

컬러 영상 에지 검출을 위한 적응 형태학적 WCNN 알고리즘

Adaptive morphological Wavelet-CNN Algorithm for the Color Image Edge detection

백영현 · 문성룡

Young-Hyun Beak and Sung-Rung Moon

원광대학교 전자공학과

요약

본 논문에서는 컬러 영상에서의 새로운 에지 검출 알고리즘을 제안한다. 제안된 적응 형태학적 WCNN 알고리즘은 적응 형태학과 WCNN 알고리즘으로 구성된다. 이는 입력된 컬러 영상의 임계값에 따라 적응 형태학을 이용하여 경계면의 차를 레벨업시킨 후 WCNN 알고리즘을 이용하여 최적의 에지를 검출한다. 또한, 기존의 고정 마스크 에지 검출방식을 탈피하여, 영상의 임계값의 차에 따라 가변적으로 변화하는 가변 BBM(Beak Y. H, Byun O. H, Moon S. R) 마스크를 사용한다. 제안된 알고리즘의 기존의 연구에 비해 유용성을 검증하기 위해 본 논문은 30개의 컬러 영상의 모의 실험을 제공한다.

Abstract

This paper presents a new edge detection algorithm in color image. The proposed Adaptive morphological Wavelet-CNN algorithm is divided into two parts : The Adaptive morpholog and WCNN(Wavelet Cellular Neural Networks). It detects the optimal edge with applying this color image to WCNN algorithm, after it does level up a boundary side of a color image by using the adaptive morphology as the threshold of an input color image. Also, it is used not a conventional fixed mask edge detection method but variable mask method which is called a variable BBM. Finally, to show the feasibility of the proposed algorithm, this paper provides by simulation that the color image consists of 30.

Key words : morphology, CNN, wavelet, edge, threshold, color image

1. 서론

21세기 영상 미디어가 급속도로 발달하고 다양화 되어감에 따라 영상을 기반으로 하는 기계 사용은 과학적인 분야의 큰 변화 속에서 폭 넓게 응용되고 있다. 이에 따라 수많은 분량의 영상들은 나타나고, 이러한 영상들을 처리하기 영상 해석의 전처리 단계에서 얼마만큼 정확하고도 유용한 정보를 찾아 주느냐에 따라 크게 영향을 받게 된다[1].

영상 인식에서 정확한 에지는 입력 영상에 대한 중요 정보들의 위치, 정보의 모양과 크기, 텍스처 등에 대한 정보를 포함하는 중요한 요소이다. 즉, 인간의 시각 시스템이 물체를 인식하는데 있어서 윤곽선만으로 인식이 가능하듯 대부분의 유용한 정보는 서로 다른 영역간의 경계선에 위치해 있음을 알 수 있다. 이러한 에지는 영상의 밝기가 낮은 값에서 높은 값으로 또는 높은 값에서 낮은 값으로 변하는 지점에 존재하게 된다[1,2].

현재까지 에지 강도를 갖고 있는 모든 에지들을 검출하기 위해 많은 방법들이 제안되었다[1-3]. 그럼에도 불구하고 에지는 응용분야에 따라 검출 범위가 달라서 물체의 실제 경계

선에 해당되는 에지를 정확히 검출하는 것은 여전히 문제로 남아 있다. 영상 정보 내에 존재하는 에지는 다양한 형태로 표현될 수 있기 때문에 에지의 정의를 정확히 규명하기는 어렵다. 그래서 기존에는 각 화소에서의 밝기의 불연속점을 근거로 경계를 찾는 흑백영상에서 주로 연구되어 왔다. 이러한 픽셀에 대한 에지 픽셀에 여부가 영상 내 픽셀간의 위치 관계나 이웃하는 에지들의 형태와는 무관하게 명암의 변화만으로 결정되어지기 때문에 정확한 에지 검출이 힘들었다. 이러한 문제를 해결하기 위해서 제한된 방법 중 하나로 미분연산자를 이용한 다양한 에지 추출 방법이 제시되었다[3]. 이와 같은 기법들은 에지 검출시 국부적인 미분연산자를 이용하여 불연속적인 두 영역간의 명암차를 구해 에지 검출을 한다. 이러한 기법들은 명암차가 불분명한 영상에서는 경계점의 위치를 정확하게 찾기 어렵다.

본 논문에서 기존의 흑백 영상에서 각 화소에서의 밝기의 불연속을 근거로 경계를 찾는 미분연산자(mask) 방식에 탈피하여, 흑백 영상 보다 더 많은 정보를 포함하고 있는 컬러 영상을 공간적 객체 분할을 통한 영상을 사용하였고, 고정된 미분연산자가 아닌 입력되는 영상의 임계값의 차에 따라 가변적으로 변화하는 가변 BBM(Beak Y. H, Byun O. S, Moon S. R) 마스크를 제안하고 사용하였다[1,3]. 또한 입력 영상의 임계값에 따라 경계면을 레벨 업, 레벨 다운 시킬 수 있는 적응적 형태학을 사용하여 영상의 경계면의 차를 확연히 부각 시켰고, 영상의 중요 정보가 모여 있는 저주파영역으로 단순화하기 위하여 웨이브렛 변환을 사용하였다

접수일자 : 2004년 5월 29일

완료일자 : 2004년 6월 25일

감사의 글 : 본 논문은 2004년 원광대학교의 교비지원에 의해서 연구됨.

[4,5,8,9].

그리고 위의 알고리즘을 이용하여 에지 검출을 처리하기 위해 병렬적이고 반복적인 구조를 가지고 있어서 연산량을 줄일 수 있는 CNN(Cellular Neural Networks)구조를 사용하였다[6,7]. 그 결과 고정 미분 연산자를 이용한 방법과는 달리 세밀하고 정확한 결과를 얻을 수 있었으며 이를 이용한 처리 또한 기존 방법보다 우수한 결과를 모의 실험을 통하여 확인하고자 한다.

2. 공간 컬러 모델과 에지 검출 알고리즘

2.1 공간 컬러 모델

공간 컬러 모델은 각각의 색을 한 점으로 나타내는 시스템에서의 부분 공간으로, 380nm에서 780nm 범위의 파장으로 눈의 망막에 입사되는 스펙트럼을 가시광선이라 한다[2,3]. 그리고 이 가시광선 영역의 빛을 인지하는 결과를 컬러라 한다.

오늘날 사용되는 대부분의 컬러 모델은 하드웨어(컬러 모니터나 프린터) 또는 색 조작성이 목적인 응용(컬러 그래픽)을 지향한다. 실질적으로 가장 일반적으로 사용되는 하드웨어 기준 모델들은 컬러 모니터와 많은 종류의 컬러 비디오 카메라를 위한 RGB(Red, Green, Blue) 모델, MPEG과 JPEG의 컬러 프린터, 사진 그리고 TV 방송을 위한 YCbCr(Luminance, Chrominance-Blue, Chrominance-Red)모델, 컬러 영상 조작과 컴퓨터 그래픽을 위한 HSV(Hue, Saturation, Value) 모델과 최근 MPEG-7 표준안에 새로이 채택된 HMMD(Hue, Max, Min, Diff) 모델이 있다[2,11,12].

2.2 RGB 컬러 모델

RGB 컬러 모델에서 각 색들은 빨강, 초록, 파랑의 기본 스펙트럼 성분들로 나타낸다. 이 모델은 직교 좌표 시스템(cartesian coordinate system)에 기초한 것이다. 컬러 부분 공간은 그림 2-1에 나타난 입방체 구조를 가지고 있다. RGB 값은 세 꼭지점으로 검은색은 원점이고, 그리고 흰색은 원점에서 가장 먼 꼭지점이다. 이 모델에서 명암도는 검은색부터 흰색 두 점을 연결하는 선을 따라 전개되고, 색은 원점에서부터 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[2,3].

2.3 YCbCr 컬러 모델

YCbCr 컬러 모델은 컬러 정보로부터 광도를 분리하는 또 하나의 컬러 공간으로 MPEG에서 사용하는 컬러 모델이다[9].

광도는 Y(휘도)로 기호화되고, 비디오 신호의 색상 부분인 푸른 정보와 붉은 정보는 Cb와 Cr로 기호화된다. RGB 컬러 모델에서 YCbCr 컬러 모델로 변환하는 것은 매우 쉽다. 그리고 YCbCr 컬러 모델과 RGB 컬러 모델을 서로 변환하는 방법은 여러 가지가 있다. 그 중, 식 (2-1)은

CCIR(International Radio Consultive Committee)의 권고안 601-I이며, 이것은 JPEG압축에서 사용되는 전형적인 방법이다[11,12].

$$\begin{aligned} Y &= 0.29900R + 0.58700G + 0.11400B \\ Cb &= -0.16874R - 0.33126G + 0.50000B \\ Cr &= 0.50000R - 0.41869G - 0.08131B \end{aligned} \quad (2-1)$$

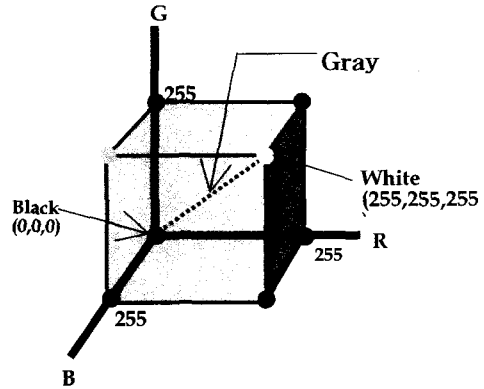


그림 2-1. RGB 컬러 모델의 공간 좌표계
Fig. 2-1. RGB color cube

2.4 에지 검출 알고리즘

기존의 에지 검출 방법은 흑백 영상에 한정되어 연구되어 왔다[1,3]. 그리고 현대의 컬러 멀티 미디어의 응용분야에 맞는 에지를 검출하는 것은 영상 처리 분야에서 매우 중요한 문제로 떠오르고 있다. 에지 검출을 위해 널리 사용되는 방법 중 하나로서 Marr&Hildreth 연산자는 가우시안 필터를 사용하여 필터링 작업을 수행한 후, 라플라시안 연산자를 이용하여 필터된 영상에서 에지의 위치를 찾아내는 방법이다. 그러나, 한 영상 안에서의 명암 변화는 넓은 지역에 걸쳐 발생하고, 다양한 크기와 형태를 갖는 여러 유형의 물체들이 영상에 포함될 수 있다. 따라서 기존의 고정된 마스크 방식과 입력영상을 그대로 사용하는 방식으로는 영상의 전 구역에 동일한 표준 편차 요구하여 처리하기 때문에 디지털 영상의 에지 검출에 있어 정보의 손실과 속도의 손실을 가져올 수 있다. 반면에, 흑백 영상이 아닌 컬러 영상을 주 입력으로 할 경우 보다 많은 시각 시스템 정보를 바탕으로 많은 정보를 가지고 에지를 추출할 수 있다.

에지란 영상 안에서 영역의 경계를 나타내는 특징으로 픽셀 밝기의 불연속점을 나타내며 물체의 윤곽에 대응되고, 많은 정보를 가지고 있으며 물체의 위치, 모양, 크기, 표면의 무늬 등에 대한 정보를 알려준다[1,2]. 즉, 빛의 반사 정도가 물체와 배경의 경계를 사이에 두고 밝기 차가 눈에 띄게 나타나기 때문에 이 밝기의 차로 인간은 물체와 배경을 구분하게 된다. 이러한 에지에 해당하는 곳은 픽셀 값의 불연속이나 픽셀미분 값의 불연속 점에 존재하며 그림 2-2에서는 밝기 변화에 따른 에지의 종류를 나타내고 있다[1].

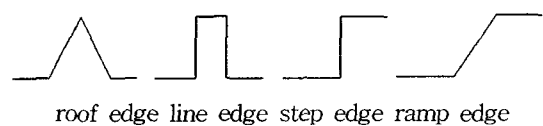


그림 2-2. 밝기의 변화에 따른 에지의 종류
Fig. 2-2. Different edge profiles

에지에 해당하는 픽셀을 구하는 방법을 에지 검출이라 하며, 현재까지 여러 가지 방법이 제안되고 있다. 에지 검출 방법도 에지의 종류에 따라 달라지게 되는데 각 에지 검출 방법은 나름대로 장단점을 가진다. 즉, 처리할 대상마다 방법을 변형하고 응용하여 적합한 에지 검출 방법을 적용한다면 좀 더 좋은 영상을 얻게된다. 그림 2-3은 밝기 변화에 의한 에지의 기울기를 나타내고 있다. 급격한 밝기 변화를 보이는 경우에는 기울기 값이 크며 점차적으로 변화하는 경우 기울기 값이 완만해짐을 나타내주고 있다.

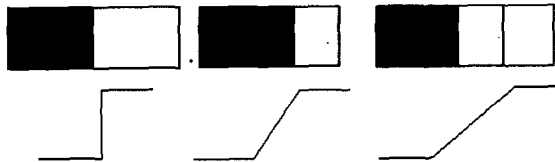


그림 2-3. 밝기 변화에 의한 에지의 기울기 변화
Fig. 2-3. Different edge profiles with gradient change

이러한 기울기에 의해 에지가 검출되므로 기존의 일반적인 에지 검출 방법은 편미분 연산자를 사용한다. 에지를 검출하기 위한 방법을 수학적으로 표현하면 대부분의 에지 검출 기법은 편미분 연산자 계산에 근거한다.

2.5 마스크를 이용한 에지 검출

앞에서 설명한 미분연산자를 이용한 밝기 값의 변화를 고려하여 에지를 찾아내는 방법은 직접적인 계산이 필요하다. 이를 위해 미분연산자의 역할을 해주는 마스크가 등장하였다. 마스크를 이용하여 프로그래밍을 하면 빠른 계산을 수행하므로 효과적이다. 마스크란 영상 안에서 일정부분에 위치시키기 위한 어떠한 행렬모양을 한 구조체로 주로 3×3, 5×5, 16×16 등과 같은 정방 행렬을 사용한다. 그림 2-4에서와 같이 가장 많이 사용하는 마스크의 형태는 3×3 이며, 원 영상의 3×3 픽셀 단위로 연산하며 이동한다[1-3].

-1, -1	-1, 0	-1, 1
0, -1	0, 0	0, 1
1, -1	1, 0	1, 1

그림 2-4. 3×3 마스크
Fig. 2-4. 3×3 mask

연산 진행 방향은 마스크의 종류에 따라 그림 2-5와 같다.

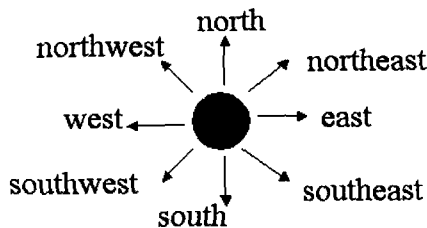


그림 2-5. 마스크의 연산 진행 방향
Fig. 2-5. Mask homogeneity operator

3. 형태학 및 웨이블릿 알고리즘

3.1 형태학 알고리즘

영상처리와 해석에서 객체(object) 상호간의 기하학적 구조를 해석하기 위해서 영상을 분할하여 인식한다. 이와 같은 영상의 객체와 배경을 수학적 형태학에서는 집합이론으로 표현하며 사전적 의미는 형태처리, 형태론으로써 어떤 영상의 형태적인 면의 조작을 말한다[16-18]. 그리고 경계, 골격, 블록과 같은 영역 형태를 표현, 서술하는 도구로써 최외곽선의 한 픽셀을 가감하는 작업과 한 픽셀의 잡음제거 또는 두 픽셀로 확장한다. 이 중 영상의 경계 레벨을 하기 위해 사용되는 형태학의 기본 연산자는 dilation과 erosion으로써 다음과 같다[8-10]

3.1.1 Dilation

Binary 입력신호는 기하학적 공간에서의 집합으로 간주할 수 있으며, 식(3-1)와 같다.

$$g_d(m,n) = (f \oplus B)(m,n) = \bigcup_{(i,j) \in B} f(m-i, n-j) \quad (3-1)$$

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 높은값을 더 높게 만들고, 낮은 값을 더 낮게 만든다. 그레이 스케일 영상에서 dilation은 식(3-2)와 같다.

$$g_d(m,n) = (f \oplus B)(m,n) = \max_{(i,j) \in B} \{f(m-i, n-j)\} \quad (3-2)$$

3.1.2 Erosion

Binary 입력신호는 기하학적 공간에서의 집합으로 간주할 수 있으며, 식(3-3)과 같다.

$$g_e(m,n) = (f \ominus B)(m,n) = \bigcap_{(i,j) \in B} f(m+i, n+j) \quad (3-3)$$

여기서 영상 f 와 structuring element B 의 성분들의 모든 벡터 차는 erosion을 표현한다. f 와 B 의 성분들은 가능한 모든 평행이동의 교집합이다. Erosion은 높은값을 감소시키고, 낮은값은 증가 시킨다. 그레이 스케일 영상에서 erosion은 식(3-4)와 같다.

$$g_e(m,n) = (f \ominus B)(m,n) = \min_{(i,j) \in B} \{f(m+i, n+j)\} \quad (3-4)$$

3.2 웨이블릿 알고리즘

웨이블릿 변환은 푸리에 변환과 같이 기저 함수들의 집합으로 신호를 분해하는 하나의 방법이다. 그러나 푸리에 변환과는 달리 국부적으로 에너지가 집중된 웨이블릿들을 기저 함수로 사용한다[4,5].

이러한 웨이블릿들은 여러 웨이블릿(mother wavelet)이라 불리는 하나의 원형 웨이블릿 $\psi(x)$ 를 식(3-5)과 같이 확장, 이동시켜 얻을 수 있다.

$$\psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad (3-5)$$

여기서 $b \in R$ (R 은 실수 공간)은 이동 변수이며, $a \in R^+$ (R^+ 는 양의 실수 공간)은 스케일 변수로서 신호를 몇 배로

확장했는가를 나타내는 확장인자이다. 스케일이 증가할수록 주어진 스케일링에서의 웨이브렛 변환 신호의 공간 해상도는 떨어지고 낮은 주파수 대역의 성분을 나타내게 된다. 임의의 연속함수 $f(x)$ 에 대한 연속 웨이브렛 변환은 식(3-6)과 같다.

$$CWT\{f_{a,b}(x)\} = \int_{-\infty}^{\infty} \phi_{a,b}(x)f(x)dx \quad (3-6)$$

이를 이산 웨이브렛 변환으로 표현하기 위해서 스케일 변수와 이동변수가 각각 $j, k \in \mathbb{Z}$ 에 대하여 $a = a_0^j, b = ka_0^j b_0$ ($a_0 > 1, b_0 \neq 0$)로 대응되며, 특히 $a_0 = 2, b_0 = 1$ 일 때 기저 함수들은 정규 직교 기저가 되고 식(3-7)과 같이 표현 할 수 있다.

$$\psi_{j,k}(x) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}x - k) \quad (3-7)$$

식(3-7)을 이용하여 이산 웨이브렛 변환을 나타내면 식(3-8)와 같다.

$$Wf_{j,k}(x) = \int_{-\infty}^{\infty} \psi_{j,k}(x)f(x)dx \quad (3-8)$$

3.3 CNN구조

M행과 N열에 배열된 M×N 셀을 가진 M×N cellular neural network 구조는 식(3-9)과 같으며, u, x 그리고 y는 각각 입력, 상태, 출력을 나타낸다.

전압 V_{uij}, V_{xi}, V_{yij} 는 셀 C_{ij} 의 입력, 상태, 출력 전압을 표현한 것으로 방정식은 다음과 같다[6,7].

C_{ij} 상태방정식(State equation) :

$$C \frac{dv_{xij}(t)}{dt} = \frac{-1}{R_x} v_{xij}(t) + \sum_{c(k, l) \in N_{x(i,j)}} A(i, j, k, l) v_{ykl}(t) + \sum_{c(k, l) \in N_{x(i,j)}} B(i, j, k, l) v_{ukl} + I \quad (3-9)$$

여기서 $A(i, j; k, l), B(i, j; k, l)$ 는 각각 feed-back 템플릿, feed-forward 템플릿의 원소이다.

그리고 R_x 는 선형 저항값이고, I 는 바이어스이다.

C_{ij} 의 출력방정식은 식(3-10)과 같다.

$$v_{yij}(t) = \frac{1}{2} (|v_{xij}(t) + 1| - |v_{xij}(t) - 1|) \quad 1 \leq i \leq M; 1 \leq j \leq N \quad (3-10)$$

C_{ij} 의 입력방정식은 식(3-11)과 같다.

$$v_{uij} = E_{ij}, 1 \leq i \leq M; 1 \leq j \leq N \quad (3-11)$$

제한 조건(Constraint conditions):

$$|x_{ij}(0)| \leq 1, |u_{ij}| \leq 1, 1 \leq i \leq M; 1 \leq j \leq N \quad (3-12)$$

파라미터 가정 (Parameter assumption)

$$C > 0, R_x > 0 \\ A(i, j; k, l) = A(k, l; i, j) \\ 1 \leq i, k \leq M; 1 \leq j, l \leq N \quad (3-13)$$

CNN 안의 C_{ij} 셀의 회로는 그림 3-1과 같다.

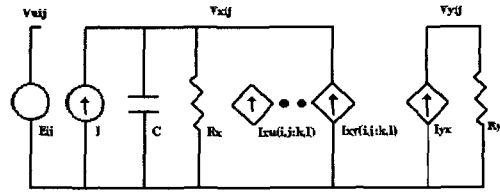


그림 3-1. CNN안의 C_{ij} 셀의 회로

Fig. 3-1. The circuit of cell C_{ij} in a CNN

4. 가변 BBM과 적응적 형태학 WCNN을 이용한 컬러 에지 검출

4.1 제안된 컬러 에지 검출 알고리즘

4.1.1 가변 BBM 마스크

많은 기존 에지 검출 알고리즘은 적용하는 분야에 한정되어 에지 마스크(mask)를 정의하고 있으며, 그 정의를 벗어나는 입력 영상에서 에지를 추출할 경우 효과적이지 못한 단점을 가지고 있다. 예를 들어 프리윗은 행과 열 마스크의 출력과 이들의 합성영상을 보여준다. 즉, 대각 방향의 에지보다는 수평·수직 에지에만 민감하다. 그리고 로버츠 연산자는 잡음에 민감한 단점이 있다. 영상 에지 검출에서 가장 많이 이용되고 있는 소벨 연산자는 수평과 수직 에지보다는 대각선 방향에 놓여진 에지에 더욱 민감한 특성을 가지고 있다. 또한 에지는 특성이 일치하지 않는 두 영역을 분리하는 기본적인 성질이외에도 에지의 구조적 특성에 따라 다르게 정의 할 수 있다. 여기서 에지는 4가지 구조적 특징을 갖는다.

- (1) 정확한 위치
- (2) 연속성
- (3) 두께
- (4) 길이

본 논문에서는 일반적인 마스크의 단점을 보완하고 모든 에지 검출 방향에 적용될 수 있는 가변 마스크를 제안한다. 0개 또는 1개의 이웃 에지 픽셀을 구조가 적합한 에지 구조로 정의되며, 2개의 이웃 에지 픽셀을 가진 에지 픽셀 구조는 회전각이 90. 이상이 아니고, 연속이면 적합한 에지 구조라 한다. 그리고 4개 이상의 이웃 에지 픽셀 구조는 적합한 에지 구조가 아니다. 이러한 정의 식에 따라 제안된 가변 BBM(Baek Y. H, Byun O. S, Moon S. R) 마스크는 입력된 영상의 각 화소마다의 데이터 값의 차에 따라 가변적으로 3×3 마스크가 만들어진다. 즉, 어떠한 영상이 들어오더라도 그 영상의 화소 단위의 데이터 값의 차에 따라 에지가 검출되어 지는 것이다. 가변 BBM 마스크는 식 (4-1)과 같다.

$$BBM = \begin{bmatrix} -Y(i,j) & -Y(i,j+1) & -Y(i,j+2) \\ Y(i+1,j) & 0 & Y(i+1,j+2) \\ Y(i+2,j) & -Y(i+2,j+1) & Y(i+2,j+2) \end{bmatrix} \quad (4-1)$$

4.2 적응적 형태학 알고리즘

공간 객체 분할하여 얻어진 Y(휘도)성분을 갖는 영상을 입력 영상으로 하여, 영상 안의 임계값의 평균치를 구한다. 식 (4-2)의 조건에 따라 형태학의 연산자인 dilation과 erosion을 적응적으로 선택하게 하기 위하여, Y영상을 0~255로 분해한다[10,13].

$$T_{m,n}(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x \geq t \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4-2)$$

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

위 식을 통해 얻어진 임계값 (t)에 따라 형상학을 선택하도록 한다. 선택된 임계값 (t)는 연산 형태학을 이용하여 경계면을 레벨 업·다운 시키는 과정을 수행한다.

4.3 Meyer 웨이브렛 함수

Meyer 웨이브렛은 웨이브렛 계수 $\psi(t)$ 가 무한 시간 영역에서 크기만 급속도로 감소하는 특징을 가지고 있다. 영상 처리에서의 이러한 특징은 입력 영상의 정보를 저주파영역으로 순간적으로 집중시킴으로 정보의 손실을 최소화 하고 주변에 불필요한 고주파 성분을 제거하며 데이터의 양을 감소시키는 효과가 있다. 이러한 특징을 갖는 Meyer 웨이브렛은 식 (4-3)과 같다[14].

$$\psi(\omega) = e^{-j\omega/2} H^* \left(\frac{\omega}{2} + \pi \right) \phi(\omega/2) \quad (4-3)$$

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

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

그림 4-1은 Meyer 스케일링 함수와 웨이브렛의 특성 그래프이다.

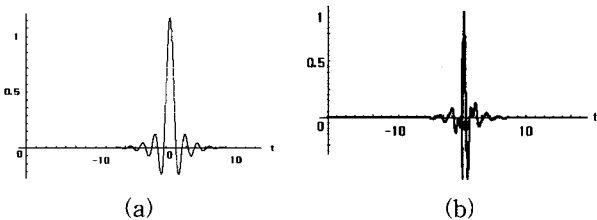


그림 4-1. Meyer 스케일링 함수(a)와 웨이브렛(b)
Fig. 4-1. The Meyer scaling function(a) and wavelet(b)

4.4 제안된 알고리즘의 구현

본 논문에서 제안하는 것은 병렬 구조인 양자화 각 영상에 YCbCr 컬러 모델을 이용하여 Y(휘도)성분을 검출한다. 그리고 여기에 웨이브렛-CNN알고리즘을 적용하여 영상을 단순화시키고, 중요정보만을 저주파 영역으로 모은 후 그 계수 값을 CNN구조에 넣어 영상처리 속도를 감소시킨다. 또한 어떠한 영상이라도 그 화소 값에 따라서 모든 방향의 에지를 검출시킬 수 있는 가변 BBM 마스크를 이용하여 영상의 에지만을 정확하게 검출하는 알고리즘을 제안하고 한다.

제안한 알고리즘의 구조는 그림 4-2와 같다. 여기서 전체적인 단계는 총 4단계로, 공간객체 기법인 YCbCr 컬러 모델

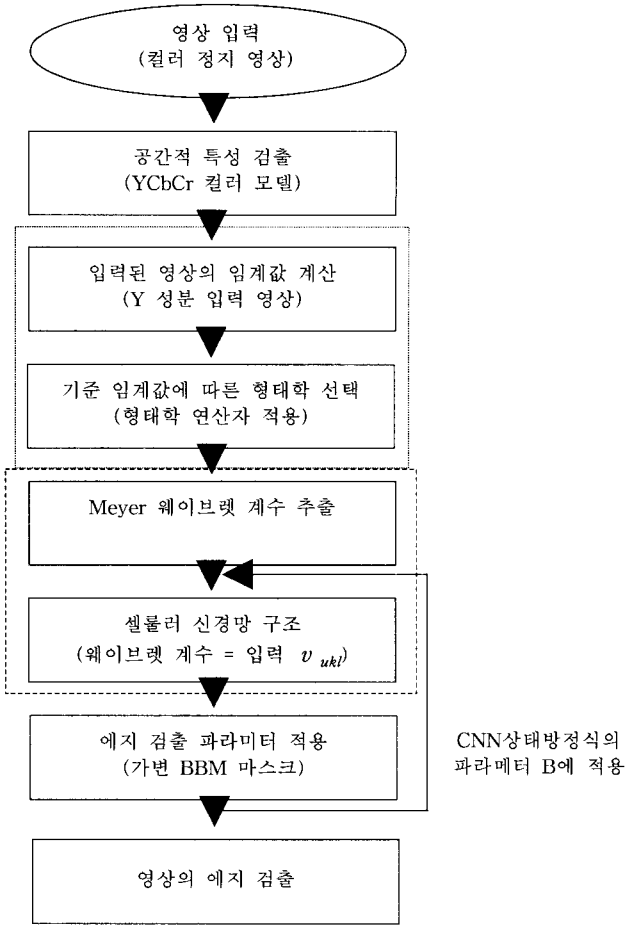


그림 4-2. 제안한 에지 검출 알고리즘 흐름도
Fig. 4-2. Flowchart of the proposed algorithm

적용 단계, 적응적 형태학 단계, 웨이브렛-CNN 적용단계, 가변 BBM 마스크 적용단계로 구성되었다. 입력 영상은 컬러 정지 영상을 받아들이며, 출력 영상은 에지 영역을 검출하여 표시된 영상으로 출력된다. 1단계인, 공간적 객체 기법인 YCbCr 컬러 모델 적용단계는 RGB 특성을 이용하여 수식적인 변화를 통해서 휘도, 푸른정보, 붉은 정보를 얻는 단계이다. 2단계인, 적응적 형태학 단계는 공간적 특성을 검출한 영상에서 Y성분의 임계값을 구하여, 기준 임계값보다 작을 경우 dilation이 선택되어 흰색부분을 레벨 업 시키고, 기준 임계값보다 높을 경우 erosion이 선택되어 검정부분을 레벨 업 시킴으로써 경계면의 레벨 차이가 확실히 부각 되도록 한다. 3단계인, 웨이브렛-CNN 적용단계는 앞의 두 단계를 거쳐서 얻은 영상을 Meyer 웨이브렛의 특성을 이용하여 입력 영상의 주요 정보 계수를 얻는다. 얻어진 주요 정보 계수를 CNN구조의 입력 값으로 적용하여 영상의 많은 정보와 이웃되는 정보들을 병렬적으로 처리하게 한다. 또한 4단계 에지 검출 마스크인 가변 BBM 템플릿을 CNN구조의 파라미터 B에 적용한다. 이 부분에서는 기존의 고정마스크보다 정확하게 얼굴 객체를 분할하는 역할을 제공한다. 마지막으로 CNN의 변형된 출력 방정식 식 (4-5)를 통해서 영상의 에지 검출 결과를 출력하여 영상으로 표시한다.

$$V_{y_p}(t) = 1 - \left| -R(x^o) + \sum_{d=1}^9 B_d v_{x_p} \right| \quad (4-5)$$

그리고 그림 4-2에서 ————— 표기 안의 단계가 적응적 형태학 선택 단계이고, - - - - - 표기는 웨이블릿-CNN이 적용된 부분을 표기한 것이다.

식 (4-5)는 적응적 형태학을 통해서 연산된 영상을 Meyer 웨이블릿 알고리즘을 적용한다. Meyer 웨이블릿 알고리즘을 통해서 얻은 웨이블릿 계수 $\psi(\omega)$ 는 CNN 상태 방정식 식 (3-9)의 입력 v_{uki} 에 적용되었고, 에지 검출을 위해서 $B(i, j; k, l)$ (feed-forward 템플릿) 파라미터에 가변적인 에지 검출 마스크인 BBM 마스크를 적용하였다. CNN 상태 방정식의 결과 나온 값은 출력방정식 의 V_{x_i} 값으로 적용하여 사용하였다.

5. 모의 실험

제안된 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 다양한 컬러 영상을 테스트 영상으로 사용하였다. 그리고 모의 실험은 비주얼 C++과 Matlab을 이용하였다. 여기서 테스트 영상은 30개 컬러 영상을 사용하였고, 대부분의 테스트 영상들의 장면은 영상처리의 성능 테스트에 쓰이는 영상들이다. 30개의 영상에는 다양한 성분의 에지가 포함되어 있고, 다양한 크기를 가지고 있다. 제안된 알고리즘은 입력 영상을 YCbCr 컬러 모델을 적용하여 Y(휘도) 성분을 검출한다. 이 때 경계면을 레벨 업 시키기 위하여 적응적 형태학을 사용하여 선택적으로 경계 레벨을 부각시킨다. 또한 연산의 단순화와 처리 속도의 감소를 위한 웨이블릿-CNN 알고리즘을 사용하였고, 가변적인 에지 검출 템플릿인 BBM 마스크를 사용하여 최종적으로 영상의 에지 영역을 검출하는 알고리즘을 구현하였다. 그림 5-1은 실험에 사용한 영상 중 각기 구성성분이 다른 4가지의 비교 원영상들이다.

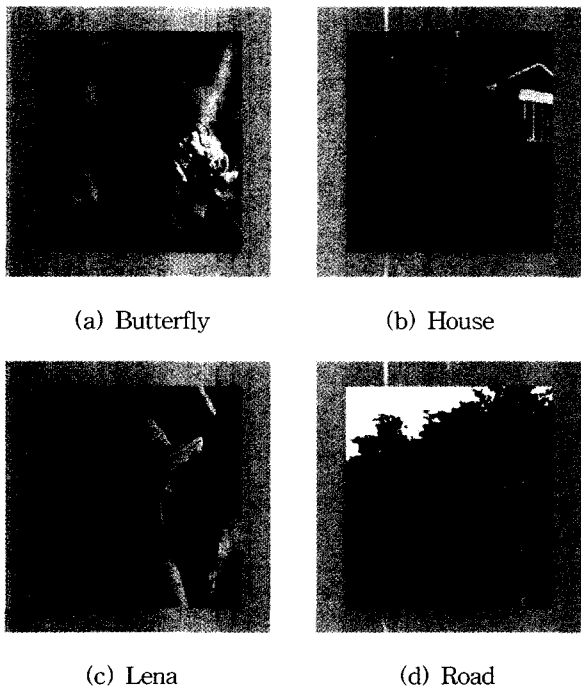


그림 5-1. 원 컬러 영상들
Fig. 5-1. The original color image

그림 5-1의 (a), (b), (c), (d)는 각각 대각선 방향의 정보가 많은 Butterfly영상, 수직·수평 방향의 정보가 많은 House영상, 곡선과 다양한 방향성 정보를 포함한 Lena영상, 수직·수평·대각선의 방향 성분이 고루 분포되어 있는 Road영상이다.

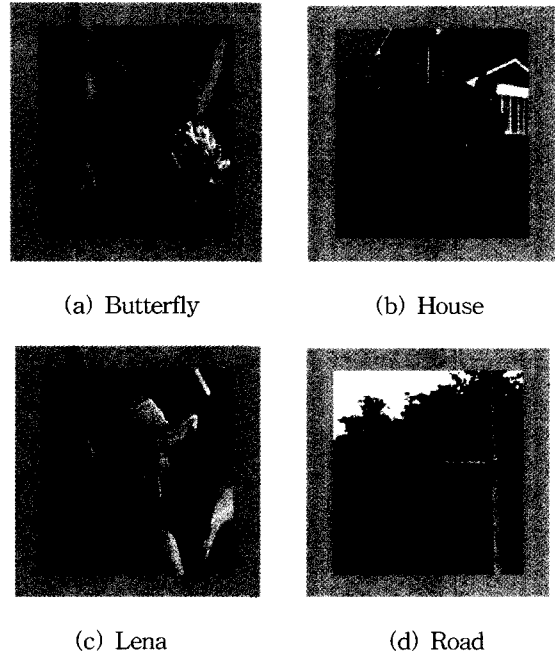
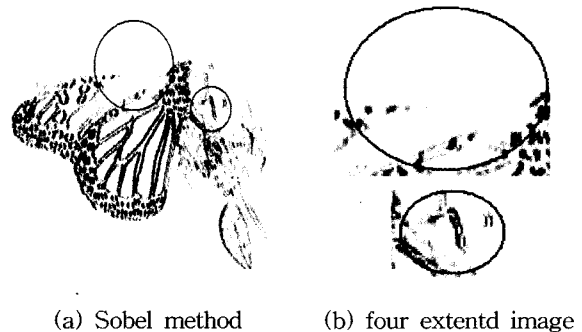


그림 5-2. 컬러 영상의 Y정보
Fig. 5-2. Color image displayed in Y information

그림 5-1의 컬러 영상들을 RGB값으로 분할 후, 데이터의 정보손실이 없고 경계면의 정보를 그대로 가지고 있는 Y정보를 얻기 위해 YCbCr 공간 객체 방법을 사용하였다. 그리고 그 결과 영상은 그림 5-2와 같다.

본 논문에서 제안하고 있는 에지 검출 알고리즘의 타당성 및 효율성을 검토하기 위하여 에지 검출 테스트의 기본이 되는 Sobel 기법을 이용한 방법과 비교하였다. 또한 영상을 확대하여 픽셀의 뭉개짐과 블록화 현상을 비교하여 보았다. 그림 5-3은 기존의 에지 검출 방식과 제안한 에지 검출 방식을 4배 확대 영상과 일부분을 선택한 영상을 그림 5-3과 같이 비교하여 보았다.



(a) Sobel method (b) four extentd image

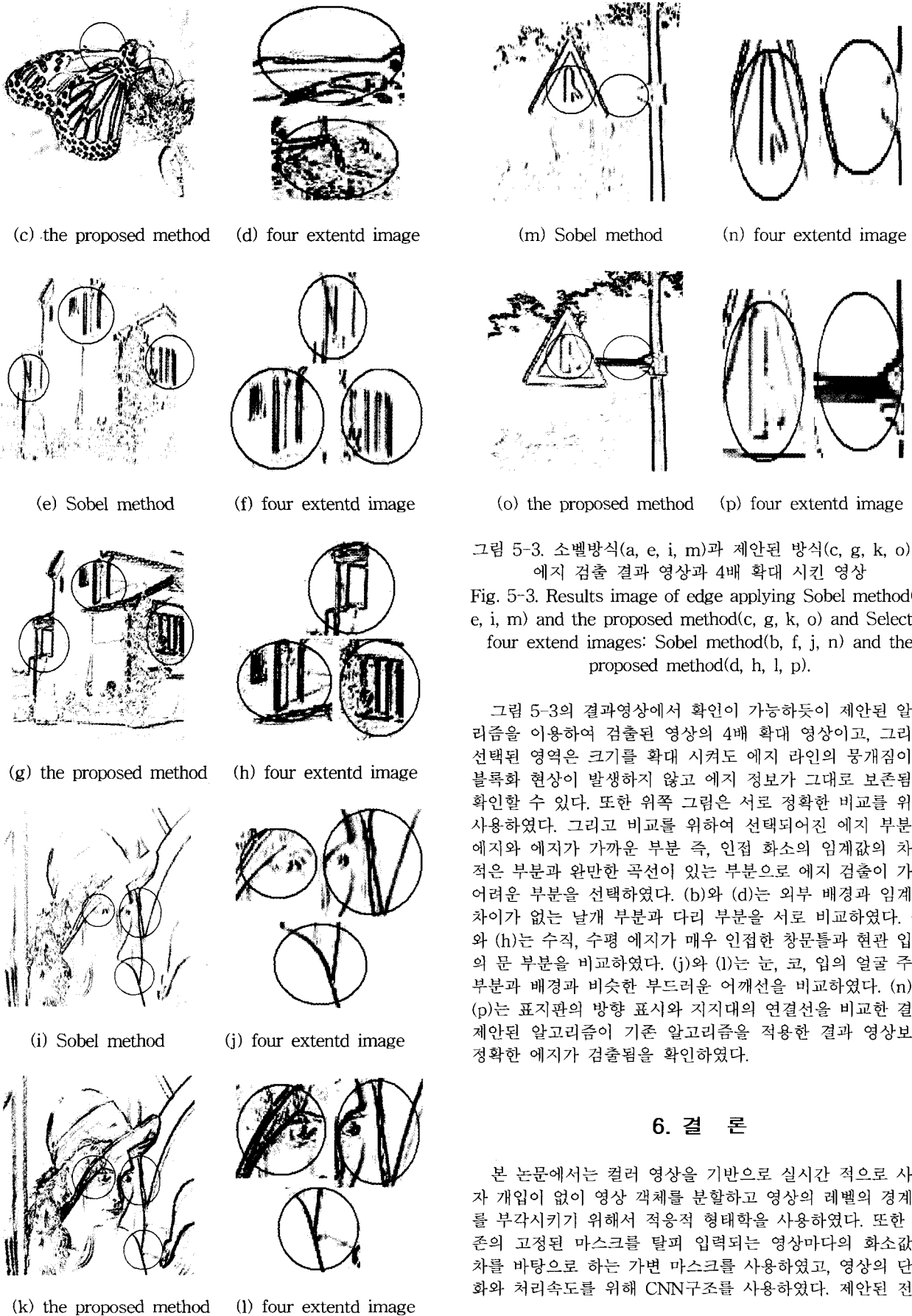


그림 5-3. 소벨방식(a, e, i, m)과 제안된 방식(c, g, k, o)의 에지 검출 결과 영상과 4배 확대 시킨 영상
 Fig. 5-3. Results image of edge applying Sobel method(a, e, i, m) and the proposed method(c, g, k, o) and Select a four extend images: Sobel method(b, f, j, n) and the proposed method(d, h, l, p).

그림 5-3의 결과영상에서 확인이 가능하듯이 제안된 알고리즘을 이용하여 검출된 영상의 4배 확대 영상이고, 그리고 선택된 영역은 크기를 확대 시켜도 에지 라인의 뭉개짐이나 블록화 현상이 발생하지 않고 에지 정보가 그대로 보존됨을 확인할 수 있다. 또한 위쪽 그림은 서로 정확한 비교를 위해 사용하였다. 그리고 비교를 위하여 선택되어진 에지 부분은 에지와 에지가 가까운 부분 즉, 인접 화소의 임계값의 차이가 적은 부분과 완만한 곡선이 있는 부분으로 에지 검출이 가장 어려운 부분을 선택하였다. (b)와 (d)는 외부 배경과 임계값 차이가 없는 날개 부분과 다리 부분을 서로 비교하였다. (f)와 (h)는 수직, 수평 에지가 매우 인접한 창문틀과 현관 입구와 문 부분을 비교하였다. (j)와 (l)는 눈, 코, 입의 얼굴 주요 부분과 배경과 비슷한 부드러운 어깨선을 비교하였다. (n)과 (p)는 표지판의 방향 표시와 지지대의 연결선을 비교한 결과 제안된 알고리즘이 기존 알고리즘을 적용한 결과 영상보다 정확한 에지가 검출됨을 확인하였다.

6. 결 론

본 논문에서는 컬러 영상을 기반으로 실시간 적으로 사용자 개입이 없이 영상 객체를 분할하고 영상의 레벨의 경계차를 부각시키기 위해서 적응적 형태학을 사용하였다. 또한 기존의 고정된 마스크를 탈피 입력되는 영상마다의 화소값의 차를 바탕으로 하는 가변 마스크를 사용하였고, 영상의 단순화와 처리속도를 위해 CNN구조를 사용하였다. 제안된 전체

적인 구조는 병렬처리 구조로 구성되어 있으며, 원 영상에 MPEG-4 표준안에서 제시한 YCbCr 컬러 모델을 적용하여 공간적인 영상을 분할하였다. 다른 여러 가지 공간 컬러 모델 방법들 (HSV 컬러 모델, YIQ 컬러모델, HSI컬러모델) 중 YCbCr 컬러 모델을 이용한 분할이 객체를 정확하게 분할함을 확인하였다. 또한 영상 단순화를 위해 사용한 웨이블릿은 여러 가지 웨이블릿 중(Haar 웨이블릿, Daubechies 웨이블릿, Biorthogonal 웨이블릿) 중 Meyer 웨이블릿의 특성을 이용한 방법이 데이터의 손실 없이 단순화 작업을 하는 것을 확인하였다.

제안된 알고리즘은 영상처리 시, 확대·축소 변형을 하더라도 저주파영역의 웨이블릿 계수를 이용하여 뭉개짐이나 블록화 현상이 없는 특성과 대각선, 수직, 수평 부분뿐만 아니라 곡선 부분이나 레벨 차이가 적은 부분까지도 정확하게 에지를 검출하는 우수함을 보였다.

향후 지능형 지문 인식기, 자동차 번호판 감식, 표정 인식, 얼굴 검출등에 전처리 과정으로 사용함으로써 영상 처리의 성능 향상에 기여할 것으로 기대된다.

참 고 문 헌

- [1] L. S. Davis, "A Survey of Edge Detection Techniques," Computer Graphics and Image Processing 4, pp. 248-270, 1975.
- [2] D. F. Rogers, "Procedural elements for computer graphics," McGraw-Hill, 1985.
- [3] R. Crane, "A simplified approach to Image Processing," Prentice-Hall, 1997.
- [4] R. M. Rao and A. S. Bopardikar, Wavelet Transforms : Introduction to Theory and Applications, Addison-Wesley, An Imprint of Addison Wesley Longman, Inc., 1998.
- [5] C. S. Burrus, R. A. Gopinath, and H. Guo, Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms : A Primer, Prentice-Hall International, Inc., 1998.
- [6] O. C. Leon and L. Yang, "Cellular Neural Networks: Theory," IEEE Trans. on Circuits and Systems, vol. 35, no. 10, pp. 1257-1272, Oct. 1998.
- [7] T. Yang and L.-B. Yang, "The Global Stability of Fuzzy Cellular Neural Network," IEEE Trans. on Circuits and Systems, vol. 43, no. 10, pp. 880-883, Oct. 1996.
- [8] J. Serra, Image Analysis and Mathematical Morphology, Academic Press, 1988.
- [9] E. D. Dougherty, An Introduction to Morphological Image Processing, volume TT9.SPIE Press, 1992.

- [10] S. R. Moon, "Design of Hybrid Median Filter Using Gray Scale Morphology," Chonbuk University, Ph D., 1993.
- [11] 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.
- [12] R. Gonzalez and R. Wood, "Digital Image Processing," Addison-Wesley Publishing Company, 1992.
- [13] J. Serra, "Image analysis and Mathematical Morphology," Academic press, pp. 43-49, 1989.
- [14] M. Vetterli and T. A. Tony, "Filter bank Implementation of Meyer's Wavelets," EE392G Stanford University, Jun 10, 1998.

저 자 소 개



백영현(Young Hyun Beak)

2002년 : 원광대학교 공과대학

전자공학과 졸업

2004년 현재 동 대학원 전자공학과

석사 졸업

2004년 현재 동 대학원 전자공학과

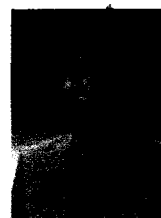
박사과정

관심분야 : 퍼지 이론, 신경회로망, 영상처리, 패턴인식등

Phone : 063-850-6883

Fax : 063-855-1798

E-mail : neural76@wonkwang.ac.kr



문성룡(Sung Ryong Moon)

1982년 : 원광대학교(공학사)

1986년 : 전북대학교(공학석사)

1993년 : 전북대학교(공학박사)

1994~현재 원광대학교 전기전자 및

정보공학부 부교수

관심분야 : 신경망, 퍼지, 비선형 디지털 시스템 및 지능 시스템

Phone : 063-850-6883

Fax : 063-855-1798

E-mail : srmoon@wonkwang.ac.kr