

# 영상에서 웨이블릿 기반 로컬 히스토그램 분석을 이용한 에지검출

박민준<sup>1</sup> · 권민준<sup>2</sup> · 김기훈<sup>3</sup> · 심한슬<sup>4</sup> · 김동욱<sup>5</sup> · 임동훈<sup>6</sup>

<sup>1</sup>한국과학영재학교, <sup>2</sup>한국과학영재학교, <sup>3</sup>한국과학영재학교, <sup>4</sup>한국과학영재학교

<sup>5</sup>부산대학교 통계학과, <sup>6</sup>경상대학교 정보통계학과

(2011년 1월 접수, 2011년 2월 채택)

## 요약

영상에서 에지검출은 영상분할 및 물체인식 등을 위한 영상처리의 전처리 과정으로 매우 중요한 단계이다. 본 논문에서는 영상에서 에지검출을 위해 웨이블릿 기반 하에서 로컬 히스토그램 분석을 이용한 새로운 에지검출법을 제안하고자 한다. 지금까지 웨이블릿 기반 에지검출은 수직과 수평성분으로부터 기울기 벡터를 구하고 임계값은 주로 글로벌 히스토그램 임계값 처리를 통하여 구하였다. 본 논문에서는 수직과 수평성분 외에 대각선 성분을 고려하여 기울기 벡터를 구하고 일반적인 영상에 적합한 로컬 히스토그램 임계값 처리를 통하여 임계값을 구하였다. 제안된 에지검출법의 성능 평가를 위해 기존의 Sobel 방법, Canny 방법, Scale Multiplication 방법 그리고 Mallat의 웨이블릿 방법 등과 비교하였다. 영상실험 결과 제안된 방법은 잡음이 많고 적응에 관계없이 에지검출이 뛰어난 반면에 Canny 방법과 Sobel 방법은 잡음이 많을수록 급격하게 성능이 떨어짐을 알 수 있었다. 그리고 제안된 방법은 Scale Multiplication 방법과 Mallat 방법보다 좋은 성능을 갖고 있음을 알 수 있었다.

주요어: 웨이블릿, 웨이블릿 변환, 로컬 히스토그램 분석, Mallat 방법, 에지검출.

## 1. 서론

영상에서 에지(edge)란 영상의 픽셀 값이 급격하게 변하는 부분으로 영상의 경계에 해당된다. 에지 검출(edge detection)은 영상처리에서 영상분할(image segmentation) 및 물체인식(object recognition)을 위한 전처리 과정(preprocessing)으로 과거 수십 년간 많은 연구자들에 의해 연구되어왔으나 아직까지 모든 목적에 부합하는 에지검출은 존재하지 않는 실정이다 (Lim, 2006).

지금까지 흔히 사용하는 에지검출로는 Sobel, Roberts, Prewitt 연산자 등과 같은 미분에 의한 방법들이다 (Gonzalez와 Woods, 1993). 이 방법들은 사용하기 간편하나 잡음(noise)에 민감하게 반응하는 단점을 갖고 있다. 최적의 에지검출(optimal edge detection)로 알려진 Canny 방법 (Canny, 1986)은 가우시안 평활화 함수(Gaussian smoothing function)를 사용함으로써 앞에서 소개한 미분 연산자들보다 잡음에 덜 민감하나 계산이 복잡하다는 단점을 갖고 있다.

웨이블릿 기반 에지검출(wavelet-based edge detection)로는 Mallat (1989), Mallat와 Zhong (1992), Mallat와 Hwang (1992), Zhang와 Bao (2002), Bao 등 (2005), Nabti 등 (2006) 그리고 Zhu 등 (2007)

이 논문은 2010년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2010-0016815).

<sup>6</sup>교신저자: (660-701) 경남 진주시 가좌동 900, 경상대학교 정보통계학과, 교수 및 RINS.

E-mail: dhlhm@gnu.ac.kr

등이 있다. Mallat (1989), Mallat와 Zhong (1992) 그리고 Mallat와 Hwang (1992)은 웨이블릿을 처음으로 에지검출에 적용하였으며 이들은 여러 가지 스케일에서 DWT(discrete wavelet transform)의 수직과 수평성분으로부터 기울기 벡터에 대한 모듈러스(modulus)를 계산하여 에지검출하였다. 그러나, 이들은 에지검출에서 중요한 임계값 선택에 대한 기준을 제안하지 않고 임의의 임계값을 사용함으로써 제한적인 사용에 그치고 있는 실정이다. Zhang와 Bao (2002), Bao 등 (2005) 그리고 Zhu 등 (2007)은 웨이블릿 상에서 Scale Multiplication을 이용한 에지검출을 제안하였다. 이들은 인접한 스케일에서 웨이블릿 계수간의 곱셈은 에지를 더욱 확대하고 반대로 잡음은 더욱 축소된다는 것을 이용하여 스케일 곱과 임계값 비교를 통하여 에지검출하였다. 최근에 Nabti 등 (2006)은 Mallat의 방법 (Mallat, 1989; Mallat와 Zhong, 1992; Mallat와 Hwang, 1992)에 임계값을 구하는 새로운 방법을 제안하여 사람의 망막 에지를 검출하는데 적용하였다.

본 논문에서는 DWT의 수직과 수평성분 외에 대각선 성분으로부터 기울기 벡터에 대한 모듈러스를 계산하고 로컬 히스토그램 분석을 통하여 구한 임계값과 비교하여 에지검출을 하고자 한다. 여기서 DWT의 대각선 성분을 추가하는 이유는 모든 영상이 수평과 수직성분으로만 구성된 특징을 포함하고 있지 않기 때문이다. 영상에서 임계값 처리(thresholding)는 주로 영상분할(image segmentation)하는데 사용되는 기법으로 임계값 선택에 따라 원하는 결과영상이 달라짐으로 최적의 임계값을 선택하는 것이 중요하다 (Gonzalez와 Woods, 1993). 지금까지 영상에서 히스토그램 분석에 의한 임계값 선택은 영상 전체에 대해 하나의 임계값을 선택하여 사용하는 글로벌 히스토그램 임계값 처리 방법(global histogram thresholding)을 주로 사용하여 왔다 (Gonzalez와 Woods, 1993; Lee 등, 1990). 그러나 이 경우 다양한 특징을 갖고 있는 일반 영상에서 상세한 에지를 검출하지 못하는 단점을 갖고 있다. 따라서 본 논문에서는 이런 단점을 해결하기 위해 영상을 몇 개의 영역으로 나눈 후, 각각의 영역에서 얻은 임계값을 구하는 로컬 히스토그램 임계값 처리(local histogram thresholding)를 통하여 임계값을 구해 에지검출에 사용하고자 한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 제 2절에서는 임계값을 구하는 히스토그램 임계값 처리와 기존의 웨이블릿 기반 에지검출에 대한 개요를 설명하고, 제 3절에서는 본 논문에서 제안하는 웨이블릿 기반 에지검출 방법에 대해 소개하고자 한다. 그리고 제 4절에서는 제안된 방법과 기존의 방법들 간의 가시적이고 정성적인 비교를 통하여 제안된 방법의 성능을 평가하였다. 그리고 제 5절에서는 결론과 향후 연구에 대해 설명한다.

## 2. 히스토그램 임계값 처리와 웨이블릿 기반 에지검출

### 2.1. 히스토그램 임계값 처리

영상에서 히스토그램을 이용하여 임계값을 결정하는 방법에는 글로벌 히스토그램 임계값 처리와 로컬 히스토그램 임계값 처리가 있다. 실제 영상에서 종종 사용하는 글로벌 임계값 처리는 전체 영상에서 히스토그램을 작성하여 얻은 하나의 임계값을 가지고 전체 영상에 적용하는 방법이고 로컬 임계값 처리는 각 부분영상에 대한 히스토그램으로부터 임계값을 구하여 부분 영상에 적용하는 방법이다 (Lee 등, 1990).

영상에서 히스토그램은 픽셀값의 범위가  $[0, L - 1]$ 인 경우 식 (2.1)과 같이 확률로서 표현할 수 있다.

$$p(r_k) = \frac{n_k}{N}, \quad k = 1, 2, \dots, L, \quad (2.1)$$

여기서  $r_k$ 는  $k$ 번째 픽셀값,  $n_k$ 는 픽셀값  $r_k$ 을 갖고 있는 픽셀 수 그리고  $N$ 은 영상에서 전체 픽셀 수이다.

잘 정의된 영상(well-defined images) 예를 들면, 히스토그램을 그렸을 때 두 개의 피크를 갖는 영상에서는 글로벌 히스토그램 임계값 처리는 두 피크 사이의 값을 임계값으로 선택함으로써 매우 효율적이지만 불규칙한 히스토그램을 갖는 일반적인 영상에 대해서는 로컬 임계값 처리가 글로벌 히스토그램 임계값 처리보다 더 효율적이다.

로컬 히스토그램 임계값 처리를 하는 경우 히스토그램 양자화(histogram quantization) 알고리즘이 필요하다 (Khallil와 Aggoun, 2006; Wang 등, 2002; Elmabrouk와 Aggoun, 1998). 히스토그램 양자화란 히스토그램에서 가로축에 해당되는 픽셀값을 몇 개의 구간으로 척도를 가변적으로 조정하는 작업으로  $K$ -레벨 양자화는 식 (2.2)과 같이 확률로서 표현할 수 있다.

$$p(r_k) = \frac{n_k}{n}, \quad k = 1, \dots, K, \quad (2.2)$$

여기서  $r_k \in [t_k, t_{k+1}]$ ,  $n_k$ 는  $[t_k, t_{k+1}]$ 에 속하는 픽셀 수,  $n$ 은 부분영상의 픽셀 수이고  $t_k$ 는  $k$ 번째 구간의 하한을 나타낸다.

## 2.2. 웨이블릿 기반 에지검출

$\theta(x, y)$ 을 평활화 함수(smoothing function)라 할 때 2차원 웨이블릿 변환은 식 (2.3)을 만족하는 두 개의 웨이블릿 함수  $\psi^1(x, y)$ 와  $\psi^2(x, y)$ 을 필요로 한다.

$$\psi^1(x, y) = \frac{\partial \theta(x, y)}{\partial x}, \quad \psi^2(x, y) = \frac{\partial \theta(x, y)}{\partial y}. \quad (2.3)$$

따라서 스케일  $s$ 에서  $f(x, y)$ 의 이산 웨이블릿 변환 (Mallat, 1999)은 다음과 같이 두 개의 성분으로 표현이 가능하다.

$$W_s^1 f(x, y) = f * \psi_s^1(x, y), \quad W_s^2 f(x, y) = f * \psi_s^2(x, y), \quad (2.4)$$

여기서  $\psi_s^i(x, y)$ 는 다음과 같이 스케일  $s$ 에서  $\psi^i(x, y)$ 의 확장(dilation)된 함수를 나타낸다.

$$\psi_s^i(x, y) = \frac{1}{s^2} \psi^i\left(\frac{x}{s}, \frac{y}{s}\right), \quad i = 1, 2.$$

따라서, 기울기 벡터는 다음과 같이 두 개의 성분을 가지고 나타낼 수 있다.

$$\begin{pmatrix} W_s^1 f(x, y) \\ W_s^2 f(x, y) \end{pmatrix} = s \begin{pmatrix} \frac{\partial}{\partial x}(f * \theta_s)(x, y) \\ \frac{\partial}{\partial y}(f * \theta_s)(x, y) \end{pmatrix} = s \vec{\nabla}(f * \theta_s)(x, y), \quad (2.5)$$

여기서  $*$ 표시는 컨벌루션 곱셈(convolution product)을 나타내는 기호이다. 스케일  $s$ 에서 기울기 벡터의 크기인 모듈러스(modulus)는 다음과 같다.

$$M_s f(x, y) = \sqrt{|W_s^1 f(x, y)|^2 + |W_s^2 f(x, y)|^2}. \quad (2.6)$$

기울기 벡터의 각도는 다음과 같다.

$$\eta_s(x, y) = \tan^{-1} \left( \frac{W_s^1 f(x, y)}{W_s^2 f(x, y)} \right). \quad (2.7)$$

Mallat (1989), Mallat와 Zhong (1992), Mallat와 Hwang (1992) 등은 식 (2.6)과 (2.7)로부터 로컬 최대(maxima)가 되는 점을 찾아서 에지를 검출하였다. 여기서 주어진 점  $(x, y)$ 가 로컬 maxima가 되기 위해서는  $(x, y)$  점에서 식 (2.7)에 의해 구한 방향에 있는 이웃하는 두 점과 비교를 통하여 점  $(x, y)$ 이 두 점보다 크면 우리는 그 점은 로컬 최대라 한다. 따라서 로컬 최대와 주어진 임계값과 비교를 통하여 로컬 최대가 임계값보다 크면 에지라고 판정한다.

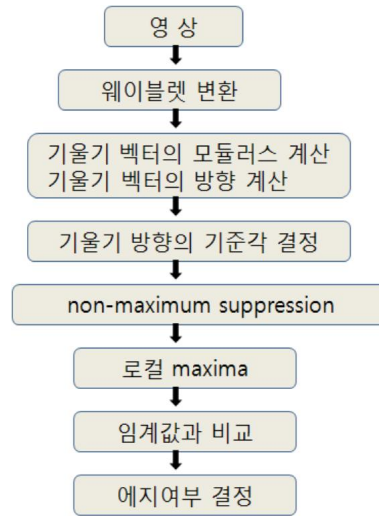


그림 3.1. 제안된 에지검출법에 대한 간략도

### 3. 제안된 웨이블릿 기반 에지검출

#### 3.1. 제안된 에지검출 방법

그림 3.1은 본 논문에서 제안하고자 하는 에지검출법의 간략도를 나타내고 있다. Mallat (1989), Mallat와 Zhong (1992), Mallat와 Hwang (1992) 등에서는 에지검출을 위해 식 (2.6)에서처럼 DWT의 수직과 수평성분으로부터 기울기 벡터에 대한 모듈러스를 계산하였다. 그러나 모든 영상이 수평과 수직성분으로만 구성된 특징을 포함하고 있지 않다. 따라서, 본 논문에서는 DWT의 수직과 수평성분 외에 대각선 성분으로부터 기울기 벡터에 대한 모듈러스를 계산하고자 한다.

스케일  $s$ 에서  $f(x, y)$ 의 웨이블릿 변환은 식 (2.5)에 주어진 두 개의 성분  $W_s^1 f(x, y)$ 와  $W_s^2 f(x, y)$  외에 대각선 성분  $W_{xy}^1 f(x, y)$ 와  $W_{xy}^2 f(x, y)$ 을 다음과 같이 표현이 가능하다.

$$W_{xy}^1 f(x, y) = \frac{\partial^2}{\partial x \partial y} (f * \theta_s)(x, y), \quad W_{xy}^2 f(x, y) = \frac{\partial^2}{\partial y \partial x} (f * \theta_s)(x, y).$$

스케일  $s$ 에서 기울기 벡터의 크기를 나타내는 모듈러스는 다음과 같다.

$$M_s f(x, y) = \sqrt{|W_s^1 f(x, y) + \alpha W_{xy}^1 f(x, y)|^2 + |W_s^2 f(x, y) + \alpha W_{xy}^2 f(x, y)|^2}, \quad (3.1)$$

여기서  $\alpha$ 는 대각성분의 반영정도를 나타내는 상수로서  $0 \leq \alpha \leq 1$ 이다. 만약  $\alpha = 0$ 인 경우 즉, 전혀 대각성분을 반영하지 않는 경우 식 (3.1)은 식 (2.9)와 같다.

식 (3.1)의 기울기 벡터의 각도는 다음과 같다.

$$\eta_s(x, y) = \tan^{-1} \left( \frac{W_s^1 f(x, y) + \alpha W_{xy}^1 f(x, y)}{W_s^2 f(x, y) + \alpha W_{xy}^2 f(x, y)} \right) \quad (3.2)$$

만약  $\alpha = 0$ 이면 식 (3.2)는 식 (2.10)과 같다.

식 (3.2)에 의해 기울기 방향이 정해지면 그림 3.2(a)에서보는 것처럼 영상에서 추적 가능한 방향은 4가지 중의 하나임을 알 수 있다. 그림 3.2(b)에서처럼  $0^\circ$ 부터  $180^\circ$ 를  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $135^\circ$ 를 기준으로 5가지 영역으로 나누고 다음과 같이 기울기 방향에 대한 기준이 되는 각을 결정한다.

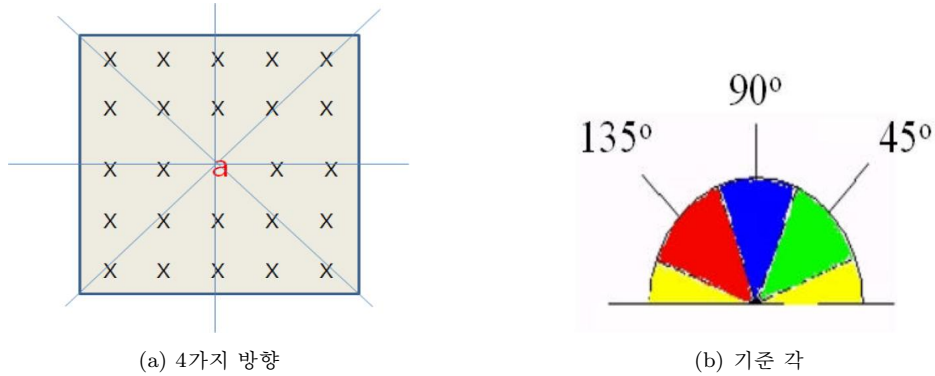


그림 3.2. 4 가지 가능한 기울기 방향 결정

- (a)  $\theta_s(x, y) = 0^\circ \sim 22.5^\circ$  또는  $157.5^\circ \sim 180^\circ$  이면  $\theta_s(x, y) = 0^\circ$  로 결정한다.  
 (b)  $\theta_s(x, y) = 22.5^\circ \sim 67.5^\circ$  이면  $\theta_s(x, y) = 45^\circ$  로 결정한다.  
 (c)  $\theta_s(x, y) = 67.5^\circ \sim 112.5^\circ$  이면  $\theta_s(x, y) = 90^\circ$  로 결정한다.  
 (d)  $\theta_s(x, y) = 112.5^\circ \sim 157.5^\circ$  이면  $\theta_s(x, y) = 135^\circ$  로 결정한다.

예를 들어, 식 (3.2)에 의해 얻어진 각이  $\theta_s(x, y) = 30^\circ$  이면  $\theta_s(x, y) = 45^\circ$  로 결정한다.

에지방향이 결정되면 non-maximum suppression 과정 (Canny, 1986)을 적용한다. 이 과정은 정해진 기울기 방향에 존재하는 픽셀들을 비교하여 중심 픽셀이 최대값을 갖는 경우 다른 비교 대상인 두 픽셀들을 0으로 지정하고 그렇지 않는 경우 중심픽셀의 픽셀값을 0으로 지정하는 것으로 한 픽셀로 이루어진 얇은 에지(thin edge)를 검출하기위해서 필요한 과정이다. 예를 들어, 그림 3.2(a)에서  $3 \times 3$  윈도우를 사용하는 경우 “a”가 중심픽셀이면 같은 기울기 방향에 있는 다른 2개의 픽셀과 비교해서 “a” 픽셀이 최대값을 갖는 경우 나머지 픽셀들의 픽셀값들은 0으로 지정하고 그렇지 않는 경우 “a” 픽셀의 픽셀값을 0으로 지정한다.

우리는 non-maximum suppression 과정 후에 얻어진 로컬 최대와 다음 절에서 구한 임계값과 비교를 통하여 로컬 최대가 임계값보다 크면 에지라고 판정한다.

### 3.2. 로컬 히스토그램 분석

글로벌 히스토그램 임계값 처리를 통하여 구한 임계값은 단순한 영상에서는 효과적이거나 다양한 특징을 갖고 있는 복잡한 영상에서는 상세한 에지를 검출하지 못하는 단점을 갖고 있다. 우리는 이런 단점을 보완하기 위해 전체 영상을 몇 개의  $r \times r$  크기의 부분영상으로 나누어 각 부분영상에서 임계값을 구하는 로컬 히스토그램 임계값 처리 방법으로 임계값을 구하고자 한다.

전체 영상을 몇 개의 영상으로 나눈 부분영상 예를 들어,  $4 \times 4$  윈도우에서 히스토그램을 작성하는 경우 히스토그램의 가로축을 나타내는 픽셀값의 개수가 부분영상에서 픽셀의 개수보다 크므로 히스토그램으로부터 얻은 통계량은 무의미하다. 이런 경우 히스토그램 양자화 작업이 필요하다. 이 작업은 픽셀값들이 많이 몰려 있는 부분에서는 픽셀값 간격을 촘촘히 하고 간헐적으로 나타나는 부분에서는 픽셀값 간격을 크게 하는 작업이다. 여기서 부분영상의 크기는 최대한 하나의 에지를 포함할 수 있도록 정하고 너무 크면 상세한 에지를 검출할 수 없다.

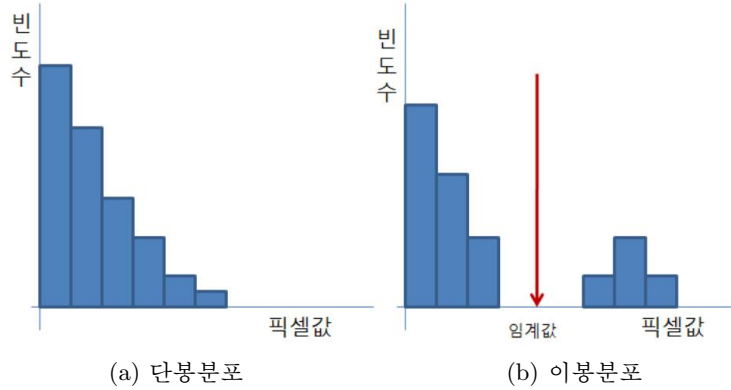


그림 3.3. 로컬 maxima들의 분포 형태

우리는 Lloyd-Max 방법 (Wang 등, 2002; Elmagrouk와 Aggoun, 1998)을 사용하여 히스토그램 양자화한다. Lloyd-Max 방법은 최소평균제곱오차(minimum mean squared error)를 갖는 최적의 양자화 방법으로 개념적으로 간단하고 컴퓨터 프로그램 구현이 용이하다.

$x$ 를 구간  $[x_{MIN}, x_{MAX}]$ 에 속하는 픽셀값이고  $f(x)$ 을  $x$ 의 확률밀도함수라 할 때 다음과 같이 평균제곱오차(mean squared error)를 나타내는  $D$ 가 최소가 되는  $t_k$ 와  $m_k$  ( $k = 1, \dots, K$ )을 찾는다.

$$D = \sum_{k=1}^K \int_{t_k}^{t_{k+1}} (x - m_k)^2 f(x) dx. \quad (3.3)$$

위 식 (3.3)의  $D$ 을  $m_k$ 와  $t_k$ 에 대해 편미분하여 정리하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial D}{\partial m_k} &= 2 \int_{t_k}^{t_{k+1}} (x - m_k) f(x) dx = 0, \quad k = 1, \dots, K. \\ \frac{\partial D}{\partial t_k} &= (t_k - m_{k-1})^2 f(t_k) - (t_k - m_k)^2 f(t_k) = 0, \quad k = 2, \dots, K, \end{aligned}$$

우리는 위 두 식으로부터 다음을 얻는다.

$$\begin{aligned} m_k &= 2t_k - m_{k-1}, \quad k = 2, \dots, K, \\ \int_{t_k}^{t_{k+1}} (x - m_k) f(x) dx &= 0, \quad k = 1, \dots, K. \end{aligned}$$

따라서

$$m_k = \frac{\int_{t_k}^{t_{k+1}} x f(x) dx}{\int_{t_k}^{t_{k+1}} f(x) dx}, \quad k = 1, \dots, K - 1, \quad (3.4)$$

$$t_k = \frac{m_k + m_{k+1}}{2}, \quad t = 1, \dots, K - 1. \quad (3.5)$$

식 (3.4)와 (3.5)에 의해 닫힌 해(closed-form solution)를 해석적(analytically)으로 구하기 어렵기 때문에 우리는 수치적으로( numerically) 해를 구한다.

Voorhees와 Poggio (1987)은 가우시안 잡음영상에서 에지검출 측도인 기울기 크기(gradient magnitude)의 분포는 Rayleigh 분포를 따른다는 사실을 보였다. 즉,  $W_s^1 f(x, y) \sim N(0, \sigma^2)$ 이고  $W_s^2 f(x, y)$

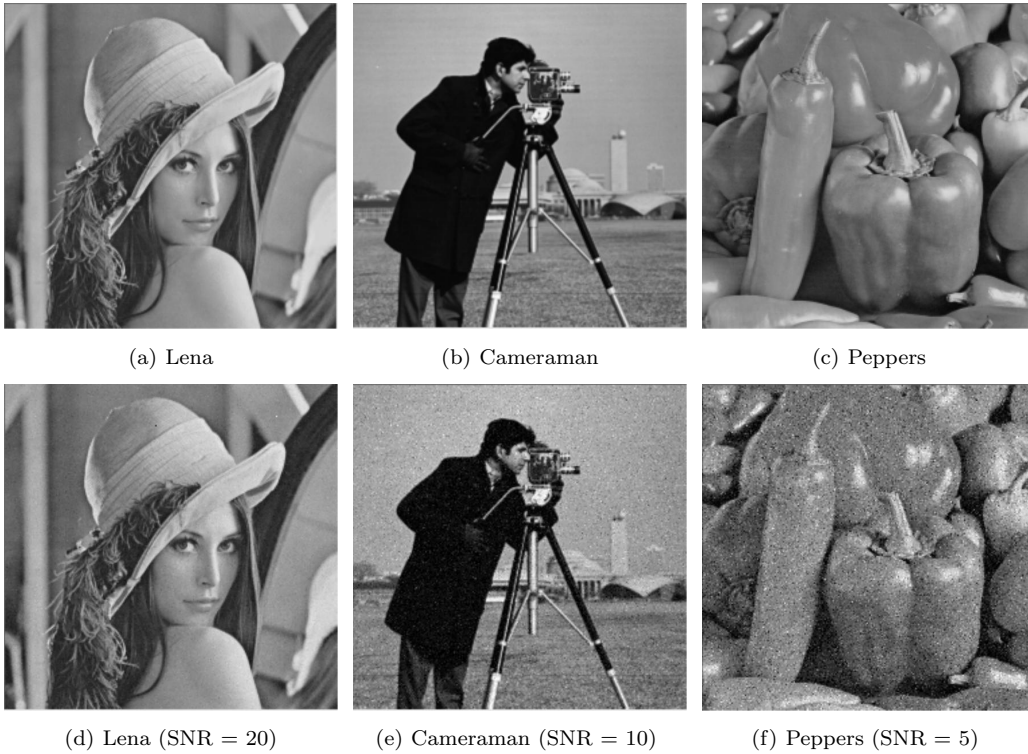


그림 4.1. 영상 실험에 사용된 영상들

$\sim N(0, \sigma^2)$ 이면 식 (2.6)의  $M_s f(x, y)$ 의 분포는  $\sigma^2$ 을 갖는 Rayleigh 분포를 따른다. 따라서 식 (3.1)의  $M_s f(x, y)$ 는  $(1 + \alpha^2)\sigma^2$ 을 갖는 Rayleigh 분포를 따름을 알 수 있다.

$4 \times 4$  윈도우를 사용하는 경우 히스토그램 양자화 과정을 거쳐 얻은 기울기 크기들에 대해 히스토그램의 형태는 크게 그림 3.3에 나와 있는 두 종류이다. 그림 3.3(a)은 피크가 하나인 단봉(unimodal)분포이고 최빈값이 0인 Rayleigh 분포를 보여주고 있다. 여기서 최빈값이 0인 이유는 non-maximum suppression 과정에서 로컬 최대가 아닌 픽셀들은 0으로 지정하였기 때문이다. 그리고 그림 3.3(b)은 피크가 두 개인 이봉(bimodal)분포이고 두 개의 피크 사이에 하나의 골짜기(valley)가 존재하는 형태이다.

그림 3.3(a)의 단봉분포는 영상에서 에지가 존재하는 않는 경우이고 그림 3.3(b)의 이봉분포는 에지가 존재하는 경우에 해당되고 우리가 관심 있는 임계값은 두 봉우리 사이의 값으로 선택한다.

#### 4. 영상 실험과 성능 평가

본 장에서는 제안된 에지검출 방법의 성능을 비교 분석하기 위해 기존의 미분을 이용한 Sobel 방법과 최적의 에지검출 방법으로 알려진 Canny 방법 그리고 Scale Multiplication을 이용한 방법 (Zhang와 Bao, 2002) 그리고 Nabti 등 (2006)의 Mallat 방법 등과 비교하고자 한다. 여기서 제안된 방법에서  $\alpha$ 는 성능이 최대가 되도록 설정하였고 Sobel 방법의 임계값은 Otsu (1979)의 방법을 사용하였다.

영상 실험에 사용된 표본영상으로는 그림 4.1에 있는  $256 \times 256$  크기의 Lena 영상, Cameraman 영상, Peppers 영상과 가우시안 잡음영상을 이용하였다. 실험에 사용된 잡음의 양은 다음과 같이 SNR

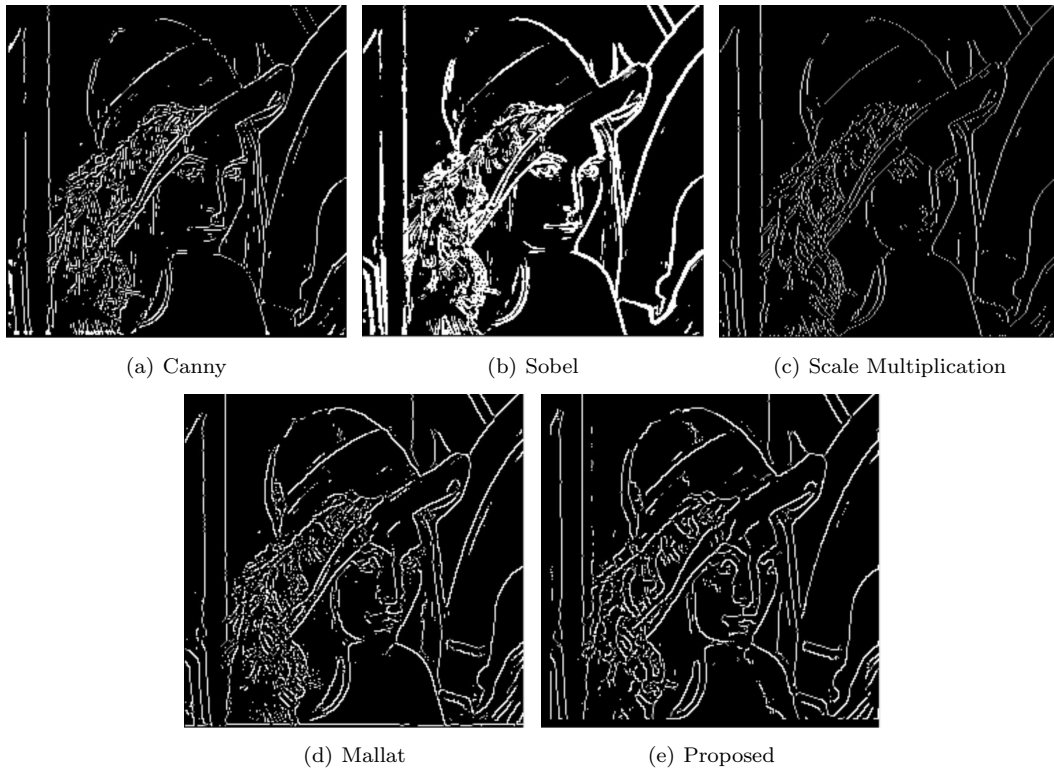


그림 4.2. 그림 4.1(a)의 Lena 영상에 대한 에지검출 결과

(signal-to-noise ratio) (Lim, 2006)이라는 척도를 이용하여 일정 간격으로 20, 10, 5 만큼 주었다.

$$\text{SNR} = 10 \log_{10} \left( \frac{h}{\sigma} \right)^2 = 20 \log_{10} \left( \frac{h}{\sigma} \right),$$

여기서  $\sigma$ 는 표준편차이고  $h$ 는 에지 높이(여기서는  $h = 40$ )이다.

#### 4.1. 정성적 비교

그림 4.2는 잡음이 없는 Lena 영상에 대한 실험 결과를 보여주고 있다. 이 그림은 제안된 에지검출을 포함하여 모든 방법의 에지검출 결과가 좋음을 알 수 있다. 다만, Sobel 방법의 에지가 다른 방법에 비해 두꺼우면서 진한 결과를 나타내었다.

그림 4.3은  $\text{SNR} = 20$ 인 가우시안 잡음영상 결과인데 그림 4.2와 같이 잡음영상에서도 좋은 결과를 보이는 것을 알 수 있다. 특히, 제안된 방법이 Mallat 방법과의 비교에서 상세한 에지검출은 에지검출기에서 수평과 수직성분 외에 대각선 성분에 대한 고려와 로컬 히스토그램을 사용한 결과에 기인한다.

그림 4.4는  $\text{SNR} = 10$ 인 가우시안 잡음영상 결과인데 비교적 잡음이 많이 포함된 영상에서 여러 에지검출 방법들의 결과가 차이가 나는 것을 확인할 수 있다. 제안된 방법이 다른 방법들 보다 월등히 에지검출과 잡음 제거 면에서 좋은 성능을 보임을 할 수 있다. 다른 방법들은 에지가 일부 소실되거나 잡음과 섞여 구별이 불분명한 반면에 제안된 방법은 명확한 에지를 갖고 있음을 알 수 있다.



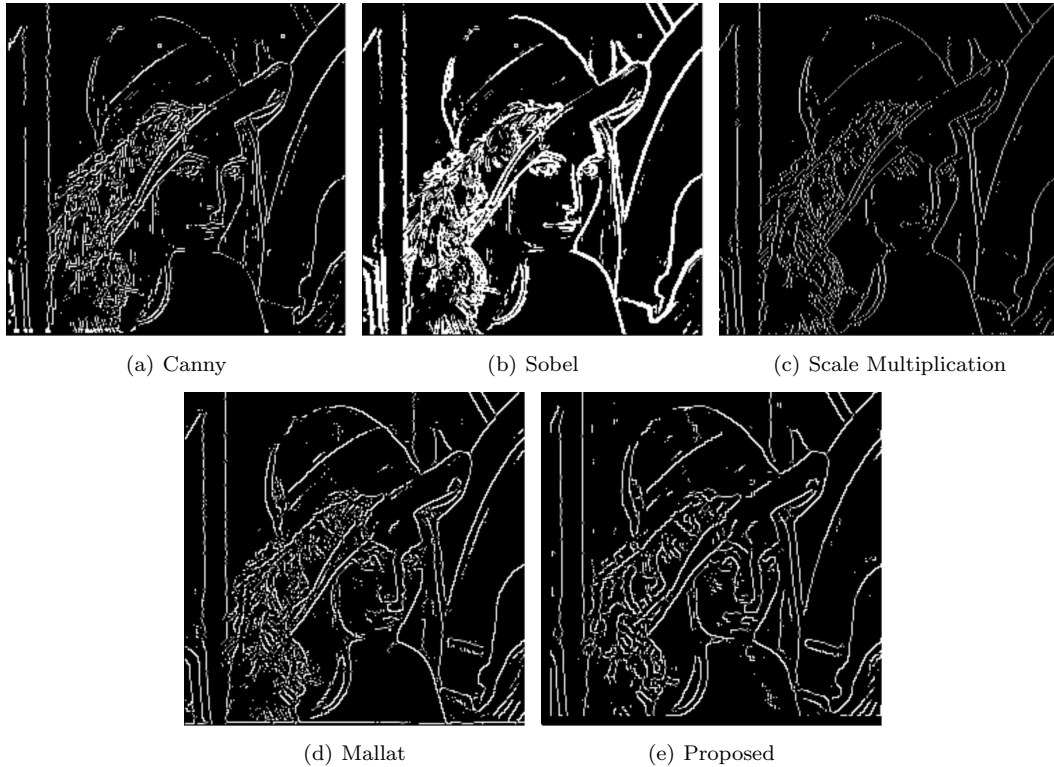


그림 4.3. 그림 4.1(d)의 Lena 영상에 대한 에지검출 결과

그림 4.5는 SNR = 5인 가우시안 잡음이 상당히 많이 포함된 Peppers 영상에서 실험결과인데 이 그림으로부터 Canny 방법, Sobel 방법 그리고 Scale multiplication 방법은 잡음에 의해 형체조차 알아 볼 수 없으나 제안된 방법은 많은 잡음 하에서도 육안으로 쉽게 윤곽을 찾을 수 있을 정도로 좋은 결과를 유지하고 있음을 알 수 있다.

#### 4.2. 정량적인 평가

에지검출법들의 정량적인 성능비교를 위해 그림 4.6의 256\*256 크기의 직사각형 모양의 인조영상을 가지고 실험한다. 그림 4.6(a)은 직사각형 안에 직사각형을 포함한 영상인데 원의 외부와 내부의 픽셀값은 각각 100, 60이다. 그림 4.6(b)은 그림 4.6(a)의 이상적인 에지 맵(edge map)을 보여주고 있다.

에지검출의 성능 평가를 위한 Pratt (1978)의 Figure of Merit(FOM) 척도에 대한 식은 다음과 같다.

$$FOM = \frac{1}{I_N} \sum_{i=1}^{I_A} \frac{1}{1 + \beta d_i^2},$$

여기서  $I_N = \max(I_I, I_A)$ 이며  $I_I$ 와  $I_A$ 는 각각 실제 에지수와 검출된 에지수이다. 그리고  $d_i$ 는 잘못 검출된  $i$ 번째 에지점과 실제 에지점 사이의 거리이고  $\beta$ 는 스케일 상수인데 통상적으로  $\beta = 1/9$ 을 사용한다. FOM = 1인 경우 완벽한 에지검출을 의미한다. 표 4.1은 FOM을 사용하여 정량적으로 다섯 가지의 방법을 비교한 결과이다.

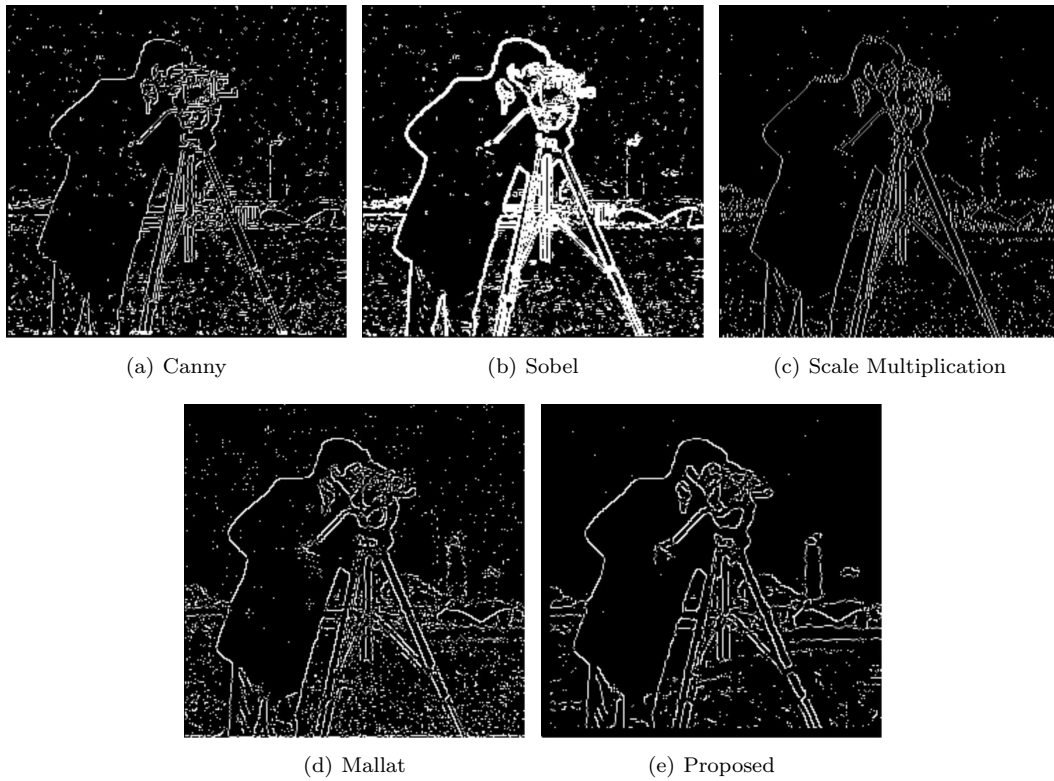


그림 4.4. 그림 4.1(e)의 Cameraman 영상에 대한 에지검출 결과

표 4.1. 다양한 종류의 잡음 하에서 FOM 계산 결과

SNR	Canny	Sobel	Scale Multiplication	Mallet	Proposed
X	0.94561	0.87416	0.93753	0.98896	0.94821
20	0.86420	0.85984	0.85041	0.93521	0.95214
10	0.09625	0.09104	0.39423	0.42896	0.69891
5	0.07503	0.08089	0.15295	0.22163	0.40901

표 4.1로부터 Canny 방법과 Sobel 방법은 잡음이 많을수록 급격하게 성능이 떨어지지만 제안된 방법은 잡음에 민감하게 반응하지 않고 있음을 알 수 있다. 특히, SNR = 5인 경우 제안된 방법은 Mallet 방법과 비교해서는 약 2배 정도 높은 FOM이 높고 Scale Multiplication 방법에 비해 3배 가까이 높은 FOM을 보여주고 있다.

## 5. 결론 및 향후 연구

영상에서 에지는 픽셀값이 급격하게 변하는 부분으로 정확한 에지를 검출함으로써 영상분할 및 물체인식 등을 용이하게 할 수 있다.

본 논문에서는 웨이블릿 기반 하에서 새로운 에지검출법을 제안하고 로컬 히스토그램 분석을 통하여 구한 임계값을 이용하여 에지검출 하고자 한다.

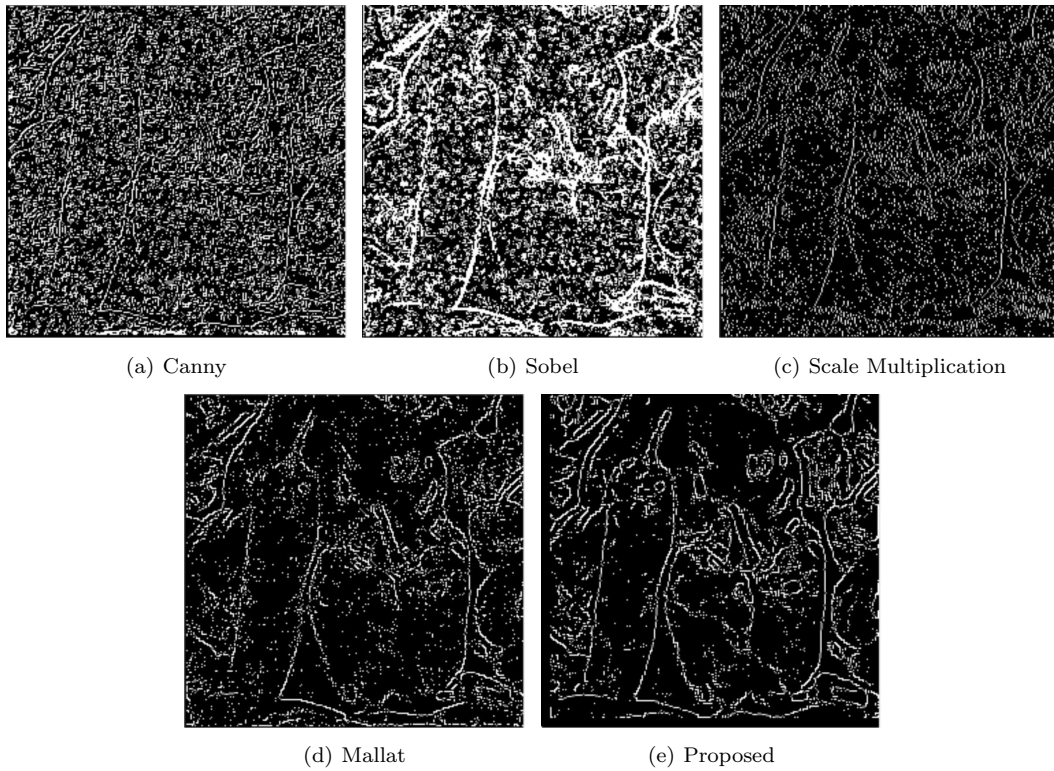


그림 4.5. 그림 4.1(f)의 Peppers 영상에 대한 에지검출 결과

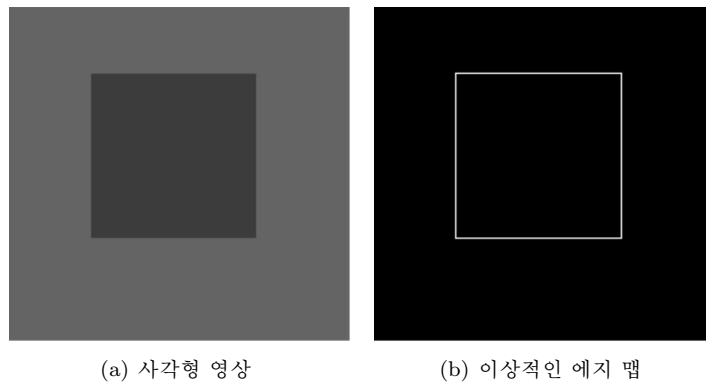


그림 4.6. 실험에 사용된 인조영상

지금까지 웨이블릿 기반 에지검출은 수직과 수평성분으로부터 기울기 벡터를 구하였고 임계값은 주로 글로벌 히스토그램 임계값 처리를 통하여 구하였다. 본 논문에서는 수직과 수평성분 외에 대각선 성분을 포함하여 기울기 벡터와 기울기 방향을 구하고 non-maximum suppression 과정을 거쳐 얻어진 로컬 최대와 로컬 히스토그램 임계값 처리에서 구한 임계값과 비교를 통하여 에지여부를 판정하였다.

제안된 에지검출법의 성능은 정성적이고 FOM이라는 정량적인 척도를 가지고 여러 가지 잡음영상 하에

서 기존의 Sobel 방법과 Canny 방법, Scale Multiplication 방법 그리고 Mallat의 웨이블릿 방법 등과 비교 분석하였다.

영상 실험 결과 Canny 방법과 Sobel 방법은 잡음이 많을수록 급격하게 성능이 떨어지는 것을 알 수 있었고 Scale Multiplication 방법 그리고 Mallat 방법 또한 잡음영상에서 에지소실이 있는 반면 제안된 방법은 잡음이 많고 적고 간에 큰 차이 없이 에지검출이 뛰어난 것을 확인할 수 있었다. 우리는 히스토그램 양자화 하는데 Lloyd-Max 양자화 방법을 이용하였다. 이 방법은 프로그램 구현이 용이한 반면에 반복 수행에 의해 양자화 하는데 시간이 많이 걸리는 단점이 있다. 앞으로의 연구에서는 이러한 단점을 보완하기 위한 새로운 히스토그램 양자화 방법을 고안하여 에지검출 시간을 단축하고자 한다.

## 참고문헌

- Bao, P., Zhang, L. and Wu, X. (2005). Canny edge detection enhancement by scale multiplication, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **27**, 1485–1490.
- Canny, J. (1986). A computational approach to edge detection, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **PAMI-8**, 679–698.
- Elmabrouk, A. and Aggoun, A. (1998). Edge detection using local histogram analysis, *Electronic Letters*, **34**, 1216–1217.
- Gonzalez, R. C. and Woods, R. E. (1993). *Digital Image Processing*, Addison-Wesley Publishing Company.
- Khallil, M. and Aggoun, A. (2006). Edge detection using adaptive local histogram analysis, *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, ICASSP, 45–48.
- Lee, S. U., Chung S. Y. and Park, R. H. (1990). A comparative performance study of several global thresholding techniques for segmentation, *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, **52**, 171–190.
- Lim, D. H. (2006). Robust edge detection in noisy images, *Computational Statistics and Data Analysis*, **50**, 803–812.
- Mallat, S. G. (1989). A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **11**, 674–693.
- Mallat, S. G. (1999). *A Wavelet Tour of Signal Processing*, Academic Press
- Mallat, S. and Hwang, W. L. (1992). Singularity detection and processing with wavelets, *IEEE Transactions of Information Theory*, **38**, 617–643.
- Mallat, S. and Zhong, S. (1992). Characterization of signals from multiscale edges, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **14**, 710–732.
- Nabti, M., Ghouti, L. and Bouridane, A. (2006). Multiscale edge detection using wavelet maxima for iris localization, *IEE Visual Information Engineering*, 62–67.
- Otsu, N. (1979). A threshold selection method from gray-level histograms, *IEEE Transactions on In Systems, Man and Cybernetics*, **9**, 62–66.
- Pratt, W. (1978). *Digital Image Processing*, John Wiley & Sons, 538–543.
- Voorhees, H. and Poggio, T. (1987). Detecting textons and texture boundaries in natural images, *Proceedings of the First International Conference on Computer Vision*, 250–258.
- Wang, Y., Adah, T. and Lau, C. (2002). Automatic threshold selection using histogram quantization, *Journal of Biomedical Optics*, 211–217.
- Zhang, L. and Bao, P. (2002). Edge detection by scale multiplication in wavelet domain, *Pattern Recognition Letters*, **23**, 1771–1784.
- Zhu, Z., Lu, H. and Zhao, Y. (2007). Scale multiplication in odd Gabor transform domain for edge detection, *Journal of Visual Communication and Image Representation*, **18**, 68–80.

# Wavelet-Based Edge Detection Using Local Histogram Analysis in Images

Min Joon Park<sup>1</sup> · Min Jun Kwon<sup>2</sup> · Gi Hun Kim<sup>3</sup> · Han Seul Shim<sup>4</sup>  
Dong Wook Kim<sup>5</sup> · Dong Hoon Lim<sup>6</sup>

<sup>1</sup>Korea Science Academy; <sup>2</sup>Korea Science Academy; <sup>3</sup>Korea Science Academy

<sup>4</sup>Korea Science Academy; <sup>5</sup>Department of Statistics, Busan National University

<sup>6</sup>Department of Information Statistics and RINS, Gyeongsang National University

(Received January 2011; accepted February 2011)

---

## Abstract

Edge detection in images is an important step in image segmentation and object recognition as preprocessing for image processing. This paper presents a new edge detection using local histogram analysis based on wavelet transform. In this work, the wavelet transform uses three components (horizontal, vertical and diagonal) to find the magnitude of the gradient vector, instead of the conventional approach in which two components are used. We compare the magnitude of the gradient vector with the threshold that is obtained from a local histogram analysis to conclude that an edge is present or not. Some experimental results for our edge detector with a Sobel, Canny, Scale Multiplication, and Mallat edge detectors on sample images are given and the performances of these edge detectors are compared in terms of quantitative and qualitative measures. Our detector performs better than the other wavelet-based detectors such as Scale Multiplication and Mallat detectors. Our edge detector also preserves a good performance even if the Sobel and Canny detector are sharply low when the images are highly corrupted.

**Keywords:** Wavelet, wavelet transform, local histogram analysis, Mallat detector, edge detection.

---

---

This research was supported by Basic Science Research Program through the National Research Foundation of Korea(NRF) funded by the Ministry of Education, Science and Technology(No. 2010-0016815).

<sup>6</sup>Corresponding author: Professor, Department of Information Statistics and RINS, Gyeongsang National University, Jinju 660-701, Korea. E-mail: dhlim@gnu.ac.kr