

슈퍼픽셀의 밀집도 및 텍스처정보를 이용한 DBSCAN기반 칼라영상분할*

이 정 환**

A Method of Color Image Segmentation Based on DBSCAN(Density Based Spatial Clustering of Applications with Noise) Using Compactness of Superpixels and Texture Information

Lee Jeonghwan

〈Abstract〉

In this paper, a method of color image segmentation based on DBSCAN(Density Based Spatial Clustering of Applications with Noise) using compactness of superpixels and texture information is presented. The DBSCAN algorithm can generate clusters in large data sets by looking at the local density of data samples, using only two input parameters which called minimum number of data and distance of neighborhood data.

Superpixel algorithms group pixels into perceptually meaningful atomic regions, which can be used to replace the rigid structure of the pixel grid. Each superpixel is consist of pixels with similar features such as luminance, color, textures etc. Superpixels are more efficient than pixels in case of large scale image processing.

In this paper, superpixels are generated by SLIC(simple linear iterative clustering) as known popular. Superpixel characteristics are described by compactness, uniformity, boundary precision and recall. The compactness is important features to depict superpixel characteristics. Each superpixel is represented by Lab color spaces, compactness and texture information. DBSCAN clustering method applied to these feature spaces to segment a color image. To evaluate the performance of the proposed method, computer simulation is carried out to several outdoor images. The experimental results show that the proposed algorithm can provide good segmentation results on various images.

Key Words : DBSCAN, Superpixel, Color Image Segmentation, SLIC, Compactness and Texture

I. 서론

영상분할은 영상에서 배경과 전경을 분리하는 과정으로 의료영상해석, 얼굴인식, 로봇공학 등 다양한

응용분야에 활용되고 있다[1-4, 10, 18]. 영상분할은 그레이영상 혹은 칼라영상에 적용되는데 현재까지 제안된 알고리즘은 일반적으로 에지기반, 문턱값기반, 그래프기반, 클러스터링기반으로 나눌 수 있다[1]. 에지기반방법은 영상에서 그레이 혹은 칼라등 특징 값이 급격히 변하는 부분을 찾아 영상을 분할하는 방

* 이 논문은 2015학년도 안동대학교 연구비에 의해 연구되었음

** 안동대학교 전자공학과 교수

법이고, 문턱값기반방법은 일차원 혹은 다차원 히스토그램을 구성하여 피크 및 벨리부분을 찾아서 균일영역을 찾는 방법이다. 그리고 그래프기반 방법은 영상 화소를 그래프의 노드로 두고 각 화소사이의 연결상태와 특징을 그래프의 가지 및 가중치로 생각하여 그래프 분할을 통하여 영상분할을 하는 방법이다. 이는 특성이 유사한 노드로 묶어서 부그래프(subgraph)를 반복적으로 생성하여 균일영역에 해당하는 노드를 찾아서 영상분할을 하는 것이다. 마지막으로 클러스터링 기법방법은 영상의 각 화소를 군집의 샘플로 생각하여 유사한 성질을 갖는 샘플들을 묶어서 영상분할을 하는 방법이다.

본 연구에서는 클러스터링방법을 이용한 칼라영상분할에 대하여 연구한다. 특히 밀도기반 클러스터링 방법인 DBSCAN(Density Based Spatial Clustering of Applications with Noise)방법[5-7]을 적용한 방법을 연구한다. 이 방법은 잡음을 포함한 공간적인 샘플데이터를 분류하는데 우수한 알고리즘으로 알려져 있다. DBSCAN 알고리즘은 입력변수로 최대반경과 최소 군집 객체수 만큼 입력받아 클러스터링을 수행하고 또한 클러스터의 모양과 크기에 무관하게 클러스터를 분류할 수 있는 장점을 갖는 방법이다.

그러나 클러스터링방법은 기본적으로 군집을 이루는 샘플들을 특성이 비슷한 샘플들끼리 묶어서 영상을 분할하는 것이므로 영상크기에 따라 처리시간이 증가하게 되는 문제가 있다[8]. 이를 해결하기 위한 방법으로 최근 동영상 분할하여 자동차, 보행자, 이륜차 등 특정물체를 추적하는데 슈퍼픽셀(superpixel)을 적용하는 방법이 연구되었다[10-12]. 즉 비디오에서 특정물체를 추적하는 과정에서 영상분할은 필수적인 단계인데 영상데이터가 많으면 이를 효과적으로 처리하기 위한 알고리즘이 요구되는데 슈퍼픽셀을 도입한 방법이 제안되었다[13, 15].

슈퍼픽셀은 격자(grid)구조인 화소와 다르게 성질

이 비슷한 인접화소를 묶어서 작은 균일영역으로 만들어 이를 기본단위로 취급하는 것으로 작게 나누어진 균일영역을 슈퍼픽셀이라고 한다[12, 16, 20]. 따라서 슈퍼픽셀은 비디오와 같은 대용량 영상을 고속으로 처리하기 위한 효과적인 방법 중 하나이다.

본 연구에서는 슈퍼픽셀과 DBSCAN방법을 적용한 칼라영상분할에 대하여 연구한다. 특히 텍스처정보를 고려한 슈퍼픽셀 생성방법을 이용하고 슈퍼픽셀의 중요한 특징중 하나인 밀집도를 고려하여 영상을 분할하는 효과적인 방법을 연구한다.

II. 제안방법

2.1 슈퍼픽셀

슈퍼픽셀은 구하는 방법에 따라 그래프(graph)기반 [13, 15]과 기울기(gradient)기반 방법[12]으로 나눌 수 있다. 그래프기반 방법은 각 화소를 그래프의 노드로 생각하고 화소와 화소사이의 특징을 그래프의 에지값(가중치)으로 하여 그래프를 구성한다. 그리고 그래프의 모든 노드에 대한 가중치 행렬로부터 고유벡터 및 고유치를 구하여 그래프를 반복적으로 두 개의 부그래프(subgraph)로 나누어 슈퍼픽셀을 구한다. 이 방법은 이론적으로 최적인 영상분할을 할 수 있으나, 크기가 큰 영상의 경우 가중치 행렬로부터 고유벡터 및 고유치를 구하는데 계산시간과 메모리가 많이 필요하다.

기울기기반 방법은 영상의 기울기 값을 구하고 이를 기초로 하여 초기샘플(seed)을 정하고 각 화소에 대해 초기화소와의 유클리드 거리를 계산하여 성질이 비슷한 작은 영역으로 나누어 슈퍼픽셀을 구하는 방법이다. 이의 대표적인 방법은 평균이동(MS:mean shift), SLIC (simple linear iterative clustering) 등이

있다[11-12]. 평균이동은 척도값이 수렴할 때까지 반복적으로 지역적 모드를 찾는 방법으로 슈퍼픽셀의 균일성을 제어할 수 없으며 초기값에 따라 결과가 민감하게 변하는 단점이 있다. SLIC방법은 가장 최근에 제안된 방법으로 Lab칼라공간과 좌표값을 포함하는 5차원 특징공간에서 슈퍼픽셀을 구하는 방법으로 다른 방법에 비해 상대적으로 성능이 우수한 알고리즘으로 알려져 있다[20].

2.2 DBSCAN(Density Based Spatial Clustering of Applications with Noise) 클러스터링

클러스터링은 데이터의 유사성에 근거하여 유사한 특징을 가진 데이터들을 묶어서 몇 개의 클러스터로 만드는 과정이다. DBSCAN은 데이터의 밀도에 근거한 클러스터링방법으로 최대반경(Eps)과 최소군집객체수($Minpts$)만을 매개변수로 입력받아 클러스터의 모양과 클러스터 수에 상관없이 데이터를 분류하는 방법으로 다음과 같은 과정을 따른다[6].

(1) 특징공간 R 내의 임의의 데이터 p 의 이웃(neighborhood) 데이터 $NEps(p)$ 를 찾는다. 여기서

$$NEps(p) = \{q \in R \mid \text{dist}(p, q) \leq Eps\} \quad (1)$$

이며 $\text{dist}(p, q)$ 는 두 데이터사이의 유클리디안 거리이다. 즉 임의의 데이터 p 로부터 최대반경(Eps)내에 있는 데이터를 탐색하는 과정이다.

(2) 아래 조건을 만족하는 최대반경(Eps)내에 있는 데이터 개수를 구한다. 즉

$$|NEps(p)| \geq Minpts, \text{dist}(p, q) \leq Eps \quad (2)$$

가 되어야 하며, 이는 p 의 이웃데이터 수는 입력변수

인 최소군집객체수 보다 커야한다.

(3) 최대반경내의 데이터수가 입력변수인 최소군집객체수보다 크면 해당 데이터를 중심점(core point)으로 지정한다.

(4) 중심점으로부터 최소반경내에 포함된 데이터에서 (1)~(3)을 반복 실행하여 (2)의 조건을 만족하면 클러스터링을 계속 확장하여 나간다. 이를 밀도확장(density-reachable)이라한다. 즉 중심점 p 로부터 데이터 q 까지 밀도확장상태가 되려면, p 부터 q 까지 데이터 사슬(chain) $p_1, p_2, p_3, \dots, p_n$ 이 형성되고 $p_1 = p, p_n = q$ 가 되어야 한다. 이러한 클러스터링의 확장을 통해 임의 모양을 갖는 데이터들을 하나의 클러스터로 군집화할 수 있다.

(5) 클러스터 G 는

$$G = \{p \cap q \mid |NEps(p)| \geq Minpts\} \quad (3)$$

로 표현할 수 있으며, 여기서 q 는 p 로부터 밀도확장 가능한 데이터이다. 즉 데이터 p 의 이웃데이터 $NEps(p)$ 가 최소군집객체수($Minpts$)보다 크고 데이터 p 로부터 밀도확장가능한 데이터들의 집합이 클러스터가 된다. 그리고 어떤 클러스터에도 포함되지 않은 데이터는 잡음으로 처리한다.

DBSCAN은 다른 방법에 비해 몇 가지 장점을 갖는데, 첫째 일반적으로 대부분의 클러스터링 알고리즘은 클러스터링 전에 클러스터 개수를 미리 정해야 하는 단점이 있으나 DBSCAN에서는 클러스터의 개수를 정의할 필요가 없다. 둘째 데이터간의 상호연관성을 판단하는데 있어, 유클리디안 거리를 이용하지만 이상치(outlier)에 민감하게 반응하지 않으며 어느 클러스터에도 포함되지 않은 잡음 개념이 존재한다. 셋째 다른 클러스터링에서는 초기값(seed)에 클러스터링 결과가 크게 영향을 받는 국부수렴문제가 있으나 DBSCAN방법은 이런 문제로부터 자유롭다. 즉 초

기값이 클러스터링의 최종결과에 영향을 주지 않는 장점을 갖는다.

$$Q_s = \frac{A_s}{A_c} = \frac{4\pi A_s}{L_s^2} \quad (4)$$

2.3 밀집도 및 텍스처 특징추출

슈퍼픽셀은 다음과 같은 몇 가지 성질을 갖는다. 즉 밀집도(compactness), 균일성(uniformity), 원영상과의 경계일치도(boundary precision & recall)등이 있다[12, 16, 20]. 영역의 밀집도는 슈퍼픽셀의 둘레가 얼마나 단순한가를 표시하는 척도이다. 균일성은 슈퍼픽셀의 특징이 얼마나 균일한가를 나타내는 값이며, 원영상과의 경계일치도는 슈퍼픽셀과 원영상에 있는 물체의 경계가 얼마나 일치하는 지를 표시하는 척도이다.

밀집도는 슈퍼픽셀들의 모양이 서로 얼마나 닮은꼴 인지를 나타내는 값으로 각 슈퍼픽셀의 규칙적인 모양과 크기에 관한 척도이다. 밀집도가 높은 슈퍼픽셀이 공간적인 정보와 경계정보를 보다 잘 표현할 수 있는 반면에 불규칙적인 모양을 갖는 슈퍼픽셀은 기계학습 분야에서 과적합(overfitting)이 발생되어 경계정보를 표현하는데 더 많은 데이터가 필요하게 된다[20].

수학적인 관점에서 밀집도는 등방성(isotropic) 문제로 표현할 수 있다. 2차원에서 등방성은 주어진 경계 길이에 대하여 면적을 가장 크게 하는 것으로 물체의 모양이 원형일 때 밀집도는 가장 큰 값을 갖는다. 즉 주어진 어떤 물체의 면적과 이 물체의 경계길이와 동일한 원주를 갖는 원 면적의 비가 등방성이다. 등방성은 물체 모양이 원일 때 가장 큰 값인 1이고 그 외는 감소한다. 즉 슈퍼픽셀이 원 모양을 갖게 되면 밀집도가 가장 크다.

슈퍼픽셀 s 의 면적을 A_s 라고 하고 둘레를 L_s 라고 하자. 이렇게 하면 L_s 와 같은 둘레를 갖는 원의 반지름은 $r = \frac{L_s}{2\pi}$ 가 된다. 반지름 r 인 원의 면적을 A_c 라고 하면 등방성은

가 된다.

그리고 이 등방성에 기반하여 밀집도 C 를 다음 식(5)와 같이 정의할 수 있다.

$$C = \sum_{s \in G} Q_s \frac{|S|}{|I|} \quad (5)$$

여기서 s 는 각 슈퍼픽셀이고, $|S|$ 는 각 슈퍼픽셀의 크기이며 $|I|$ 는 영상전체의 크기이다. 그리고 G 는 영상내의 모든 슈퍼픽셀 집합이다.

밀집도는 경계의 규칙성과 방향성에 민감하며 영상전체의 밀집도는 이 두 요인에 따라 결정된다. 그러므로 밀집도는 대부분의 응용에서 균일하고 규칙적인 경계를 갖는 슈퍼픽셀을 구하기 위해 매우 중요한 성질이다[20].

텍스처정보는 영상의 균일 및 불균일 영역을 구분할 수 있어야 하는데, 영상에서 균일영역과 불균일영역에 대한 정보를 헤시안(Hessian)행렬의 고유치로 구하는 방법이 제안되어 있다. 본 논문에서는 이 고유치를 이용하여 균일 및 불균일한 정도를 구한다. 영상의 화소 $f(x, y)$ 에서 헤시안행렬을 다음과 같이 표현할 수 있다[9, 14, 19-21].

$$H = \begin{bmatrix} f_{xx} & f_{xy} \\ f_{xy} & f_{yy} \end{bmatrix} \quad (6)$$

여기서 $f_{xx} = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2}$, $f_{xy} = \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y}$, $f_{yy} = \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$ 는 2차미분이고 아래 식(7)과 같고

$$\begin{aligned}
 f_{xx} &= f_x(x+1, y) - f_x(x, y) \\
 &= f(x+2, y) - f(x+1, y) \\
 &\quad - [f(x+1, y) - f(x, y)] \\
 &= f(x+2, y) - 2f(x+1, y) + f(x, y)
 \end{aligned}
 \tag{7}$$

여기서

$$f_x(x+1, y) = \frac{\partial f(x+1, y)}{\partial x} \tag{8}$$

$$f_x(x, y) = \frac{\partial f(x, y)}{\partial x} \tag{9}$$

는 $(x+1, y), (x, y)$ 에서 1차미분이다. 같은 방법으로 f_{xy}, f_{yy} 는

$$f_{xy} = f(x+1, y+1) - f(x+1, y) - f(x, y+1) + f(x, y) \tag{10}$$

$$f_{yy} = f(x, y+2) - 2f(x, y+1) + f(x, y) \tag{11}$$

로 표현된다. 헤시안행렬은 양(positive)의 준정부호(semidefinite)행렬로 다음과 같은 두 개의 실수 고유치를 갖는다.

$$e_1 = \frac{1}{2}[(f_{xx} + f_{yy}) + \sqrt{(f_{xx} - f_{yy})^2 + 4f_{xy}^2}] \tag{12}$$

$$e_2 = \frac{1}{2}[(f_{xx} + f_{yy}) - \sqrt{(f_{xx} - f_{yy})^2 + 4f_{xy}^2}] \tag{13}$$

여기서 e_1 은 화소에서의 최대지역변화를 나타내고, e_2 는 최소지역변화를 나타낸다. 본 논문에서는 두 고유치를 사용하여 텍스처정보를 다음식과 같이 구한다[9].

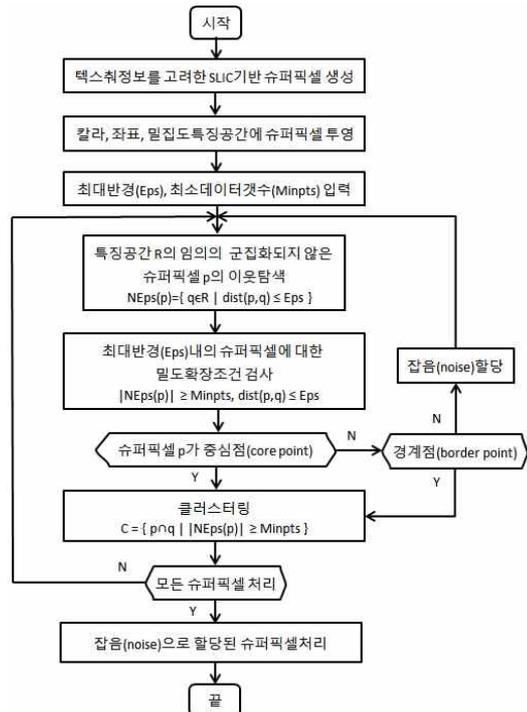
$$T(x, y) = (e_1 - e_2)e_1w(f(x, y)) \tag{14}$$

여기서 $w(f(x, y))$ 는 가중치함수로 다음과 같이 구한다.

$$w(f(x, y)) = \frac{\eta^2(x, y) - \min(\eta^2)}{\max(\eta^2) - \min(\eta^2)} \tag{15}$$

여기서 $\eta^2(x, y)$ 는 화소의 평균변화를 나타내는 값이다. 그리고 $\max(\eta^2), \min(\eta^2)$ 는 $\eta^2(x, y)$ 값의 최대 및 최소이다. 이렇게 하면 에지영역 혹은 텍스처영역에는 e_1 이 크고 e_2 가 작으므로 $e_1 - e_2$ 가 크게 되어 텍스처정보 $T(x, y)$ 값이 증가하고, 반대로 균일영역에서는 $T(x, y)$ 값이 감소한다.

그림1은 제안방법의 블록도이다. 텍스처정보를 포함한 SLIC기반 슈퍼픽셀을 생성하고 각 슈퍼픽셀에 대하여 밀집도, 텍스처정보를 포함한 특징을 추출한다. 생성된 슈퍼픽셀에 대하여 DBSCAN을 적용하여 슈퍼픽셀을 클러스터링하여 영역을 분할한다. DBSCAN에서 어느 클러스터에도 속하지 않는 잡음 슈퍼픽셀을 분할된 영역에 할당하여 영상분할 한다.



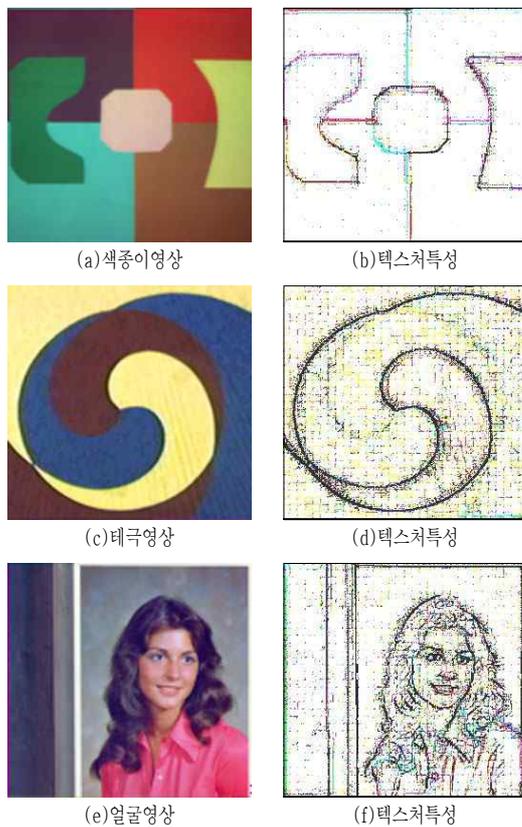
<그림 1> 제안방법의 블록도

III. 실험결과 및 검토

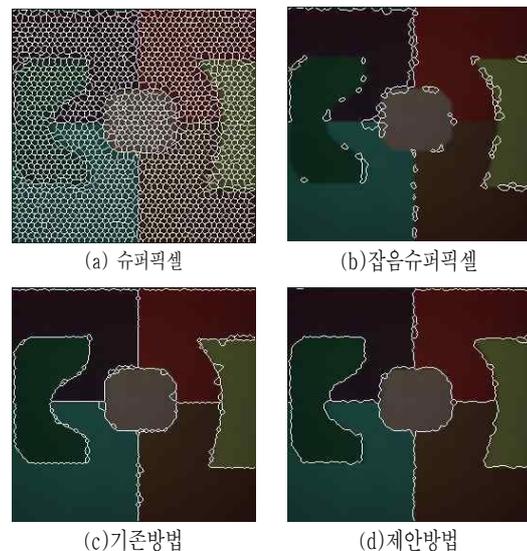
제안방법의 성능평가를 위해 컴퓨터모의 실험을 하였다. 그림2는 실험에 사용된 원영상과 텍스처정보를 표시하였다. 실험에 사용된 영상은 색종이를 붙여서 카메라로 캡처한 색종이영상(그림2(a))과, 태극모양영상(그림2(b)) 및 얼굴영상(그림2(c))을 사용하였다. 실험결과에 따르면 영역의 변화가 크게 발생하는 부분과 칼라값의 변화가 많은 부분에서 텍스처정보값이 증가함을 알 수 있다. 본 논문에서는 텍스처정보를 구하기 위해 3x3윈도우를 적용했다. 그림3부터 그림5까지는 색종이영상, 태극영상, 얼굴영상에 대한 실험결과이다. 각 실험에서 슈퍼픽셀의 수는 모두

2000개가 되도록 설정하였다. 또한 각 실험에서 최소 군집객체수는 2, 최대반경은 8로 설정하였다. 그림 3(a)는 색종이영상에 슈퍼픽셀을 구한 결과이다. 그림 3(b)는 슈퍼픽셀을 이용하여 DBSCAN기반으로 영상 분할을 수행했을 때 발생하는 잡음에 해당하는 슈퍼픽셀이다. 즉 DBSCAN기반으로 슈퍼픽셀을 클러스터링할 경우 밀도확장을 적용하는 경우 중심점과 경계점이 아닌 경우 잡음으로 간주하는데 이는 영상에서 영역의 경계부분이 있는 슈퍼픽셀 중 이웃영역에 포함되지 않는 슈퍼픽셀들이다. 제안방법에서는 잡음 데이터를 이웃영역에 할당하는 과정을 수행한다.

그림2(c)와 (d)는 기존방법[17]과 제안방법의 결과이다. 실험결과를 보면 기존방법에 비해 제안방법이 영역의 경계부분에서 성능이 우수함을 알 수 있다.



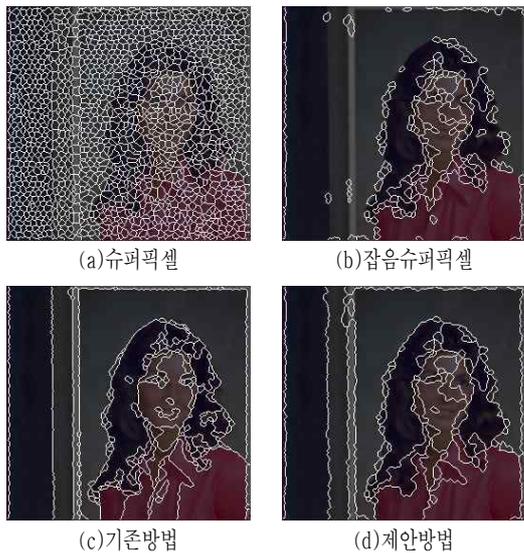
<그림 2> 원영상 및 텍스처특성



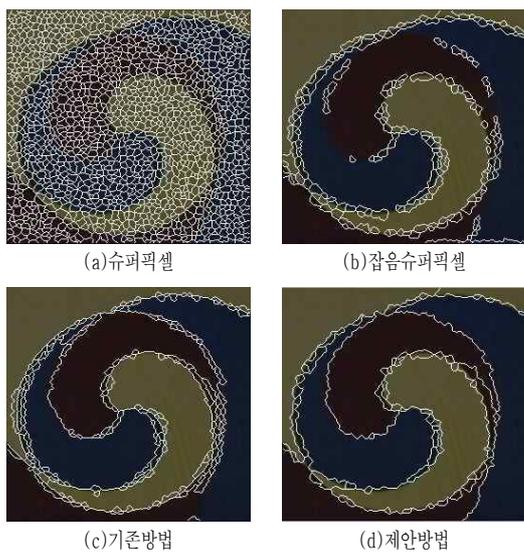
<그림 3> 색종이 영상의 결과

그림4 및 그림5는 태극영상과 얼굴영상에 대한 결과이다. 그림6은 밀집도를 Lab칼라성분중 L과 같이 표현한 것이다. 즉 밀집도와 칼라 L성분에 슈퍼픽셀을 투영한 결과이다. 이 실험으로부터 밀집도의 분포

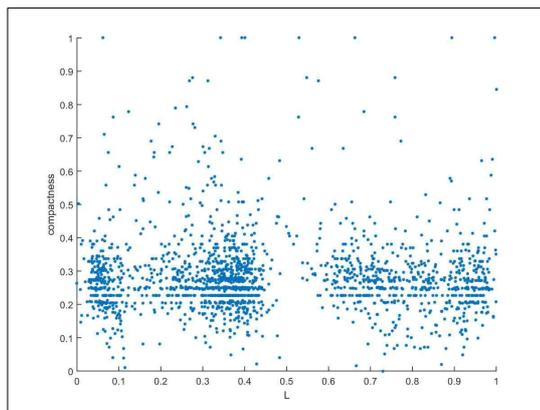
도를 알 수 있다. 색종이 영상의 경우 밀집도가 0.2~0.3값을 갖는 슈퍼픽셀이 많고, 태극영상 및 얼굴 영상은 0.2~0.6 값을 갖는 슈퍼픽셀이 많아서 상대적으로 밀집도의 분포가 넓은 것은 알 수 있다.



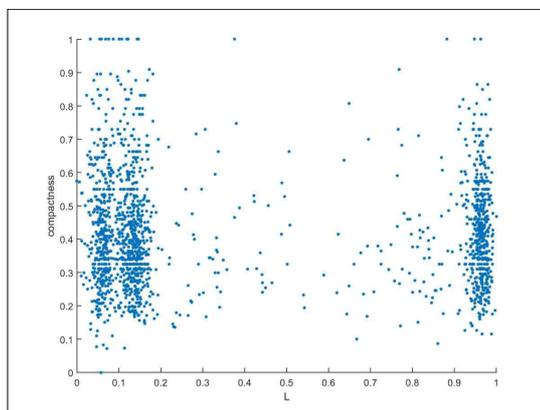
<그림 5> 얼굴영상의 결과



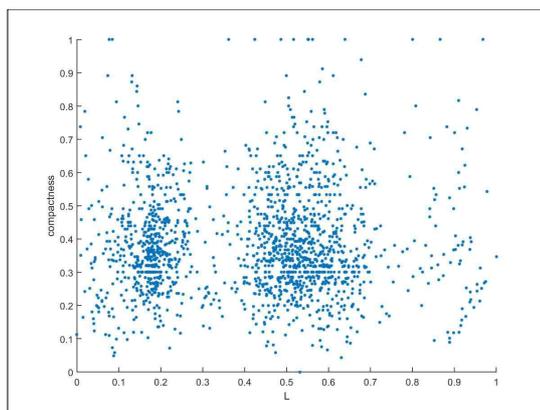
<그림 4> 태극영상의 결과



(a)색종이영상의 밀집도



(b)태극영상의 밀집도



(c)얼굴영상의 밀집도

<그림 6> 슈퍼픽셀의 밀집도

IV. 결론

본 논문에서는 슈퍼픽셀의 밀집도 및 텍스처특성을 이용한 DBSCAN기반 칼라영상분할에 대하여 연구하였다. DBSCAN분할 방법은 객체를 클러스터링하는 방법으로 입력변수로 최대반경과 최소군집객체 두 변수만 설정하면 임의의 모양을 갖는 군집을 클러스터링해 준다. 일반적인 클러스터링 방법의 초기값 설정에 따른 국부수렴문제가 발생하지 않고 클러스터 개수를 미리 입력하지 않아도 되는 장점을 갖고 있다. 슈퍼픽셀은 텍스처특성을 고려한 SLIC기반으로 생성하였으며, 각 슈퍼픽셀의 밀집도 특성을 구하여 기존의 Lab칼라특성과 같이 사용하였다. 슈퍼픽셀의 텍스처특성은 헤시안행렬을 이용하여 구하였다. 제안방법의 성능을 평가하기 위해 컴퓨터 모의실험을 수행하였으며, 기존방법과 결과를 비교하였다.

실험결과 제안방법을 칼라영상분할에 적용할 수 있음을 알 수 있었다. 향후 연구과제는 제안방법을 동영상과 같은 대용량 비디오 영상에 적용하는 알고리즘 개발에 대한 연구가 필요하다.

참고문헌

- [1] Feng Ge, Song Wang, and Tiecheng liu, "New Benchmak Image Segmentation Evaluation," *Journal of Electronic Imaging*, Vol. 16, No. 3, 2007.
- [2] S. Makrogiannis, G. Economou, S. Fotopoulos, "A region dissimilarity relation that combines feature-space and spatial information for color image segmentation," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B*, Vol. 35, No. 1, Feb. 2005, pp. 44-53.
- [3] W. Tao, H. Jin, Y. Zhang. "Color Image Segmentation Based on Mean Shift and Normalized Cuts," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B*, Vol.37, No. 5, Oct. 2007, pp. 382-1389.
- [4] Jong Hyun Park, Guee Sang Lee, Soon Young Park. "Color image segmentation using adaptive mean shift and statistical model-based methods," *Computers and Mathematics with Applications*. Vol.57, 2009, pp.970-980.
- [5] Zeng Liu, Dong Zhou, Naijun Wu, "Varied Density Based Spatial Clustering of Application with Noise," in *proceedings of IEEE Conference ICSSSM*, 2007, pp. 528-531.
- [6] Hongfang Zhou, Peng Wang, Hongyan Li, "Research on Adaptive Parameters Determination in DBSCAN Algorithm," *Journal of Information & Computational Science* Vol. 9, No. 7, 2012.
- [7] Sheikholeslami G., Chatterjee S., and Zhang A., "WaveCluster: A Multi-Resolution Clustering Approach for Very Large Spatial Databases," *Proc. 24th Int. Conf. on Very Large DataBases*, New York, NY, 1998, pp. 428 - 439.
- [8] Hattori K., Torii Y. : "Effective algorithms for the nearest neighbor method in the clustering problem," *Pattern Recognition*, Vol. 26, No. 5, 1993, pp. 741-746.
- [9] H. Tian, H. Cai, J. H. Lai and X. Xu, "Efficetive Image Noise Removal based on Difference Eigenval," *Proc. IEEE Conf. on Image Processing*, 2011, pp. 3357-3360.
- [10] Fan Yang, Huchuan Lu, and Ming-Hsuan, "Robust Superpixel Tracking," *IEEE Transaction*

- on Image Processing, Vol. 23, No. 4, 2014, pp. 1639-1651.
- [11] Andrea Vedaldi and Stefano Soatto, "Quick Shift and Kernel Methods for Mode Seeking," Lecture Notes in Computer Science, Vol. 5305, 2008, pp. 705-718.
- [12] Radhakrishna Achanta, Appu Shaji, Kevin Smith, Aurelien Lucchi, Pascal Fua, and Sabine Susstrunk, "SLIC Superpixels," EPFL Technical Report 149300, June 2010.
- [13] J. Shi and J. Malik, "Normalized Cuts and Image Segmentation," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. Vol. 22, No. 8, 2000, pp.888-905.
- [14] Nocedal, Jorge; Wright, Stephen, "Numerical Optimization," Springer Verlag. ISBN 978-0387987934, 2000.
- [15] D. H. P. Felzenszwalb, "Efficient Graph-based Image Segmentation," Journal of Computer Vision, Vol.59, No. 2, 2004, pp. 167-181.
- [16] 이정환, "칼라특징공간별 SLIC기반 슈퍼픽셀의 특성비교," 디지털산업정보학회 논문지, 제10권, 제4호, 2014, pp. 151-160.
- [17] Peter Kovesi, "Image Segmentation using SLIC SuperPixels and DBSCAN Clustering," <http://www.peterkovesi.com/projects/segmentation/index.html>, 2013.
- [18] 이현구, 김동주, "2D-PCA와 영상분할을 이용한 얼굴인식," 디지털산업정보학회 논문지, 제8권, 제2호, 2012, pp. 31-40.
- [19] Jeong Hwan Lee, "Texture Characteristics with Eigenvalue and Superpixel Generation," Proceeding of Korea Multimedia Society, Vol. 1, 2015(in korean).
- [20] R. Achanta, A. Shaji, K. Smith, A. Lucchi, P. Fua, and S. Susstrunk, "SLIC Superpixel Compared to State-of-the-art Superpixel Method," IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 34, No. 11, 2012, pp. 2274-2282.
- [21] Jeong Hwan Lee, "Color Image Segmentation Using Compactness of Superpixels," Proceeding of Korea Multimedia Society, Vol. 2, 2015(in korean).

■ 저자소개 ■



이정환
Lee Jeonghwan

1990년 3월~현재
안동대학교 전자공학과 교수
1992년 8월 KAIST전기및전자공학과(공학박사)
1986년 2월 KAIST전기및전자공학과(공학석사)
1983년 2월 경북대학교 전자공학과(공학사)

관심분야 : 영상처리, 컴퓨터비전 등
E-mail : jhlee@andong.ac.kr

논문접수일: 2015년 9월 18일
수정일: 2015년 10월 15일
게재확정일: 2015년 10월 20일