

논문 2006-43IE-2-7

# 웨이브렛 형태학 알고리즘 적용한 객체 분할의 클러스터링 분석

( Clustering Analysis of Object Segmentation applying Wavelet Morphology )

백 덕 수\*, 변 오 성\*\*, 강 창 수\*\*\*

( Deok-Soo Baek, Oh-Sung Byun, and Chang-Soo Kang )

## 요 약

본 논문은 공간적 자동 객체 분할의 개념과 클러스터링 개념을 가진 웨이브렛 형태학 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘을 이용하여 컬러 얼굴을 분할할 때 영상을 단순화하였으며, 또한 사용자의 조작 없이 실시간적으로 분할해 검출할 수 있도록 공간적 특성을 이용하였다. 이것은 HSV 컬러 모델을 이용하여 영상에서 잡음으로 간주되는 작은 부분을 제거하고, 얼굴 영상 이외의 부분을 제거하기 위해 웨이브렛 형태학을 적용하였다. 본 논문은 웨이브렛 형태학 알고리즘과 형태학 알고리즘을 비교하였으며, 그리고 HSV 컬러 공간 모델을 적용한 영상에서 얼굴 객체 부분을 정확하게 검출함을 보였다.

## Abstract

This paper is proposed the wavelet morphology algorithm with the spatial auto-object segmentation concept and the clustering concept. When it is segmented the color face by using the proposed algorithm, it is made to the simple image. Also, it is used the spatial quality in order to segment and detect the image as a real time without the user's manufacturing. This removed a small part that is regarded as a noise in image by HSV color model and applied the wavelet morphology to remove a part excepting for the face image. In this paper, it is made a comparison between the wavelet morphology algorithm and the morphology algorithm. And It is showed to accurately detect the face object parts in the image applied to HSV color space model.

**Keywords :** Wavelet Morphology, Color face, HSV color model, spatial auto-object segmentation, spatial quality

## I. 서 론

복잡한 정보화 사회는 디지털 멀티미디어를 중심으로 확산되어가고 있으며, 현재는 서로 다른 분야의 경

계가 서서히 모호해지고 있는 상황에서 신속한 전송 및 효율적인 저장을 위한 표준화의 필요성이 대두되고 있다. 그 중 객체 단위의 부호화를 위한 전처리 과정으로 객체 분할(Object Segmentation)을 해야 하는데 이는 자연 영상으로부터 비디오 객체를 분리하는 기술이다.

기존의 객체 분할 방법들은 객체를 정확하게 분할하는 것이 목표였기 때문에 객체 분할 방법과 시간은 부호화과정과 무관하게 진행되어 졌다.

그래서 객체 분할 과정과 부호화 과정은 서로 독립적인 과정으로 분류되었다. 객체 분할 방법은 자동 객체 분할(Automatic Object Segmentation)<sup>[1-4]</sup>와 반자동 객체 분할(Semi-automatic Object Segmentation)<sup>[5]</sup>로 크

\* 정회원, 익산대학 전자정보과  
(Dept. of electronics&Information, Iksan National College)

\*\* 학생회원, 원광대학교 전자공학과  
(Dept. of Electronics Engineering Wonkwang University)

\*\*\* 정회원, 유한대학 전자정보과  
(Dept. of electronics & Information, Yu Han College)

접수일자: 2006년3월31일, 수정완료일: 2006년6월9일

계 2방법으로 분류 할 수 있다. 또한 객체의 특성에 따라 공간적(Spatial)<sup>[4, 6-9]</sup>, 시간적 객체 분할(Temporal Object Segmentation)로 나누어진다.

객체 분할은 주어진 영상을 그 영상의 구성 요소나 객체들의 집합으로 구성하여 분리하는 것이다.

각 영역의 객체는 동질성(homogeneity)과 연결성(connectivity)을 만족시키는 영역의 객체로 분리된다. 여기서 동질성이란 한 영역에 속하는 모든 화소들이 공통된 성질을 갖는 것이고, 연결성이란 각 영역에 속하는 두 화소간에 연결된 경로가 있다는 것이다.

또한 객체 분할의 목적은 영상 해석에 필요한 데이터 양을 줄이고, 객체 인식을 위한 각 영역의 특징값을 검출하는데 있다. 그리고 객체 분할 방법은 유사성(similarity)과 불연속성(discontinuity)을 기반으로 연구되고 있다.

객체 분할 방법에는 여러 가지 방법이 있다.

대표적으로 영역 분할(region splitting) 방법과 영역 성장(region growing) 방법 그리고 에지 검출(edge detection) 방법, 신경망(neural network)을 이용한 방법, 클러스터링(clustering)을 이용한 방법 등이 있다.

영역 분할 방법은 영상에 대한 누적 분포도를 분석하여 적절한 임계치를 결정한 후 임계치를 이용하여 영상을 분할하는 방법이다.

영역 성장 방법은 여러 개의 씨앗점(seed point)들로부터 시작하여 유사한 성질을 가지는 이웃하는 화소들을 합쳐서 점차적으로 영역을 확장시켜 나가는 방법이다. 에지 검출 방법은 영상의 각각의 화소에서의 불연속성을 근거로 하는 영상 분할 방법이다.

신경망을 이용한 방법<sup>[10]</sup>은 생물체의 신경 구조인 여러 개의 뉴런 소자를 이용하여 망으로 구성된 시스템을 이용하는 것으로 병렬처리가 가능하나 실 시간적으로 구성하기에는 시스템 규모가 커진다.

마지막으로, 클러스터링을 이용한 방법은 다차원 공간상에 존재하는 데이터들을 유사한 것끼리 서로 군집화하는 작업으로 데이터 분석과 패턴 인식에 많이 적용되었다. 그런데 위의 방법들은 실 시간적으로 적용하기가 어렵다.

본 논문은 공간적인 자동 객체 분할의 개념과 클러스터링 개념을 가진 웨이브렛 형태학 알고리즘을 제안하고자 한다.

본 논문의 구성에서 II장은 컬러 영상 색채 좌표계의 검출 알고리즘과 기본 웨이브렛 변환에 대해서 고찰하고, III장은 자동 객체 분할의 개념과 클러스터링 개념

을 가진 웨이브렛 형태학 알고리즘을 설명한다.

IV장은 기존의 형태학 알고리즘과 제안된 웨이브렛 형태학 알고리즘을 적용한 모의 실험하고 비교·분석한다. 마지막으로, 결론 순으로 작성한다.

## II. 색채 모델 좌표계 및 웨이브렛 변환

### 1. HSV 색채 모델

색채 모델은 3차원 좌표 시스템의 명세이며 각각의 색을 한 점으로 나타내는 시스템에서의 부분 공간으로 가시광선 영역의 빛을 인지하는 결과를 컬러(Color)라 한다. 오늘날 사용되는 대부분의 색채 모델은 하드웨어(색채 모니터나 프린터) 또는 색 조작성 목적인 응용(색채 그래픽)을 지향한다. 실질적으로 가장 일반적으로 사용되는 하드웨어 기준 모델들은 색채 모니터와 많은 종류의 색채 비디오 카메라를 위한 RGB(빨강, 초록, 파랑) 모델, MPEG과 JPEG의 색채 프린터, 사진 그리고 TV 방송을 위한 YCbCr(Luminance, chrominance-blue, chrominance-red)모델, 색채 영상 조작과 컴퓨터 그래픽을 위한 HSV(Hue, Saturation, Value) 모델이 있다<sup>[11]</sup>. HSV 색채 모델은 하드웨어보다는 인간이 인식하기 편하게 만들어진 색채 모델이다. HSV 색채 모델은 RGB 색채 모델과 다른 모습으로 육각형뿔의 모습을 하고 있고, 정육각형의 각 꼭지점에는 H(색조)가 위치한다. 120°를 기준으로 세 꼭지점에 R,G,B 기본색들이 위치하고 기본색들이 위치하는 점들의 사이 꼭지점에는 이웃하는 색들의 혼합색들이 위치한다. 뿔 부분에는 V(명도)값이 위치하고 정육각형의 중심부분에는 S(채도)값이 위치한다. 그림 1은 HSV 컬러 모델의 좌표계이다.

Hue(H)는 색조이며 360°를 1로 하고 각 색조의 위치는 분수로 표현하고, 각 색의 맞은편(180°)에 위치하는

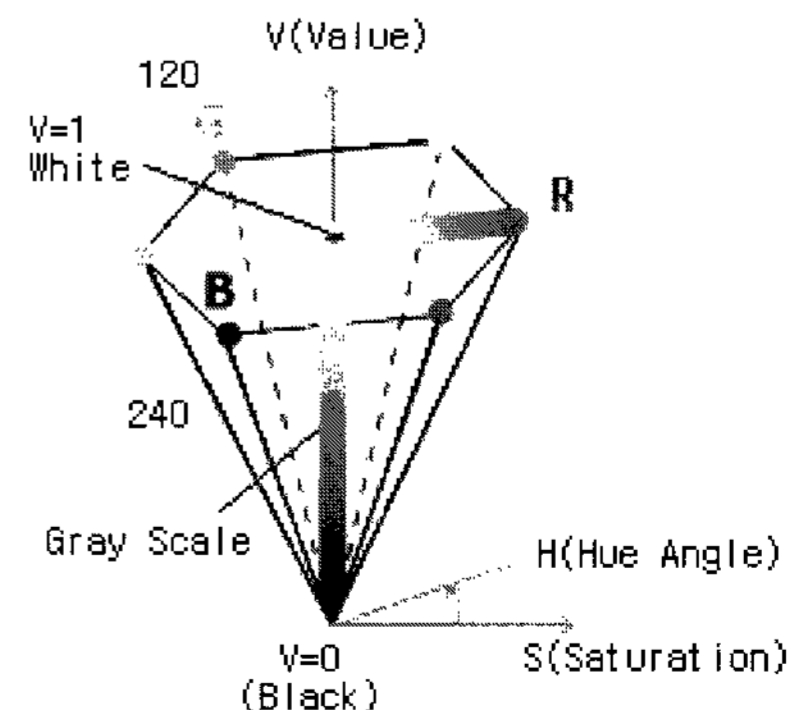


그림 1. HSV 컬러 모델 좌표계  
Fig. 1. HSV color model coordinate.

색은 보색이 된다. Saturation(S)은 채도를 말하며 white가 얼마나 혼합되어있는지를 나타내고, 0이면 white로 나타나고, 1이면 순수한 색을 표현한다. Value(V)는 명도를 말하며 black이 얼마나 혼합되어있는지를 나타내며 0이면 black으로 나타나고, 1이면 순수한 색을 표현한다. 그리고 RGB에서 HSV로 변환은 식 (1)을 이용하여 변환한다.

$$\begin{aligned}
 V &= \frac{1}{3}(R + G + B) \\
 S &= 1 - \frac{3}{(R + G + B)}[\min(R, G, B)] \\
 H &= \cos^{-1} \left[ \frac{\frac{1}{2}[(R - G) + (R - B)]}{\sqrt{(R - G)^2 + (R - B)(G - B)}} \right] \quad (1)
 \end{aligned}$$

여기서 B가 G보다 크다면 H=360. -H이다.

## 2. 기본 웨이블릿 변환

웨이블릿 변환<sup>[12-14]</sup>는 기존의 푸리에(Fourier) 변환에 창 함수를 이용하여 푸리에 변환의 단점을 보완하는 "시간-스케일" 변환으로 신호 해석 분야에 적용되었다. 푸리에 변환은 신호의 주파수 성분을 잘 나타내지만 시변화에 따른 추이를 나타내지 못하고, 시변화 하는 신호들의 주파수 성분들을 관찰하는데 부적합하였다. 이러한 단점을 극복 위해 STFT(Short Time Fourier Transform)를 연구되었다. 이는 원 신호에 가해지는 윈도우가 고정되어 있어서 빠르게 변화하는 부분에서는 시간의 해상도를 높이고 느리게 변화하는 부분에서는 주파수의 해상도를 높이고자 하는 요구를 충족시킬 수가 없었다. 그래서 연속 웨이블릿 변환(CWT : Continuous Wavelet Transform)이 제안되었다. 연속 신호  $f(t)$ 의 연속 웨이블릿  $F(a, b)$ 는 식 (2)와 같이 정의된다.

$$F(a, b) = \int f(t)w\left(\frac{t-b}{a}\right)dt \quad (2)$$

여기서  $w(t)$ 는 기본 웨이블릿이고,  $a, b \in R$ 은 실수 연속 변수이다. 실수  $a, b$ 는 각각 연속 스케일과 연속 이동을 의미하므로 식 (2)를 새로운 변수로 다시 정의하면 식 (3)과 같다.

$$F(s, \tau) = s^{-1/2} \int f(t)w\left(\frac{t-\tau}{s}\right)dt \quad (3)$$

그리고 역변환은 식 (4)와 같이 주어지고, 이 역변환이 성립하려면 식 (5)의 허용(admissibility) 조건이 만족되어

야 한다.

$$f(t) = K \int \frac{1}{s^2} F(s, \tau) w\left(\frac{t-\tau}{s}\right) ds d\tau \quad (4)$$

$$K = \int \frac{|W(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (5)$$

이 때,  $W(\omega)$ 는 웨이블릿  $w(t)$ 의 푸리에 변환이다. 이러한 허용 조건인 기저 웨이블릿은 진동(oscillate)을 하고 유한 에너지를 갖으며 평균 0 값을 가진다. 변환에 사용될 웨이블릿이 결정되면 확장(dilation, scale) 파라미터  $s$ 와 이동 파라미터  $\tau$ 를 변화시키면서 계산한다. 이 때, 사용된 웨이블릿을 기저 웨이블릿이라 한다. 확장 및 이동에 따른 웨이블릿  $\phi_{a,b}(x)$ 는 식 (6)과 같다.

$$\phi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \phi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad (6)$$

여기서  $a=j, b=k$ 일 때, 신호의 중요한 특징은  $\phi_{j,k}(t)$ 와  $j$ 를 증가시켜서 스케일 함수들에 의해 크기가 증가된 스펠된 부공간을 이용하는 것보다 스케일 함수의 여러 스케일에 의해 스펠된 공간들 사이의 차이를 스펠하는 다 소 다른 함수들의 집합  $\psi_{j,k}(t)$ 를 정의함으로써 특징이 더욱 잘 설명된다. 이러한 함수를 웨이블릿이라 한다. 만약 스케일 함수와 웨이블릿 함수가 직교한다면 많은 장점을 가진다. 직교 기저 함수들을 사용하면 확장 계수들을 간단히 계산할 수 있으며, Parseval 정리에 의해 웨이블릿 변환 영역에서 신호 에너지를 분할할 수 있다.  $V_{j+1}$  공간에서  $V_j$ 의 직교 보충(complement)이라는 의미를  $W_j$ 라 정의한다. 이는  $V_j$ 의 모든 원소가  $W_j$ 의 원소와 직교하는 것을 의미한다. 수식적으로 전개하면 식 (7)과 같다.

$$\begin{aligned}
 \langle \phi_{j,k}(t), \psi_{j,k}(t) \rangle &= \int \phi_{j,k}(t), \psi_{j,k}(t) dt = 0 \\
 j, k, l &\in Z \quad (7)
 \end{aligned}$$

여러 부공간의 관계를 살펴보기 위해  $j=0$ 에서  $V_j$ 로 표현하면 식 (8)과 같다.

$$V_0 \subset V_1 \subset V_2 \subset \dots \subset L^2 \quad (8)$$

웨이블릿이 스펠된 부공간  $X_0$ 로 정의하면 식 (9)와 같다.

$$V_1 = V_0 \oplus W_0 \quad (9)$$

이것을 확장하면 식 (10)과 같다.

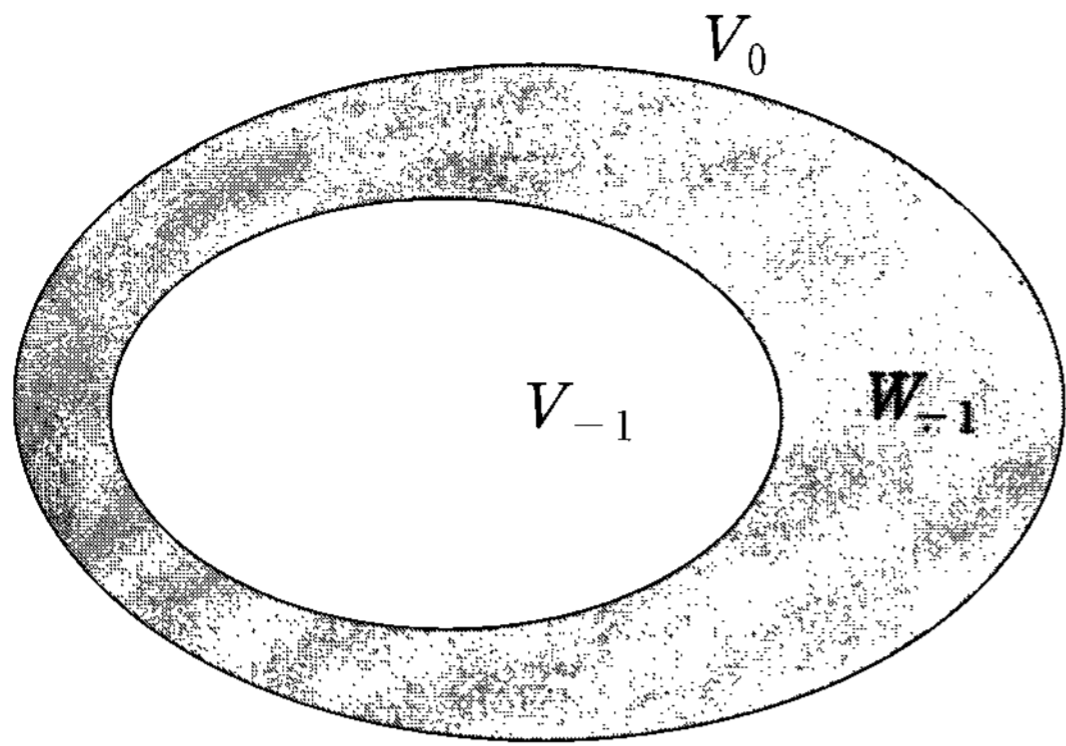


그림 2. 스케일 함수와 웨이브렛 함수들 사이의 관계  
Fig. 2. Relation between scale function and wavelet functions.

$$V_2 = V_0 \oplus W_0 \oplus W_1 \tag{10}$$

식 (11)은 일반적인 식이고,  $V_0$ 는 스케일링 함수  $\phi(t-k)$ 에 의해 스패된 초기 공간이다.

$$L^2 = V_0 \oplus W_0 \oplus W_1 \oplus \dots \tag{11}$$

그림 2는 스케일 함수와 웨이브렛 함수들 사이의 관계를 나타낸 그림이다.

초기 공간의 스케일은 임의로 정할 수 있으며, 예를 들어 고 해상도  $j=10$ 에서 설정하면 식 (12)와 같다.

$$L^2 = V_{10} \oplus W_{10} \oplus W_{11} \oplus \dots \tag{12}$$

그리고  $j=-\infty$ 에서 시작하면 식 (13)과 같다.

$$L^2 = V_{-5} \oplus W_{-5} \oplus W_{-4} \oplus \dots \tag{13}$$

### III. 제안된 웨이브렛 형태학 알고리즘

영상을 단순화하기 위해 형태학 알고리즘을 적용한 웨이브렛 분해(Wavelet Decomposition)를 이용하였다 [12-14]. 먼저 웨이브렛 분해(Analysis)의 기본적인 방정식은 식 (14)와 같다.

$$\phi(t) = \sum_n h(n) \sqrt{2} \phi(2t-n) \tag{14}$$

그리고 식 (15)와 같이 스케일  $j+1$ 에서 웨이브렛 함수 없이 스케일 함수만으로 표현할 수 있다.

$$f(t) \in V_{j+1} \Rightarrow f(t) = \sum_k c_{j+1} 2^{(j+1)/2} \phi(2^{j+1}t-k) \tag{15}$$

한 단계 낮은 해상도에서는 스케일  $j$ 에서 얻을 수 없는 자세한 성분들을 위하여 웨이브렛 성분들이 필요하다. 여기서  $2^{j/2}$  항목은 여러 스케일에서 기본 함수들의 단일 놈(norm)을 유지한다.

$$f(t) = \sum_k c_j(k) 2^j \phi(2^j t - k) + \sum_k d_j(k) 2^j \psi(2^j t - k) \tag{16}$$

여기서 스케일함수 계수는 식 (17)과 같다.

$$c_j(k) = \sum_m h(m-2k) c_{j+1}(m) \tag{17}$$

이를 웨이브렛 계수들에 대해 정리하면 식 (18)과 같다.

$$d_j(k) = \sum_m h_1(m-2k) c_{j+1}(m) \tag{18}$$

그리고 필터 뱅크(Filter Bank)의 입력 신호를  $x(n)$ 이라 하고 필터 계수를  $h(n)$ 이라 하면 출력 신호  $y(n)$ 는 식 (19)와 같다.

$$y(n) = \sum_{k=0}^{N-1} h(k) x(n-k) \tag{19}$$

다변 디지털 필터에서 두 가지 기본 동작은 다운 샘플러(down-sampler)와 업 샘플러(up-sampler)이다. 다운 샘플러는  $x(n)$ 을 입력으로 하였을 경우에 출력으로  $y(n) = x(2n)$ 이 된다.

여기서  $h_0(-n)$ 에 의해 구현되어 지는 FIR 필터는 저역 필터이고,  $h_1(-n)$ 에 의해 구현되어 지는 것은 고역 필터이다. 이 시스템에서 입력되는 데이터 수와 출력되는 데이터 수는 같다. 두 개의 필터에 의해 두 배가 된 데이터 수는 decimation에 의해 반으로 줄어들기 때문에 원

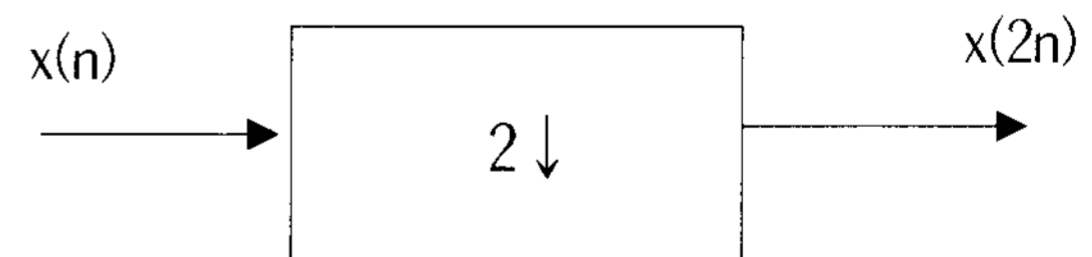


그림 3. 다운 샘플러  
Fig. 3. Down Sampler.

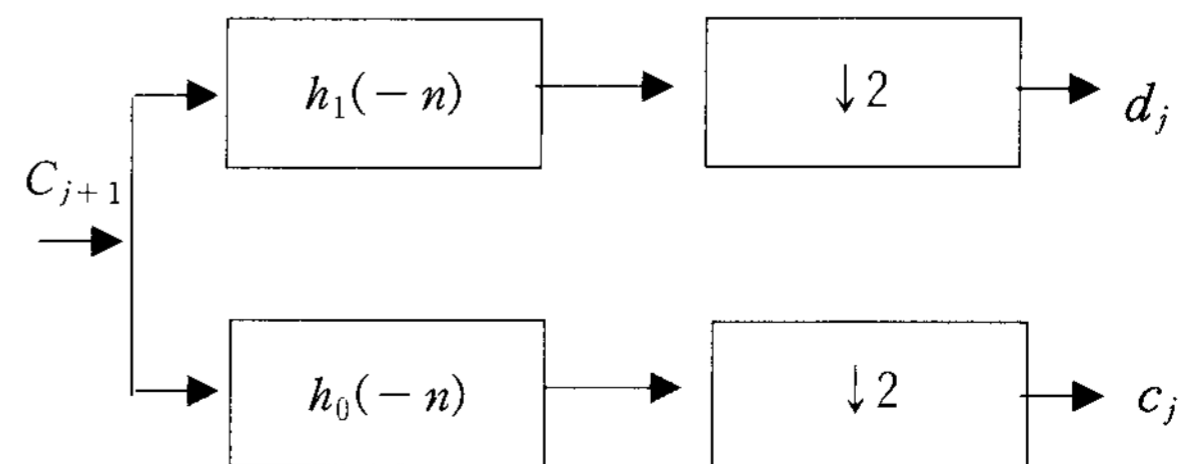


그림 4. 2밴드 분해 뱅크  
Fig. 4. Two-Band Analysis Bank.

LL	LH
HL	HH

그림 5. 2차원 영상신호 분해 및 배치  
Fig. 5. A 2 dimensional image signal analysis and arrangement.



(a) Lena 원 영상 (b) 2단계 분해 영상  
(a) Lena original image (b) 2-stage analysis image

그림 6. 2단계 분해 영상  
Fig. 6. 2-stage analysis image.

래의 데이터수와 똑같게 된다. 그리고 그림 5는 2차원 영상신호를 분해하는 방법과 배치를 나타낸 그림이고, 그림 6은 Lena영상을 4밴드 2단계 분해한 영상이다.

그림 6에서 얻은 영상 중 LL상 영상의 형태학적인 면을 조작하는 것으로 경계, 골격, 블록과 같은 영역 형태를 표현하거나 서술하는데 있어서 유용한 영상 요소들을 추출하기 위한 도구로 수학적 형태론의 개념을 이용하여 영상을 단순화하여 클러스터링 개념을 부가하고자 한다. 이 방법은 영상 전처리 작업이나 초기 객체 분류 또는 이러한 처리 뒤에 이어서 물체의 내재된 구조를 명확히 하는데 이용된다. 이는 물체의 외각선을 물체의 가장 현저한 1-픽셀(Pixel) 두께의 외각선이나 골격 선을 간단하게 함으로써 구성된다. 이진 형태학의 기본 연산은 Dilation과 Erosion으로 구성된다. 그레이 스케일 형태학은 이진 형태학을 확장한 집합의 Top Surface 개념과 Surface의 umbra 개념을 도입한 것이다<sup>[15,16]</sup>. 그레이 스케일 Erosion은 최소연산과 감산의 집합연산으로 계산할 수 있다. 따라서 설계자가 적절한 구조적 원소와 연산을 선택하여 데이터의 필요 유·무를 공간 영역에서 적절하게 활용할 수 있어 의미 전달이 용이하다. 그레이 스케일 영상에서 웨이브렛 계수  $c_j$ 와  $k$ 는 공간  $E^N$ 에서의 함수이고  $x$ 는 공간  $E^N$ 에서의 한 점일 때 두 함수의 웨이브렛

Dilation은 두 함수의 umbra의 웨이브렛 dilation에 의한 surface로 정의되며  $k$ 에 의한  $c_j$ 의 웨이브렛 Dilation은 식 (20)과 같다.

$$c_j \oplus k = T[ U[c_j] \oplus U[k] ] \quad (20)$$

웨이브렛 Dilation을 합집합에 의한 최대값을 얻을 수 있도록 변환하면  $c_j \oplus k$ 는 식 (21)과 같이 계산할 수 있다. 그리고  $x \in D, K = [-v, \dots, 0, v]$ 이다.

$$(c_j \oplus k)(x) = \max_{\substack{z \in K \\ x-z \in C}} \{c_j(x-z) + k(z)\} \quad (21)$$

$c_j(x)$ 가 샘플링 함수  $c_j(i), i \in Z$ 이고,  $K$ 는 구조적 집합이면 1차원 웨이브렛 Dilation 필터의 출력은 식 (22)가 된다.

$$y_i = [c_j \oplus K](i) = \max \{c_j(i-v), \dots, c_j(i), \dots, c_j(i+v)\} \quad (22)$$

구조적 원소의 구조에 의해 정의된 이웃에서  $c_j+k$ 의 최대값을 선택하는 결과이며, 그레이 스케일 영상에 대해서 웨이브렛 Dilation을 수행하였을 때 일반적인 결과는 2가지 특성을 가지는데 첫째로 구조적 원소의 값이 모두 양수이면 입력 영상보다 밝아지는 경향이 있으며, 둘째로 어두워지는 것은 구조적 원소의 값이 감소되거나 제거되는 것으로 설명할 수 있다. 따라서 그레이 스케일 영상의 값과 모양은 웨이브렛 Dilation에 이용되는 구조적 원소에 관계된다. 웨이브렛 Erosion에 대한 정의는 웨이브렛 Dilation의 정의와 같은 방법으로 정의되며, 웨이브렛 Erosion은  $c_j \ominus k$ 로 표시되고 식 (23)과 같이 정의된다.

$$c_j \ominus k = T[ U[c_j] \ominus U[k] ] \quad (23)$$

웨이브렛 Erosion은 차집합의 최소값으로 얻을 수 있도록 변환하면  $c_j \ominus k$ 는 식 (24)와 같이 계산할 수 있다.

$$(c_j \ominus k)(x) = \min_{\substack{z \in K \\ x+z \in C}} \{c_j(x+z) - k(z)\} \quad (24)$$

$c_j(x)$ 가 샘플링 함수  $c_j(i), i \in Z$ 이고,  $K$ 는 구조적 집합이면 1차원 웨이브렛 Erosion 필터의 출력은 식 (25)와 같다.

$$y_i = [c_j \ominus K](i) = \min \{c_j(i-v), \dots, c_j(i), \dots, c_j(i+v)\} \quad (25)$$

웨이브렛 Erosion은 구조적 원소 k의 이동이라기보다는 웨이브렛 계수  $c_j$ 의 이동으로 이해할 수 있으며, 웨이브렛 Erosion은 구조적 원소에 의해 정의되는 이웃에서  $c_j - k$ 의 최소값을 선택한다. 그레이 스케일 영상에 대해 웨이브렛 Erosion을 수행하였을 때 일반적인 결과는 구조적 원소의 모든 원소들이 양수이면 출력영상은 입력영상에 비해 어두워지며, 또한 영상의 밝은 부분은 형태소의 모양과 값의 크기에 따라 줄어들거나 사라지게 된다. 또한 웨이브렛 Opening과 Closing은 웨이브렛 Dilation과 Erosion을 연속적으로 적용함으로써 정의되며, 만약  $c_j : C \rightarrow WE, g : G \rightarrow WE$ 라 하면 구조적 원소 g에 의한  $c_j$ 의 웨이브렛 Opening  $c_j^g$ 는 식 (26)과 같다.

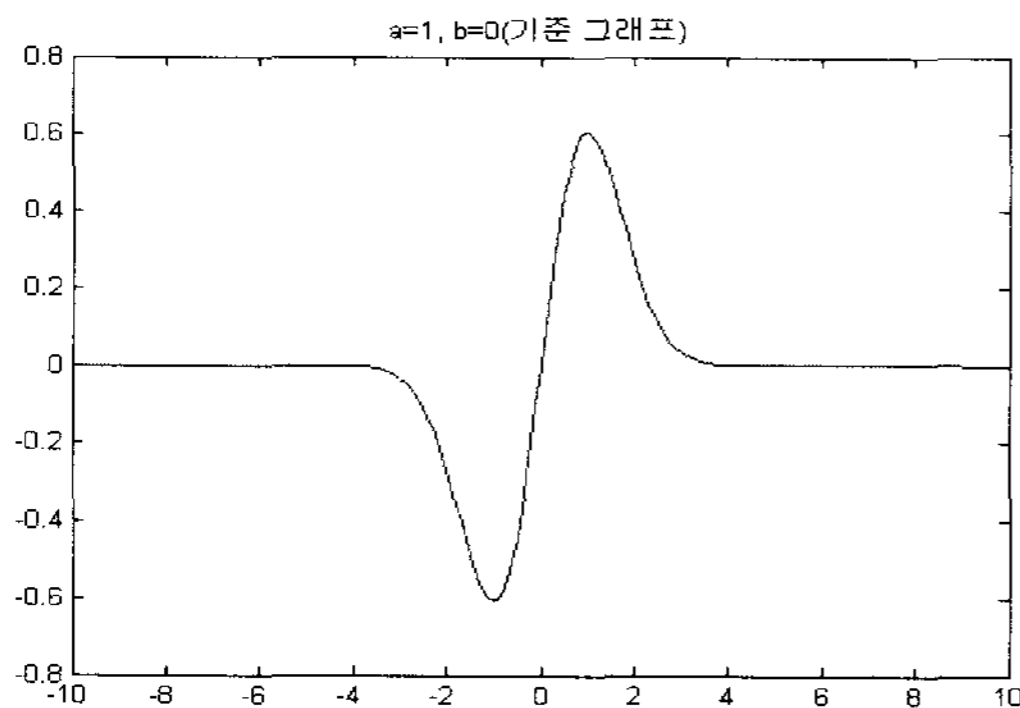
$$\begin{aligned} c_{j,g}^o(x) &= [(c_j \ominus g^s) \oplus g](x) \\ &= [c_j(x) \ominus g(-x)] \oplus g(x) \end{aligned} \tag{26}$$

또한 구조적 원소 g에 의한  $c_j$ 의 웨이브렛 Closing  $c_j^g$ 는 식 (27)과 같다.

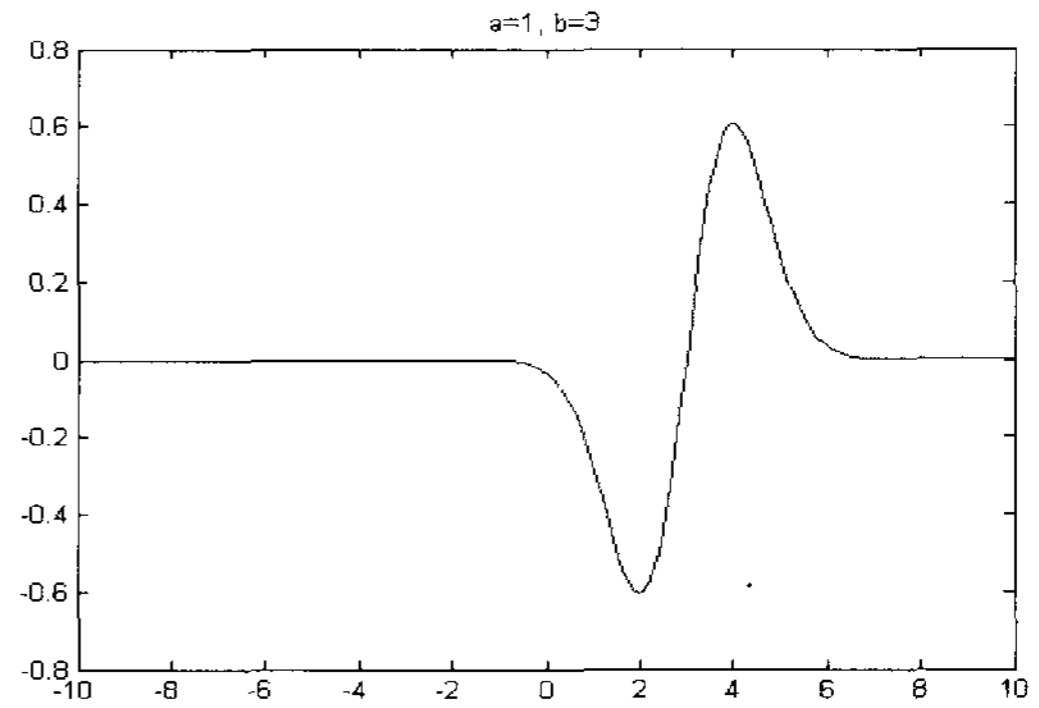
$$\begin{aligned} c_j^g(x) &= [(c_j \oplus g^s) \ominus g](x) \\ &= [c_j(x) \oplus g(-x)] \ominus g(x) \end{aligned} \tag{27}$$

#### IV. 모의 실험 및 분석

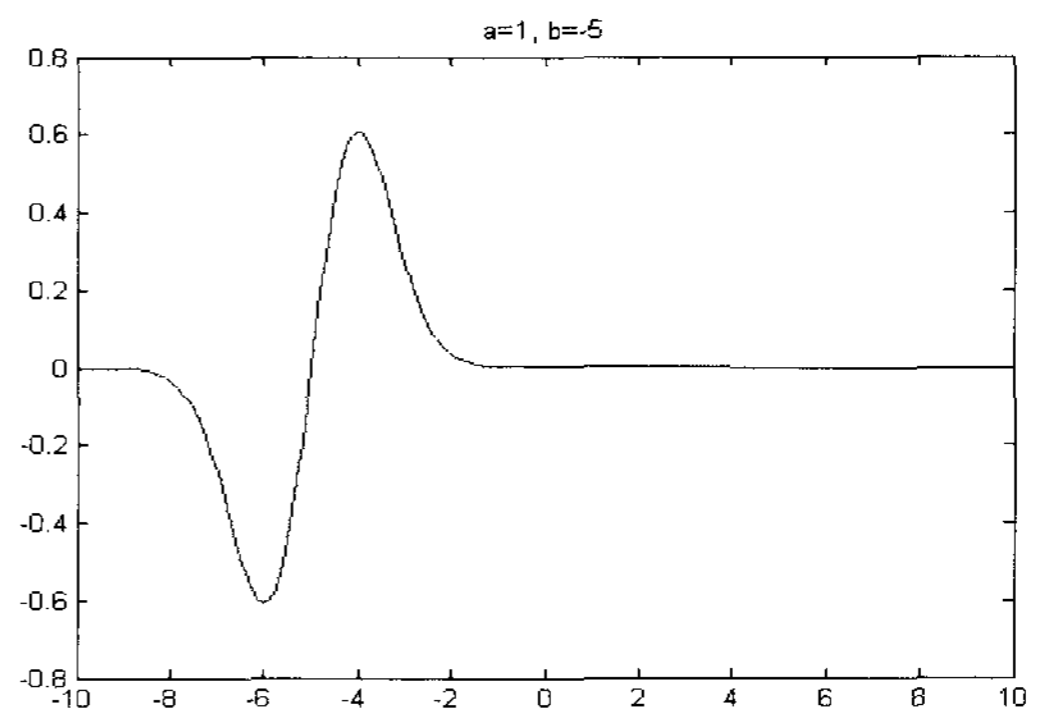
기존에는 FCM이나 K-Means를 사용하여 클러스터링을 하였으나 이는 결과 속도에 커다란 영향을 미친다. 또한 영상에서는 결과가 그다지 좋지 못했다. 그래서 새로운 웨이브렛 형태학을 설계하여 적용하였는데, 먼저 웨이브렛 3레벨의 형태에서 웨이브렛 계수값을 얻어서 이것을 형태학의 기본 연산자 Erosion과 Dilation을 이용하여 영상을 단순화하며 얼굴 영역 외의 작은



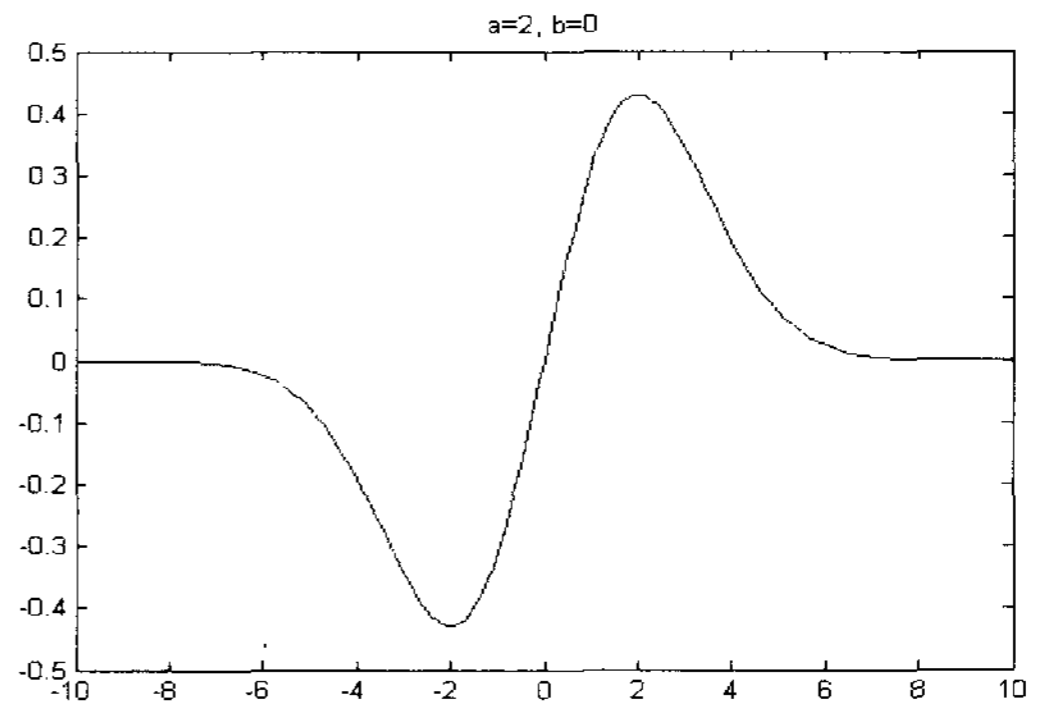
(a) 기준 그래프 ( $a=1, b=0$ )



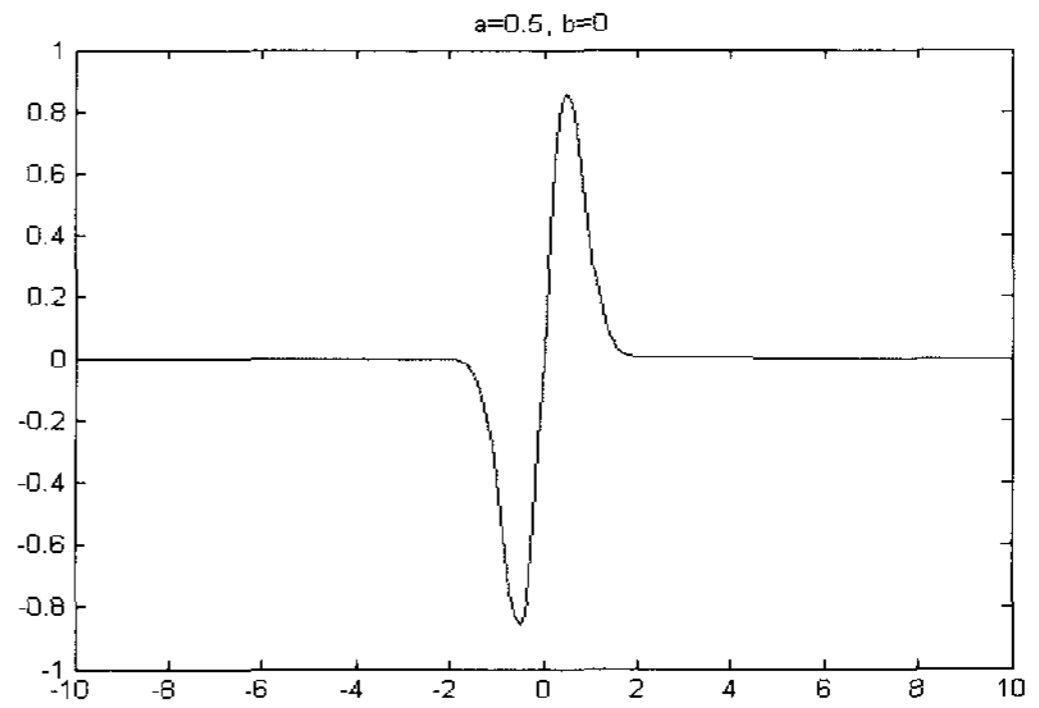
(b)  $a=1, b=3$ 인 결과 그래프



(c)  $a=1, b=-5$ 인 결과 그래프



(d)  $a=2, b=0$ 인 결과 그래프



(e)  $a=0.5, b=0$ 인 결과 그래프

그림 7. 웨이브렛 변환 매핑  
Fig. 7. Wavelet transform mapping.

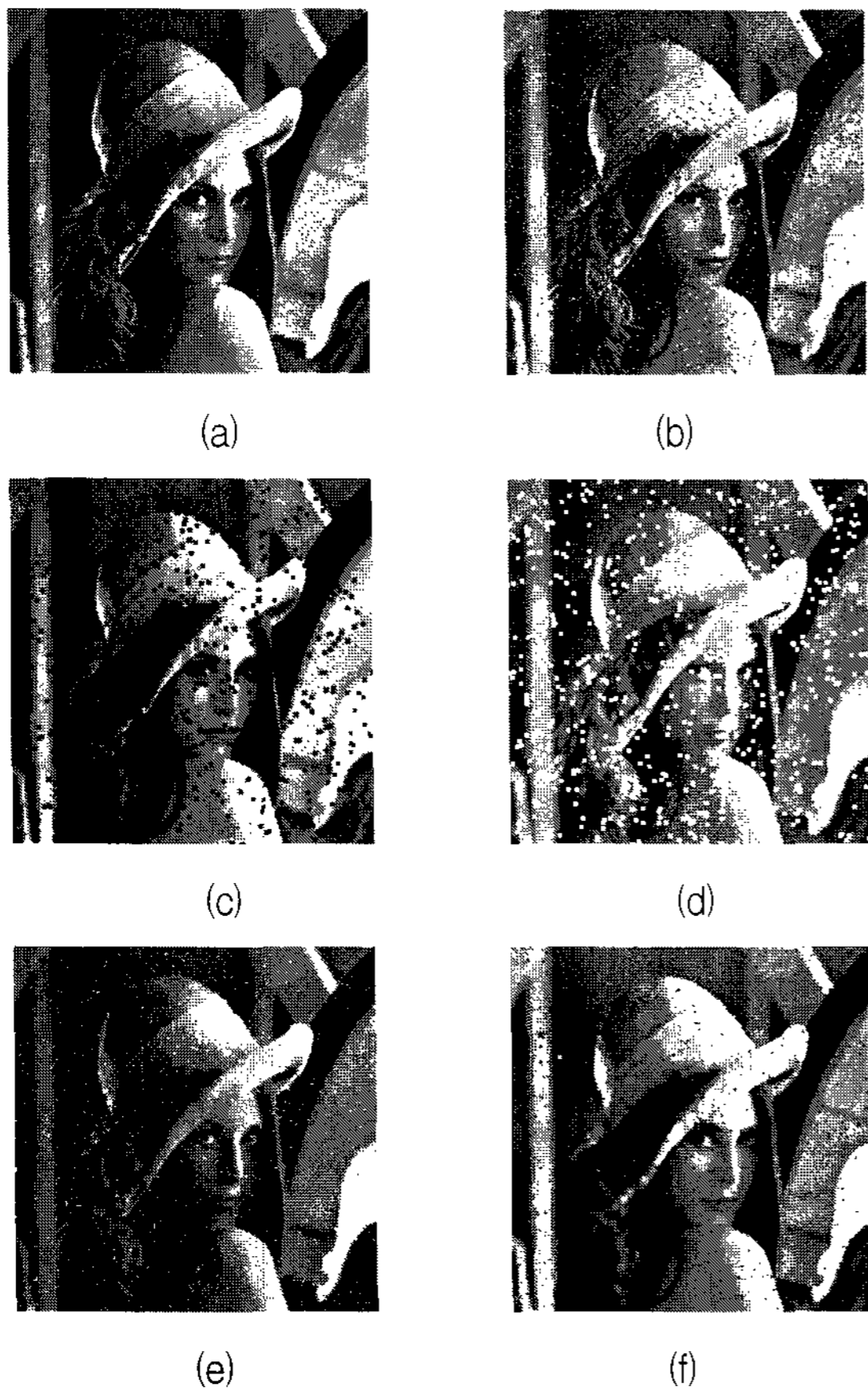


그림 8. 형태학 연산자를 적용한 결과 영상들  
 Fig. 8. Result images applying morphology operators.  
 ((a) 원 영상 (b) 임펄스 잡음 포함 영상 (c) Erosion을 수행한 결과 영상 (d) Dilation을 수행한 결과 영상 (e) Closing을 수행한 결과 영상 (f) Opening을 수행한 결과 영상)

영역이 검출되면 1차적으로 제거가 되고, 얼굴 형태의 윤곽을 얻었다. 이는 시간적으로 아주 빠르게 동작을 하므로 실시간적으로 사용하기에는 아주 적합하다.

아래 그림 7은  $a$ 와  $b$ 를 각각 변화했을 때의 결과를 그래프로 나타낸 것이다. 여기서 가우시안 웨이브렛

(Gaussian wavelet)인  $\phi(x) = xe^{-\frac{x^2}{2}}$  을 사용하였다.

그림 8(a)은 Lena 원 영상이고, (b)는 Lena 영상에 임펄스 잡음을 넣은 결과 영상이고, (c)는 Lena 영상에 임펄스 잡음을 넣어 Dilation 연산을 수행한 결과 영상이다. (d)는 Erosion 연산을 수행한 결과 영상이며, (e)와 (f)는 각각 Opening과 Closing을 수행한 결과 영상이다. 여기서 흰색의 잡음과 검은색의 잡음을 동시에 넣어서 각각의 연산자를 수행한 결과 Erosion 필터는 positive (흰색) 임펄스는 제거되었고, negative(검은색) 임펄스는 더욱 커져 제거되지 못했다. Dilation 필터는 Erosion 필터와 반대의 현상을 얻었다. 그레이 스케일 Opening은

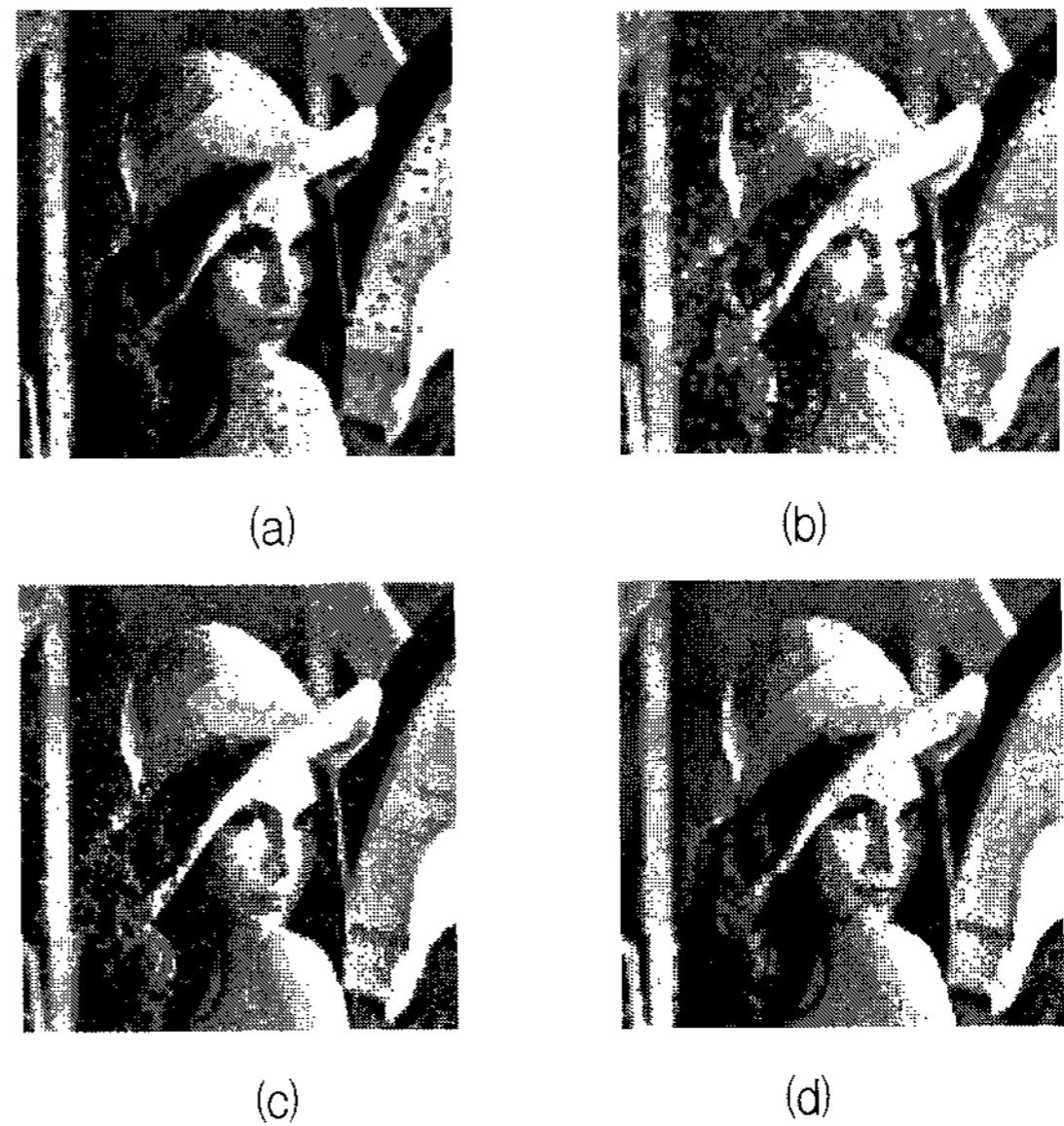


그림 9. 웨이브렛 형태학 연산자를 적용한 결과 영상들  
 Fig. 9. Result images applying wavelet morphology operators.  
 ((a) 웨이브렛 Erosion을 수행한 결과 영상 (b) 웨이브렛 Dilation을 수행한 결과 영상 (c) 웨이브렛 Closing을 수행한 결과 영상 (d) 웨이브렛 Opening을 수행한 결과 영상)

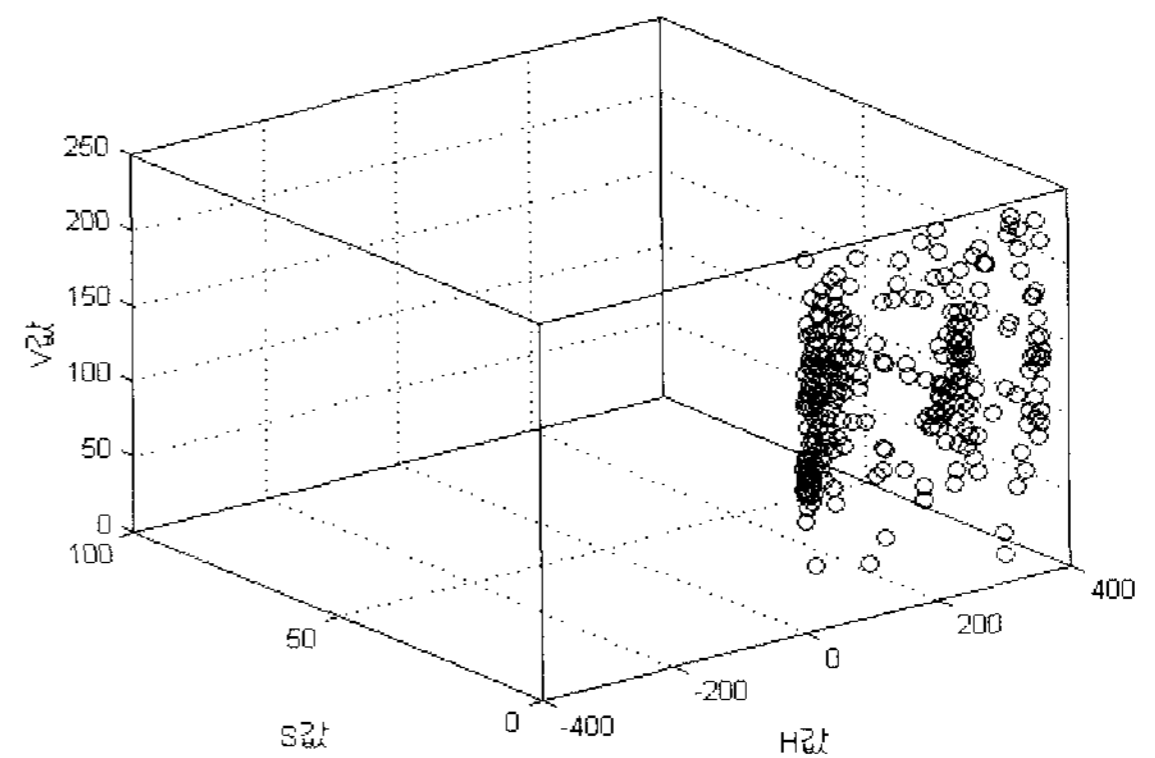


그림 10. HSV 컬러 공간 3차원 분포도  
 Fig. 10. HSV color space 3-dimension distribution chart.

윤곽선을 smoothing하고, 영상에 positive 임펄스가 존재하면 제거하지만, negative 임펄스가 존재하면 제거하지 못하고 gap 상태로 남게된다. 또한 Closing은 Opening과 반대로 negative 임펄스는 제거하지만 positive 임펄스는 넓어진다. 그리고 그림 9는 웨이브렛 형태학을 적용한 결과 영상들이다. 형태학을 적용한 영상들보다 웨이브렛 형태학의 결과 영상들은 positive와 negative 임펄스 잡음이 많이 줄어들었음을 확인할 수 있다. 그리고 그림 10은 HSV 컬러 모델을 이용하여 컬러 공간의 분포를 나타낸 3차원 그래프이다.

얼굴 샘플 데이터의 피부 영역만을 얻기 위해 다양한

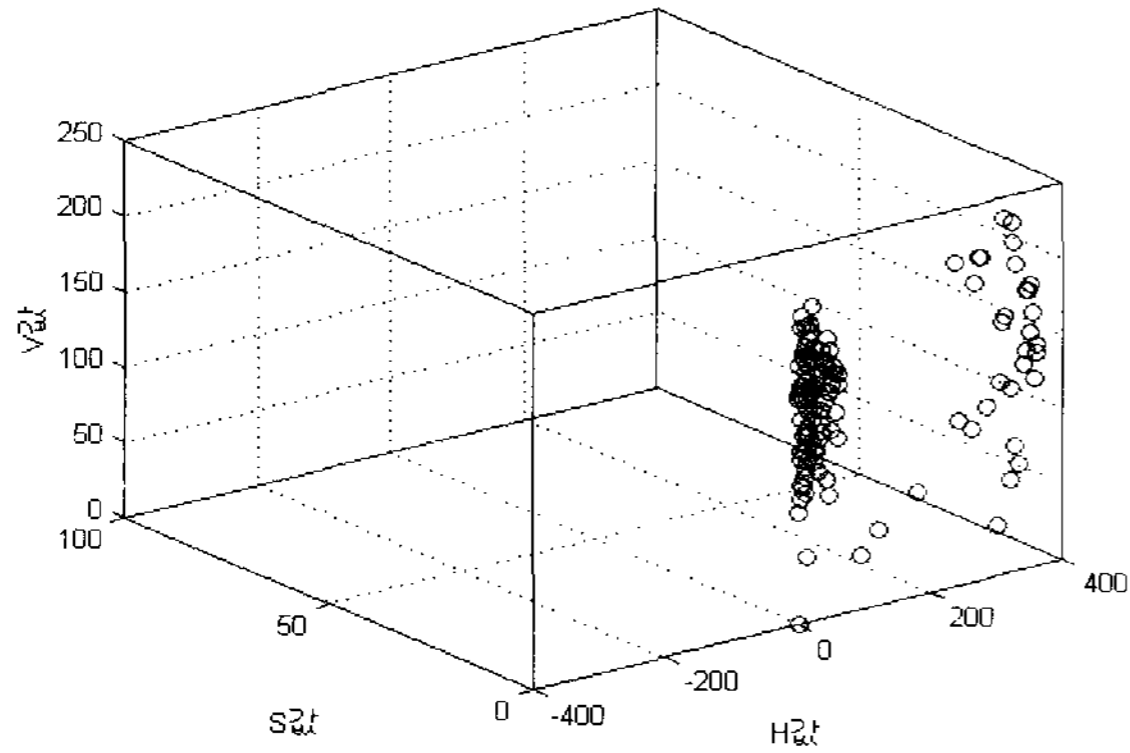


그림 11. HSV 샘플 피부 컬러 영역의 3차원 분포도  
 Fig. 11. 3-dimension distribution chart of HSV sample skin color area.

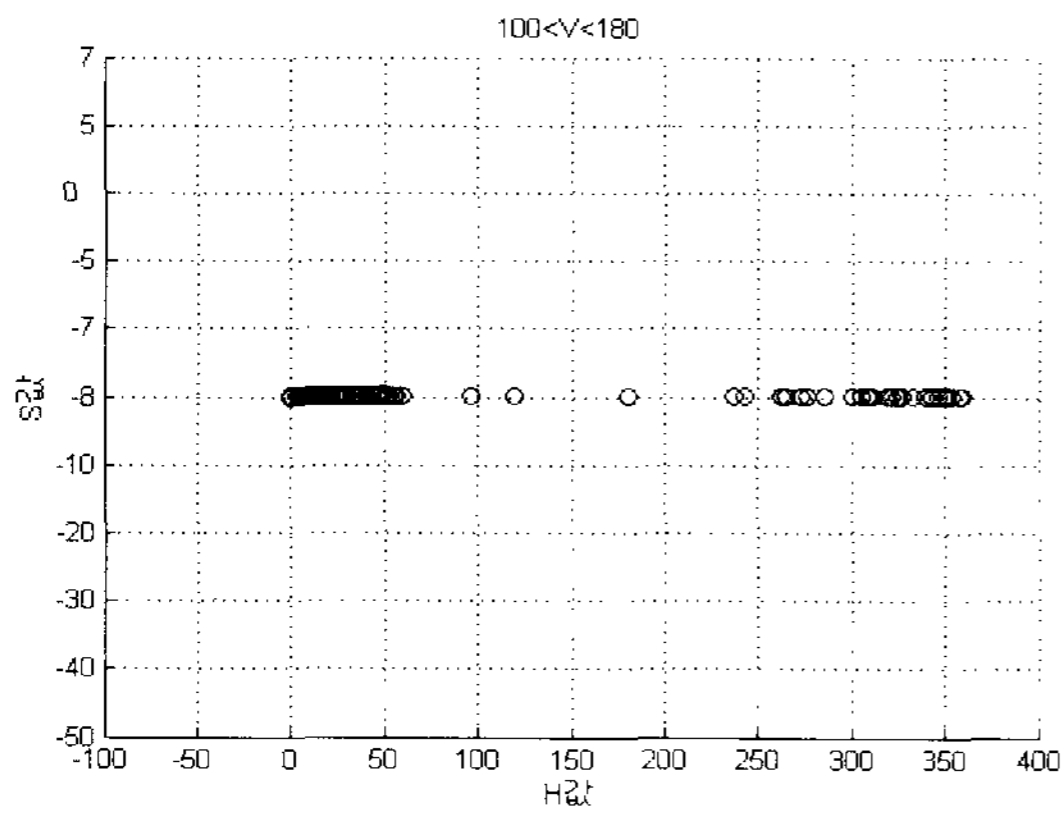


그림 12. HS 피부 컬러 영역의 2차원 분포도  
 Fig. 12. 2-dimension distribution chart of HS skin color area.



그림 13. HSV 컬러 모델을 이용하여 피부 영역만을 얻은 영상  
 Fig. 13. Image obtained skin area only by using HMMD color model.

여러 영상들에서 약 5000개의 값을 검출하여 분포도를 구성하였다. 그리고 이들의 분포 범위를 찾아내어 각 모델의 범위로서 적용하였다. 그림 11은 얼굴 샘플 영역의 분포를 이용하여 얻은 범위를 적용하여 피부 컬러 영역만을 검출하여 3차원 그래프로 나타낸 것이다.

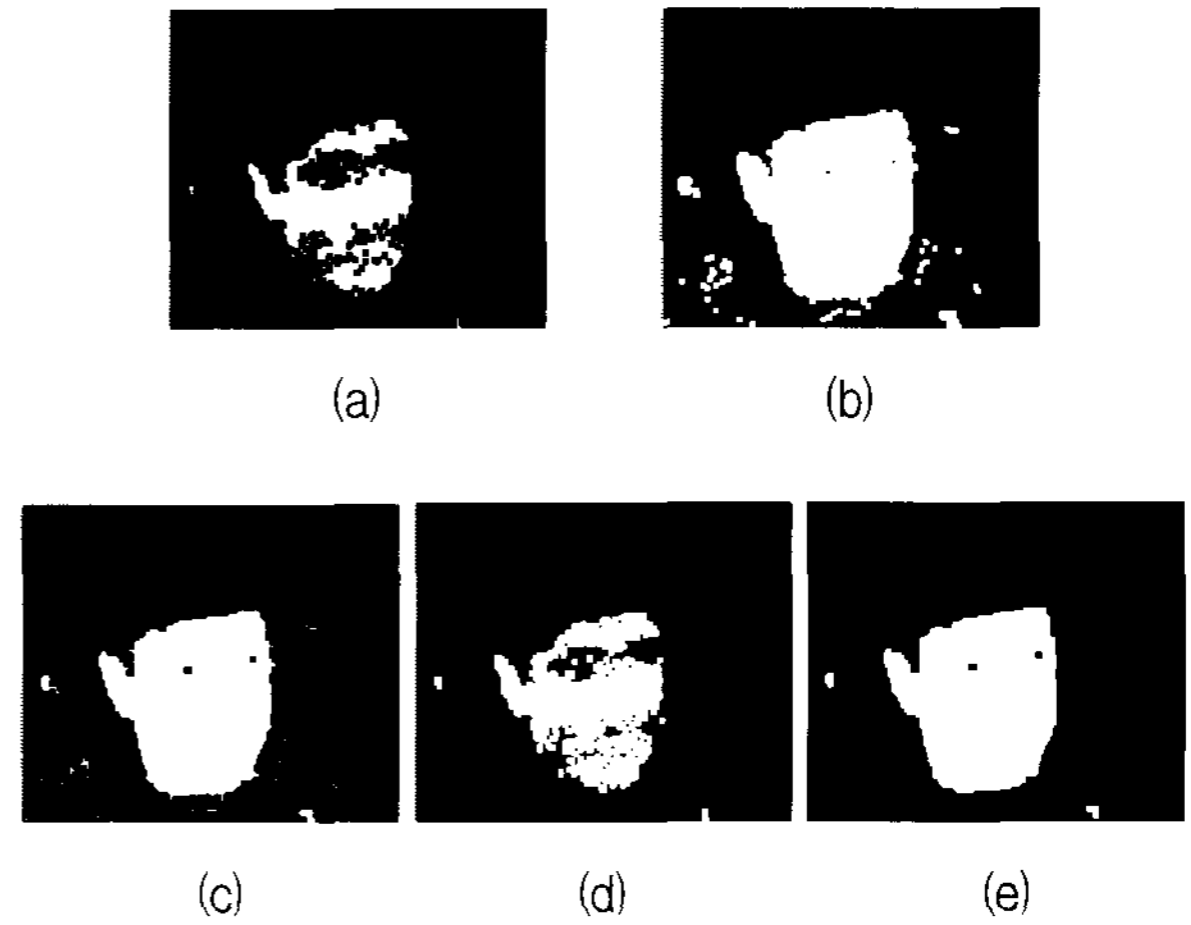


그림 14. 웨이브렛 형태학 연산자를 적용한 결과 영상  
 Fig. 14. Result images applying wavelet morphology operators.

((a) 웨이브렛 계수에 Erosion을 적용한 결과 영상, (b) 웨이브렛 계수에 Dilation을 적용한 결과 영상, (c) 웨이브렛 계수에 Closing을 적용한 결과 영상, (d) 웨이브렛 계수에 Opening을 적용한 결과 영상, (e) 웨이브렛 계수에 OC를 적용한 결과 영상)

그림 12는 HS를 이용하여 피부 컬러 영상을 얻어 2차원 그래프로 나타낸 것이다. 그림 11과 12에서와 같이 HS의 2차원 분포도는 S값상에 모두 모여 있고 H값에는 넓게 분포되어 있다. 위의 결과로 얻은 영상은 그림 13과 같고, 이 결과 영상에 웨이브렛 형태학을 적용한 결과는 그림 14와 같다.

그림 14에서, (a)는 웨이브렛 계수에 Erosion을 적용한 결과 영상으로 여러 잡음(피부 컬러 영역을 다른 영역으로 표시)을 포함하고 있고, (b)는 웨이브렛 계수에 Dilation을 적용한 결과 영상으로 불필요한 잡음(피부 컬러 영역이 아닌 부분을 피부 영역으로 표시)이 포함되어 있다. 그리고 (c)는 웨이브렛 계수에 Closing을 적용한 결과 영상으로 Erosion과 Dilation을 적용한 결과 영상보다는 우수하지만 약간의 잡음(피부 컬러 영역이 아닌 부분을 피부 영역으로 표시)을 포함하고 있다. (d)는 웨이브렛 계수에 Opening을 적용한 결과 영상은 Erosion을 적용한 결과 영상보다는 우수하지만 약간의 잡음(피부 컬러 영역을 다른 영역으로 표시)을 포함하고 있으며, (e)는 웨이브렛 계수에 OC를 적용한 결과 영상으로 나머지 결과 영상에 비해 작은 영상 즉, 잡음 혹은 피부 영역이 아닌 부분을 거의 제거함을 보였다.



## V. 결 론

기존에는 FCM이나 K-Means를 사용하여 클러스터링을 하였으나 이는 결과 속도에 커다란 영향을 미친다. 또한 영상에서는 결과가 그다지 좋지 못했다. 그래서 본 논문에서는 컴퓨터 비전의 한 분야인 얼굴 분할 검출에 적용하기 위해 HSV 컬러 공간 모델과 웨이블릿 형태학 알고리즘을 제안하였다.

웨이블릿 형태학 알고리즘은 사용자의 개입이 없이 실시간적으로 분할해 검출할 수 있도록 공간적 특성을 이용하였다. 그리고 HSV 컬러 공간 모델을 이용하여 얼굴 부분을 검색하여 분할하고, 웨이블릿 3레벨의 형태에서 웨이블릿 계수값을 얻어서 이것을 형태학의 기본 연산자 Erosion과 Dilation을 이용하여 영상을 단순화하며 얼굴 영역 외의 작은 영역이 검출되면 1차적으로 제거가 되고, 얼굴 형태의 윤곽을 얻었다. 이는 시간적으로 아주 빠르게 동작을 하므로 실시간적으로 사용하기에는 아주 적합하다.

본 논문에서 제시한 알고리즘을 적용한 결과, HSV 모델을 이용하여 얻은 영상인 그림 13에 적용하여 그림 14와 같이 검출하였다. 특히, 그림 14(e)는 잡음이 거의 제거됨을 보였다

본 논문에서 제안한 알고리즘은 향후 보안, 출입 통제 인식기 등에 사용함으로써 정확한 얼굴인식의 성능 향상에 기여할 것으로 사료된다.

## 참 고 문 헌

- [1] M. Hotter and R. Thoma, "Image Segmentation Based on Object Oriented Mapping Parameter Estimation," *Signal Processing*, vol. 15, no. 3, pp. 315-334, october 1988.
- [2] T. Aach and A. Kaup, "Statistical Model-based Change Detection in Moving Video," *Signal Processing(Elsevier)*, vol. 31, pp. 165-180, March 1993.
- [3] L. Vincent and P. Soille, "Watersheds in Digital Spaces: An Efficient Algorithm Based on immersion Simulation," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 13, no. 2, pp. 583-598, June 1991.
- [4] H. Wang and S. F. Chang, "A Highly Efficient System for Automatic Face Region Detection in MPEG Video," *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 7, no. 4, pp. 615-628, August 1997.
- [5] J. G. Choi, S. W. Lee, and S. D. Kim, "Spatio-Temporal Video Segmentation using a Joint Similarity Measure," *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 7, no. 2, pp. 279-286, April 1997.
- [6] M. H. Yang and N. Ahuja, "Detecting Human Faces in Color Images," In *Proceeding of the 1998 IEEE International Conference on Image Processing(ICIP'98)*, pp. 127-139, Chicago, October 1998.
- [7] C. Garcia, G. Zikos, and G. Tziritas, "Face Detection in Color Images using Wavelet Packet Analysis," *Proc. IEEE Intern. Conf. Multimedia Computing and Systems*, Florence, vol. 5, pp. 703-708, June 1999.
- [8] C. Garcia and G. Tziritas, "Face Detection Using Quantized Skin Color Regions Merging and Wavelet packet Analysis," *IEEE Trans. on Multimedia*, vol. 1, no. 3, pp. 264-277, September 1999.
- [9] DiVAN : Distributed audioVisual Archives Network(European Esprit Project EP 24956). <http://divan.intranet.gr/info>, 1997.
- [10] H. A. Rowley, S. Baluja, and T. Kanade, "Neural network-based face detection," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 20, no. 1, pp. 23-38, January 1998.
- [11] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, "Digital Image Processing," Addison Wesley Longman, 1992.
- [12] Y. Y. Tang, L. H. Yang, and J. Liu, and H. Ma, *Wavelet Theory and Its Application to Pattern Recognition*, Series in Machine Perception Artificial Intelligence, vol 36, World Scientific Publishing Co, 2000.
- [13] R. M. Rao and A. S. Bopardikar, *Wavelet Transforms : Introduction to Theory and Applications*, Addison-Wesley, An Imprint of Addison Wesley Longman, Inc., 1998.
- [14] C. S. Burrus, R. A. Gopinath, and H. Guo, *Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms : A Primer*, Prentice-Hall International, Inc., 1998.
- [15] S. R. Moon, "Design of Hybrid Median Filter Using Gray Scale Morphology," Chonbuk University, Ph D., 1993.
- [16] Y. K. Yoon, "DTCNN Hardware Implementation and Application Using Morphology," Wonkwang University, Master, 1998.

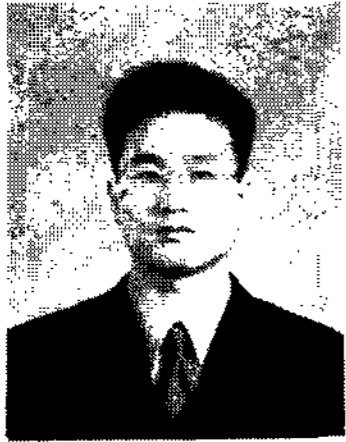
---

 저 자 소 개
 

---

백 덕 수(정회원)  
대한전자공학회 논문지  
제 39권 TE편 제1호 참조

강 창 수(정회원)  
대한전자공학회 논문지  
제 39권 TE편 제4호 참조



변 오 성(학생회원)  
1997년 원광대학교 전자공학과  
학사.  
2000년 원광대학교 전자공학과  
석사.  
2003년 원광대학교 전자공학과  
박사.

<주관심분야 : 신경망 시스템, 퍼지, 유전자 알고리즘, 지능시스템>