

픽셀간의 칼라공간에서의 거리와 이웃관계를 고려하는 클러스터링을 통한 칼라영상 분할

(Color Image Segmentation based on Clustering using Color Space Distance and Neighborhood Relation Among Pixels)

이 화 정[†] 김 황 수^{**}
(Hwajeong Lee) (Hwangsoo Kim)

요약 본 논문에서는 칼라공간상의 거리와 이웃정보를 이용한 클러스터링을 통한 칼라영상 분할 방법을 제안한다. 칼라영상의 한 픽셀은 칼라정보(R,G,B)와 위치정보(x,y)를 가진다. 대개의 칼라공간에서의 클러스터링방법은 픽셀을 (R,G,B)공간으로 변환후 (R,G,B)공간상의 분포만을 이용하지만 여기서는 (R,G,B)와 (x,y)모두를 사용하여 클러스터링함으로써 영상의 세그먼트들을 찾는다. 클러스터링 방법으로서 인력을 모방하는 중력 클러스터링(gravitational clustering)을 사용하였다. 이 방법은 클러스터의 중심값과 클러스터 수를 미리 정해주지 않아도 자동적으로 결정할 수 있는 장점이 있다. 중력 클러스터링에서 찾은 클러스터 수를 가지고 다른 클러스터링 방법(K-means)에 입력으로 주어 결과를 비교해 본다. 본 논문에서는 이웃관계를 따라 클러스터링하는 것이 정확한 경계선을 찾는데 효과적임을 보여준다.

Abstract In this paper, we propose a color image segmentation method based on gravitational clustering using neighborhood relation in spatial domain and distance information in RGB space among pixels. A pixel has color value(R,G,B) in color space and location information(x,y) in spatial domain. Most segmentation algorithms based on clustering have performed their procedure using color space distance after pixels are mapped from spatial domain to color space, ignoring their neighborhood relation; but we use both distance in color space and neighborhood relation in spatial domain. We use gravitational clustering imitating the Law of Gravity as clustering algorithm. Gravitational algorithm automatically determines the number and center values of clusters. We compare the result with other clustering algorithm (K-means). It is shown that the proposed method is efficient in finding exact boundary.

1. 서론

영상 분할(image segmentation)은 주어진 영상에서 의미 있는 영역을 분리해 내는 과정을 말하며, 이 과정을 통해 얻어진 정보는 물체인식 시스템의 상위 단계에서 중요한 정보로 이용된다[1,2]. 영상 분할이 물체 인식 시스템에서 중요하게 취급되는 이유는 첫째, 영상 분할된 영역들의 경계선은 물체의 형태에 관한 정보를 유지하면서 영상 인식의 상위 단계에서 처리해야 할 자료

의 양을 크게 줄일 수 있고, 많은 물체 인식 알고리즘과 쉽게 결합 가능하며, 둘째, 인간이 물체를 인식하는 데 대강의 윤곽선만으로도 인식이 가능한 것처럼 영상에서 대부분의 유용한 정보는 영역간의 경계선에 위치하기 때문이다[3,4].

영상 분할 기법들은 크게 image 공간기법과 measurement 공간기법으로 나눌 수 있다. image 공간기법들은 영상의 (x,y)좌표 공간에서 영역분할이 이루어지는 방법을 말하며 분할/병합, 영역 성장(region growing)등이 여기에 속한다[5]. measurement 공간기법은 영상을 히스토그램 공간이나 칼라공간과 같이 measurement 공간으로 변환한 후에 변환된 공간에서 영역분할이 이루어지는 방법을 말하며[6,7,8,9,10,11], 히스토그램 또는 클러스터링 방법이 대표적이다.

[†] 비회원 : 한동대학교 GIS연구원
vestal@chollian.net

^{**} 종신회원 : 경북대학교 컴퓨터학과 교수
hsk@knu.ac.kr

논문접수 : 2000년 4월 12일

심사완료 : 2000년 7월 14일

칼라공간에서 클러스터링방법은 영상의 칼라 값을 이용해 영상을 (X,Y)의 spatial domain에서 (R,G,B)의 칼라공간으로 변환하여 클러스터링을 적용하는 방법이다. image 공간기법에 비해 measurement 공간기법은 spatial domain에서 measurement 공간으로 변환할 때 n-to-1 변환이 이루어지므로 데이터 집합이 줄어들고 또한 클러스터링 방법이 여러 번 회귀하거나 반복하더라도 적당히 부드러운 영역 경계선을 생성하며 잡음이 적고 경계선 변형이 적으므로 영역분할에서 많이 사용되고 있다[12]. 그러나 다음과 같은 단점들도 있는데, 첫째 measurement 공간기법 중 히스토그램 기반 클러스터링의 경우 3차원 칼라영상에 대한 히스토그램을 구성하는데 대량의 메모리가 요구되고 히스토그램은 픽셀간의 연결관계 등의 지역적 정보가 나타나지 않으므로 이 정보를 이용할 수 없다. 둘째, 클러스터링을 이용한 칼라영상 분할을 효과적으로 하기 위해서는 초기 중심 값 과 클러스터 개수를 적절하게 찾는 것이 중요하다. 클러스터링을 이용한 방법의 경우 입력으로 주어지는 클러스터의 개수에 따라 영상 분할 결과가 상당한 영향을 받고 거의 대부분의 방법들이 적절한 클러스터의 개수를 자동적으로 결정하지 못하는데 K-means와 Fuzzy C-means 알고리즘이 여기에 해당한다. 클러스터의 개수를 자동으로 찾는 방법으로는 클러스터간의 거리를 최대화하면서 클러스터내의 거리를 최소화하는 측정자를 만들어 가장 좋은 측정치를 갖는 클러스터의 개수를 찾는 방법과 누적분포도를 분석하는 방법이 있다[6,7,8,9]. 셋째, 칼라 공간상에서 클러스터링하는 방법들은 현재까지는 각 픽셀값을 칼라공간으로 사상한 후 칼라공간에서 이들을 클러스터링하여 각 클러스터에 속한 픽셀들을 spatial domain으로 다시 역 변환하였다. 이 경우 영상 내에서는 서로 인접해 있지 않지만 유사한 칼라 값을 가지기 때문에 동일한 클래스에 속하는 영역들이 생긴다. 이러한 영역들은 영역들간의 인접성을 고려하여 다시 분리하는 영역 레이블링 작업이 필요했다. 본 논문에서는 이러한 단점들을 극복하기 위해 이웃관계를 이용하는 중력 클러스터링 방법을 사용함으로써 첫째 칼라공간을 직접 표현하지 않고 픽셀 수만큼의 데이터량을 취급하며, 칼라 히스토그램처럼 이웃관계를 버리지 않으며, 둘째 클러스터 개수를 정해주지 않아도 되며, 셋째 서로 인접해 있지 않은 영역들은 유사한 칼라 값을 가졌더라도 같은 영역에 속하지 않게 되어 영역 레이블링 과정이 필요없다.

본 논문은 다음과 같은 순서로 구성되어 있다. 2절에서는 본 논문에서 중력 클러스터링 알고리즘에 대해서

설명하고, 3절에서는 본 논문에서 제안한 이웃관계를 고려한 클러스터링 방법과 영상분할을 설명하고 있다. 4절에서는 3절의 알고리즘의 실험결과와 분석을 기술하고, 마지막으로 결론과 향후연구과제가 5절에 기술되어 있다.

2. 중력 클러스터링(gravitational clustering) 알고리즘

중력 클러스터링은 n-차원 공간상의 자료들에 대하여 클러스터 분석을 수행하는 방법으로서[13], 자연계의 물리적인 인력 모형을 클러스터링에 적용한 것이다. 각각의 자료를 입자로 간주하고, 입자들이 인력에 따라 서로 끌어 당겨 가까이 있는 입자(자료)들끼리 합쳐지게 한다. 이 방법은 클러스터의 개수를 미리 주지 않아도 자동적으로 클러스터를 발견할 수 있는 장점이 있다. 초기 상태에는 각 입자가 하나의 클러스터를 구성한다고 보고 입자 상호간의 인력에 의해 각 입자가 받는 힘만큼 입자가 칼라공간에서 이동하며 입자 상호간의 거리가 일정한 거리 안에 있으면 결합이 이루어지고 하나의 클러스터로 합쳐진다. 이 과정을 반복하면 궁극적으로는 모든 입자(자료)가 하나의 클러스터로 뭉쳐지게 되므로 이에 대한 대책이 필요하며, 가장 적합한 수의 클러스터를 알아내는 방안을 마련하여야 한다. 한가지 방법으로서 [13]에서는 모든 클러스터들이 하나로 뭉쳐질 때까지 반복하고, 클러스터간의 결합하는 시간을 측정하여 다음으로 합쳐질 때까지 걸리는 시간이 가장 긴 상태를 최적의 클러스터링으로 간주하였다. 이 방법은 모두 하나가 될 때까지 계산하여야 하므로 시간이 많이 걸리는 단점이 있다. 입자들이 인력으로 이동하는 식은 Newton의 방정식으로 구할 수 있다. 클러스터링에서 입자들이 인력의 영향으로 이동하는 데 사용하는 것이 중력(gravity) 함수이다. 이 함수에는 몇 가지 모델이 있다.

2.1 물리적 모델

입자들의 움직임은 자연계에서와 같이 뉴턴의 방정식으로 나타낼 수 있는데, 이는 중력장내에서 인력에 의하여 가속도가 정해지는 등가속도 운동을 나타내는 식이다.

$N(t)$ 는 시간 t 에서 남아있는 입자들의 집합

$s_i(t)$ 는 시간 t 에서 입자 i 의 위치

$m_i(t)$ 는 시간 t 에서 입자 i 의 질량

$v_i(t)$ 는 시간 t 에서 입자 i 의 속도

$a_i(t)$ 의 시간 t 에서 입자 i 의 가속도

$$s_i(t) = s_i(t - dt) + v_i(t)dt + \frac{1}{2} a_i(t)dt^2 \quad (1)$$

$$v_i(t) = \int_0^t a_i(r) dr \quad (2)$$

$$a_i(t) = \sum_{j=N(t), j+i=0}^G G \frac{m_i(t)m_j(t)}{m_i(t)} \frac{1}{|s_j(t) - s_i(t)|^2} \times \frac{s_j(t) - s_i(t)}{|s_j(t) - s_i(t)|} \quad (3)$$

으로 계산될 수 있다. 여기서 시간단위 $dt=1$ 로 하였다.

2.2 마코프 모델

식(2)의 $v_i(t)$ 를 가속도의 누적으로 계산하지 않고 각 시간에서 새로 계산하여 $s_i(t)$ 가 과거의 정보가 아니라 현재의 위치와 가속도에 의해서만 영향을 받을 때 이를 마코프모델이라고 한다. 마코프모델은 물리적 모델에서 속도에 해당하는 부분을 제거함으로써 얻을 수 있으며 입자의 움직임이 과거의 속도와의 상관없이 중력에 의해서만 결정된다. 마코프모델에서의 시간 t 에서 입자 i 의 위치는 다음과 같은 수식으로 표현할 수 있다. 수식(1)에서 속도에 해당하는 부분을 제거하고 수식(3)을 대입한 것과 같다.

$$s_i(t) = s_i(t - dt) + \frac{1}{2} G \sum_{j=N(t), j+i=0}^G \frac{m_i(t)m_j(t)}{m_i(t)} \frac{1}{|s_j(t) - s_i(t)|^2} \times \frac{s_j(t) - s_i(t)}{|s_j(t) - s_i(t)|} dt^2 \quad (4)$$

마코프모델은 클러스터링에서 이동 범위가 과거의 진행 경로에 영향을 받지 않아 더 나은 결과를 얻게 해준다. 본 논문에서는 이 모델을 사용하였다.

3. 이웃관계를 고려한 클러스터링 및 영상분할

본 논문의 이웃관계를 이용한 칼라영상 클러스터링의 전체적 과정은 그림과 같다.

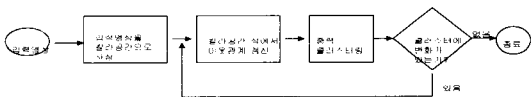
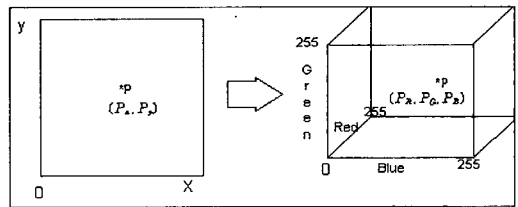


그림 1 전체 구성도

3.1 영상을 칼라공간으로 사상

본 절에서는 spatial domain의 영상을 칼라공간으로 사상하는 것을 설명한다. 개념적으로 (R,G,B)칼라영상의 한 픽셀은 5-tuple (r,g,b,x,y)이라 생각할 수 있다. 대개의 measurement 공간기법에서는 그림2(b)와 같이 (x,y)는 무시되는 (R,G,B)칼라공간상의 거리만을 이용하지만 본 논문에서는 (R,G,B)와 (x,y)모두를 사용하며, 이들의 성격이 서로 다르기 때문에 클러스터링에서 이들 정보를 달리 이용하여야 한다. 본 논문에서 (R,G,B)

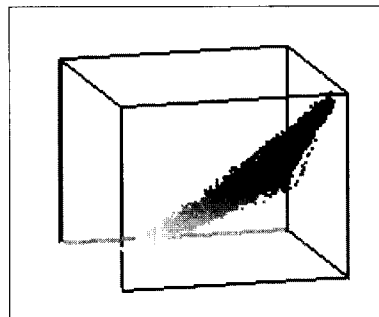
는 거리를 계산하는 공간으로, (x,y)는 이웃관계로 이용한다. 그림 2(c)는 영상을 RGB칼라공간상에 점들로 나타낸 것이다. 그림 2(a)에서 (P_x, P_y) 위치의 픽셀 P가 (P_R, P_G, P_B) 의 (R,G,B)값을 가지고 있고 P가 칼라공간상의 P' 로 사상될 때, P' 는 RGB 칼라공간에서 (P_R, P_G, P_B) 의 좌표값을 가지게 된다. 대개의 칼라공간에서 클러스터링하는 알고리즘에서는 (P_R, P_G, P_B) 값만을 가지고 클러스터링하지만 본 논문에서는 P' 의 영상에서의 좌표값인 (P_x, P_y) 값과 그 이웃관계도 이용한다.



(a) 픽셀을 칼라공간상의 한 점으로 사상



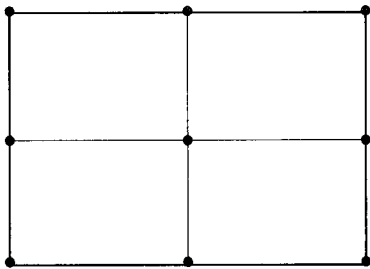
(b) 원래의 영상



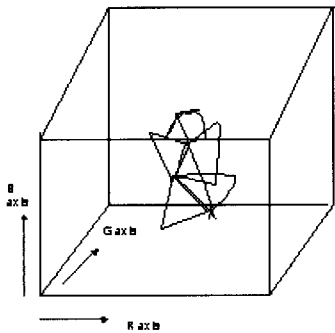
(c) (b)영상을 칼라공간으로 사상한 예

그림 2 영상의 픽셀을 칼라공간의 점으로 사상

아래 그림 3 (a)는 영상의 좌표공간에서 3×3 픽셀들의 4-neighbor관계를 선으로 연결한 것을 그림으로 나타낸 것이다. (b)는 (a)의 4-neighbor의 연결관계를 유지한 상태로 좌표공간상의 픽셀들을 칼라공간상으로 사상한 예를 나타낸 그림이다. 본 논문에서는 영상의 픽셀들을 RGB칼라공간의 한 입자(점)로 나타내고 입자들이 이웃관계에 따라 연결되어 있다고 생각한다. (b)그림은 칼라공간으로 사상하였을 때 이웃관계가 심하게 찌그러져 보인다는 것을 개념적으로 나타낸 그림이다. 입자들을 클러스터링하는 단계에서 그림 3의 (b)에서처럼 이웃관계에 있는 즉 4-neighbor(본 논문에서는 8-neighbor를 사용)로 연결되어 있는 입자들끼리 중력을 작용시켜 클러스터링 한다.



(a) 2차원에서의 4-neighbor로 연결된 3×3 픽셀들



(b) 이웃관계와 픽셀을 RGB 칼라공간상에 표현
 그림 3 spatial domain과 칼라공간에서의 픽셀

3.2 이웃관계를 고려한 중력 클러스터링

본 논문에서는 일반적인 measurement 공간기법들 [10,11]과는 달리 그림 3의 (b)와 같이 그물 구조의 이웃관계를 따라 클러스터링한다. 또한 RGB 칼라공간상에서 점들의 거리차만을 고려한 Wright의 중력 클러스터링 [13]과 Yung 과 Lai의 제약조건을 가한 중력 클러

스터링 [12]과는 달리, spatial domain상의 위치정보인 이웃관계를 고려하였다.

중력 클러스터링 알고리즘은 다음과 같다.

- Step 1. 각 픽셀을 독립된 입자로 둔다(각 입자의 질량은 1) 입자 초기화 (결합거리 ϵ , 시간단위 등)
- Step 2. 이웃관계 설정: 첫번째 iteration은 8-neighbor로, 두 번째 iteration 부터는 전 단계의 결합결과를 이용하여 이웃관계를 갱신
- Step 3. 이웃관계를 따라 중력을 계산하고, 계산된 중력값으로 입자들의 RGB칼라공간상의 위치값을 갱신
- Step 4. 이웃에 있는 입자간의 거리차가 ϵ 보다 작으면 두 입자를 하나로 결합
- Step 5. 입자의 상태에 변화가 없고 입자간의 결합이 더 이상 이루어지지 않으면 종료. 그렇지 않으면 2 단계로 가서 계속 수행

Step 3에서 중력계산에 의한 위치값 계산은 2.1절의 마코프 모델을 따른다. 위의 알고리즘에서 입자는 곧 클러스터를 말한다.

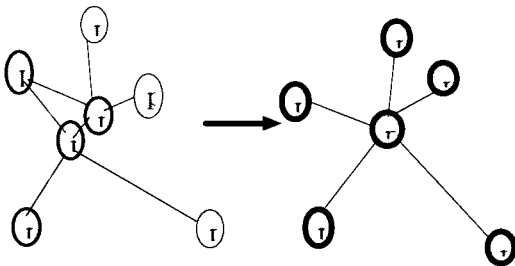
3.2.1 결합여부를 결정하는 거리범위 (ϵ) 결정

입자의 위치는 수식(4)에 의해 계속 달라지고 입자들이 일정한 거리 안에 있으면 결합하는데 그 거리의 범위(ϵ)를 거리 히스토그램을 참고하였다. 거리 히스토그램은 각 픽셀과 그 이웃(본 논문에서는 8-neighbor)과의 칼라공간 상에서 거리 차를 누적시켜 만든 것이다. 같은 영역내의 픽셀들은 각 픽셀사이에 비슷한 거리(칼라공간에서)를 가지고 있으므로 거리 히스토그램상에서 거리값이 낮은 곳에서 높은 누적값을 가진다. 히스토그램상에서 거리의 누적값들이 감소하다가 증가하는 지점이 ϵ 의 후보값이 될 수 있는데 ϵ 의 값이 너무 작으면 과다분할이 될 수 있으므로 실험적 경험치인 10이상의 계곡값을 선택하였고 대개의 경우 16이 좋은 결과를 보였다. 본 논문에서는 중력의 범위가 이웃관계에 있는 클러스터에게만 미치므로 비슷한 칼라값을 가지며 이웃하는 클러스터들은 결합하고, 서로 상이한 칼라값을 가지는(거리범위 이상의 거리차를 가지는) 클러스터만이 이웃으로 남게되면 더 이상 결합이 이루어지지 않는다. 클러스터링 과정을 반복하면 클러스터사이의 거리가 커지는데 이때 ϵ 을 늘리면 영역수는 감소하나 대표 중심값이 변화하여 에러가 커지고, ϵ 을 줄이면 에러는 줄일 수 있으나 과다분할이 되게 하므로 ϵ 값을 일정하게 유지하였다.

3.2.2 중력이 미치는 범위

Wright [13]의 중력 클러스터링에서는 전체 자료에

대해서 인력을 적용하여 클러스터링하였다. Yung과 Lai [12]의 논문에서는 인력의 작용범위를 Force Effective Function (FEF)로 주었는데 이것을 SOFM[14]의 이웃 함수 개념을 도입하여 초기에는 작용범위를 크게 주고 반복횟수에 따라 점점 그 범위를 줄여 가는 방법을 사용하고 있다. 본 논문에서 사용한 방법은 클러스터의 spatial domain에서 이웃관계에 있는 입자들에게만 인력을 적용하는 것이다. 그림 4 는 이웃관계를 갱신하는 것을 보여주는 간단한 예이다. p0, ..., p6은 칼라공간상의 입자(클러스터)들이다. p0와 p1을 잇는 선은 그들의 연결관계를 나타내며 선의 길이는 거리차를 나타낸다. 그림과 같이 p0입자는 p1,p2,p3 그리고 p4에 의해서 중력이 계산되고 영향을 받는다. 클러스터링 결과 p0와 거리차가 작은 p4가 p0와 결합되었다면 p0의 이웃은 p1,p2,p3그리고 p4의 이웃이었던 입자들 p5, p6들과 새롭게 이웃관계를 가지게 된다. 다음 클러스터링 과정에서는 p0는 새로운 이웃들에 의해서 중력이 계산된다. 각각의 입자 p_i 가 하나의 클러스터이고 초기 입자의 질량은 1(각 픽셀)이다. 그러나 p4가 p0에 결합됨으로 p0의 질량은 p4의 질량과 p0의 질량의 합인 2가 된다. 이런 방법으로 클러스터링을 반복하여 칼라공간상의 클러스터 수를 줄여간다.



(a) p0와 p4 결합전 (b) p0와 p4결합후 (p0에 p4가 결합됨)

그림 4 이웃관계의 예

3.3 영상분할

이웃관계를 고려하지 않고 픽셀을 칼라정보에 따라 RGB칼라공간상에 변환하여 클러스터링하면 클러스터링후에 얻어지는 결과는 영상내의 각 픽셀들이 속하는 클러스터의 인덱스와 클러스터의 중심값이다. 영역분할을 하기 위해서는 유사한 칼라 값을 가지지만 서로 인접해 있지 않은 영역을 다른 영역으로 분리하는 영역 레이블링 과정이 필요하다.

본 논문에서는 이웃관계를 고려하여 자신의 이웃에

있는 픽셀 중 유사한 칼라 값을 가진 픽셀들과 한 클러스터로 묶여지므로 RGB칼라공간에서는 비슷한 값을 가지더라도 서로 인접해 있지 않은 영역이 같은 클러스터에 속하는 경우가 발생하지 않는다. 즉 클러스터링 결과 얻어지는 클러스터 수와 세그먼트의 수가 일치하므로 레이블링 과정이 필요없다.

4. 실험 결과 및 분석

본 논문에서는 칼라 영상(트루 칼라)을 입력으로 하였다. 이웃은 8-neighbor로 했으며 클러스터링이 반복되면서 이웃관계가 변하면 클러스터에 속하는 픽셀들의 8-neighbor에 속하는 클러스터들을 이웃으로 다시 정해 주었다.

중력 클러스터링은 입자의 결합여부를 결정하는 거리범위 ϵ 이 결과에 영향을 미치므로 ϵ 값의 변화에 따른 영역 경계선의 변화를 비교하였다. 이웃관계의 고려가 미치는 영향을 알아보기 위해 이웃관계를 고려하지 않은 중력 클러스터링 방법과의 영상분할 결과 및 입자간 중력계산 횟수를 비교함으로써 이웃관계를 고려하는 것이 영역분할에 효과적임을 보인다. 다른 영상분할 방법 (K-means)과 여러 영상에 대한 결과를 비교함으로써 이웃관계를 고려한 클러스터링 방법의 장·단점을 분석한다.

실제 영상의 분할 결과를 평가하기 위해 아래와 같은 평가함수 F를 사용하였다[16]. F는 다음과 같이 정의되며, 값이 작을수록 좋다.

$$F(N) = \sqrt{R} \times \sum_{i=1}^N \frac{e_i^2}{\sqrt{A_i}}$$

i 는 분할된 영역이고, R는 영역의 수이다. A_i 는 i 번째 영역의 픽셀의 수이고, e_i 는 i 번째 영역의 칼라에러, 즉 픽셀의 원래 칼라값과 분할된 영상의 칼라값의 차이의 합으로 정의된다. ($e_i = \sum_{(x,y) \in i} |\vec{p}_{x,y} - \vec{r}_{x,y}|$)

$\vec{p}_{x,y}$ 는 원영상 (x,y)위치에 있는 픽셀의 칼라값 벡터 (R,G,B)이고 $\vec{r}_{x,y}$ 는 영상분할된 영상의 픽셀의 칼라값 벡터 (R',G',B')이다. \sqrt{R} 는 결과영상에서 너무 많은 영역이 발생할 때 패널티를 부과하는 역할을 하고 $\frac{e_i^2}{\sqrt{A_i}}$ 는 크기가 작은 영역이나 영상분할 전·후 칼라값의 차이가 큰 영역에 패널티를 부과하는 역할을 한다. F는 영상분할 알고리즘에 정확한 평가를 제공하지는 않지만 알고리즘의 성능에 대한 하나의 척도가 된다. F의 값을 영상의 크기로 정규화하고 1/1000로 축소하여 사용하였다[15].

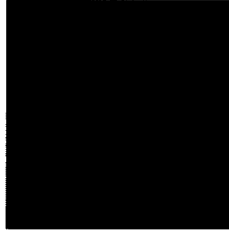


(a) lena (160×160)

(b) pepper(200×200)



(c) sail boat(128×128)



(d) hand(128×128)



(e) valley(96×64)

그림 5 실험영상(트루칼라영상)



(a) 20

(b) 30



(c) 40

그림 6 이웃관계를 고려한 중력 클러스터링의 경우 결합범위 ϵ 의 값에 따른 결과 변화

그림 6는 거리범위(ϵ)을 변화시켜 결과가 어떻게 달라지는지 비교한 것이다. 본 논문에서는 3.2.1절에 설명한 바와 같이 ϵ 을 거리 히스토그램을 참조하여 결정하거나 실험적으로 좋은 결과를 내는 값을 사용하였다 [16].

표 1 그림 6 결과 영상의 R(영역수)와 F(평가함수값)

ϵ	20	30	40
R	165	97	50
F	333	369	610



(a) 원영상

(b) K-means



(c) 이웃관계를 고려한 중력 클러스터링

그림 7 그림 5의 (b)영상을 K-means와 이웃관계를 고려한 중력 클러스터링을 적용한 결과



(a) 원영상

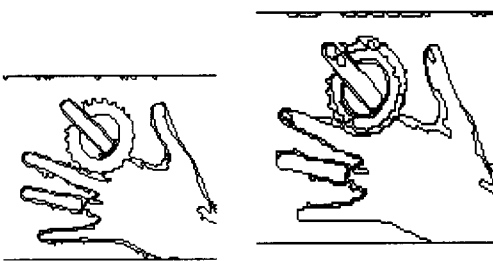
(b) K-means



(c) 이웃관계를 고려한 중력 클러스터링

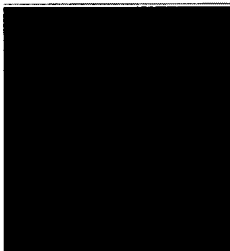
(d) 중력 클러스터링(이웃 관계 고려하지 않는)

그림 8 그림 5의 (c)영상을 K-means와 이웃관계를 고려한 중력 클러스터링 및 중력 클러스터링을 적용한 결과



(a) K-means결과

(b) 이웃관계를 고려한 중력 클러스터링 결과



(c) (b)를 따라 클러스터 중심값으로 칠해진 영상

그림 9 그림 5의 (d)영상을 K-means와 이웃관계를 고려한 중력 클러스터링 적용한 결과영상

그림 7, 8에서 볼 수 있듯이 K-means 방법은 K를 명확하게 정해주기 어려운 영상에서는 이웃관계를 고려한 중력 클러스터링에 비해 분할결과가 좋지 않다. 그림 9의 영상은 그림 5의 (d)영상을 제안된 방법으로 분할한 결과 영상이다. (b)에서는 잘 알 수 없지만 (c)에 보

면 4번째 손가락의 반지가 끼워져 있는 윗 부분 손가락 영역이 다른 손가락과 분리된 것을 알 수 있는데 이것이 앞에서 언급한 대로 색깔이 비슷하더라도 이웃하지 않으면 다른 영역으로 분리하는 제안된 알고리즘의 특징이다. 반지에 의해 다른 손가락이 연결되어 있는 손등과 분리되므로 네 번째 손가락은 별개의 영역이 되고 손가락 자신, 손가락에 드리워져 있는 그림자 그리고 주위 배경인 검은 화면의 영향을 받아 약간 더 진하게 나타나 있다. 그 결과 클러스터링 전, 후의 칼라 값의 차이가 커지므로 F가 커진다. K-means의 K는 실험적으로 좋은 결과를 얻는 값을 사용하였다. 그러나 손가락에서 중요한 정보로 사용될 수 있는 손톱 영역이 (a)에서는 나타나지 않았으며 큰 링의 경우 하나의 영역으로 나타나 간단하게 보이는데 실제 큰 링은 더 진한 색깔의 돌기들이 있으므로 정확한 분할이라고 보기는 어렵다.

표 2 이웃관계를 고려한 클러스터링과 고려하지 않은 클러스터링 비교(입력 영상 그림 5의 (e))

클러스터링 방법	결과영상	최대 중력계산 횟수	최소 중력계산 횟수	클락 시간 (clock time)	R	F
이웃관계고려 (중력 클러스터링)		578	13	7.751	50	158
이웃관계 고려하지 않음		6143	6143	234.447	50	166

표 2는 그림 5의 (e) valley 영상을 입력으로 하여 얻은 결과이며, 이웃관계를 고려한 것 외에 다른 조건은 같게 하였다. 표에서 최대/최소 중력계산 횟수란 입자들 중에 가장 많은/적은 계산 상대입자를 가진 입자의 중력계산 횟수이다. 이웃관계를 고려한 것은 이웃관계에 있는 입자들에게만 인력이 작용하므로 운동량 계산이나 클러스터간 결합여부를 결정하는 단계에서 검사해야할 입자수가 적다. 중력 클러스터링 알고리즘[13]에서 중력이 작용하는 범위를 자신을 제외한 전체 입자들 이므로 (비록 클러스터링 횟수를 반복함에 따라 남아있는 입자수가 적어지지만) 계산량이 많아 이웃관계를 고려한 경우에 비해 계산 속도가 느리다. 속도를 비교하기 위하여 클락 시간을 사용하였는데, 클락시간은 영상분할

동안 걸리는 클락 수를 초당 클락수(CLOCKS_PER_SEC: 1000.0으로 정의)로 나눈 값으로 사용하였다. 표 2의 클락 시간의 값을 통해서도 알 수 있지만, [13]의 알고리즘을 이웃관계를 사용함으로써 속도향상의 효과를 얻을 수 있다.

5. 결 론

본 논문에서는 RGB칼라공간상의 거리와 이웃관계를 이용한 클러스터링을 통한 영상분할 방법을 제안하였다. 칼라공간에서 이웃관계를 따라 클러스터링 하였으므로 같은 칼라를 가지고 있더라도 이웃관계가 아니면 같은 클러스터에 속하지 않는다. 이웃관계에 속한 클러스터 사이에서만 인력이 작용하므로 계산에 필요한 자료의 수가 줄어들어 수행 속도가 향상된다. Spatial domain에서의 정보인 이웃관계를 이용하여 인력의 작용범위를 정함으로써 칼라공간에서의 값 정보와 spatial domain에서의 위치 정보 모두를 이용하여 클러스터링 하므로 image 공간기법과 measurement 공간기법의 복합형(hybrid) 알고리즘이라 할 수 있다.

또한 제약적 중력 클러스터링[12]과의 성능비교 분석이 필요할 것이다. 향후 연구에서는 칼라공간상의 거리 히스토그램의 분석 등을 이용하여 좀 더 나은 결과를 얻을 수 있는 인자의 자동선택에 대하여 연구할 예정이다.

참 고 문 헌

- [1] K. S. Fu and Mui, "A Survey on Image Segmentation," *Pattern Recognition*, vol. 13, pp. 3-16, 1984
- [2] R. M. Haralick and L. G. Shapiro, "Image Segmentation Techniques," *CVGIP* 29, pp.100-132, 1985
- [3] Rafael C. Gonzalez and Paul Wintz, *Digital Image Processing*, Addison Wesley Publishing Company, Inc., 1987
- [4] D.H. Vallard and C. M. Brown, *Computer Vision*, Prentice Hall, 1982
- [5] Song Chun Zhu and Alan Yuille, "Region Competition: Unifying Snakes, Region Growing, and Bayes/MDL for Multiband Image Segmentation," *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 18, No.9, pp.884-900, September 1995
- [6] 김효선, "클러스터링 방법을 이용한 칼라영상 분할", *한국정보과학회 봄학술발표논문집*, 21권 1호, pp.247-250, 1994.4
- [7] 윤후병, 안동언, 정성중, "공간적 특성과 히스토그램을 이용한 칼라영상의 영역분할", *한국 정보과학회논문지*, 24권 4호, pp.398-404, 1997.4
- [8] R. L. Cannon, J. V. Dave, and J. C. Bezdek, "Efficient Implementation of the Fuzzy c-Means Clustering Algorithms," *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-8, no.2, pp.248-255, Mar1986
- [9] Young Won Lim and Sang Uk Lee, "On the Color Image Segmentation Algorithm based on the Thresholding and the Fuzzy c-Means Techniques," *Pattern Recognition*, vol. 23, no. 9, pp.935-952, 1990.
- [10] S. Shafer and T. Kanade, "Recursive Region Segmentation by Analysis of Histogram," pp. 1166-1171. 1982.
- [11] 이경수, "MRI에서 대퇴골두 영역의 추출과 대퇴골두 무혈성 괴사의 진단", *경북대학교 이학석사학위 논문*, February 1998.
- [12] H.C. Yung and H.S. Lai, "Segmentation of color based on the gravitational clustering concept," *Optical Engineering*, vol. 37 No. 3, 1998.3
- [13] W.E Wright, "Gravitational Clustering," *Pattern Recognition*, vol.9, pp.151-166, 1977.
- [14] T. Kohonen, *The Self-Organizing Map*, *Pro. IEEE*, v.78, n.9
- [15] Jianqing Liu and Yee-Hong Yang, "Multiresolution Color Image Segmentation," *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 16, No.7, pp.689-700, July 1994
- [16] 김황수, 이화정, "픽셀간의 칼라공간에서의 거리와 이웃관계를 고려하는 클러스터링을 통한 칼라영상분할", *한국정보과학회 가을학술발표논문집(II)*, pp.532-534, 1998.10



이 화 정

1997년 경북대학교 컴퓨터학과 학사.
1999년 경북대학교 컴퓨터학과 석사.
1999년 대구보건대, 안동과대학 강사.
2000 ~ 현재 한동대학교 GIS 연구소 연구원. 관심분야는 영상처리, 영상압축, GIS

김 황 수

정보과학회논문지: 소프트웨어 및 응용
제 27 권 제 9 호 참조