

심한 잡음성 영상의 경계선 검출을 위한 웨이블릿 변환 이용 검출기 개발

이 해성(*), 민혜란(**), 유파심(***)
연세대학교 인지과학과(*), 연세대학교 컴퓨터과학과(**), 광운대학교 전시공학과(***)

The Edge Detector using Wavelet Transform developed for Heavy Noised Images.

Hae Sung Lee(*), Min Hyean Byun(**), Jisang Yoo(***)
Dept. of Cognitive Science, Yonsei Univ (*), Dept. of Computer Science, Yonsei Univ (**)
Dept. of Electronics Eng., Kwangju Univ. (***)

요약

경계선 검출은 컴퓨터 시각 인식 또는 기계 시각 인식의 과정에서 제일 먼저 수행되는 전처리 단계이다. 경계선 검출은 컴퓨터 시각 인식 성능에 매우 중대한 요인으로 작용한다. 최근 MPEG-4에서 Model Based Coding 기법이 채택되면서, 경계선 검출 및 이를 이용한 컴퓨터 시각 인식의 중요성은 날로 커지고 있다. 한편, 잡음이 있는 영상의 경계선 검출 방법으로 여러 가지가 제시되었는데, 특히 잡음의 종류가 Additive White Gaussian인 경우에는 Canny Edge Detector가, Impulse인 경우에는 Dual Stack Filter를 적용한 방법이 각각 높은 성능으로 인정을 받고 있다. 그러나 Canny Edge Detector의 경우, Canny는 이론적인 Optimal Filter를 구하는 데에 성공하였지만 실제 적용에는, 이 Optimal Filter의 근사로써 Gauss함수의 1계 도함수를 사용하였다. 본 연구에서는 Gauss함수보다는 상당히 Optimal Filter와 가까운 Filter를 얻기 위하여 웨이블릿 변환을 사용한 Liao등의 방법과, 각기 다른 Scale에서의 웨이블릿 변환들이 가지는 잡음과의 관계를 고려한 새로운 경계선 검출방법을 개발하였다. 실험결과, 본 연구에서의 방법은 기존에 사용되었던 Canny Edge Detector나 Stochastic Operator보다 뛰어난 성능을 보여주었다.

1. 서론

경계선 검출은 컴퓨터 시각 인식의 시작 단계로써 컴퓨터 시각 인식의 성능에 매우 중대한 영향을 미치는 전처리 단계이다. 이미 수십년 전부터 많은 컴퓨터 시각 인식 시스템들이 경계선 검출을 시작 인식 추론의 입력 값으로 사용해 오고 있다[1], 또한 최근에 와서는 동영상 압축의 국제 표준인 MPEG-4에서 Model Based Coding과 Object Based Coding 기법이 채택되면서, 컴퓨터 시각 인식 특히, 경계선 검출의 중요성이 다시 한 번 커지고 있다[2].

경계선 검출을 위한 이론적인 접근 경향은 크게 세 가지로 나눌 수 있다. 미분연산을 이용하는 방법, Spatial Frequency를 이용하는 방법, 그리고 통계적인 특성을 이용하는 방법들이 바로 그 것이다[3]. 그러나 최근의 경향을 보면 미분연산을 이용하는 방법들이 가장 일반적이다. 그리고 미분연산을 이용하는 방법 중에는 1계 도함수를 이용하는 방법과 2계 도함수를 이용하는 방법이 있는데, 1계 도함수를 이용하는 방법의 대표적으로는 Sobel, Roberts, Prewitt, Frei-Chen Operator 등이 있고, 2계 도함수를 이용하는 방법으로 David Marr에 의하여 제안된 Gauss 함수의 Laplacian을 이용한 Zero-Crossing 방법이 있다[4].

한편, 성능을 상당히 높인 새로운 방법이 Canny에 의하여 제시되었는데, 그 결과가 Canny Edge Detector이다[1]. Canny는 경

계선 검출을 위한 Filter를 설계하기 위하여 세 가지 기준을 마련하였다. 그 세 가지 기준은 각각 Good Detection, Good Localization, Less Spurious Response 등이다. Canny는 이러한 세 가지 기준에 따라서 경계선 검출을 일종의 최적화 문제로 바꾸었는데, Functional Analysis(Calculus of Variation 미분법)를 이용하여 최적의 Filter를 Closed Form으로 구해낼 수 있었다. 그러나, 실제적인 문제 해결을 위하여는 이 Optimal Filter의 근사로서 Gauss함수의 1계 도함수를 사용하였는데 그 성능은 Optimal Filter에 비하여 20%정도 나쁜 것이었다. 그리고 Canny는 Optimal Filter를 설계할 때에 잡음의 종류를 Additive White Gaussian이라고 가정하고 이를 전개하였기 때문에 Canny Edge Detector는 Additive White Gaussian 잡음에 매우 강하다. 반면에 Impulse 잡음의 경우에는 Dual Stack Filter를 이용한 방법의 성능이 높이 평가되고 있다.

그런데, Canny가 실제적인 문제의 해결방법을 위하여 대할 수밖에 없었던 Gauss함수 1계 도함수의 성능보다 뛰어난 새로운 Filter들이 설계되었는데, 이들은 모두 웨이블릿 변환을 이용한 것들이다. 특히, Mallat에 의하여 제시된 방법은 그 성능이 매우 뛰어났지만, 그 목표가 영상압축기법 개발에 있었기 때문에 경계선 검출을 위하여 최적화 되지는 않았다[5]. 한편 Canny가 제시한 세 가지 기준을 이용

한 세로운 Optimal Filter는 Liao등에 의하여 웨이블릿 변환을 이용하여 개발되었다[3]. 그러나 Liao등은 웨이블릿 변환을 한 후 단순히 Threshold를 이용하여 경계선을 검출하였으며, 이 방법은 영상에 잡음이 있는 경우 특히 잡음의 정도가 심한 경우에는 그 결과가 만족스럽지 못했다. 본 연구에서는 Liao등에 의하여 개발된 웨이블릿 변화를 이용한 후 각 Scale에서의 웨이블릿 변화와 잡음과의 관계를 고려한 새로운 경계선 검출기법을 개발하였다. 기존의 연구에서는 영상에 잡음이 있는 경우 Canny Edge Detector와 Stochastic Operator 등이 가장 좋은 Edge Detector로 일컬어져 있다. 각각 20%와 50%의 Additive White Gaussian 잡음이 존재하는 Lena 영상을 이용한 실험 결과, 본 연구에서 제시된 방법이 그 성능과 연산 수를 면에서 기존의 방법들보다 우수함을 알 수 있었다.

2. 경계선 검출을 위한 세 가지 기준

본 연구에서는 경계선 검출을 위한 기준으로 Canny가 제시한 세 가지 기준을 사용하였으며, 잡음의 종류를 Additive White Gaussian으로 가정하였다. 그리고, 경계선의 종류도 가장 일반적으로 사용되는 Step Edge로 가정하고 문제를 설정하였다. 또한 웨이블릿은 Quadratic Spline으로 가정하였다. 특히 성능을 높이기 위하여 Biorthogonal하면서, Anti-Symmetric한 웨이블릿을 설정하였다. 이러한 세 가지 기준의 수학적인 표현은 아래와 같다[3].

<Good Detection Criterion>

$$SNR = \frac{\left| \int_{-\infty}^0 \psi(x) dx \right|}{\rho \sqrt{\int_{-\infty}^{\infty} \psi^2(x) dx}} = \sum(\psi)$$

(위에서 ψ 는 웨이블릿, ρ 는 단위길이당 잡음의 크기)

<Good Localization Criterion>

$$Localization = \frac{|\psi'(0)|}{\rho \sqrt{\int_{-\infty}^{\infty} \psi'^2(x) dx}} = A(\psi')$$

<Less Spurious Response Criterion>

$$x_{\max} = 2\pi \left(\frac{\int_{-\infty}^{\infty} \psi'^2(x) dx}{\int_{-\infty}^{\infty} \psi''^2(x) dx} \right)^{\frac{1}{2}}$$

(위에서 x_{\max} 는 잡음에 의한 가짜 경계선 사이의 최대거리이다.)

이러한 기준을 이용하여 최소화시킬 Object Function을 설계해야만 하는데, Liao등이 이용한 Object Function W 는 다음과 같다.

$$W = \frac{1}{\xi} \quad (\text{단, } \xi = A(\psi') \times \sum(\psi) \times (0.0001 + K(\psi)))$$

$$K(\psi) = \frac{|\psi'(0)| \left(\int_{-\infty}^{\infty} \psi^2(x) dx \right)^{\frac{1}{2}}}{\left(\int_{-\infty}^{\infty} \psi'^2(x) dx \right)^{\frac{1}{2}} \left| \int_{-\infty}^0 \psi(x) dx \right|}$$

그러나, 실질적인 적용을 위해서는 Compact Support를 가지는

웨이블릿이 필요하므로 Object Function W 를 약간 수정하여 W' 을 사용하였다.

$$W' = \frac{\eta}{\xi} \left(\text{단, } \eta = \sum_{n=1}^N \left| \frac{n^2 c(n)}{c(0)} \right|^{\mu} \right)$$

(위에서 $c(n)$ 은 웨이블릿을 Linear Combination으로 구성하는 Scaling Function를 앞에 붙는 계수, μ 는 적절히 정해주는 상수)

3. Scale0과 1에서의 웨이블릿 변화와 그 결과들, 그리고 잡음과의 관계

Scale 0에서의 웨이블릿 변화는 원래 영상에서 High Frequency 성분들만을 뺏아서 보여준다. 그러나, 잡음도 거의 High Frequency 성분들이므로 잡음도 동시에 많이 나타난다. 반면에 Scale 1에서의 웨이블릿 변화는 한 번 Lowpass Filtering된 영상에서의 High Frequency 성분들만을 보여주므로, 잡음성이 많이 제거된 정보를 보여준다.

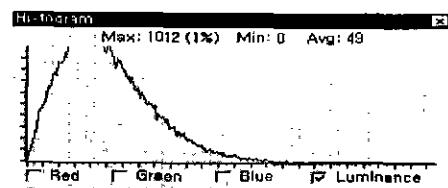


[그림 1] 50% 잡음영상의 Scale0 웨이블릿변환

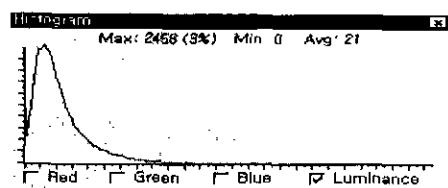


[그림 2] 50% 잡음영상의 Scale1 웨이블릿변환

따라서, 각 Scale에 따른 웨이블릿변환 영상들 사이의 Gray Level 값들과 잡음과의 관계를 고려하면 잡음성이 제거된 경계선 검출을 위한 새로운 방법을 개발할 수 있다.



[그림 3] 50% 잡음영상의 Scale0 웨이블릿변환



[그림 4] 50% 잡음영상의 Scale1 웨이블릿변환

4. 경계선 검출방법 및 실험결과

먼저, Scale0과 Scale1에서 각각 웨이블릿 변환된 영상들의 각 Pixel끼리 Gray Level 값을 곱하여 새로운 값을 얻는다. 이렇게 얻은 새로운 값을 Gray Level 값들의 Scale이 256의 크기를 갖도록 변환한다. 이 변환된 행렬을 X 라고 정의한다. 이 행렬 X 의 원소들의 평균값을 구한다. 즉, 평균 Gray Level값을 구한다. 이렇게 구한 평균값에 Selection Coefficient를 곱하고, 그 결과 값을 Threshold1로 정의한다. 그리고, Threshold2는 Scale0에서의 웨이블릿 변환된 영상을 위하여, Threshold3은 Scale1에서의 웨이블릿 변환된 영상을 위하여 사용되도록 임의로 정의한다. 또한 위에서 구한 행렬 X 의 각 원소들을 Spatial Smoothing한다. 그 결과 행렬을 X' 으로 정의한다.

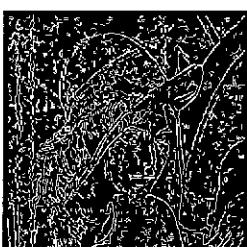
행렬 X' , Scale0 웨이블릿 변환 영상, 그리고 Scale1 웨이블릿 변환 영상들의 같은 위치에 해당되는 Pixel값에 대하여, X' 의 경우는 Threshold1, Scale0의 경우는 Threshold2, Scale1의 경우는 Threshold3보다 모두 더 큰 경우의 Pixel반을 경계선으로 판정하는 Binarization을 한다. 이러한 방법을 적용하면 심한 잡음이 있는 영상에서도 경계선 검출의 성능을 상당히 높일 수 있다. 본 연구에서 제시한 방법의 성능은 Selection Coefficient, Threshold2, Threshold3을 잘 조절하면 더욱 극대화될 수 있다. 아래는 실험결과들이다.



[그림 5] 20% 잡음영상



[그림 6] 20%, Stochastic



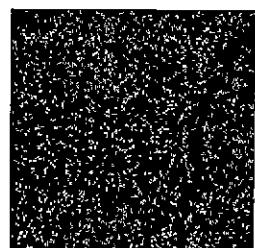
[그림 7] 20%, Canny



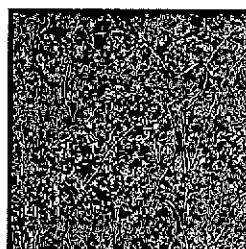
[그림 8] 20%, 제시된 방법



[그림 9] 50% 잡음영상



[그림 10] 50%, Stochastic



[그림 11] 50%, Canny



[그림 12] 50%, 제시된 방법

5. 결론

본 연구에서 제시한 방법은 심한 잡음성 영상의 경계선 검출에 좋은 성능을 보였다. 여기에 Canny가 사용한 방법으로 경계선의 질이를 고려한 Double Threshold와 Feature Synthesis, 그리고 Superposition 등을 이용하면 본 연구의 성능을 더욱 높일 수 있을 것으로 예상된다[1]. 특히, Liao가 제시한 Object Function을 대체할 만한 새로운 Object Function들을 이용하는 것도 좋은 시도가 될 것이다. 또 다른 Object Function들을 이용한 새로운 웨이블릿 변환 Filter의 설계와 Selection Coefficient, Threshold2, Threshold3에 대한 자동 선택 문제는 추후 연구될 만한 충분한 가치가 있는 과제들로 생각된다.

6. 참고문헌

- [1] J.F.Canny, "A computational approach to edge detection," IEEE Trans Pattern Anal. Machine Intell., vol. PAMI-8, no.6, pp.679-697, Nov.1986
- [2] K.R.Rao and J.J.Hwang, Techniques&Standards for Image, Video&Audio Coding, p 323-356, Prentice-Hall, 1996
- [3] H.Y.M.Liao, M.T.Ko, J.W.Hsieh, and K.C.Fan, "A New Wavelet-Based Edge Detector via Constrained Optimization," Image and Vision Computing, vol.15, Iss.7, pp.511-527, 1997
- [4] R.C.Gonzalez and R E Woods, Digital Image Processing, Addison-Wesley, 1993
- [5] S.Mallat and S.Zhong, "Characterization of signals from multi-scale edges" IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol.PAMI-14, no.7, pp.710-732, July 1992