

YIQ 컬러 모델에서 적용적 형태학 웨이브렛 이용한 에지 검출 연구

백 영현, 문 성룡
원광대학교 전자공학과
E-mail : neural76@hotmail.com

A Study on Edge Detection using Adaptive Morphology Wavelet in YIQ Color model

Young-Hyun Back, Sung-Ryong Moon
Department of Electronic Engineering Wonkwang University

요약

본 논문은 컬러 영상을 명암도에 따른 공간적 객체 분할인 YIQ 모델을 사용하여 객체 분할한 영상의 임계값에 따른 적용적 형태학을 이용하여 영상의 경계면을 레벨 업시킨 후, 이를 웨이브렛에 적용하여 최적의 에지를 검출하였다. 또한, 흑백 영상보다 더 많은 더 정보를 가진 컬러 영상을 사용하여, 기존의 영상 에지 검출 알고리즘인 Sobel 에지 검출과 다른 웨이브렛 기저 계수를 적용한 에지 검출 방법과 비교하고, 제안된 알고리즘이 기존의 다른 에지 검출보다 우수함을 확인하였다. 특히 에지와 에지의 부분이 가까울 때 정확한 에지를 검출하였으며, 완만한 곡선을 가지고 있는 부분에서 더 우수한 결과 에지를 얻을 수 있음을 확인하였다.

1. 서론

영상의 에지는 입력 영상에 대한 중요 정보들을 가지고 있다. 에지는 물체가 어디에 있으며, 물체의 모양과 크기, 텍스처가 어떤지를 말해준다. 에지는 영상의 밝기가 낮은 값에서 높은 값으로 또는 높은 값에서 낮은 값으로 변하는 지점에 존재한다[1,2]. 이는 영상 분할의 첫 번째 단계이며, 영상의 구성을 결정하기 위해서 화소들을 하나의 영역으로 만들기 위해 사용되고 있다. 에지 강도를 갖고 있는 모든 에지들을 검출하기 위해 많은 방법들이 제안되었다. 기존에는 각 화소에서의 밝기의 불연속성을 근거로 경계를 찾는 흑백영상에서 주로 연구되어 왔다. 하지만 시각 시스템이 흑백영상보다 컬러 영상으로부터 더 많은 정보를 획득하여 물체를 인식할 수 있으며, 컬러영상의 많은 정보를 사용함으로써 좀더 향상된 에지 추출 결과를 얻을 수 있다. 컬러 영상에서의 에지 검출을 위해서 영상 분할의 방법 중 공간적 객체 분할을 사용한다. 이는 객체의 공간적인 특성인 화소의 휘도값과 색차값, 객체의 크기와 형태 등을 사용하는데, 계산량이 많고 움직임이 있는 객체는 판별하기 힘든 단점이 있지만, 객체의 에지를 찾을 수가 있어 정확한 객체 추출이 가능하다는 장점이 있다[1,2].

형상학은 영상 내부의 물체의 기하학적인 구조를 다루는 비선형 영상처리로써, 영상의 잡음 제거, 에지 검출기, 영상 압축, 특징 추출 등에 사용 되고 있다[3-6]. 형상학은

기본 연산인 dilation과 erosion은 Minkowski에 의해서 처음 정의 되었으며, 이러한 집합 연산들과 함께 수학적 형상학은 적분 기하학, convex 해석, 확률이론등을 배경으로 1960년대 Matheron과 Serra에 의해서 발전되었다. 1975년 Serra는 이진 dilation과 erosion을 기초로 한 hit-or-miss 변환을 그레이함수로 확장하였으며, 1979년 Stenbberg은 Umbra와 관련된 변환을 도입하였다. 1977년 Rosenfeld은 연속함수에 적용 할수 있도록 일반화 하였으며, 1982년 Lantuejoul과 Serra은 형상학적 필터를, 1985년 Maragos와 1987년 Stevenson은 화상 부호화에 있어서 순서계통(Order statistic)필터의 연관성과 응용에 대하여 연구하였다. 또한 이진 형상학의 합(ununion)/ 교(intersection)연산을 Min/Max 연산으로 변환함으로써 1986년 Stenberg, 1988년 Giardina등은 그레이 스케일 형상에 적용하였다[3,4]. 1991년 Goutsisa는 이진 화상의 형상학적 표현을 위한 일반적인 이론을 전개 하였다.

웨이브렛은 1983년 Morlet에 의해 소개된 이후 신호를 분석하고 해석하는데 효과적인 수학적 도구로 알려져, 순수수학분야(조화해석학, 선형대수)부터 여러 응용분야에서 꽤 넓게 연구되어 왔다. 웨이브렛 변환은 푸리에(Fourier)변환에 기반을 둔 기존의 신호처리 알고리즘에 비해 속도가 빠르고 시간과 주파수영역에서 신호의 국소화를 효율적으로 구현하기 때문에, 최근 신호 및 영상처리 분야에 많이 응용되고 있다[7,8].

본 논문은 컬러 영상에서 직접 얻을수 있는 RGB 성분에서 명암도에 따른 공간적 객체 분할 YIQ를 사용하여 경계 부분을 정확하게 분할·검출하는 방법으로 적용적

형상학을 이용하였다. 이는 영상의 경계면을 레벨업 시킨 후, Meyer 웨이브렛 기저 계수를 이용하여 영상에서 최적의 에지를 검출하는 알고리즘이다.

2. 공간적 컬러 모델

공간 컬러 모델은 각 색을 한 점으로 나타내는 시스템에서의 부분 공간으로, 380nm에서 780nm 범위의 파장 즉, 눈의 망막에 입사되는 스펙트럼을 가시 광선이라고 한다. 그리고 이 가시광선 영역의 빛을 인지하는 결과를 컬러라 한다[1]. 컬러 모델의 종류는 RGB(Red, Green, Blue) 모델, YCbCr(Luminance, Chrominance-Blue, Chrominance-Red) 모델, HSV(Hue, Saturation, Value) 모델, HMMD(Hue, Max, Min, Diff) 모델이 있다[9].

2.1 RGB 컬러 모델

RGB 컬러 모델에서 각 색들은 빨강, 초록, 파랑의 기본 스펙트럼 성분들로 나타난다[2]. 이 모델은 직교 좌표 시스템(cartesian coordinate system)에 기초한 것이다. 컬러 부분 공간은 그림 1에 나타낸 입방체 구조를 가지고 있다. RGB 값은 세 꼭지점으로 검은색은 원점이고, 그리고 흰색은 원 점에서 가장 먼 꼭지점이다. 이 모델에서 명암도는 검은색부터 흰색 두 점을 연결하는 선을 따라 전개되고, 색은 원점으로부터 확장되는 벡터로 정의되는 정육면체 상이나 또는 안쪽의 점이다. RGB 컬러 모델에서의 영상은 각 원색 당 하나씩 모두 3개의 독립적인 영상 평면으로 구성되었다. 영상처리를 위한 RGB 컬러 모델의 사용은 영상 자체 값들이 세 가지 색 평면으로 자연스럽게 표현될 때 필요하다. 디지털 영상을 얻기 위해 사용되는 대부분의 컬러 카메라들이 RGB 포맷을 사용하는데 이 사실 하나만으로도 RGB 컬러 모델이 영상처리에서 아주 중요하다는 것을 알 수 있다.

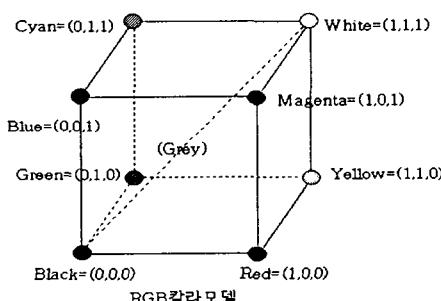


그림 1. RGB 컬러 모델의 공간 좌표계

2.2 YIQ 컬러모델

북미 NTSC broadcast television에 사용되는 색상 모델로 컬러 영상의 명도(Y), 색상(I), 채도(Q)의 정보를

사용한다. Y 이미지는 Gray-scale 이미지와 같고, I, Q 이미지의 정보량은 매우 적다. YIQ 컬러 모델은 Y신호가 gray level 제공하며, I, Q 색상 정보를 가지고 있다.

RGB 컬러 모델에서 YIQ 컬러 모델로 변환하는 것은 식(1)을 이용하여 변환된다[9].

$$\begin{aligned} Y (\text{luminance}) &= 0.30R + 0.59G + 0.11B \\ I (\text{chrominance}) &= 0.60R - 0.28G - 0.32B \\ Q (\text{chrominance}) &= 0.21R - 0.52G + 0.31B \end{aligned} \quad (1)$$

본 논문에서는 RGB와 같이 중요 정보들이 고루 분포된 분율이 아닌 에지를 추출하는데 유용한 휘도성분을 가지고 있는 Y를 이용하였다[10].

3. 형상학과 웨이브렛 변환

화상 처리와 해석에서 객체(object) 상호간의 기하학적 구조를 해석하기 위해서 화상을 분할하여 인식한다. 이와 같은 화상의 객체와 배경을 수학적 형상학에서는 집합이론으로 표현하며 사전적 의미는 형태처리, 형태론으로써 어떤 영상의 형태적인 면의 조작을 말한다. 그리고 경계, 윤곽, 불록과 같은 영역 형태를 표현, 서술 하는 도구로써 최외곽선의 한 픽셀을 가감하는 작업에 사용된다. 또한 한 픽셀의 잡음 제거 또는 두 픽셀로 확장한다. 이 중 형상학의 기본 연산인 dilation 과 erosion은 다음과 같다[4,6].

3.1 Dilation

Binary 입력신호는 기하학적 공간에서의 집합으로 간주할 수 있으며, 식(2)와 같다.

$$g_d(m, n) = (f \oplus B)(m, n) = \bigvee_{(i, j) \in B} f(m-i, n-j) \quad (2)$$

여기서 영상 f 와 structuring element B 의 성분들의 모든 벡터 합은 dilation을 표현한다. f 와 B 의 성분들은 가능한 모든 평행이동의 합집합이다. Dilation은 그레이 스케일 영상에서의 높은 값을 더 높게 만들고, 낮은 값을 더 낮게 만든다. 컬러 모델에서의 Y 영상에서 dilation은 식(3)과 같다.

$$g_d(m, n) = (f \oplus B)(m, n) = \max_{(i, j) \in B} \{f(m-i, n-j)\} \quad (3)$$

3.2 Erosion

Binary 입력신호는 기하학적 공간에서의 집합으로 간주할 수 있으며, 식(4) 같다.

$$g_e(m, n) = (f \ominus B)(m, n) = \bigwedge_{(i, j) \in B} f(m+i, n+j) \quad (4)$$

여기서 영상 f 와 structuring element B 의 성분들의 모든 벡터 차는 erosion을 표현한다. f 와 B 의 성분들은 가능한 모든 평행이동의 교집합이다. Erosion은 높은 값을 감소시키고, 낮은 값을 증가 시킨다. 컬러 모델에서의 Y 영상에서 erosion은 식 (5)와 같다.

$$g_e(m, n) = (f \ominus B)(m, n) = \min_{(i, j) \in B} \{f(m+i, n+j)\} \quad (5)$$

3.3. 웨이브렛 변환

웨이브렛 변환은 푸리에 변환과 같이 기저 함수들의 집합으로 신호를 분해하는 하나의 방법이다. 그러나 푸리에 변환과는 달리 국부적으로 에너지가 집중된 웨이브렛들을 기저 함수로 사용한다[7,8]. 이러한 웨이브렛들은 모웨이브렛(mother wavelet)이라 불리는 하나의 원형 웨이브렛 $\psi(x)$ 를 식(6)과 같이 확장, 이동시켜 얻을 수 있다[9].

$$\psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right)$$

(6)

여기서 $b \in R$ (R 은 실수 공간)은 이동 변수이며, $a \in R^+$ (R^+ 은 양의 실수 공간)은 스케일 변수로서 신호를 몇 배로 확장했는가를 나타내는 확장인자이다. 스케일이 증가할 수록 주어진 스케일링에서의 웨이브렛 변환 신호의 공간 해상도는 떨어지고 낮은 주파수 대역의 성분을 나타내게 된다. 임의의 연속함수 $f(x)$ 에 대한 연속 웨이브렛 변환은 식(7)과 같다.

$$CWT\{f_{a,b}(x)\} = \int_{-\infty}^{\infty} \psi_{a,b}(x) f(x) dx$$

(7)

이를 이산 웨이브렛 변환으로 표현하기 위해서 스케일 변수와 이동변수가 각각 $j, k \in Z$ 에 대하여 $a = a_0^j$, $b = k a_0^j b_0$ ($a_0 > 1$, $b_0 \neq 0$)로 대응되며, 특히 $a_0 = 2$, $b_0 = 1$ 일 때 기저 함수들은 정규 직교 기저가 되고 식(8)과 같이 표현 할 수 있다.

$$\psi_{j,k}(x) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}x - k)$$

(8)

식(8)을 이용하여 이산 웨이브렛 변환을 나타내면 식(9)과 같다.

$$W\{f_{j,k}(x)\} = \int_{-\infty}^{\infty} \psi_{j,k}(x) f(x) dx \quad (9)$$

4. 제안된 적응적 형상학 웨이브렛

본 논문은 컬러 영상을 명암도에 따른 공간적 객체 분할인 YIQ 모델을 사용하여 객체 분할한 영상의 임계값 검출하여 형상학의 기본연산인 dilation과 erosion을 적응적으로 선택하게 하기 위하여, 그레이 스케일 영상 0~255의 각 픽셀의 임계값은 식(10)를 적용하여 분해한다.

$$T_{m,n}(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x \geq t \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

$$X = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N T_{m,n}(x) \quad (\text{M, N: 행 · 열의 크기})$$

위 식을 통해 얻어진 임계값(t)에 따라 형상학을 선택하도록 하고 연산 형태학을 이용하여 경계면을 테렐 업 시킨 후, 웨이브렛 변환을 통해 최적의 에지를 검출한다. 본 논문에서는 웨이브렛 $\psi(t)$ 가 무한시간영역에서 크기만 급속도로 감소하는 특징을 가지고 있는 Meyer 웨이브렛을 이용하였다. Meyer 웨이브렛은 식(11)과 같다.

$$\psi(\omega) = e^{-j\omega/2} H^*(-\frac{\omega}{2} + \pi) \phi(\omega/2)$$

(11)

Meyer 웨이브렛은 $|\omega| \leq 4\pi/3$ 구간에서 실질적인 계수가 존재하고, 이 밖의 구간에는 0으로 존재한다. $\phi(t)$ 는 원 신호에 대칭적이기 때문에 $\psi(\omega)$ 는 실질적인 값을 가지며, $\psi(\omega)$ 는 $\omega = 0$ 가 일 때 상호 대칭적이다. $\psi(\omega)$ 는 발생되는 신호의 곡면의 기울기를 결정하여, 식(12)과 같은 조건을 갖는다.

$$|\psi(\omega)|^2 = \begin{cases} 1 & 0 \leq |\omega| \leq 2\pi/3 \\ 1 - |\psi(2\pi - \omega)|^2 & 2\pi/3 \leq |\omega| \leq 4\pi/3 \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases}$$

(12)

그리고 Meyer 웨이브렛의 기저 계수에 에지 검출 템플릿인 Sobel 템플릿을 적용하여 최적의 에지를 검출하였다.

4. 모의실험 및 결과

본 논문에서는 적응적 형상학을 Meyer 웨이브렛에 적용하여 YIQ 컬러 모델 영상에서 에지를 검출하였다. 그리고 MATLAB을 이용한 모의실험을 통하여 기존 Sobel 에지 검출보다 적응적 형태학 웨이브렛을 이용한 방법이 우수함을 확인하였다. 표1은 각 영상의 임계값과 평균을 나타낸 것이다.

	입력 영상	임계값
1	Camera	115.7917
2	Lena	98.6797
3	Pepper	125.9803
4	Baboon	132.8890
5	Barbara	117.3887
6	Butterfly	148.3316
7	Couple2	37.7293
8	Girl	68.0833
9	Map	140.3734
10	Goldhill	111.8292
임계값의 평균		125.125

표 1. 각 영상의 임계값과 평균

표 1에서 평균값을 임계값의 기준으로 하여 기준치 이하 영상에는 dilation을 적용하고, 기준치 이상일 때는 erosion을 선택적으로 적용하여 각 영상의 경계면을 테렐 업 하였다. 그림1은 lena의 원영상이며, 그림2는 YIQ 컬러 분할 후 Y 모델 영상이다. 그림3(a)는 Sobel 템플릿만을

적용한 에지 검출 결과 영상이다. 모의실험 결과, 데이터 정보가 저주파 계수로 집중되는 웨이브렛을 특성을 이용하여 기존의 Sobel 템플릿만을 사용한 에지 검출 방법보다 적응적 형상학 웨이브렛을 이용한 에지 검출 방법에서 더 우수함을 확인할 수 있었다. 그림 3(b), 3(c), 3(d)는 Haar 웨이브렛, Daubechies 웨이브렛, 쌍직교 웨이브렛에 각각 적응적 형상학을 적용하여 에지를 검출한 결과 영상이다.



그림1. 원 영상



그림2. Y 모델 영상



(a) Sobel 적용



(c) DB 적용



(b) Haar 적용



(d) 쌍직교 적용

그림3. 적응적 형상학을 이용한 각각의 웨이브렛



그림4. 제안된 적응적 형상학 Meyer 웨이브렛

그림 4은 본 논문에서 제안한 적응적 형상학을 Mayer 웨이브렛에 적용하여 검출된 에지 영상이다. 결과 영상을 통해서 기존의 Sobel 에지 검출 보다 우수함을 보였고, 또한

본 논문에서 제안한 알고리즘을 적용하여 얻은 결과 에지가 그 외의 웨이브렛 기저 계수는 웨이브렛 $\phi(t)$ 가 무한시간영역에서 크기만 급속도로 감소하는 특징을 가지고 있다. 그래서 형상학의 특성과 웨이브렛 알고리즘을 이용하여 에지 검출에 적용함으로써 우수한 결과를 얻었다. 본 논문은 제안된 적응적 형상학 웨이브렛을 이용한 에지 검출 방식과 Sobel 에지검출 및 다른 웨이브렛을 적용한 에지 검출을 비교하였다. 그 결과, 그림 (4)와 같이 제안된 알고리즘이 기존의 다른 에지 검출보다 우수함을 확인하였다. 특히, 에지와 에지의 부분이 가까울 때 정확한 에지를 검출하였으며, 완만한 곡선을 가지고 있는 에지 부분에서 더 우수한 결과 에지를 얻을 수 있음을 확인하였다.

5. 결 론

컬러 영상의 임계값에 따른 적응적 형태학을 이용하면 영상의 경계면을 부각 시킬 수 있는 특징이 있고, 웨이브렛 알고리즘 중 Meyer 웨이브렛 기저 계수는 웨이브렛 $\phi(t)$ 가 무한시간영역에서 크기만 급속도로 감소하는 특징을 가지고 있다. 그래서 형상학의 특성과 웨이브렛 알고리즘을 이용하여 에지 검출에 적용함으로써 우수한 결과를 얻었다. 본 논문은 제안된 적응적 형상학 웨이브렛을 이용한 에지 검출 방식과 Sobel 에지검출 및 다른 웨이브렛을 적용한 에지 검출을 비교하였다. 그 결과, 그림 (4)와 같이 제안된 알고리즘이 기존의 다른 에지 검출보다 우수함을 확인하였다. 특히, 에지와 에지의 부분이 가까울 때 정확한 에지를 검출하였으며, 완만한 곡선을 가지고 있는 에지 부분에서 더 우수한 결과 에지를 얻을 수 있음을 확인하였다.

[참고문헌]

- [1] R. Crane, "A simplified approach to Image Processing," Prentice-Hall, 1997.
- [2] R. Gonzalez and R. Woods, "Digital Image Processing," Addison-Wesley Publishing Company, 1992.
- [3] J.serra, "Image analysis and Mathematical Morphology," Academic press, 1989.
- [4] M. Sung-Ryong, "Design of Hybrid Median Filter Using Gray Scale Morphology," 전북대학교 박사 학위 논문, 1993.
- [5] J. Serra, "Introduction to mathematical morphology," Computer vision, Graphics, and Image Processing, 1986.
- [6] C. R. Giardina and E. R. Dougherty, "Morphological in Image and Signal Processing," Englewood Cliffs, NJ:Prentice-H, 1988.
- [7] M. Vetterli and T.A. Tony, "Filterbank Implementation of Meyer's Wavelets," EE392G Stanford University, June 10, 1998.
- [8] C. S. Burrus, and R. A. Gopinath, and H. Guo, Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms, Prentice-Hall, Inc., 1998.
- [9] O. S. Byun, "A Study on HFSD system using HMMD Color Model and Wavelet Morphology," 원광 대학교 박사 학위 논문, 2. 2003.
- [10] R. D. Dony, "Edge detection on color images using RGB vector angles," IEEE Trans. Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, Canada, pp. 687-692, May 1999.