論文2001-38SP-4-11

Water Flow Model을 이용한 에지 검출

(Edge Detection Using a Water Flow Model)

李健日*, 金仁權**, 鄭東旭**, 宋正姬***, 郭原基*, 朴來弘**

(Gun-Ill Lee, In-Kwon Kim, Dong-Wook Jung, Jung-Hee Song, Won-Gee Kwak, and Rae-Hong Park)

요 약

본 논문에서는 영상의 그래디언트 (gradient)를 구하여 그래디언트 값의 분포를 마치 3차원 지형과 같은 개념으로 간주하고 여기에 물이 흐르는 개념을 적용한 에지 (edge) 검출 방법을 제안하였다. 영상에서 그래디언트 값이 큰 부분은 배경과 객체간의 에지라 볼 수 있으며, 이 에지에 물이 고이게 하기 위해서는 반전된 그래디언트 영상을 사용한다. 반전된 그래디언트 영상에서 물의 흐름을 기반으로 한 enhancing 작업과 국부 적응 임계값 적용을 실시하여 잡음을 줄인 에지 영상을 찾는 방법을 제안한다. 합성영상과 실제영상에 대한 실험을 통해 제안한 방법의 효율성을 검증하였다.

Abstract

In this paper, we propose a new edge detection method based on water flow model, in which gradient image surface is considered as a 3-dimensional (3-D) geographical feature. The edges of the objects in the background can be detected by the large gradient magnitude areas and to make the edges immersed it is required to invert the gradient image. The proposed edge detector uses a water flow model based enhancement and locally adaptive thresholding technique applied to the inverted gradient image resulting in better noise performance. Computer simulations with a few synthetic and real images show that the proposed method can extract edge contour effectively.

I. 서 론

에지는 객체와 배경 사이의 경계라 할 수 있기 때문에, 에지를 정확하게 검출할 수 있다면 객체의 많은 정보 즉, 위치, 길이, 모양 등을 측정할 수 있다.[1] 에지 검출은 영상 해석에 있어 기본적인 방법으로 2-D 영상에서 객체의 식별, 분류가 목적인 패턴 인식 분야에 응용되고 있다.

* 學生會員, ** 正會員, 西江大學校 電子工學科

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

*** 正會員, 西江大學校 映像大學院 Media 工學科

(Dept of Media Technology, Graduate School of Media Communications, Sogang Univ.)

接受日字:2001年5月6日, 수정완료일:2001年7月3日

가장 기초적인 에지 검출 알고리듬은 국부 미분 계수를 활용하는데, Sobel 또는 Prewitt 연산자는 그래디언트 크기를 구하고 이를 임계값 적용하여 에지를 찾는다.[2] 최근에는 여러 가지 변환을 통한 에지 검출 방법이 많이 나오고 있는 가운데 특히 wavelet을 이용한 에지 검출 방식이 많이 연구되고 있다.[3~6]

인접화소간 차이로 표현되는 그래디언트 값은 큰 변화를 갖는 경계에서 그 값이 커진다. 정확한 객체분리를 위해서는 배경내의 화소간 변화나 객체내의 변화보다 큰 임계값을 적용해야 한다.

물이 높은 곳에서 낮은 곳으로 흐르는 특성을 이용한 물 흐름 개념을 사용하여 세그멘테이션하는 알고리듬은 일반적인 화소 값으로 임계값 적용하는 방법과는 상이하다.[7~12] 일반적 영상에서 에지 검출은 객체와 배

경간 경계선 분리인데, 경계선만 세그멘테이션하여 구하는 방법이 많이 쓰인다. 본 논문에서는 경계선 정보를 갖는 그래디언트 영상의 값을 지형의 높낮이에 비유, 경계선 지역에 물이 고이게끔 반전된 값으로 형성된 영상에 물을 부어 morphology가 일어난 에지를 추출하는 방법을 제안한다.

물이 고인 곳에 대해 국부 적응 임계값 적용을 사용하며 이는 전체에 하나의 임계값만 적용하는 전역 임계값 적용 방법과는 다른 특성을 갖는다. 그래디언트 크기 값이 큰 부분이 우리가 추출하려고 하는 에지를 포함하는데, 반전된 그래디언트 영상을 사용하기 때문에 검출되는 에지는 낮은 지형 즉, 물이 많이 쌓여있는 계곡에 의해 표시된다. 이 때 지형에 채워진 물의 양을 기준으로 임계값 적용함으로써 에지를 효과적으로 추출한다.

본 논문의 II장에서는 기존의 에지 검출 방법에 대한 설명을 간단히 보였으며, III장에서는 제안한 방법에 대한 전반적인 내용 및 흐름도를 보였고, 이에 대한 각각의 독립적인 과정에 대한 설명을 덧붙였다. IV장에서는 제안한 방법에 대한 성능비교를 위해 합성 영상의 에지 검출에 대한 수치적인 비교, figure of merit, 을 보였으며, 에지 enhancing 방법과 임계값 적용을 하는 방법들 중 대표적인 3가지 에지 검출기와의 비교실험을 평가한다. 마지막으로 V장에서는 나름대로 결론을 제시한다.

II. 기존의 에지 검출 방법

대표적인 에지 검출 기법인 1차 미분 연산 (gradient)을 이용한 에지 검출 방법인 Canny 에지 검출 기법과 2차 미분 연산 (Laplacian)을 이용하여 영교차점 (zero crossing point)을 찾는 방법인 Marr-Hildreth 에지 검출 기법, 그리고 wavelet 변환을 에지 검출에 활용할 수 있다는 걸 제시한 Mallat 에지 검출 기법을 제안한 방법과의 비교 실험 대상으로 선정하였다.[3,13~14]

1. Canny 에지 검출기[13]

그래디언트 기반 에지 검출 방법인 Canny 에지 검출기는 입력영상에 대해 불필요한 잡음성분을 제거하기 위하여 Gaussian 필터를 이용하여 smoothing 하게 된다. Smoothing된 영상에 대해 1차 미분 연산을 적용하여 그래디언트 영상을 구하고 한 화소단위의 에지를 검출해내기 위해 국부 최대 값 (local maxima)을 찾는 과정인 non-maxima suppression 과정을 수행한다. 마지막으로 hysteresis 임계값 적용 과정을 거쳐 에지를 추출하게 된다.

2. Marr-Hildreth 에지 검출기[14]

Laplacian 연산자를 사용하는 Marr-Hildreth 에지 검출기는 먼저 입력영상에 대해 LoG (Laplacian of Gaussian) 필터로 convolution 연산을 한다. LoG 필터는 Gaussian후에 smoothing 필터 enhancement 과정으로 2차 미분 연산을 적용한다. LoG 필터로 convolution 한 결과 영상에서 영교차점을 추출하여 에지를 추출하게 된다.

3. Mallat 에지 검출기[3]

wavelet을 이용한 Mallat 에지 검출기는 smoothing function과 wavelet을 이용하여 low pass filter와 high pass filter를 한 후 high pass filter된 신호의 국부 최대 값을 추출하게 된다. 이런 국부 최대 값은 당연히 에지 정보를 갖고 있기 때문에 어느 임계값 이상을 취하게 되면 에지를 추출할 수 있게 된다. Canny 에지 검출기와는 Gaussian smoothing과 Gaussian 1차 미분기의 high pass filter로 사용했다는 점에서 유사점이 있지만, Canny 에지 검출기에서와 같은 많은 파라미터를 사용하지 않아도 된다는 점에서 효율적으로 에지 정보를 갖게 되며 이런 에지 정보를 back projection 시킴으로서 원래 영상을 복원할 수 있다는 장점이 있다.

III. Water flow model에 기반을 둔 제안한 에지 검출 방법

Water flow model에 기반을 둔 제안한 에지 검출 방법도 크게 전 처리 과정으로 median 필터 과정과 Sobel 그래디언트 연산 과정, 주 처리 과정으로 enhancement 과정인 영상에 물을 붓는 과정과 임계값 적용 과정, 후 처리 과정으로 에지 thinning 과정으로 나눠볼 수가 있다. 그림 1은 water flow model에 기반을 둔 제안한 에지 검출 방법에 대한 전체 흐름도를 나타낸다.

1. 필터 처리[2]

입력 영상에 대해 불필요한 잡음 성분을 제거하기 위해 본 논문에서는 impulse noise를 효과적으로 제거

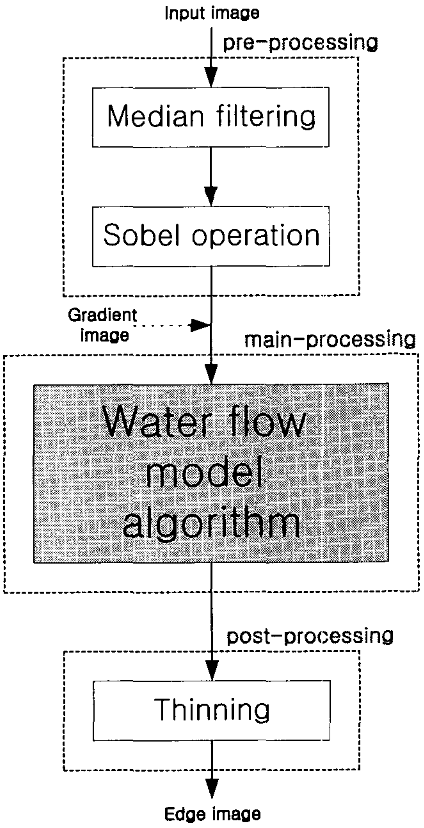


그림 1. Water flow model에 기반을 둔 제안한 에지 검출 방법의 흐름도
Fig. 1. Flowchart of the proposed edge detection method based on the water flow model.

하는 특성을 보이는 median 필터를 사용하였다. 영상의 각 화소 값을 주변의 이웃 화소 값들의 중간 값으로 대체하기 때문에 입력 영상의 상태를 보존하면서 고립된 잡음 성분을 제거할 수 있다. Median 필터의 연산 과정은 두 과정을 거친다. 첫 번째 과정은 입력 영상 전체에 대해 마스크 연산을 적용하여 마스크 내에 있는 화소 값들을 정렬하는 과정이고, 두 번째 과정은 구하고자 하는 화소를 중심으로 적용된 마스크내 정렬 값 중 중간 값을 선택하여 새로운 화소 값으로 대체해 주는 과정이다.

2. Sobel 그래디언트 연산[2]

주 처리 과정에 필요한 그래디언트 영상을 구하기 위해 본 논문에서는 마스크를 이용한 Sobel 연산자를 사용하였다. Median 필터링 후 영상에 대해 x축과 y축으로 각각 3×3 마스크를 적용하여 1차 미분 연산을 수행한다. x축과 y축으로 1차 미분 마스크 연산을 적용한 후 구하려고 하는 그래디언트 크기 M은 식 (1)을 이용하여 구할 수 있다.

$$M=\sqrt{S_x^2+S_y^2} \qquad (1)$$

여기서 S_x는 x축 편미분 계수이며, S_y는 y축 편미분 계수이다.

3. Water flow model[15]

Enhancement 과정인 물 붓기 과정은 입력 영상의 국부적 특성을 얻기 위해서다. 이를 위해 입력 영상을 3차원 지형으로 간주하여 비가 지형에 떨어졌을 때 나타나는 현상과 같은 방법으로 실험을 수행하였다. 본 논문에서는 반전된 그래디언트 영상을 사용하기 때문에 검출하려고 하는 에지 부분은 물이 채워지는 국부 계곡이라 할 수 있다.

비가 지형에 떨어지게 되면 물은 지형의 낮은 곳으로 흐르게 되어 여러 고도에 다른 수심의 많은 연못이 생기게 된다. 물이 비교적 많이 채워진 영역은 국부 계곡이 되는 반면 물이 채워지지 않은 영역은 배경에 해당하게 된다. 물의 양 증가와 한번에 이동할 수 있는 거리의 한계에 따라 일부 분산된 연못들은 인접한 연못 중심으로 하나의 영역으로 합쳐지거나 넘쳐 더 낮은 연못으로 이동하여, 더 이상 물이 증가하지 않는다.

반복되는 물 붓기 과정 중에 유효한 연못에 라벨을 붙이는 과정을 수행하게 된다. 라벨이 붙여진 연못의 수면 높이는 연못의 중앙점에서 멀어질수록 웨이팅을 작게주는 평균값을 구해 각각의 연못에 할당하게 된다. 따라서 최적의 물이 뿌려진 이후 평형상태에 이르게 되면 국부 지역내에 그래디언트 크기 값이 큰 곳으로 모이게 되어 영상의 국부적인 특성을 반영하게 된다. 이렇게 얻어진 새로운 영상에서 원래의 영상과의 차영상을 구하면 영상에 채워지게 된 물의 양을 얻을 수 있게 된다.

Water flow model로 제안된 알고리듬은 다음과 같다. 만약 영상의 한 지점 (x,y)에 단위량의 물이 투여되면 그 지점에서의 높이 $f(x,y)$와 그 주변에서의 높이인 $f(x+i,y+j)$, $-s\le i,j\le s$를 비교하게 된다. 즉, 한 지점에서 물의 이동을 제한하는 마스크는 $(2s+1)\times(2s+1)$로 마스크 내에서 고도가 가장 낮게 되는 지점 (m,n)에 물이 차게 된다. 이러한 과정은 물이 흐르게 되면서 국부적으로 고도가 가장 낮은 위치 즉, (m,n)이 마스크의 중앙점이 될 때까지 반복된다.

이렇게 해서 떨어진 물은 (m, n)에서 물의 양만큼 증가된다. 이 과정은 순차적으로 영상의 전 화소에 대해 실험적으로 결정되어지는 물의 양 w만큼 적용된다. 따라서 마스크의 사이즈가 커짐에 따라 작은 잡음에 의한 효과는 줄어드나, 너무 클 경우 미세한 에지는 검출되지 못하며 시간도 많이 소요된다. 실험에서 s의 값을 2로 정하였다.

4. 제안한 국부 적응 임계값 적용[15]

Enhancement 과정이 끝난 뒤 얻어진 결과는 물이 채워진 양을 기준으로 임계값 적용하게 된다. 채워진 물의 양은 원래 지형의 국부적 특성을 나타내게 되므로 제안한 방법은 국부 적응 임계값 적용 결과가 된다. 채워진 물의 양을 임계값 적용하는 것은 자동으로 임계값을 결정하는 Otsu의 방법을 사용하여 임계값 적용을 하였다.[16]

물의 최대량은 지형이 반전되지 않도록 정한다. 이 때 물의 최대량 w_0는 다음과 같이 구한다.

$$w_0 = \left\lceil \frac{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (f_{top} - f(x, y))}{MN} \right\rceil \qquad (2)$$

여기서 M과 N은 각각 지형의 수평, 수직 거리를 나타내고, f_{top}은 지형의 최대고도, $\lceil q \rceil$는 q보다 크거나 같은 최소 정수 값을 나타낸다. 본 방법에서 물의 양은 $0 < w < w_0$로 정한다. 최종 결과는 일반적으로 물의 양이 증가할수록 고립 잡음이 줄어듦을 관찰할 수 있다.

따라서 영상의 국부적 특성을 얻기 위한 물 붓기 과정은 고립된 잡음 성분을 smoothing하는 효과가 있기 때문에 상대적으로 에지가 두껍게 검출되는 결과를 보인다. 따라서 이 처리로 두껍게 검출된 에지를 한 화소 단위의 에지로 검출하기 위해서 다음에 소개된 thinning 과정을 포함했다. Thinning 과정을 통하면 에지에 있는 형태적 잡음을 줄이고 완곡한 윤곽을 재생할 수 있다.

5. Template-matching thinning[17]

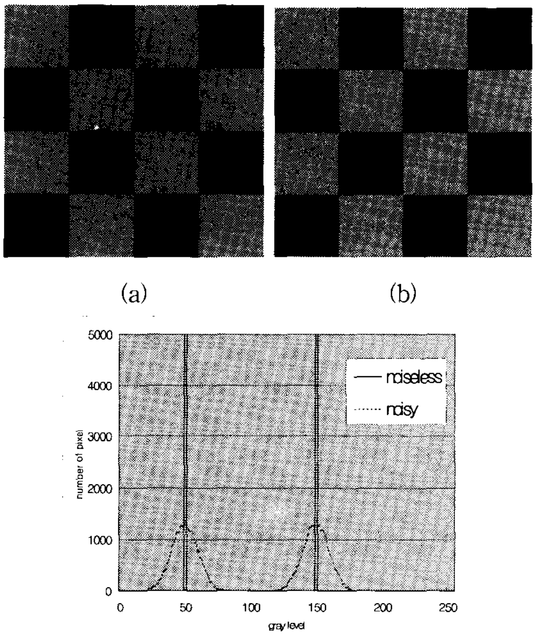
한 화소단위로 연결된 에지 검출을 위해 본 논문에서는 Stentiford의 template-matching thinning 알고리듬을 이용한 thinning 과정을 포함하였다. 수평과 수직 방향으로 경계 폭을 줄이는 4개의 3×3 마스크를 순차적으로 적용하여 한 화소 단위로 에지를 구한다.

Ⅳ. 실험결과

제안한 water flow model 알고리듬의 효율성 검증을 위해 합성 영상과 실제 영상에 대한 에지 검출을 실시하였다. Ⅱ장에서 설명한 기존의 에지 검출 방법과 제안한 방법을 썼을 때의 결과를 다음과 같이 정리하였다. 합성 영상과 그에 잡음을 첨가한 영상들에 대한 에지 검출 결과들에 객관적 판단 기준인 figure of merit[18]을 적용하였다. 마지막으로 water flow model 알고리듬을 실제 영상에 적용하여 에지를 검출한 결과를 보였다.

1. 합성 영상에 대한 에지 검출 결과

효과적으로 에지를 검출함을 보이기 위한 figure of merit을 위해 합성 영상을 대상으로 에지 검출 결과를 보였다. 실험에 사용된 합성 영상은 256×256 size, 8비트 이미지로 그림 2와 3에 보였다. 그림 2(a)에 나와 있는 합성 영상 T1은 밝기 값의 분포가 그레이 레벨



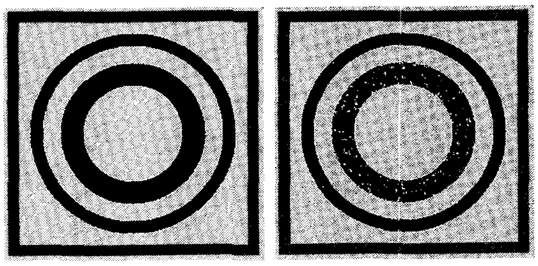
(a) (b)

(c)

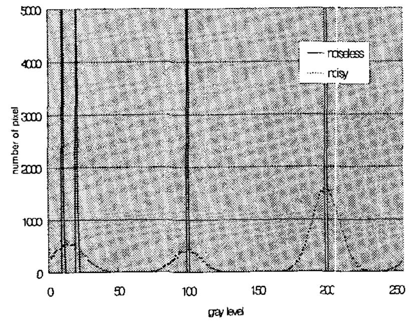
그림 2. 에지 검출을 위한 합성 영상 (a) 합성 영상 T1 (b) Gaussian noise를 첨가한 합성 영상 T1 ($\sigma = 10.0$) (c) 히스토그램

Fig. 2. Synthetic images for edge detection. (a) Synthetic image T1, (b) Synthetic image T1 contaminated by additive Gaussian noise ($\sigma = 10.0$), (c) histogram.

50과 100에만 한정되어 있는 bimodal 특성을 지닌 영상이다. 그림 2(b)에 나와 있는 영상은 합성 영상 T1에 Gaussian 잡음 ($\sigma=10.0$)을 첨가한 영상으로 그림 2(c)에 나와 있는 히스토그램을 보면 알 수 있듯이 밝기 값의 분포가 그레이 레벨 50과 100을 기준으로 전체적으로 넓게 퍼져 나타나 있는 것을 볼 수 있다.



(a) (b)

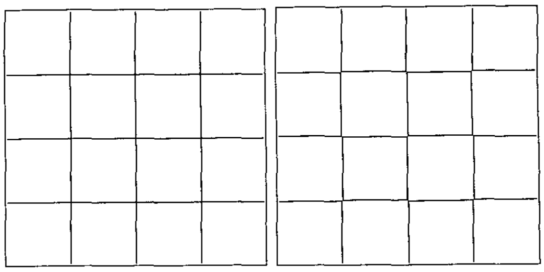


(c)

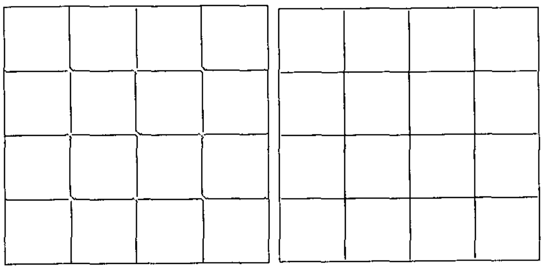
그림 3. 에지 검출을 위한 합성 영상 (a) 합성 영상 T2 (b) Gaussian noise를 첨가한 합성 영상 T2 ($\sigma=10.0$) (c) 히스토그램

Fig. 3. Synthetic images for edge detection. (a) Synthetic image T2, (b) Synthetic image T2 contaminated by additive Gaussian noise ($\sigma=10.0$), (c) histogram.

에지 검출을 위한 두 번째 합성 영상을 그림 3에 보였다. 그림 3(a)에 나와있는 합성 영상 T2는 밝기 값이 그레이 레벨 10, 20, 100, 200에 분포되어 있는 그림 2(a)의 합성 영상 T1과는 다른 multimodal 특성을 지닌 영상이다. 그림 3(b)에 합성 영상 T2에 Gaussian 잡음 ($\sigma=10.0$)을 첨가한 영상을 보였다. 그림 3(c)에 나와있는 히스토그램을 보면 Gaussian 잡음을 첨가한 영상의 밝기 값의 분포가 그레이 레벨 10과 20을 기준으로 잡음의 영향으로 하나의 집단으로 합쳐져서 이 부분에서 에지를 검출하기가 어려운 특성을 가지고 있다.



(a) (b)



(c) (d)

그림 4. 그림 2(a)의 에지 검출 결과 (a) Canny 방법 (b) Marr-Hildreth 방법 (c) Mallat 방법 (d) 제안한 방법

Fig. 4. Edge detection results of Fig. 2(a). (a) Canny's method, (b) Marr-Hildreth's method, (c) Mallat's method, (d) proposed method.

그림 2(a)에 대한 에지 검출 결과를 그림 4에 보였다. 그림 4(a)는 Canny 방법을 적용한 결과인데 1,503개의 에지가 검출되었고, 에지라 할 수 있는 부분들이 비교적 정확히 검출되었다. 그림 4(b)는 Marr-Hildreth 방법을 적용한 결과이며 1,494개의 에지가 검출되었다. 영교차점을 찾아 에지를 검출하는 알고리듬 특성상 그래디언트 기반 에지 검출기인 Canny 방법과는 약간의 차이가 나는 것을 알 수 있다. 그림 4(c)는 Mallat 방법을 적용한 결과인데 에지 개수는 1,470로 나타났다. 에지의 연결성 측면에서 좋지 않는 결과를 보였다. 그림 4(d)는 제안한 방법에 대한 에지 검출 결과이며 그림 4(a)의 Canny 방법을 적용한 결과와 비슷하게 좋은 결과를 보였다. 에지 개수도 1,503으로 Canny 방법을 적용한 결과와 같게 나왔고, 여기서 우리는 실험적인 파라미터를 $s=2$, $w=50$으로 하였으며, 제안한 방법이 잡음이 첨가되지 않은 bimodal 특성을 지닌 영상에 대해서 효과적으로 에지를 검출해냄을 알 수 있었다.

그림 2(b)에 대한 에지 검출 결과를 그림 5에 보였다. 그림 2(b)는 Gaussian 잡음 ($\sigma=10.0$)이 첨가된

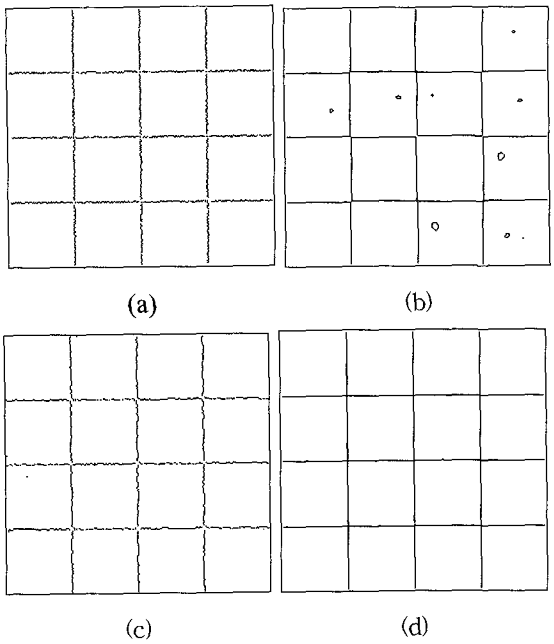


그림 5. 그림 2(b)의 에지 검출 결과 (a) Canny 방법 (b) Marr-Hildreth 방법 (c) Mallat 방법 (d) 제안한 방법

Fig. 5. Edge detection results of Fig. 2(b). (a) Canny's method, (b) Marr-Hildreth's method, (c) Mallat's method, (d) proposed method.

$PSNR=28.14dB$인 영상으로 잡음을 제거하면서 에지를 효과적으로 검출해내기가 어려운 영상이다. 그림 5(a)는 Canny 방법을 적용한 결과인데 1,501개의 에지가 검출되었으며 잡음은 효과적으로 제거하는 특성을 보였지만 에지 부분에 대한 연결이 매끄럽지 못한 결과를 보였다. 그림 5(b)는 Marr-Hildreth 방법을 적용한 결과인데 에지 부분 외에 잡음 성분도 상당부분 검출되어 1,580개의 에지 검출 결과를 보였다. 그림 5(c)는 Mallat 방법을 적용한 결과인데 그림 5(a)의 Canny 방법을 적용한 결과와 비슷하게 에지 부분 외에 잡음 성분도 많이 검출되어 에지 성분의 연결이 매끄럽지 못한 것을 볼 수 있다. 에지 개수는 1,427로 나타났다. 그림 5(d)는 제안한 방법에 대한 에지 검출 결과인데 1,503개의 에지 검출 결과를 보였으며 잡음이 첨가되지 않았을 때의 에지 검출 결과인 그림 4(d)와 거의 비슷한 결과를 보였다. 실험적인 파라미터는 $s=2$, $w=150$으로 하였으며 에지 검출 결과를 보면 알 수 있듯이 제안한 방법이 잡음이 첨가된 bimodal 특성을 보이는 영상에 대해서 잡음을 충분히 제거하면서 에지를 효과적으로 검출해 냄을 알 수 있었다.

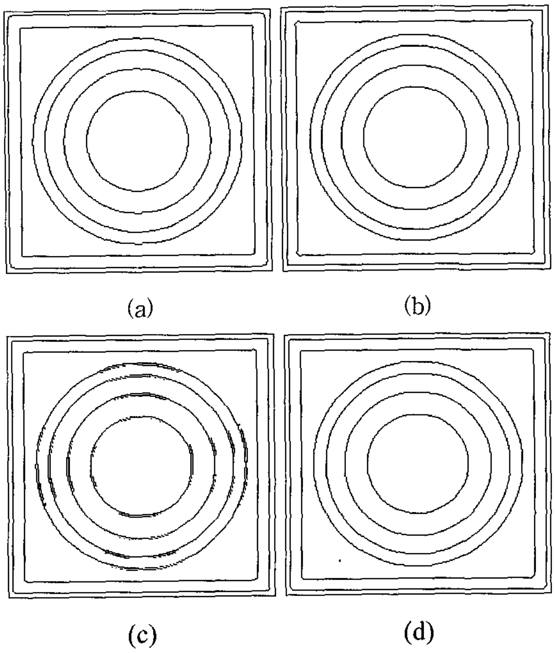


그림 6. 그림 3(a)의 에지 검출 결과 (a) Canny 방법 (b) Marr-Hildreth 방법 (c) Mallat 방법 (d) 제안한 방법

Fig. 6. Edge detection results of Fig. 3(a). (a) Canny's method, (b) Marr-Hildreth's method, (c) Mallat's method, (d) proposed method.

그림 3(a)에 대한 에지 검출 결과를 그림 6에 보였다. 그림 6(a)는 Canny 방법을 적용한 결과인데 비교적 정확히 에지를 검출해 냄을 알 수 있다. 에지 개수는 3,624로 나타났다. 그림 6(b)는 Marr-Hildreth 방법을 적용한 결과인데 에지 검출의 약간의 차이는 있지만 비교적 정확히 에지를 검출해내었으며 3,636개의 에지를 검출해 냈다. 그림 6(c)는 Mallat 방법을 적용한 결과이며 기존의 다른 에지 검출 방법들보다 다소 나쁜 결과를 보였다. 에지 개수는 4,187로 나타났다. 그림 6(d)는 제안한 방법에 대한 에지 검출 결과이며 에지 부분이라 판단할 수 있는 부분들이 모두 정확히 검출되었다. 에지의 개수는 3,624로 Canny 방법을 적용한 결과와 같게 나타났다. 여기서 우리는 실험적인 파라미터를 $s=2$, $w=50$으로 하였으며 제안한 방법이 잡음이 첨가되지 않은 multimodal 특성을 지닌 영상에서 효과적으로 에지를 검출해냄을 알 수 있었다.

그림 3(b)에 대한 에지 검출 결과를 그림 7에 보였다.

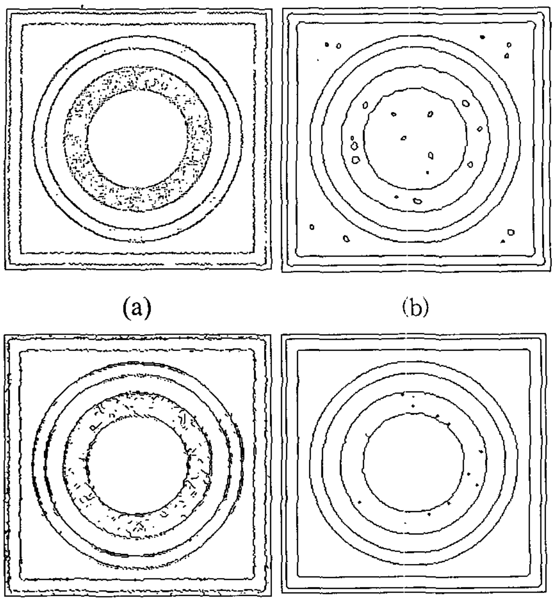

(a) (b)
(c) (d)

그림 7. 그림 3(b)의 에지 검출 결과 (a) Canny 방법 (b) Marr-Hildreth 방법 (c) Mallat 방법 (d) 제안한 방법

Fig. 7. Edge detection results of Fig. 3(b). (a) Canny's method, (b) Marr-Hildreth's method, (c) Mallat's method, (d) proposed method.

그림 3(b)는 잡음이 첨가된 영상으로 $PSNR=17.43dB$이며 첫 번째 원과 두 번째 원 사이에 첨가된 많은 잡음 때문에 에지를 효과적으로 검출하기가 어려운 영상이다. 그림 7(a)는 Canny 방법을 적용한 결과인데 잡음이 많이 들어간 영상의 특성상 에지 부분 외에도 첫 번째와 두 번째 원 사이에 많은 잡음 성분도 같이 검출되어 나타났다. 에지 개수는 4,839로 잡음 성분이 같이 검출되었기 때문에 검출된 에지 개수도 많이 늘어난 결과를 보였다. 에지의 연결성 측면에서 봐도 잡음이 첨가되지 않은 결과보다 에지 부분이 많이 끊어져 나타나는 것을 볼 수 있었다. 그림 7(b)는 Marr-Hildreth 방법을 적용한 결과이며 에지 개수는 3,917로 나타났다. 에지 성분 외에 잡음 성분도 많이 검출되어 나타났고 원 부분에 대해 검출된 에지 모양이 원래의 모양과는 달리 잡음의 영향으로 많이 왜곡된 모습으로 나타났다. 그림 7(c)는 Mallat 방법을 적용한 결과인데 4,705개의 에지가 검출되었고 원하는 에지 부분은 제대로 검출되었지만 에지 부분 외에 원안에 많은 수의 잡음 성분도 같이 검출되었다. 또한 에지의 연결도 매끄럽지 못한 결과를 보였다. 그림 7(d)는 제안한 방법에 대한 에지 검출 결과인데 기존의 에지 검출기들 보다 좋은 결과를 보였다. 원안에 첨가된 많은 수의 잡음 성분도 충분히 제거하면서 원하는 에지를 효과적으로 검출하였다. 실험적으로 파라미터를 $s=2$, $w=150$으로 하였다. 이번 실험결과를 통해 제안한 방법이 잡음이 많이 첨가된 multimodal 특성을 보이는 영상에 대해 효과적으로 에지를 검출함을 알 수 있었다. 이번 실험은 글로벌한 방법과 제안한 국부 적응 방법과의 차이를 알 수 있었다.

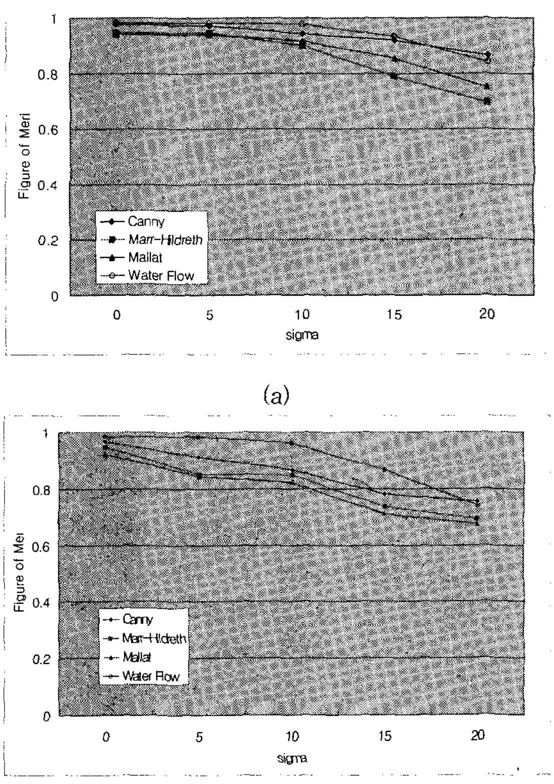


그림 8. σ 변화에 따른 figure of merit (a) 합성 영상 T1에 대한 결과 (b) 합성 영상 T2에 대한 결과

Fig. 8. Figure of merit as a function of σ. (a) Result of the synthetic image T1, (b) Result of the synthetic image T2.

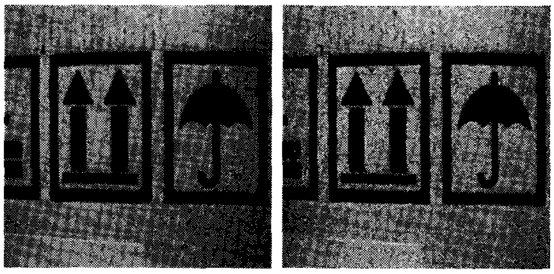
그림 8에 합성 영상에 대한 에지 검출 결과의 효율성을 판단하기 위한 figure of merit 수치 비교 그래프를 보였다. 합성 영상 T1과 T2에 대해 σ를 변화시켜 가면서 Gaussian 잡음을 첨가한 영상에 대해 에지를

검출한 결과를 수치화하여 그래프로 보였다. 그림 8(a)는 합성 영상 T1에 대한 결과인데 잡음이 첨가된 bimodal 특성을 보이는 영상에 대해 얼마나 효과적으로 에지를 검출해 내는 가를 판단하기 위한 것이다. 실험 결과를 보면 제안한 방법이 대체적으로 가장 좋은 결과를 보이는 것을 알 수 있다. 에지 검출 알고리듬의 표준이라고 할 수 있는 Canny 방법과 비슷한 양상을 보였지만 Canny 방법에 의한 결과보다 약간 더 좋은 결과를 나타냈다. 그러나 σ가 20.0일 때의 결과는 Canny 방법에 의한 결과보다 약간 낮은 수치를 보였는데 이는 상대적으로 Canny 방법에서 사용한 smoothing filter인 Gaussian filter가 제안한 방법에서 사용한 median filter보다 σ가 20.0인 경우에서 더 좋은 성능을 보였기 때문이다. 그림 8(b)는 합성 영상 T2에 대한 결과인데 잡음이 첨가된 multimodal 특성을 보이는 영상에 대해 얼마나 효과적으로 에지를 검출해 내는가를 판단하기 위한 것이다. 그림 8(a)에 나와있는 합성 영상 T1에 대한 결과와 비슷한 양상을 보였고 대체적으로 제안한 방법이 기존의 에지 검출 방법들보다 더 효과적으로 에지를 검출해 냄을 볼 수 있었다.

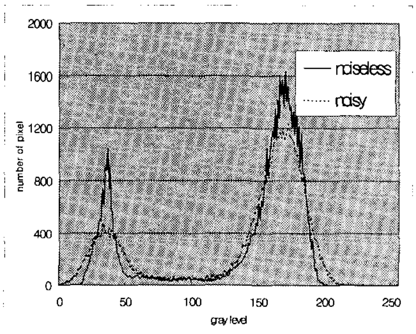
2. 실제 영상에 대한 에지 검출 결과

제안한 방법이 합성 영상뿐만 아니라 실제 영상에서도 에지를 효과적으로 검출해 내는 가를 알아보기 위해 실제 영상을 이용한 에지 검출 결과를 보였다. 에지 검출을 위한 실제 영상을 그림 9와 그림 10에 보였다. 그림 9(a)에 나와있는 영상은 Pattern 영상으로 밝기 값의 분포가 단지 두 집단으로만 되어있는 bimodal 특성을 지닌 영상이다. 따라서 에지는 쉽게 검출할 수 있는 영상이나 여기서는 에지의 연결성 측면에서 얼마나 매끄럽게 에지 부분들이 연결되어 검출되는 가를 알아보기 위한 영상이다. 그림 9(b)는 Gaussian 잡음 ($\sigma=10.0$)을 첨가한 Pattern 영상으로 그림 9(c)에 나와있는 히스토그램을 보면 밝기 값의 분포가 두 집단을 기준으로 넓게 퍼져있는 것을 볼 수 있다.

에지 검출을 위한 두 번째 실제 영상을 그림 10에 보였다. 그림 10(a)에 나와있는 영상은 Goldhill 영상으로 밝기 값의 분포가 전체적으로 넓게 분포되어있는 multimodal 특성을 지닌 영상이다. 따라서 에지를 효과적으로 검출하기가 어려운 영상이다. 그림 10(b)는 Gaussian 잡음 ($\sigma=10.0$)을 첨가한 Goldhill 영상으로 잡음을 첨가하지 않았을 때 보다 밝기 값의 분포가 더 넓게 분포되어 있어 에지를 검출하기는 더 어려워진 영상이다. 그림 10(c)에 Goldhill 영상에 대한 히스토그램을 보였다.



(a) (b)



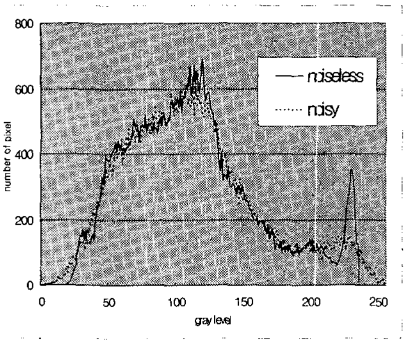
(c)

그림 9. 에지 검출을 위한 실제 영상 (a) Pattern 영상 (b) Gaussian noise를 첨가한 Pattern 영상 ($\sigma=10.0$) (c) 히스토그램

Fig. 9. Real test images for edge detection. (a) Pattern image, (b) Pattern image contaminated by additive Gaussian noise ($\sigma=10.0$), (c) histogram.

그림 9(a)에 대한 에지 검출 결과를 그림 11에 보였다. 그림 11(a)는 Canny 방법을 적용한 결과인데 전체적으로 에지 부분들이 정확히 검출되었다. 그러나 왼쪽 상단 부분에 원치 않는 부분이 검출되어 나타나는 결과를 보였으며 에지 개수는 3,376으로 나타났다. 그림 11(b)는 Marr-Hildreth 방법을 적용한 결과이며 에지 개수는 4,018로 나타났다. 영교차점을 찾는 알고리듬의 특성상 에지 부분 외에도 배경 부분의 원치 않는 부분들도 같이 검출되어 에지로 검출되는 개수가 늘어났다. 그림 11(c)는 Mallat 방법을 적용한 결과이며 원하는 에지 부분은 정확히 검출되었으나 에지 부분들의 연결이 매끄럽지 못하게 끊어져 검출되는 부분도 있었다. 에지 개수는 3,188로 나타났다. 그림 11(d)는 제안한

(a) (b)

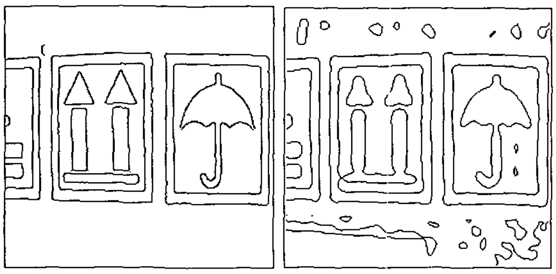


(c)

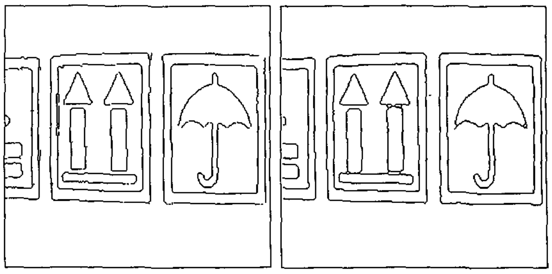
그림 10. 에지 검출을 위한 실제 영상 (a) Goldhill 영상 (b) Gaussian noise를 첨가한 Goldhill 영상 ($\sigma = 10.0$) (c) 히스토그램

Fig. 10. Real test images for edge detection. (a) Goldhill image, (b) Goldhill image contaminated by additive Gaussian noise ($\sigma = 10.0$), (c) histogram.

방법에 대한 에지 검출 결과인데 배경 부분의 원치 않는 부분들을 제거하면서 효과적으로 에지를 검출하는 결과를 보였다. 실험적으로 파라미터를 $s=2$, $w=50$으로 하였으며 에지 부분의 연결도 매끄럽게 연결되어 검출되는 결과를 나타냈다. 에지 개수는 3,163으로 나타났다.



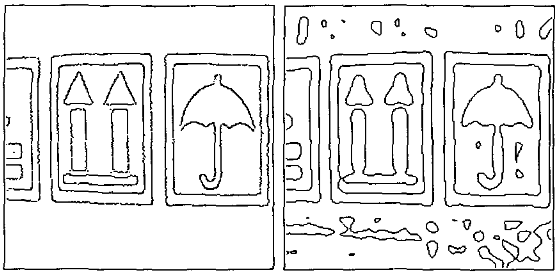
(a) (b)



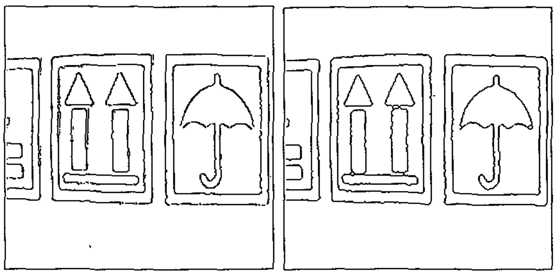
(c) (d)

그림 11. 그림 9(a)의 에지 검출 결과 (a) Canny 방법 (b) Marr-Hildreth 방법 (c) Mallat 방법 (d) 제안한 방법

Fig. 11. Edge detection results of Fig. 9(a). (a) Canny's method, (b) Marr-Hildreth's method, (c) Mallat's method, (d) proposed method.



(a) (b)



(c) (d)

그림 12. 그림 9(b)의 에지 검출 결과 (a) Canny 방법 (b) Marr-Hildreth 방법 (c) Mallat 방법 (d) 제안한 방법

Fig. 12. Edge detection results of Fig. 9(b). (a) Canny's method, (b) Marr-Hildreth's method, (c) Mallat's method, (d) proposed method.

그림 9(b)에 대한 에지 검출 결과를 그림 12에 보였다. 그림 9(b)는 Gaussian 잡음 ($\sigma = 10.0$)을 첨가한 영상으로 $PSNR = 27.45dB$이며 잡음의 영향으로 에지를 매끄럽게 연결시키며 검출하기 어려운 영상이다. 그림

12(a)는 Canny 방법을 적용한 결과인데 전체적으로 에지 부분들이 정확히 검출되었으나 에지 부분들이 매끄럽게 연결되어 검출되지는 못했다. 에지 개수는 3,324로 나타났다. 그림 12(b)는 Marr-Hildreth 방법을 적용한 결과인데 잡음의 영향으로 에지 부분 외에 잡음 성분들도 많이 검출되어 나타나는 결과를 보였다. 에지 개수도 4,210으로 기존의 다른 방법들에 비해 많게 검출되었다. 그림 12(c)는 Mallat 방법을 적용한 결과이며 에지 개수는 3,494로 나타났다. 에지 성분들의 연결이 다소 매끄럽지 못한 결과를 보였다. 그림 12(d)는 제안한 방법에 대한 결과인데 기존의 다른 에지 검출 방법들에 의한 결과보다 좋은 결과를 보였다. 실험적인 파라미터는 $s=2$, $w=150$으로 하였고 에지 개수는 3,154로 나타났다.

그림 10(a)에 대한 에지 검출 결과를 그림 13에 보였다. 그림 13(a)는 Canny 방법을 적용한 결과인데 에지 개수는 6,821로 나타났고 비교적 정확한 에지 검출 결과를 보였다. 그림 13(b)는 Marr-Hildreth 방법을 적용한 결과인데 영교차점을 찾아 에지를 검출하는 알고리듬 특성상 에지 개수는 11,571로 기존의 에지 검출 방법들보다 많이 검출되었다. 그림 13(c)는 Mallat 방법을 적용한 결과이며, 에지 개수는 6,610로 나타났다. 그림 13(d)는 제안한 방법을 적용한 결과이다. 실험적으로 파라미터를 $s=2$, $w=150$으로 하였다. 에지 개수는 5,329로 나타났고 Canny 방법을 적용한 결과와 비슷한 결과를 보였다.

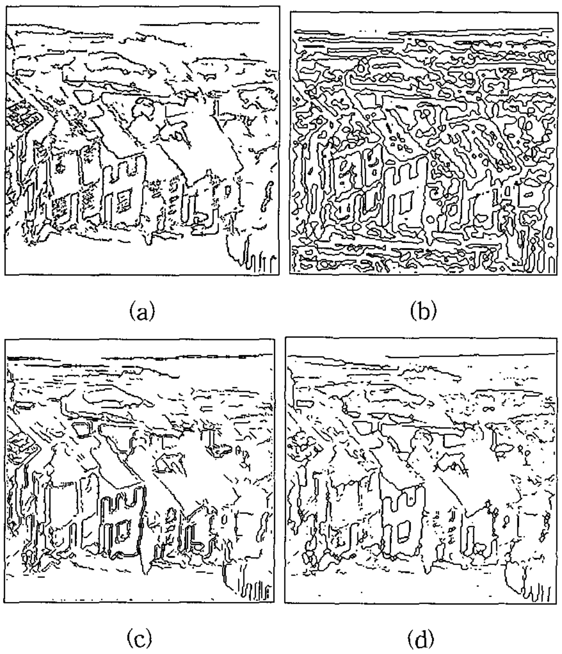


그림 13. 그림 10(a)의 에지 검출 결과 (a) Canny 방법 (b) Marr-Hildreth 방법 (c) Mallat 방법 (d) 제안한 방법

Fig. 13. Edge detection results of Fig. 10(a). (a) Canny's method, (b) Marr-Hildreth's method, (c) Mallat's method, (d) proposed method.

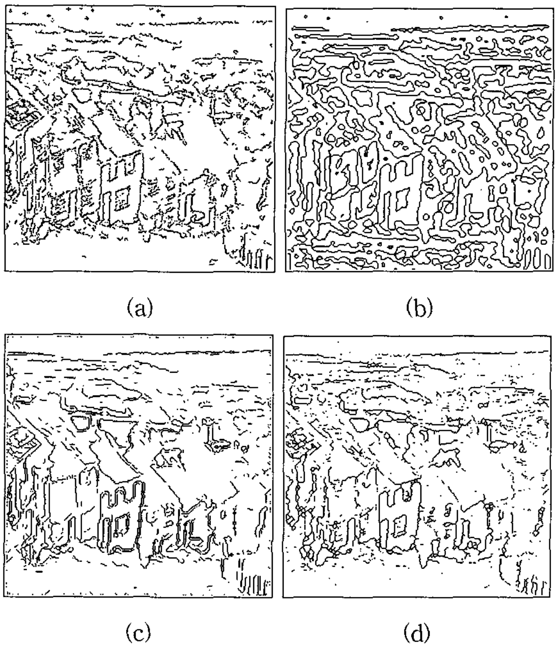


그림 14. 그림 10(b)의 에지 검출 결과 (a) Canny 방법 (b) Marr-Hildreth 방법 (c) Mallat 방법 (d) 제안한 방법

Fig. 14. Edge detection results of Fig. 10(b). (a) Canny's method, (b) Marr-Hildreth's method, (c) Mallat's method, (d) proposed method.

그림 10(b)에 대한 에지 검출 결과를 그림 14에 보였다. 그림 10(b)는 잡음이 첨가된 영상으로 $PSNR=27.55dB$이며 앞에서 설명했듯이 효과적으로 에지를 검출해 내기가 어려운 영상이다. 그림 14(a)는 Canny 방법을 적용한 결과인데 상단 부분에 잡음 성분들이 검출되어 나타나 있는 것을 볼 수 있다. 에지 개수는 7,131로 나타났다. 그림 14(b)는 Marr-Hildreth 방법을 적용한 결과인데 에지 개수는 9,653으로 나타났고 잡음 성분들도 많이 검출되었다. 그림 14(c)는 Mallat 방

표 1. 각각의 에지 검출 방법에 대한 검출된 에지 개수 결과 비교
Table 1. Comparison of the number of detected edge in each edge detection methods.

Test image		Edge detection methods			
		Canny	Marr-Hildreth	Mallat	Proposed method
Noiseless T1	Original edge number : 1,527	1,503	1,494	1,470	1,503
Noisy T1		1,501	1,580	1,427	1,503
Noiseless T2	Original edge number : 3,624	3,624	3,636	4,187	3,624
Noisy T2		4,839	3,917	4,705	3,679

법을 적용한 결과이며 에지 개수는 6,106으로 나타났고 잡음의 영향으로 인해 에지 부분들이 제대로 검출되지 못한 특성을 보였다. 그림 14(d)는 제안한 방법에 대한 결과인데 에지 개수는 5,335로 나타났고 실험적인 파라미터는 $s=2$, $w=150$으로 하였다. 결과에서 보면 알 수 있듯이 상단 부분에 있는 고립 잡음을 효과적으로 제거하면서 에지를 검출함을 볼 수 있었고, 대체적으로 기존의 방법들보다 더 나은 결과를 보였다.

합성 영상에 대한 검출된 에지 개수 비교를 표 1에 보였다. 합성 영상의 경우 에지로 판단되어야 할 화소 개수를 알고 있기 때문에 각각의 에지 검출 방법에 대한 결과가 실제 검출되어야할 에지 개수와 얼마나 차이가 나는지를 알아보기 위함이다. 합성 영상 T1에서 에지로 판단되어야 할 정확한 에지 개수는 1,527 이고, 합성 영상 T2에서는 3,624 이다. 표 1에서 보면 알 수 있듯이 제안한 방법이 잡음이 심하게 섞여 있는 영상에서도 실제 검출되어야 할 에지 개수와 가장 비슷한 값을 갖는 것을 볼 수 있다. 대체적으로 기존의 방법들은 잡음의 영향으로 실제 검출되어야 할 에지 개수와 검출된 에지 개수와의 차이가 많이 나는 것을 볼 수 있다. 실제 영상의 경우는 에지 검출 결과의 판단을 위한 척도로 에지 개수는 별로 문제가 되지 않으므로 본 논문에서는 실제 영상에 대한 에지 개수 비교는 보이지 않았다.

V. 결 론

본 논문은 영상의 그래디언트를 구하여 그래디언트 값의 분포를 마치 3차원 지형과 같은 개념으로 간주하고 여기에 물이 흐르는 개념을 적용하여 에지를 검출하는 방법을 제안하였다. 물 흐름을 통한 지역적 물 고임의 현상을 이용하여 제안한 water flow model 알고리듬은 잡음이 첨가되지 않은 영상은 물론 잡음이 첨가된 영상에서도 효과적으로 에지를 검출할 수 있다. 또한 영상의 밝기 값의 분포가 오직 두 집단으로만 되어있는 bimodal 특성을 지닌 영상은 물론 밝기 값의 분포가 불균형하게 분포되는 multimodal 특성의 에지 검출에서도 국부적응 임계값 활용의 장점을 확인할 수 있었다. 또한 에지 그래디언트에 발생한 왜곡된 그래디언트 패턴에서 원래의 에지 contour를 복원 검출하는 성능이 우수하다. 그러나 제안한 방법은 실험적인 파라미터 s를 크게 할수록 계산시간이 많이 걸리는 단점이 있다. 제안한 방법은 잡음의 영향으로 심하게 손상된 영상의 분석을 위한 효과적인 전처리 단계로 사용할 수 있게 된다.

단계별 물 붓기 과정에서 적정 수준의 물의 양을 결정하는 문제에 대한 연구가 추후과제로 남아 있다.

참 고 문 헌

[1] J. R. Parker, *Algorithms for Image Processing and Computer Vision*, Wiley, New York, 1997.
[2] R. Jain, R. Kasturi, and B. G. Schunck, Machine Vision, *McGraw-Hill*, New York, 1995.
[3] S. Mallat and S. Zhong, "Characterization of signals from multiscale edges," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-14, no. 7, pp. 710~732, July. 1992.
[4] S. Mallat, "Wavelets for a vision," *Proc. IEEE*, vol. 84, no. 4, pp. 604~614, Apr. 1996.
[5] Y. Y. Tang, L. Yang, and J. Liu, "Characterization of dirac-structure edges with wavelet transform," *IEEE Trans. Systems,*

Man, Cybernetics, vol. SMC-30, no. 1, pp. 93~109, Feb. 2000.

[6] T. Aydm, Y. Yemez, E. Anarm, and B. Sankur, "Multidirectional and multiscale edge detection via M-band wavelet transform," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 5, no. 9, pp. 1370~1377, Sep. 1996.

[7] L. Vincent and P. Soille, "Watersheds in digital space: An efficient algorithm based on immersion simulations," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-13, no. 6, pp. 583~598, June. 1991.

[8] H. Ancin et al., "An improved watershed algorithm for counting objects in noisy, anisotropic 3-D biological images," *in Proc. 1995 IEEE Int. Conf. Image Processing*, vol. I, pp. 172~175, Washington D.C., USA, Oct. 1995.

[9] T. Géraud et al., "Segmenting internal structures in 3D MR images of the brain by Markovian relaxation on a watershed based adjacency graph," in *Proc. 1995 IEEE Int. Conf. Image Processing*, vol. II, pp. 548~551, Washington D.C., USA, Oct. 1995.

[10] M. Baccar, L. A. Gee, R. C. Gonzalez, and A. Abidi, "Segmentation of range images via data fusion and morphological watersheds," *Pattern Recognition*, vol. 29, no. 10, pp. 1673~1687, Oct. 1996.

[11] P. T. Jackway, "Gradient watersheds in morphological scale-space," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. IP-5, no. 6, pp. 913~921, June. 1996.

[12] L. Najaman and M. Schmitt, "Geodesic saliency of watershed contours and hierarchical segmentation," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-18, no. 12, pp. 1163~1173, Dec. 1996.

[13] J. Canny, "A computational approach to edge detection," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-8, no. 6, pp. 679~698, June. 1986.

[14] D. Marr and E. Hildreth, "Theory of edge detection," *Proc. Roy. Soc. London*, vol. B-207, pp. 187~217, Feb. 1980.

[15] 김인권, 정동욱, 송정희, 박래홍, "Water flow model을 이용한 문서 영상의 이진화," 전자공학회 논문지, 제 38권, SP편, 제 1호, pp. 19~32, 2001년 1월.

[16] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histograms," *IEEE Trans. Systems, Man, Cybernetics*, vol. SMC-9, no. 1, pp. 62~66, Jan. 1979.

[17] F. W. M. Stentiford and R. G. Mortimer, "Some new heuristics for thinning binary handprinted characters for OCR," *IEEE Trans. Systems, Man, Cybernetics*, vol. SMC-13, no. 1, pp. 81~84, Jan. 1983.

[18] I. E. Abdou and W. K. Pratt, "Quantitative design and evaluation of enhancement/thresholding edge detectors," *Proc. IEEE*, vol. 67, no. 5, pp. 753~763, May. 1979.

저 자 소 개

李 健 日(正會員)

1977년 10월 24일생. 2001년 2월 서강대학교 공과대학 전자공학과 졸업(공학사). 현재 서강대학교 공과대학 전자공학과 석사과정. 주관심분야 : 컴퓨터비전, 의료 영상처리 등임

郭 原 基(正會員)

1975년 10월 31일생. 2001년 2월 서강대학교 공과대학 전자공학과 졸업(공학사). 현재 서강대학교 공과대학 전자공학과 석사과정. 주관심분야 : 워터마킹, 웨이블릿 변환 등임

金 仁 權(正會員) 第 38卷 SP編 第1號 參照

宋 正 姬(正會員) 第 38卷 SP編 第1號 參照

鄭 東 旭(正會員) 第 38卷 SP編 第1號 參照

朴 來 弘(正會員) 第 38卷 SP編 第1號 參照