

컬러 영상 모델에 기반한 에지 추출기법

김 태 은

남서울대학교 멀티미디어학과

요 약

컴퓨터 비전 분야에 있어서 컬러 영상이 보다 많은 정보를 포함하고 있음에도 불구하고 90년대 후반까지는 주로 흑백 영상(gray level image)을 대상으로 하여 연구가 이루어져 왔으며, 2000년대 들어서야 컬러 영상(color image)에 대한 연구가 활발히 진행되기 시작했다. 그 동안의 연구 결과들은 흑백 영상에서도 깊이 추정 에 필요한 정보를 충분히 얻을 수 있음을 보여주지만 보다 나은 결과를 위해 컬러 정보의 이용은 필수적이다.

본 논문에서는 Opponet Color Model(OCM)에 기반한 에지 추출 기법을 제안 한다. Opponet Color Model이란 인간의 컬러 인식 과정을 연구하던 중 개발된 모델로서 망막의 세포에 감지된 영상이 뇌에 전달되기까지의 과정을 실제로 모델링 한다. 일반적으로 인간의 뇌는 눈으로부터 오는 적(red), 녹(green), 청(blue)의 정보를 각각 따로 입력 받아 컬러를 인식하는 것으로 알려져 있다. 그러나 OCM은 컬러 정보가 전달되는 과정에서 중간의 매개 세포를 거침으로 해서 어떠한 변화가 가해짐을 보여주는데 이러한 과정을 Opponet Color Processing이라 한다. 본 논문에서는 컬러 영상을 이용함에 있어 이미 기존의 여러 모델이 존재 하나 Opponet Color Model에 기반한 에지 추출 기법이 보다 우수함을 보인다.

Edge Extraction Method Based on Color Image Model

Tae-Eun Kim

ABSTRACT

In computer vision, the goal of stereopsis is to determine the surface structure of real world form two or more perspective views of scene. It is similar to human visual system. We can avoid obstacles, recognize objects, and manipulate machine using three-dimensional information. Until recently , only gray-level images have been used as input to computation for depth determination, but the availability of color can further enhance the performance of computational stereopsis . There are many models to provide efficient color system. The simplest model, RGB model, treats color as if it were composed of separate entities. Each color channel is processed individually by the same stereopsis module as used in the gray-level model. HIS Model decouples intensity component from color information. So it can deal with color properties without defect intensity information. Opponent color model is based on human visual system. In this model, the red-green-blue colors are combined into three opponent channels before further processing.

1. 서 론

컴퓨터 비전(computer vision)이 가지는 궁극적인 목적은 인간의 시각 능력을 기계에 부여하는데 있다. [1] 시각 기능을 부여한다는 것은 주변 상황에 보다 능동적으로 대처할 수 있는 능력을 기계가 가지도록 함을 의미하며 작업의 효율성을 높일 수 있도록 도와준다. 이러한 컴퓨터 비전의 목적은 크게 3차원 정보의 획득과 인식으로 나누어진다. 3차원 정보의 획득이란 입력된 2차원 시각 정보로부터 2.5차원 정보를 추출하는 것으로 컴퓨터 비전의 기반을 이루며 따라서 저수준 비전(low level vision)으로 분류된다. 인식은 얻어진 3차원 혹은 2차원 정보를 바탕으로 물체 및 주변 상황을 인식하는 것으로 고수준 비전(highlevel vision)으로 분류된다. 본 논문은 이와 같은 두 가지 분야 중에서 저수준 비전에 해당하는 정보 취득을 다룬다. 2.5차원 정보를 얻고자 하는 노력은 다양한 분야에서 오랫동안 계속되어 왔다. 예를 들어보면 무늬소의 규칙적인 변화를 이용하는 shape from texture, 물체의 형태에 따라 밝기가 변화하는 것을 이용하는 shape from shading 그리고 능동적인 방법으로 패턴을 비춰 2.5차원 정보를 얻어내는 공간 부호화 등 다방면에 걸쳐 많은 연구가 있어 왔다. [2][3][4][5] 하지만 대부분이 특정 목적에 한정된 연구들로서 주변 상황에 능동적으로 대처하지 못한다는 단점이 있다. 조명, 또는 무늬를 투사할 필요가 없는 수동적이며 가장 유연한 방법으로 연구되어온 것에는 인간의 눈을 모델링 한 칼라비전(color vision)이 있다.

인간의 시각 체계를 모방하려는 노력은 공학분야 뿐만이 아니라 의학 분야에서의 꾸준한 연구로

많은 부분이 밝혀지고 있으나 아직도 미흡하다고 할 수 있다. 본 논문에서는 이와 같은 인간의 시각 전달 과정을 구성해 보고 이로부터 2.5차원 정보를 얻고자 하는데 있다. 인간의 눈에서 뇌에 이르는 시각 인식 체계에는 세 가지 통로(pathway)가 있다.

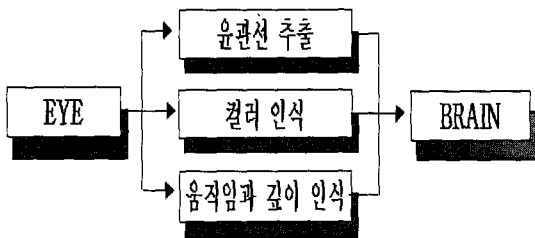
이는 신경 의학과 정신 의학 등에서 연구된 것으로 첫 번째 통로는 컬러 인식과 관련되어 있으며, 두 번째 통로는 고 해상도 윤곽선 추출을 하는 시스템과 관련되어 있다. 그리고 마지막 세 번째는 움직임과 깊이 인식에 관련되어 있다. 첫 번째 시스템을 모델링하기 위해 Opponent Color Model을 도입하였다. 실제 인간의 컬러 인식 과정을 모델링한 것으로 오랜 역사를 가지고 있으나 90년대 후반 들어서부터 공학 분야에 응용되기 시작했다. 두 번째 시스템은 인간이 주파수 특성에 민감하다는 것을 보여주는 것으로서 이를 모델링 하기 위해서는 2차원 가버 변환을 사용한다. 기존의 대표적인 주파수 해석 도구인 Fourier 변환과 달리 특정 위치에서 주파수 특성을 알 수 있으므로 역시 인간의 시각과 유사한 모델링이라 할 수 있다. 그리고 세 번째 시스템은 스테레오 비전 기법이 널리 이용되고 있고 본 논문에서는 논외로 한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되었다. 제 I장의 서론에 이어 제 II장에서 Opponent Color Model을 설명하고, 제 III장에서는 가버 변환 및 Opponent Color Model에 기반한 에지 검출기법을 제안한다. 그리고 제 IV장에서는 본 논문에서 제안한 알고리즘을 실제 영상에 적용한 결과를 보인다. 마지막으로 제 V장에서는 본 연구의 결론 및 응용분야에 대해서 논한다.

2. Opponent Color Model

2.1 인간의 시각 체계

인간의 시각 체계는 <그림 1>과 같이 구성되어 있다.



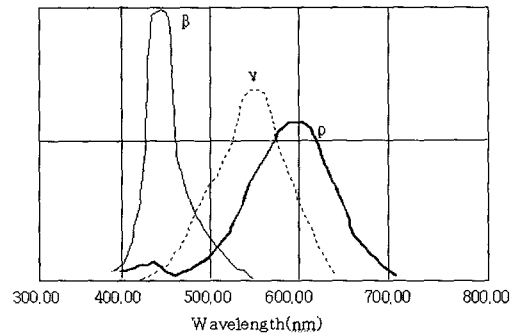
(그림 1) 인간의 시각 전달 체계

본 논문의 궁극적인 목적은 인간의 시각 체계를 모델링하고 이로부터 에지 정보를 추출하는데 있다. 그동안의 연구들은 인간의 시각이 하나의 전달 경로만을 이용하는 것이 아님을 밝혀 내었다. 전달 경로는 각기 병렬 처리를 거친 후 정보를 모아 최종적으로 뇌에서 판단한다. 본 논문을 통해 각 부분에 대한 모델링을 수행하며 제II장에서는 그 중 컬러 및 전달 부분을 기술한다.

컬러 영상은 흑백 영상에 비해 많은 정보를 포함하고 있음에도 불구하고 그동안의 많은 연구가 흑백 영상에 치중되어 왔다. 90년대 후반 들어 비전의 각 분야에서 컬러 도입이 활발해 졌으며 이제는 점차 일반화 되어가는 추세이다. 컬러의 사용도 결국은 인간의 시각을 모방하고자 하는 노력이므로 먼저 인간의 컬러 전달 구조를 살펴보고자 한다.

인간의 망막상에는 세 가지 cone 세포가 존재하며 각 cone 세포로부터의 출력은 ganglion 세포를 거쳐 뇌에 전달 되는 구조를 가진다. 각각의 cone세포는 적(R), 녹(G), 청(B)에 대응하는 입

력 주파수 대역을 가진다. 입력 받을 수 있는 주파수 대역은 주로 400에서 700nm에 퍼져있는데 그 중 세 종류의 cone세포가 가지는 상대적인 반응 강도는 <그림 2>와 같다. 여기서 r, g, b 는 R,G,B를 의미하는 그리스 문자로서 반응강도가 가장 높은 부분에 존재하는 색을 표시한다. 이처럼 인간은 세 가지 색의 조합으로부터 모든 색을 인식하나 뇌에 신호가 이르는 과정은 이처럼 단순하지 않으며 그 밖에 컬러의 응용 분야에 따라 여러 가지 모델이 개발되었다.



(그림 2) 세 가지 cone세포의 주파수 응답 특성

2.2 컬러 모델(Color Model)

컬러 모델이란 사용 목적에 맞는 표준을 정함으로써 컬러 정보를 보다 정확하고 편리하게 사용하고자 하는데 있다. 다음에 설명할 모델은 모두 네 가지로서 RGB, YIQ, HIS 그리고 Opponent Color Model 이며 마지막 Opponent Color Model을 중심으로 한 모델들간의 비교는 2.3장에 설명한다.

2.2.1 RGB모델

영상처리, 카메라를 이용한 영상 취득 그리고 모니터 등에서 출력을 위해 많이 사용되는 모델이

다. 다른 컬러 모델들의 기본이 되기도 하며 적(R), 녹(G), 청(B) 세가지 대역의 조합으로부터 색상을 표현하는 방식이다. 이와 같은 방식은 인간의 망막이 가지는 구조로부터 가장 간단하다는 장점이 있다.[6]

2.2.2 YIQ모델

컬러 TV방송에서 주로 사용되는 방식으로 입력된 R,G,B영상을 휘도 성분과, 동위상 성분 그리고 직교 위상 성분으로 분리하여 전송하게 된다. 변환식은 다음과 같다.

인간의 시각이 컬러 변화보다는 밝기 변화에 민감하다는 것을 이용하고 있다. 밝기 변화와 컬러 정보를 분리하고 Y에 보다 밝은 대역을 할당하여 밝기 정보를 처리한다. 또한 컬러정보에 영향을 미치지 않고 밝기 정보를 가공할 수 있다.

2.2.3 HSI 모델

Hue, Saturation, Intensity를 의미하여 컬러 영상 처리에 많이 쓰인다.

$$I = \frac{1}{3}(R + G + B),$$

$$S = 1 - \frac{1}{R + G + B} \min(R, G, B), \tag{1}$$

$$H = \cos^{-1} \left(\frac{\frac{1}{2}(R - G) + \frac{1}{2}(R - B)}{\sqrt{(R - G)^2 + (R - B)(G - B)}} \right)$$

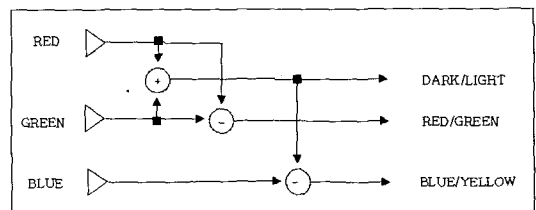
역시 밝기 정보를 분리하고 있으며 h와 s채널은 인간의 컬러 인식하는 방식과 유사하도록 모델링 되었다.

2.3 Opponent Color Model

Opponent Color Model은 정신 물리학 분야

등에서 기존의 RGB모델로는 설명할 수 없는 현상들을 해결하고, 인간의 컬러 인식 과정을 모델링 하고자 1878년 Hering등에 의해 시작되었다. Hurvich와 Jameson이 1955년에 체계적인 연구와 실험을 통해 발전 시켰으며 입력 단계에서 망막의 cone 세포와 전달 단계에서의 Opponent Color System의 이론이 확립되었다. 그 동안의 연구들은 대부분 신경 생리학과 정신 물리학 등의 학 분야에 집중되었고 공학 분야에서 이러한 이론이 사용된 것은 90년대 후반에 들어서이다. 아직까지 확정된 모델 자체와 그 응용 분야에 대해 연구가 계속되고 있다.

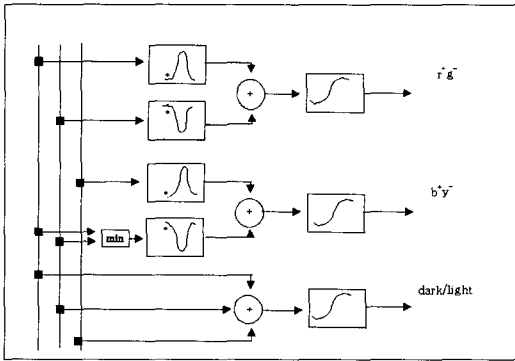
Opponent Color Model은 <그림 1>의 전달 경로 중 두 번째 컬러 전달 통로를 모델링한 것으로 입력된 컬러 정보가 단순히 뇌에 전달되는 것이 아니라 Opponent Color Processing을 거쳐 전달됨을 보인다. 망막상에 존재하는 컬러 인식 세포로부터 전달된 R,G,B 신호는 Opponent 컬러 세포라 불리는 red/green 세포와 blue/yellow 세포 그리고 밝기 정보를 전하는 세포를 통해 뇌에 전달되게 된다. <그림 3>에 간단한 모델을 보인다.



(그림 3) Simple Opponent Color Model

Hubel과 Wiesel에 따르면 Opponent 컬러 세포는 type-I 세포와 type-II 세포의 두 가지로 분류할 수 있다.[6] type-I 세포는 입력을 받아

들이는 부분으로 뒤에 설명 될 중심 세포와 주변 세포간의 분리된 작용(center-surround behavior)을 보여주고, Type-II 세포는 컬러에 대한 길항 작용을 한다. Type-I 세포는 빛의 증가에 반응하는 중심 세포(center cell)와 빛의 감소에 반응하는 주변 세포(surround cell)로 다시 나뉜다. 본 논문에서는 지금까지의 연구 결과를 바탕으로 Bollmann 등이 영상 처리에 응용하고자 구성한 모델을 사용하고자 한다.[7] 입력된 R,G,B 영상은 <그림 4>와 같은 처리를 거쳐 r+g- 채널과 b+y- 채널, 그리고 밝기(gray channel) 성분으로 분류된다.



(그림 4) Opponent Color Model

위 모델의 각 단계를 기술한 식은 다음과 같다. 식 (2)과 (3)는 각각 중심 세포와 주변세포의 응답 특성을 나타내는 컨볼루션 커널(convolution kernel)이며 식 (4)는 <그림 4>에서의 노드를 기술한 것이다. 식 (4)의 결과가 하이퍼블릭 탄젠트(Hyperbolic tangent)형태의 가중치 함수를 거쳐 최종 Opponent 세포의 출력 결과가 얻어진다.

$$W_{center}(x, y) = c_1 e^{-\frac{x^2 + y^2}{\sigma_1}} \quad (2)$$

$$W_{surr}(x, y) = c_2 e^{-\frac{x^2 + y^2}{\sigma_2}} \quad (3)$$

$$net_i(x, y) = \sum_k \sum_l w_{k, l}^{center} P_{x-K/2+k, y-L/2+l} + \sum_k \sum_l w_{k, l}^{surr} q_{x-K/2+k, y-L/2+l} \quad (4)$$

식 (2), (3), (4)에 쓰인 식의 파라미터(c1, c2, σ1, σ2)들의 값은 휴리스틱(heuristic)하게 결정되는데 해상도 수준과 커널의 크기 등에 관련이 있다. 아래에 생물학적 뉴런의 응답을 모델링한 최종 응답 함수로부터 출력을 보인다.

$$G(net_i) = \frac{1}{2}(\tanh(m(net_i - net_{off})) + 1) \quad (5)$$

파라미터 m과 net_{off}는 세포의 응답치 범위가 200스텝 이상, 최대가 되도록 결정되며 c와 σ값과도 관련을 가진다.

2.4 Opponent Color Model이 가지는 장점

Opponent Color Model은 휘도 채널과 컬러 특성을 나타내는 red/green, blue/yellow 채널이 분리되어 있으므로 조명이 일정하지 않은 환경에서 유용하게 쓰일 수 있다.[8] Buchsbaum과 Gottschalk는 정보 이론상 Opponent Color Model이 여분의 필요 없는 정보를 포함하지 않아 컬러 비전 시스템에 최적이라고 밝혔으며 Schwartz등은 다른 모델들과의 비교를 통해 컬러 정합 등의 분야에서 우수하다는 것을 실험적으로 보였다.[9] 신경 과학을 연구한 학자들은 컬러를 인식하는 동물들 대부분이 이와 같은 형태의 컬러 처리를 하고 있다는 것을 밝혔다. 인간과 유사하게 컬러를 받아들인 후 Opponent 컬러 세포로 전달되는 이중의 구조를 가지고 있다고 한다.

Opponent Color Model의 장점이 잘 나타나 는 간단한 예를 들어보면 입체 사진(anaglyph) 이 있다. 스테레오그램과 같이 두 장의 사진을 이 용하는데 이들을 한 장의 사진에 넣을 수 있도록 서로 보색 관계에 있는 적색과 녹색을 이용한다. 따라서 입체감을 느끼기 위해서는 적색 렌즈를, 오른쪽 눈에는 녹색 렌즈를 착용하고 바라보아야 한다. 이 때 RGB모델을 사용하면 서로 다른 채널에 영상이 입력되므로 전혀 정합을 수행할 수 없다. 이는 RGB모델에서 각 채널이 가지는 대역 폭이 좁다는데 기인한다. 또한 YIQ모델과 같은 경우는 각 채널이 R,G,B 모두를 입력으로 하기 때문에 정보의 낭비이며 비효율적인 처리가 된다. 그러나 인간과 Opponent Color Model 에서는 효율적으로 정합을 수행하고 이로부터 깊이 정보를 추출할 수가 있다. 또 한가지 예로서는 적색의 뚜렷한 에지와 녹색의 약한 에지가 함께 있는 영 상을 들 수 있다. RGB에서는 적색의 에지만 추 출이 되지만 휘도 성분과 red/green 채널을 함께 고려하는 Opponent Color Model 에서는 두 가 지 에지 모두 추출된다. HSI모델은 마찬가지로 휘도 성분과 컬러 성분을 분리하였다는 점 그리고 인간의 컬러 인식 방식을 모델링하려 했다는 점에 서 유사하나 단지 외형적인 실험을 통해 얻어진 결과라는 면에서 정확한 인간의 시각 체계를 모델 링하고자 하는 Opponent Color Model에 뒤떨 어진다고 할 수 있다.

3. Opponent Color Model에 기반한 에지 추출

3.1 기존의 에지 추출 기법

에지 추출(edge extraction)은 저수준 영상 처

리(low-level image processing) 분야에서 중 요한 역할을 차지하고 있다. 영상의 에지란 밝기 나 컬러 값의 불연속점 또는 변화가 큰 부분을 의 미한다. 이와 같은 부분은 영상에 존재하는 영역 중 특징이 명확한 부분으로 분류될 수 있으며 이 와 같은 특성으로 인해 에지 검출은 많은 영상 처 리에서 전처리 단계로 사용되고 있다.

기본적인 에지 추출은 영상의 밝기 값에 미분을 취하여 얻어진다. 일차 미분을 수행했을 때 상승 에지에서는 양의 값이 얻어지고, 하강 에지에서는 음의 값이 얻어지며, 에지가 없는 부분에서는 영 으로 나타내어진다. 2차 미분에서는 영교차 점을 이용해 에지의 위치를 확인 할 수 있다. 식(6)은 Gradiend 연산자이다.

$$\nabla f = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} =$$

$$|\nabla f| = \text{mag}(\nabla f) = [G_x^2 + G_y^2]^{1/2} \quad (6)$$

에지 검출에 있어서 중요한 것은 벡터의 크기가 므로 식 (6)과 같이 에지의 강도를 구하여 에지의 유무를 파악하며, 식 (7)로부터 에지의 방향을 구 한다.

$$\alpha(x,y) = \tan^{-1} \left(\frac{G_y}{G_x} \right) \quad (7)$$

<그림 5>에 대표적인 에지 추출 연산자 중 하나 인 Sobel 연산자를 보인다. 식(6)이 편미분을 디 지털 형태로 나타낸 것이며 마스크 형태로 사용된 다. 미분 연산이 잡음을 강화하는 효과를 가지나 Sobel 연산자는 영상을 부드럽게 하는 특징이 있 으므로 이를 잡음을 억제한다는 장점이 있다.

-1	-2	-1
0	0	0
I1	2	1

-1	0	-1
-2	0	2
1	0	1

(그림 5) Sobel 연산자

3.2 Opponent Color Model에 기반한 에지 추출 기법

본 논문에서는 Opponent Color Model에 기반한 에지 추출 기법을 제안한다. 입력된 RGB 컬러 영상에 Opponent Color Processing을 거쳐 Opponent Color Model로 변환한 후 본 장에서 언급될 Gabor 확장을 응용한다. Gabor 확장은 특정 위치에 대한 주파수 특성을 얻을 수 있으므로 이로부터 얻어진 스펙트럼 정보를 해석하여 에지를 추출 한다. 본 논문의 실험결과에서는 기존의 흑백 및 컬러 모델을 이용한 에지 추출 기법간의 성능 평가를 통해 제안된 방법의 우수성을 보인다.

3.2.1 주파수 해석

신호 처리 분야에서 주파수 해석은 필수적이다. 그 중에서도 Fourier 변환은 오랫동안 입력 신호의 주파수 특성을 해석하는 도구로서 사용되어 왔으며 2차원으로 확장되어 영상 신호처리에서도 유용하게 사용되었다. 그러나 고전적인 Fourier 변환이나 power spectrum은 시간과 주파수간의 관계를 나타내지 못하며 영상 신호에서도 마찬가지로 공간과 주파수 특성간의 관계를 기술할 수 없다는 단점이 있다. 실세계를 이루는 대부분의 신호가 시간 혹은 공간상의 위치에 따라 다른 주파수 특성을 가짐을 고려한다면 단지 전체적인 주파수 분포만을 확인 할 수 있는 고전적인 fourier

변환은 이용에 한계가 있게 된다.[10] 1차원 신호의 예를 들어보면 음성 신호는 시간에 따라 계속해서 변하는 신호로 전체적인 주파수 특성이 일정하지 않다. 특정 시간의 주파수 특성을 알기 위해서는 기존의 전체적인 영역을 고려하던 주파수 해석 방법은 사용할 수 없게 된다. 이와 같은 문제를 해결 할 수 있는 방법으로 연구된 것이 Gabor 변환과 Wigner-Ville 분포, Wavelet 변환 등이다. 이들을 이용함으로써 시간 영역과 주파수 영역 사이의 상관 관계를 보다 잘 기술할 수 있게 되어 시간에 따라 변하는 음성 신호, 레이다 신호 그리고 증가 동향 등 많은 분야에 있어서 얻어진 자료에 대한 해석 및 분석이 보다 용이하게 되었다. 본 논문에서는 에지 검출을 위해 주파수 해석을 도입하였다. 위에서 열거한 방법 중 간단하면서도 실제 영상에 적용하기 좋은 Gabor 변환을 이용하고자 하며 영상에 사용될 수 있도록 2차원 Gabor변환을 도입하였다.

3.2.2 Gabor 변환

Gabor 변환은 고전적인 Fourier 변환에 윈도우 함수가 포함된 형태를 가진다. 여기서 윈도우 함수는 기본 함수(elementary function)이라 불리며 입력 신호에 윈도우 함수가 곱해지고 그것을 Fourier 변환하면 Gabor 변환이 된다. 여기서 사용되는 윈도우 함수의 형태는 가우시안(Gaussian) 함수 형태를 가진다. 식 (8)은 1차원신호에 대한 Gabor 변환 $G(x,u)$ 을 나타낸 것이고, 식(9)은 윈도우함수 $v(k)$ 를 나타낸다.

$$G(x, u) = \int_{-\infty}^{\infty} f(a) \gamma(a-x) e^{-j2\pi u a} da \quad (8)$$

$$v(K) = \left(\frac{1}{\pi}\right) \frac{1}{4} \exp\left(-\frac{1}{2} K^2\right) \quad (9)$$

여기서 나타낸 식(8)은 입력신호가 연속적인 경우이고, 이산적인 신호를 처리할 때는 식(10)을 이용한다.

$$S[x, m] = \sum_{k=0}^{\infty} s[k] \gamma[k-m \Delta M] W_L^{-sk} \quad (10)$$

식(11),(12),(13)은 각각 식(8),(9),(10)을 2차원으로 나타낸 것이다. 실제 영상에 대해 사용할 때는 2차원 이산 Gabor 변환을 사용한다.

$$G(x, y, u, v) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(\alpha, \beta) \gamma(\alpha-x, \beta-y) e^{-j2\pi(\alpha x + \beta y)} d\alpha d\beta \quad (11)$$

$$\gamma(k, l) = \left(\frac{1}{\pi}\right)^{\frac{1}{2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(k^2 + l^2)\right) \quad (12)$$

$$S[x, y, m, n] = \sum_{k=0}^{\infty} \sum_{l=0}^{\infty} s[k, l] \gamma[k-m \Delta M, l-n \Delta N] W_L^{-xk} W_L^{-yl} \quad (13)$$

에지가 있는 부분은 영상에서 고주파 성분이 존재하는 곳이다. 따라서 Gabor 변환을 통해 주파수 영역으로 변환한 후 고주파 부분의 에너지로부터 에지의 강도를 확인 할 수 있다. 얻어진 스펙트럼 영역에 다음과 같은 식을 적용해 에지의 유무와 방향을 판별한다.

$$P_k(\theta) = \sum_{r=0}^{\infty} S[x, y, r, \theta] \quad (14)$$

각 θ 에 대해 최대가 되는 $P_k(\theta)$ 가 (x,y)에서의 에지 강도를 나타내고 이때의 θ 값이 에지의 방향을 의미한다. 문턱치를 주어 에지의 유무를 판별한다. 실험대상 영상은 컬러 영상이며 Opponent Color Model에 기반을 두고 에지를 추출한다.

4. 실험 결과

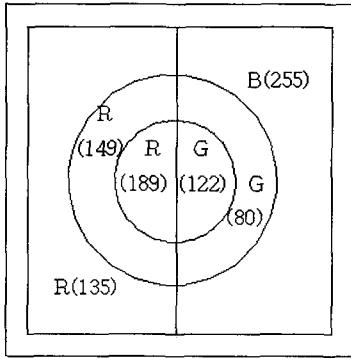
4.1 Achromatic Model, HSI Model 및 Opponent Color Model간의 성능 평가

<그림 6>은 합성영상으로서 각 R, G, B의 밝기분포를 나타내며 흑백 및 컬러모델을 사용하였을 때 성능을 평가하기 위한 것이다.

표 1에는 각 모델들간의 성능 평가 결과를 비교하였다. 항목은 두 가지로서 에지 추출율과 이때 걸리는 시간을 측정하였다. 에지 추출율에서는 Opponent Color Model과 HIS Model이 같은 결과를 보이며, RGB Model은 대역폭이 좁은 이유로 이보다 낮은 추출율을 나타낸다. 흑백 모델은 밝기차가 비슷한 경우 추출을 못하므로 가장 낮은 추출율을 보였다. 수행시간 측정 실험에서는 추출을 비교시 비슷한 결과를 보인 Opponent Color Model과 HIS Model간의 차이가 크게 나타났다. 간단한 모델들의 수행 시간은 작게 걸리지만 가장 중요한 추출율에서 많은 차이를 보이므로 종합적인 성능 평가에서 Opponent Color Model이 가장 우수함을 확인할 수 있다.

(표 1) 흑백 및 컬러 모델들간의 에지 추출 성능 비교

	Achromatic Model	Trichromatic Model	HSI Model	Opponent Color Model
수행시간 (ms)	0	70	679	160
추출율(%)	78.2	80.8	100.0	100.0

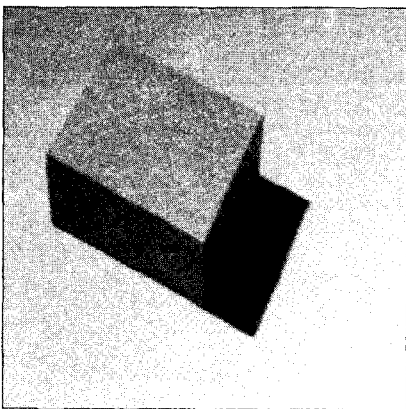


(그림 6) 대상 영상의 밝기 분포

4.2 제안한 알고리즘을 실제영상에 적용한 실험 결과

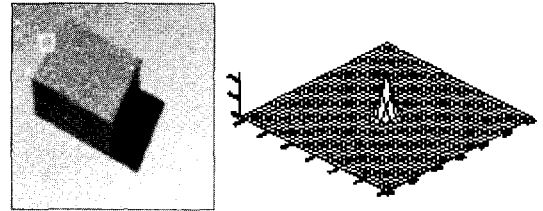
실제 영상에 제안한 알고리즘을 적용하여 실험한 결과를 보인다.

실제 영상에 대해 Opponent Color Model을 적용해보고 주파수 해석을 하여 가능성을 검토해보았다. 사용된 영상은 <그림 7>와 같은 단순육면체의 상자이다. 전체적으로 주황 및 노랑색 톤이 강하며 명암차가 큰 그늘과 거의 없는 부분이 함께 존재하는 영상이다.

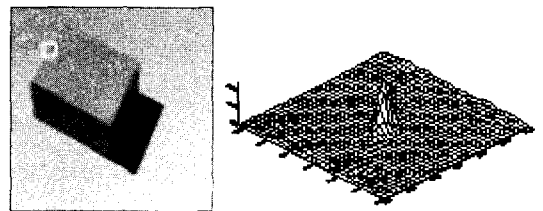


(그림 7) 실험 대상 영상

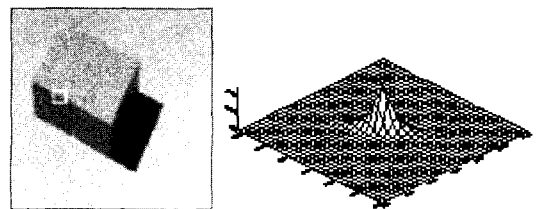
실험은 특징이 다른 세 부분을 대상으로 하였으며, 실험에 사용된 부분은 그림에 하얀 사각형으로 표시하였다. <그림 8>는 가장자리에 에지가 존재하나 중심에는 없는 경우이고, <그림 9>은 중심에 에지가 존재하며 밝기 차가 작은 경우이고, <그림 10>은 역시 중심에 에지가 존재하며 밝기차가 큰 경우로서 기존의 방법으로도 에지가 잘 검출되는 부분이다



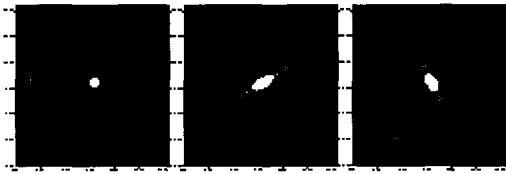
(그림 8) (a) 대상 영상 (b) 주파수 특성



(그림 9) (a) 대상 영상 (b) 주파수 특성



(그림 10) (a) 대상 영상 (b) 주파수 특성



(그림 11) Power spectrum 분포

<그림 11>은 위에서 얻어진 주파수 특성을 밝기값으로 나타낸 것이다.

주파수 분포가 에지의 유무에 따라 다름을 알 수 있으며 밝기 값의 차에 큰 영향을 받지 않음도 알 수 있다. 그리고 에지의 방향과 주파수 분포가 밀접한 관계가 있음도 확인할 수 있는데 이로부터 방향도 구할 수 있다. 위의 결과로부터 에지 및 방향 정보 추출의 가능성을 확인할 수 있었다.

5. 결 론

본 논문에서는 Opponent Color Model에 기반한 컬러 영상에서의 에지 추출 알고리즘을 제안하였다. 기존의 방법들에 비해 보다 직관적이며 직접적이 주파수 해석을 함으로 해서 에지 추출 뿐만 아니라 필터링이나 영상의 특징 추출등에 있어서 유용하게 쓰일 수 있다.

본 논문은 인간의 시각 시스템을 모델링하고자 하는 노력이면 최종적으로는 이를 통해 실세계의 3차원 정보를 얻고자 하는데 목적이 있다. 인간의 시각 전달 경로를 모델링 하기 위해 다음과 같은 방법이 사용되었다. 첫째로, 컬러 전달 경로를 모델링하기 위해 Opponent Color Model을 사용하였다. 인간 및 포유류의 컬러 전달 과정을 가장 잘 기술하고 있는 모델로서 뛰어난 성능을 보인다. 둘째로, 에지 및 윤곽선 추출을 위해서는 인간이 주파수 특성에 민감하다는 점으로부터

Gabor변환을 도입하고 에지 추출 기법을 제안하였다. 주파수가 높은 부분에 위치하는 에지를 효율적으로 추출할 수 있었으며 마지막으로 Opponent Color Model에 기반한 에지 추출 기법을 제안하였다. 기존의 흑백 및 컬러 모델을 사용한 에지 추출 기법과 비교하여 본 연구에서 제안한 기법이 추출율 및 추출시 걸리는 시간등에서 보다 좋은 성능이 있음을 실험을 통해 확인하였다. 이와 같은 연구는 컴퓨터컬러비전시스템 및 가상현실시스템등에 응용 사용될 수 있다.

Acknowledgement

본 논문은 2003년도 남서울대학교 교내연구비 지원에 의하여 연구 되었음

참고문헌

- [1] B.K.P.Horn, Robot Vision, Cambridge, MA.And New York, M.I.T. Press, and McGrawHill,1986.
- [2] D.Marr, Vision, W.H.Freeman and Company, San Francisco,CA,PP. 233-239, 1980.
- [3] Yukio Sato and Masaki Otsuki, "Three-dimensional shape reconstruction by active rangefinder,"IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 4, no. 11, pp. 142-147, Nov., 1982
- [4] R.volR.C.Gonzalez and R.E.Woods, Digital Image Processing, MA., Addison-Wesley, 1992.

- [5] Doron Sherman and Shmuel Peleg, "Stereo by incremental matching of contours," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 12, no. 11, pp. 1102-1106, Nov., 1990.
- [6] D.H Hubel and T.N.Wiesel. "Receptive field and functional architecture of monkey striate cortex," The Journal of Physiology, vol.195, pp.215-243, 1968.
- [7] M.Bollman and B.Mertsching, "Opponent color proecssing based n neural model," Advances in Structural and Syntactical pattern Recognition, Lecture notes in Computer Science, pp.198-207, Berlin et al, 1996.
- [8] Douglas C. Brockelbank and Yee hong Yang, " An experimental Investigation in the use of color in comutational stereopsis, " IEEE Trans. System, Man, and Cybernetics, vol. 19, no.6, pp1365-1383, Nov./Dec., 1980.
- [9] M.W.Schwartz, W.B.Cowan, and J.C. Beatty, "An experimental comparison of RGB, YIQ , LAB, HSV and opponent color models, "ACM Trans. Graphics, vol.6, pp. 123-158, 1987.
- [10] C. L. Novak and S. A. Shafer, "Color edge detection, "Proceedings DARPA Image Understanding Workshop, vol. I, pp. 35-37, Los Angeles, CA., USA, February 1987.



김 태 은

1989년 중앙대학교 전기공학과(학사)

1992년 중앙대학교 대학원 전자공학과(석사)

1997년 중앙대학교 대학원 전자공학과(박사)

1994년~1996년 한국과학재단(ERC) 참여연구원

1997년~현재 남서울대학교 멀티미디어학과 부교수