

# 영역확장 알고리즘 개선 및 구현

이효종, 송명성\*  
전북대학교 전자공학과  
e-mail: {hlee, mssong}@sel.chonbuk.ac.kr

## Improvement and Implementation of Region Growing Algorithm

Hyo-Jong Lee, Myung-Sung Song\*  
Dept. of Electronics Engineering, Chonbuk National University

### 요약

자연영상 같은 야외영상의 특징으로는 산재하는 대상, 다양한 형태, 독특한 질감, 불균일한 조명 상태 등을 들 수 있는데, 이러한 특징으로 인하여 단일 물체나 단순한 형태의 물체 등을 인식하는 윤곽선 탐지 방법 등의 사용은 적합하지 않다. 따라서 본 논문에서는 다양한 질감이나, 주변에 있는 물체들과 명확히 구분하여 객체의 인식에 향상을 가져 올 수 있는 영역 확장 법을 실험하였다.

### 1. 서론

자연영상과 같은 야외영상에서 나타나는 특징으로는 다양한 객체, 빛의 산란, 다양한 형태, 독특한 질감, 불균일한 조명 상태 등을 들 수 있는데, 이러한 특성으로 인하여 객체 인식하기가 쉽지 않다. 따라서 본 논문에서는 다양한 질감이나, 조명의 국부적인 영향 아래에서 산, 하늘, 숲 등의 자연배경과 전신주, 건물 등의 주변에 있는 물체들의 영역을 분할하고자 한다. 기존의 영역확장 방법은 초기 씨앗 값의 선택이 어렵다는 점이다. 이러한 점을 보완하고 영상의 인식에 쉽게 응용 될 수 있도록 알고리즘을 개선하여 실험하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 영역의 분할 방법의 종류와 간단한 특징을 기술하였다. 3장에서는 영역의 분할 방법 중에서 초기 씨앗(seed)을 결정하는 방법, 영역확장의 정의와 알고리즘, 영역의 병합, 그리고 이러한 알고리즘의 구현에 대하여 설명하였다. 4장에서는 알고리즘을 자연영상에 적용하여 그 결과를 설명하였다.

### 2. 영상의 분할 방법

컬러영상의 분할 방법은 여러 가지 측면에서 연구되고 있다. 이러한 영상의 분할은 특별한 물체를 추출하고 인식하는데 응용되고 있다. 영상 분할의 방법으로는 문턱치 방법(Threshold Method), 에지 기반 방법(Edge-based Method)[1], 영역 기반 방법(Region-based Methods)[2]으로 나눌 수 있다. 문턱치 방법은 이미지의 히스토그램으로부터 선택된 문턱 값에 기반한 방법이다. 이러한 문턱치 방법은 이미지의 공간 정보를 고려하지 않음으로 에지가 흐릿할 수도 있고 잡음에 대한 문제점도 많이 발생하게 된다. 그리고 에지 기반 방법은 간단하고 빠르게 에지를 찾을 수 있는 방법이다. 하지만 에지 기반 방법의 영상처리 결과는 영상 내의 객체 인식에 응용하는데 많은 전처리 과정이 요구된다. 이와는 다르게 영역 기반 방법은 각각의 영역이 가지고 있는 칼라의 속성 벡터, 밝기 정보, 크기정보와 같은 특성을 이용하여 영상내의 객체를 인식하는 과정에 쉽게 응용될 수 있지만 적절한 문턱 값을 결정하기가 어렵다. 따라서 영역을 알맞게 표현하기 위한 초기 씨앗

점들의 선택과 확장 과정동안 여러 영역 안에 있는 점들을 포함하기 위한 적당한 성질의 선택이 필요하다.

$$R_i \supset \{ P_{xy} | D \leq T \} \quad (2)$$

### 3. 영상의 분할

영역이란 동질성(homogeneity)으로 연결된 픽셀들의 그룹으로서 수식 (1)로 정의 할 수 있다.

$$\bigcup_{i=1}^n R_i = R_{total} \quad i=1, 2, \dots, n \quad (1)$$

$$R_i \cap R_j = \emptyset \quad i \neq j$$

#### 3.1 씨앗 값의 결정

모든 이미지에는 잡음이 존재하게 되는데, 잡음의 종류로는 염추 잡음(Salt and Pepper noise), 가우시안 잡음(Gaussian noise) 등이 존재하게 된다. 이러한 잡음은 영역확장의 초기 씨앗 값에 많은 영향을 줄 수 있다. 만약 씨앗 값으로 잡음이 선택된다면 영역이 좁게 확장되고 영역의 개수 또한 증가하게 된다. 이러한 잡음을 제거하기 위해 사용하는 필터로는 선형 필터(Linear Smoothing filter), 평균 필터(Mean filter), 중간 필터(Median filter), 가우시안 필터(Gaussian filter) 등이 존재한다. 본 논문에서 사용한 필터는 평균 필터이다. 이 필터는 가장 간단한 선형필터 중 하나로서, 픽셀의 값이 지역적으로 이웃한 모든 값의 평균으로 대신되는 지역 평균 연산(Local averaging operation)을 실행하므로 염추 잡음을 제거하는데 효과적이다.

### 3.3 영역의 병합

영역 병합은 이미지 내에 존재하는 모든 영역에 대하여 이웃하는 영역과 수식 (3)에 정의되는 Fisher Distance[4] 값을 조사하여 영역의 병합 여부를 결정하게 된다. 두 인접한 영역  $R_1$  과  $R_2$ 의 크기를  $n_1$  과  $n_2$ , 표준편차를  $\delta_1$ 과  $\delta_2$ 라고 할 때 Fisher Distance  $D_F$ 는 수식 (3)과 같이 정의된다. 두 영역의 평균과 표준편차가 비슷할수록  $D_F$ 의 값은 작다.  $D_F$  값이  $\alpha$  이하 일 경우 두 영역을 병합하게 된다.

$$D_F = \frac{(n_1 + n_2)(\mu_1 - \mu_2)^2}{n_1 \sigma_1^2 + n_2 \sigma_2^2}$$

$$R_i \supset \{ R_j | D_F < \alpha \} \quad (3)$$

만약 두 영역이 병합 될 경우, 병합 후에 영역의 평균  $\mu$ 과 편차  $\delta$ 는 수식 (4)로 구할 수 있다.

$$\mu = \frac{n_1 \mu_1 + n_2 \mu_2}{n_1 + n_2}$$

$$\sigma = \frac{n_1 \sigma_1^2 + n_2 \sigma_2^2}{(D_F + 1)(n_1 + n_2)} \quad (4)$$

#### 3.2 영역의 확장

영역을 확장할 때 영역의 동질성(homogeneity)에 대한 판별 기준이 필요하다. 영상 내의 정보로는 질감, 명도, 색도(hue), 색상(color) 등이 있으며, 본 논문에서는 명도의 값을 이용하였다. 수식 (2)와 같이 정의되는 유클리드 거리[3]를 이용하였다. 영역의 확장은 씨앗 영역의 경계와 이웃한 픽셀간에 유클리드 거리  $D$ 가 문턱 값  $T$ 의 범위를 만족하는 픽셀  $P_{xy}$ 을 영역에 포함하여 확장해 나간다. 그리고 씨앗 영역의 경계와 이웃하는 모든 픽셀간에 유클리드 거리  $D$ 가 문턱 값  $T$ 의 범위를 만족하지 않을 때, 영역의 확장을 멈추게 된다.

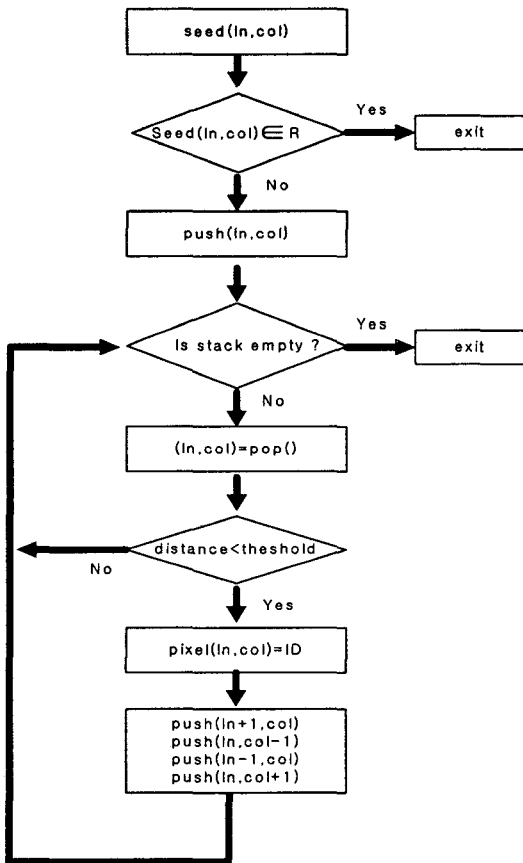
영역의 병합은 이미지 내에 이웃한 동질의 영역을 병합함으로써 객체의 인식과정의 처리속도와 인식률에 향상을 가져온다. 영역을 확장 할 때 사용한 문턱 값  $T$ 에 따라, 영역의 개수가 민감하게 변화해서 문턱 값  $T$ 의 결정이 어렵다. 문턱 값  $T$ 를 조금 작게 주었을 경우에 분할된 영역의 개수가 많아지고  $T$ 를 조금 크게 주었을 경우에 분할된 영역의 개수는 적어지지만, 영역의 크기가 증가하여 영역이 가지고 있는 정보를 이용할 수 없게 된다. 문턱 값  $T$ 가 작게 또는 크게 주어지더라도, 이미지 내의 병합을 실시 할 때, 영역의 개수는 병합의 반복 횟수가 증가함에 따라 감소하다가 일정 수준 반복하게 되면 더 이상 감소는 일어나지 않는 포화상태가 된다. 이러한 특징을 가지고 병합을 함으로써 문턱 값  $T$ 의 결정의 어려움을 보완 할 수 있다. 분할 영역에 대한 병합 개수의 포화율  $\beta$ 는  $i$ 번째 반복했을 때 영역의 개수  $n_i$ 와 초기영역의 개수  $R_{init}$ 의 비율로 수식 (5)와 같이 나타낼 수 있다.

$$D = \sqrt{(r_1 - r_2)^2 + (g_1 - g_2)^2 + (b_1 - b_2)^2}$$

$$\beta = 1 - \frac{r_i}{R_{init}} \quad i=1,2,3,\dots \quad (5)$$

### 3.4 알고리즘의 구현

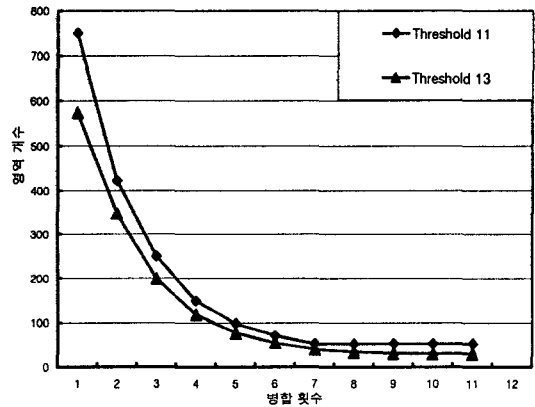
영역확장 알고리즘[5]의 프로그램 구현은 재귀적인 측면이 강하다. 프로그램의 재귀적인 특성은 프로그램의 함수의 소스는 간결하지만 잘못된 재귀호출은 무한 루프에 빠져 스택의 오버플로우로 시스템을 다운시킬 수 있으며, 디버깅 절차도 쉽지 않다. 그리고 프로그램이 다루는 데이터가 클 경우, 즉 영상의 크기가 크거나 영상의 해상도가 높을 때, 데이터의 크기를 사용자의 시스템에 적절하게 제한 해야한다는 단점을 가지고 있다. 그래서 본 논문에서는 기존의 재귀적인 방법이 아닌 비재귀적(Non-recursive)적 방법을 (그림 1)처럼 사용하여 재귀적 방법에서의 단점을 보완하였다.



(그림 1) 비재귀적 영역확장 순서도

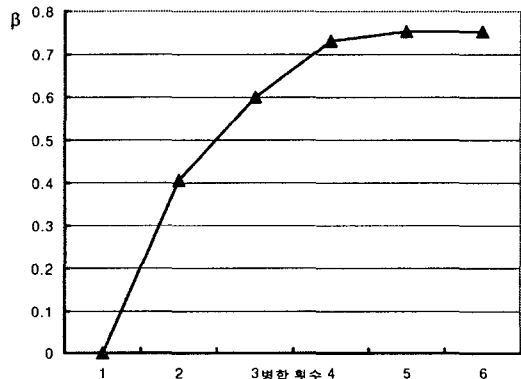
### 4. 실험 및 결과

본 논문에서는 준 도시에서 전형적으로 보여지는 영상 (그림 4)를 가지고 실험하였다. 사용한 이미지는 24-bit 트루컬러 형식으로 저장되었고 640\*480 픽셀이다. 먼저 문턱 값 11과 13에서 병합을 수행했을 때 영역의 개수의 변화를 (그림 2)에 나타내었다. 문턱 값의 차이 2에 대한 영역의 개수 차는 대략 170개로서, 문턱 값의 변화에 대한 영역의 개수의 차이가 민감함을 볼 수 있다. 그리고 병합의 반복 회수가 반복 될수록 문턱 값에 대한 영역의 개수의 변화가 대략 70, 50, 30, 15, 10로 적어짐을 볼 수 있다.



(그림 2) 병합횟수에 대한 영역의 개수

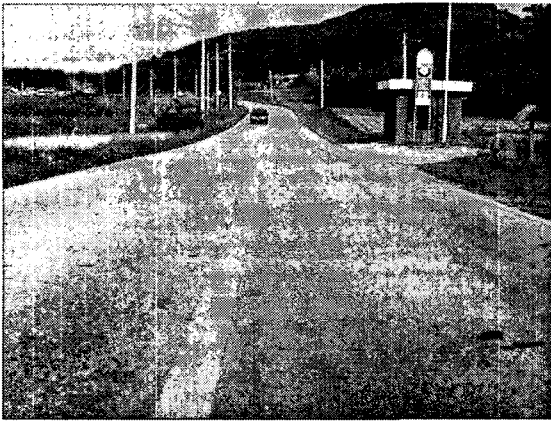
실험의 결과 영상은 (그림 5)와 같고, 영역이 543개로 확장되었으며 병합의 반복 실행으로 결과 영상의 영역이 79개로 감소하였다. 병합 횟수에 따른  $\beta$ 의 변화를 (그림 3)에 나타냈다.



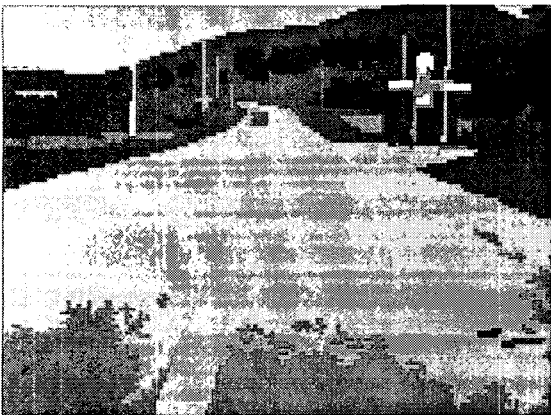
(그림 3) 병합횟수에 대한  $\beta$

## 5. 결론

실험 결과에서, 영상을 분할할 때, 문턱 값에 대한 영역의 민감한 변화를 (그림 2)에서 볼 수가 있었다. 이러한 민감한 변화는 영상의 조그마한 변화에도 민감하게 반응함으로써 영역 분할의 어려운 문제점이었다. 본 논문에서 제시한 Fisher 거리를 이용한 병합은 이러한 문제를 해결하고 자연영상을 영역별로 분할하여 객체로 인식하는 과정에 쉽게 응용될 수 있을 것이다.



(그림 4) 실험 영상



(그림 5) 결과 영상

Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 12, No 3, March 1990

[2] R. Adams, and L. Bischof, "Seed region growing, IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence," Vol. 16, No 6, pp. 641-647, 1992

[3] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, Digital Image Processing, Addison-Wesley Publishing, 1992.

[4] T-Y Philips, A. Rosefeld and A.C. Sher, "O(log n) Bimodality Analysis," Pattern Recognition 22, pp 741 - 746. 1989.

[5] I. Pitas, Digital Image Processing Algorithms and Application, John Wiley and Son Publishing, 2000.

## 참고문헌

[1] Theo Pavlidis, Yuh-Tay Liow, "Integrating Region Growing and Edge Detection", IEEE