에 많은 영향을 많이 받고 있다. Canny의 방법이나 Jain의 방법같은 그레디언트 연산자들은 LoG에 비해 잡음에 강한 성질을 가지고 있으며 명암차가 커짐에 따라 두껍게 에지를 검출하므로 제안한 방법보다 에지 갯수가 많은데도 에지검출에 큰 차이를 보이지 않고 있다. 제안한 방법은 위의 그레디언트 방법보다 얇은 에지를 얻고 있으며 에지의 명암차에 영향이 적음을 볼 수 있고 잡음이 증가함에 따른 에지의 검출 결과도 그레디언트 방법

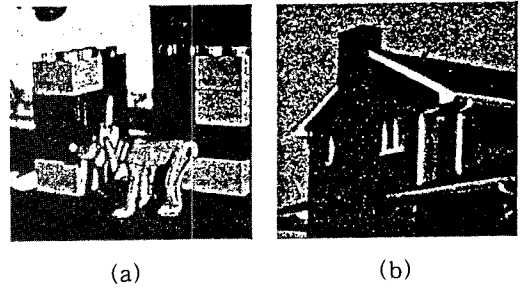


그림 10. 잡음영상  
(a) 장난감 영상 ( $\sigma_n=10$ )  
(b) 집 영상 ( $\sigma_n=20$ )

Fig. 10. Noisy image.  
(a) toy image ( $\sigma_n=10$ ),  
(b) house image ( $\sigma_n=20$ ).

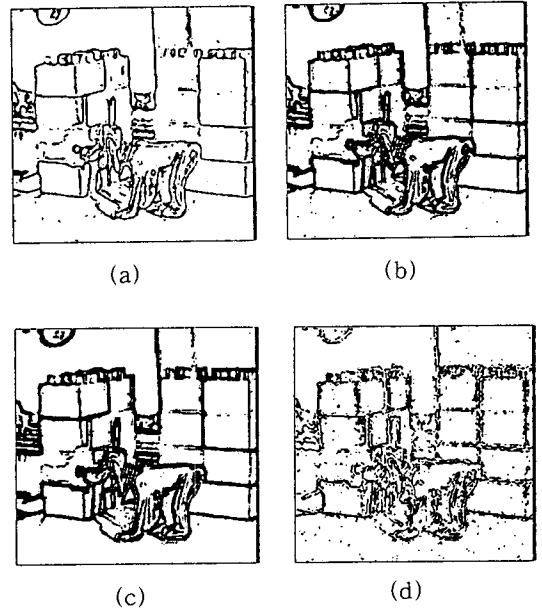


그림 11. 장난감 영상의 에지 검출결과 ( $\sigma_n=10$ )

- (a) 제안한 방법
- (b) Canny 방법
- (c) Jain 방법
- (d) LoG

Fig. 11. Edge detection results of the toy image ( $\sigma_n=10$ ).

- (a) proposed method,
- (b) Canny's method,
- (c) Jain's method,
- (d) LoG.

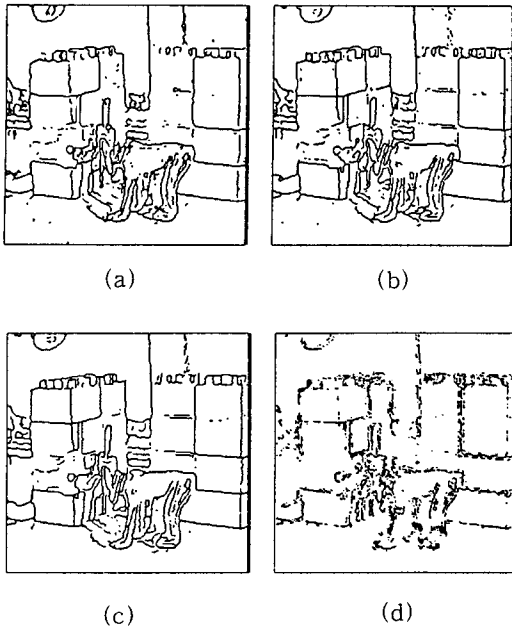


그림 12. 장난감 영상의 세션화된 에지 ( $\sigma_n=10$ )

- (a) 제안한 방법 (b) Canny 방법
- (c) Jain 방법 (d) LoG

Fig. 12. Thinned edge of the toy image ( $\sigma_n=10$ ).  
 (a) proposed method, (b) Canny's method,  
 (c) Jain's method, (d) LoG.

보다 큰 변동이 없음을 볼 수 있었다.

그림 11과 13의 세션화된 결과를 그림 12와 14에 각각 보였다. 세션화된 에지들은 일정한 에지 갯수에 맞추어 조정되었는데 그림 12의 장난감 영상에 대해서는 제안한 방법이 4,132개, Canny방법은 4,168개, Jain 방법은 4,142개, LoG는 4,172개이다. 그림 14의 집 영상에 대해서는 제안한 방법이 2,549개, Canny방법은 2,522개, Jain의 방법은 2,515개, LoG는 2,506개이다. Canny와 Jain의 그레디언트 방법은 세션화 과정을 위해서 크기와 방향 정보를 가지고 국부 최대값을 찾는 방법을 사용하며 국부 최대값이 없는 경우는 못찾는 단점이 있다. 반면에 제안한 방법은 세션화시 이진 패턴의 세션화 방법을 사용하였는데 문턱값을 취해 얻은 에지 지도의 에지가 다른 방법 보다는 얇아서 에지 지도의 정보손실 없이 세션화됨을 볼 수 있다.

Co-occurrence 행렬을 이용한 제안한 방법도 위에서 비교한 기존의 그레디언트 방법들과 동일한 성질을 가진다. 즉 고려되는 창 크기에 따라서 에지의 검출과 검출된 에지의 올바른 에지 위치사이에 상충관계를 가진다. 또한 본 논문에서는 스텝 에지를 기초로 하는데 일반적인 에지에 대해서도 기존의 그레디언트 방법과 마찬가지로 각 에

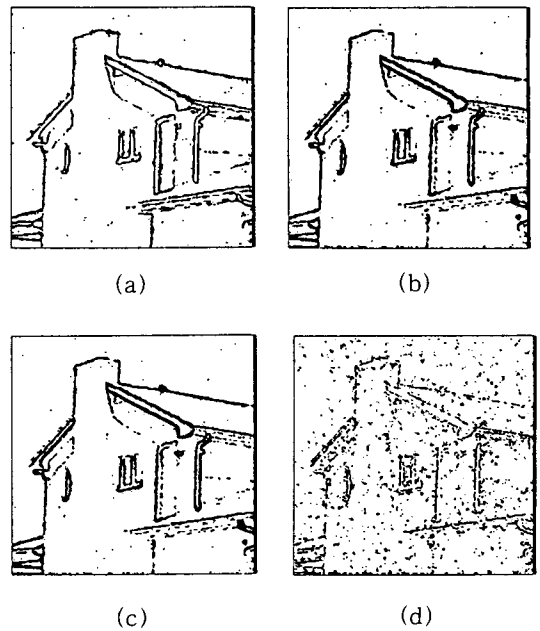


그림 13. 집 영상의 에지 검출결과 ( $\sigma_n=20$ )

- (a) 제안한 방법 (b) Canny 방법
- (c) Jain 방법 (d) LoG

Fig. 13. Edge detection results of the house image ( $\sigma_n=20$ ).  
 (a) proposed method, (b) Canny's method,  
 (c) Jain's method, (d) LoG.

지의 해상도에 적합한 창크기의 선정이 문제가 된다. 위에서 비교된 방법은 모두 동일한 창크기(7×7)에서 비교되었으며 보다 좋은 검출을 위해서는 다해상도 기법이 각 방법에 고려되어야 하겠다. 계산량측면에서 비교하면 제안한 방법은 방향정보의 계산이 필요없으나 co-occurrence 행렬의 계산으로 비교한 다른 방법들과 서로 비슷한 양의 계산이 필요하다. 제안한 방법은 이진 패턴에서의 일정한 패턴 즉 0과 1이 밀집된 곳을 찾는 것이기 때문에 균일한 지역에서 bit-map이 불규칙하게 형성되지 못한 경우 가끔 잘못된 에지를 검출하고 있다.

### V. 결 론

본 연구에서는 가산형 잡음이 섞인 스텝 에지를 모델로 하여 국부 창틀에서 구한 평균을 기준으로 영상의 균일한 지역과 경계지역을 0과 1의 이진 패턴으로 재구성하였다. 이진 패턴중 경계 지역은 0과 1이 균일하게 밀집되어 있으며 균일한 지역은 0과 1이 불규칙한 패턴을 보인다. Co-occurrence 행렬을 사용하여 0과 1이 균일하



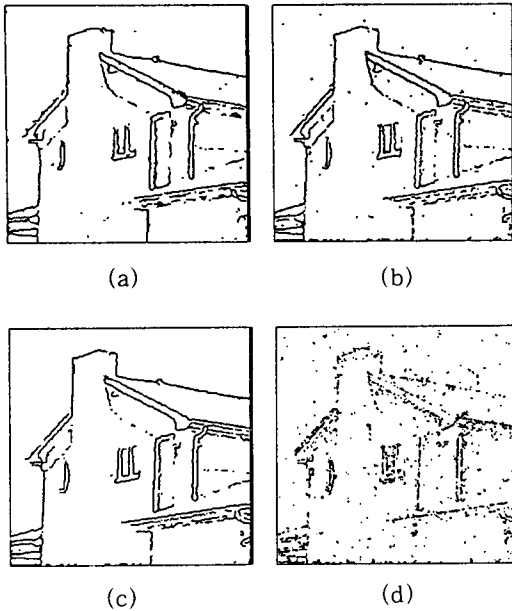


그림 14. 집 영상의 세션화된 에지 ( $\sigma_n=20$ )  
 (a) 제안한 방법 (b) Canny 방법  
 (c) Jain 방법 (d) LoG  
 Fig. 14. Thinned edge of the house image ( $\sigma_n=20$ ).  
 (a) proposed method, (b) Canny's method,  
 (c) Jain's method, (d) LoG.

게 밀집되어 있는 경계 지역을 에지로 검출하였으며 기존 방법과의 정량적인 성능 비교와 실제 영상의 적용을 통해 좋은 결과를 보였다. 앞으로 스템 에지가 아닌 기울기가 완만한 부분에서 정확한 에지를 검출할 수 있는 방법에 관한 연구가 필요하겠고 영상을 2진 패턴이 아닌 여러 레벨의 패턴으로 구성하여 위의 방법을 확장할 수 있으리라 본다.

参 考 文 献

[1] J. S. Lim, *Two-Dimensional Signal and Image*

*Processing*. Prentice-Hall, pp. 476-494, 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 Anal. Mach. Intell.*, 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] J. F. Haddon, "Generalised threshold selection for edge detection," *Pattern Recognition*, vol. 21, pp. 195-203, 1988.  
 [6] P. C. Chen and T. Pavlidis, "Segmentation by texture using a co-occurrence matrix and a split-and-merge algorithm," *Comput. Graphics Image Process.*, vol. 10, pp. 172-182, June. 1979.  
 [7] R. C. Gonzalez and P. Wintz, *Digital Image Processing*. Addison Wesley, pp. 414-419, 1987.  
 [8] T. Peli and D. Malah, "A study of edge detection algorithms," *Comput. Graphics Image Process.*, vol. 20, pp. 1-21, 1982.  
 [9] I. E. Abdou and W. K. Pratt, "Quantitative design and evaluation of enhancement /thresholding edge detectors," *Proc. IEEE*, vol. 67, pp. 753-763, May 1979.  
 [10] J. Canny, "A computational approach to edge detection," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. PAMI-8, pp. 679-698, Nov. 1986.  
 [11] A. K. Jain, *Fundamentals of Digital Image Processing*. Prentice-Hall, pp. 347-357, 1989.

著 者 紹 介

朴 德 濬 (準會員) 第 28卷 B編 第 12號 參照  
 현재 서강대학교 전자공학과  
 석사과정 재학중

朴 來 弘 (正會員) 第 23卷 第 6號 參照  
 현재 서강대학교 전자공학과  
 부교수

南 權 文 (準會員) 第 29卷 B編 第 1號 參照  
 현재 서강대학교 전자공학과  
 석사과정 재학중