

# 마커 클러스터링을 이용한 유역변환 기반의 질감 분할 기법

황진호<sup>†</sup>, 김원희<sup>\*\*</sup>, 문광석<sup>\*\*\*</sup>, 김종남<sup>\*\*\*\*</sup>

## 요 약

영상 분할을 위한 클러스터링에서는 방대한 계산량과 전형적인 분할 오류가 중요한 문제점으로 지적되어 왔다. 본 연구에서는 이러한 문제들을 최소화하기 위한 새로운 기법을 제안한다. 마커-제어 유역변환(marker-controlled watershed transform)에서 마커는 영역 확장의 시작점이므로, 분할된 각 영역을 대표하는 성질을 가진다. 따라서 마커 화소로 제한하는 클러스터링으로 계산 복잡도를 줄일 수 있다. 제안한 기법에서는 가보 필터(gabor filter)의 질감 에너지에서 마커를 선택하고, FCM(fuzzy c-means) 클러스터링으로 마커의 군집을 형성하며, 유역변환에서 생성된 영역들을 마커의 군집정보를 이용하여 병합한다. Brodatz 영상 조합에 대한 성능 실험에서 클러스터링 특유의 얼룩(blob) 분할 오류를 현저하게 개선하였으며, 영상 분할 소요 시간 비교에서 기존의 FCM 클러스터링 알고리즘보다 소요 시간이 적었다. 또한, 전체적으로 일정한 분할 소요 시간을 보여주었다.

## A Watershed-based Texture Segmentation Method Using Marker Clustering

Jin-Ho Hwang<sup>†</sup>, Won-Hee Kim<sup>\*\*</sup>, Kwang-Seok Moon<sup>\*\*\*</sup>, Jong-Nam Kim<sup>\*\*\*\*</sup>

### ABSTRACT

In clustering for image segmentation, large amount of computation and typical segmentation errors have been important problems. In the paper, we suggest a new method for minimizing these problems. Markers in marker-controlled watershed transform represent segmented areas because they are starting-points of extending areas. Thus, clustering restricted by marker pixels can reduce computational complexity. In our proposed method, the markers are selected by Gabor texture energy, and cluster information of them are generated by FCM (fuzzy c-mean) clustering. Generated areas from watershed transform are merged by using cluster information of markers. In the test of Brodatz' texture images, we improved typical partition-errors obviously and obtained less computational complexity compared with previous FCM clustering algorithms. Overall, it also took regular computational time.

**Key words:** Texture Segmentation(질감분할), Fuzzy Clustering(퍼지 클러스터링), Marker-Controlled Watershed(마커-제어 유역변환), Gabor(가보)

### 1. 서 론

영상 분할이란 영상을 의미 있는 객체별로 나누는

것을 의미하며, 영상 분석에 가장 기본이 되는 주요 기술이다. 또한 의료 영상 분석, 영상을 통한 자동 검사 시스템, 영상 압축을 위한 전처리, 지문·얼굴 인

※ 교신저자(Corresponding Author): 김종남, 주소: 부산시 남구 대연3동 599-1번지(608-743), 전화: 051)620-6494, FAX: 051)620-6494, E-mail: jongnam@pknu.ac.kr  
접수일: 2006년 12월 6일, 완료일: 2007년 3월 15일

<sup>†</sup> 준회원, (주)홈캐스트 연구원

(E-mail: jinoisgod@homecast.net)

<sup>\*\*</sup> 정회원, 부경대학교 컴퓨터공학과

(E-mail: whkim@pknu.ac.kr)

<sup>\*\*\*</sup> 종신회원, 부경대학교 전자공학과

(E-mail: moonks@pknu.ac.kr)

<sup>\*\*\*\*</sup> 부경대학교 컴퓨터공학과

※ 이 논문은 2007년 정부(교육인적자원부)의 재원으로 한국 학술진흥재단의 지원을 받아 수행된 연구임(지방연구중심대 학육성사업/차세대물류IT기술연구사업단)

식 등의 다양한 분야에서 응용되는 핵심기술로 지금까지 많은 연구가 진행되어 왔다[1]. 응용의 수준이 높아질수록 영상 분할 기술도 적용범위가 확대되는데, 영상의 명암도 변화가 크고 객체수가 다양해질수록 분할 문제는 복잡해진다. 이러한 문제는 “질감 측정-분할 기법”의 형태로 접근하여 해결하는데, 질감 영역 구분이 우수한 질감 에너지들을 기존의 영상 분할 기법에 적용하는 방식이다. 측정되는 질감에너지는 일반적으로 다양한 형태의 질감 특성을 가지는데, 그 다음 응용에서 선택되는 분할 기법에 따라 다르게 처리된다. 현재까지 연구된 영상 분할 특징 요소로는 영상의 명암정보, 색상정보, 질감정보, 형태정보 등이며, 가장 많이 사용하는 영상 분할 특징 요소는 질감정보이다. 질감 정보를 사용한 영상 분할 기법으로는 크게 네 가지로 나눌 수 있는데, 특징기반 방법(feature based method)과 모델기반 방법(model based method), 공간/주파수 영역 방법(spatial/frequency domain method), 구조적인 방법(structural method)이 있다 [2-3]. 우선 특징기반 방법은 특징값의 분포를 이용하여 질감을 특성화한 것으로 GLCM(gray level co-occurrence matrix)와 LAWS(laws's texture energy)방법 등이 있다. 세 번째 주파수 영역 방법은 가보(gabor)나 웨이블릿(wavelet)과 같이 국부 영역에서 주파수 정보로부터 계산된 영상 값으로 특징 그룹을 생성하여 처리하는 방법으로 가보 다채널 필터링(gabor multi-channel filtering)이 여기에 속하는 방법이다.

이들 방법들의 후속 처리로서 클러스터링 기법이 있는데, 이는 각 특징, 또는 유사한 값을 가진 영역들을 군집화 시키는 과정으로서, 분할-합침(split and merge), 퍼지 클러스터링(fuzzy clustering), K-means, 최소자승에러(minimum square error clustering)기법 등이 있다. 이들 방법 중에 퍼지 클러스터링과 최소자승에러 기법 등이 널리 사용되고 있다.

이 외에, 영역 기반 또는 에지 기반의 분할 기법을 이용하는 알고리즘에서는 복수의 질감 에너지를 평균으로 조합하거나, 임계치를 두어 영역을 분할한다 [4-7]. 하지만 조합과정에서 잃게 되는 질감 정보의 모호성 때문에 분할 오류가 많이 발생하게 되는데 이러한 문제를 해결하기 위해 모호성에 대한 접근이 용이한 패턴인식의 기술이 주로 응용되었다[8-13].

특히, 클러스터링 기법은 다차원 정보 간의 계산이 가능한 거리함수에 기반을 두기 때문에 별다른 처리 없이 좋은 성능의 영역 분할을 제공한다[11].

하지만 클러스터링 기법은 알고리즘 측면에서 발생하는 반복적인 계산과 클러스터링 특유의 분할 오류를 발생시키는데, 이것은 “질감 측정-클러스터링” 연계에 대한 실질적인 응용에 장애가 된다. 마커-제어 유역변환에서 마커는 영역 확장의 시작점이 되므로, 분할된 각 영역을 대표하는 특성으로 간주할 수 있다. 따라서 마커 화소로 제한하는 클러스터링으로 계산 복잡도를 줄일 수 있다.

본 논문에서는 가보 필터의 질감 에너지에서 마커를 선택하고, FCM 클러스터링으로 마커의 군집 정보를 구성하여 복잡한 질감 구성에서 계산을 현저히 줄이는 알고리즘을 제안한다. 마커의 군집 정보는 유역변환에서 생성된 영역들을 병합하는 기준이 되는데, 이를 통하여 클러스터링 특유의 얼룩(blob) 분할 오류를 상당부분 개선하였으며, 영상 분할 시간 비교에서 기존의 FCM 클러스터링 연계 알고리즘보다 복잡도가 높을수록 빠르고 전체적으로 일정한 분할 시간을 얻었다.

2장에서는 기존의 클러스터링 연계 알고리즘과 영상 분할에서의 클러스터링을 살펴봄으로써 개선점을 제시하며, 3장에서는 제안하는 질감 영상 분할 기법에 대해 기술한다. 4장에서는 제안한 기법의 실험결과를 비교·분석하며, 5장에서는 결론 및 향후 과제에 관하여 기술한다.

## 2. 관련 연구

### 2.1 기존의 클러스터링 연계 알고리즘

패턴인식 기법이 질감 영상 분할에 응용된 연구사례들은 대부분 개선된 질감 특성을 클러스터링을 통해 증명하였다[8-12]. 단순히 도구적 차원에서 접근하였으므로, K-평균, FCM, 제곱-에러 등과 같은 전통적인 알고리즘이 이용되었다. 클러스터링 측면에서 개선된 알고리즘은 주로 질감 영상 분할이 아닌 다른 응용에서 연구되는데, 클러스터링은 유효성 측정(validity)을 통해 성능을 분석할 수 있다는 점에 착안하여 최적의 클러스터 수를 선택하기 위한 유효성 함수를 정의하였다[14]. 그리고 유효성 측정으로 분류성능을 높이기 위해 반복-클러스터링(re-clus-

tering)을 제안하였다[15]. 유효성에 기반을 둔 방법은 기존 알고리즘에 추가적인 작업이므로 계산 복잡도를 줄일 수 없다. 다른 접근으로는 전체 데이터 분포와 지역 연결성 행렬을 이용하여 새로운 목적함수를 제시하여 강인한 클러스터링 기법을 제안하였다[16]. 클러스터링의 주요 이슈가 되는 초기치 민감도, 클러스터 수 결정 문제, 노이즈에 대한 민감성 등을 개선하기 위해 RCA(robust competitive agglomeration) 알고리즘을 제안하였지만, 초기치 민감도를 줄이기 위해 많은 수의 클러스터를 설정하였다[17]. 다른 연구에서는 평균내부거리를 이용한 목적함수로 성능을 개선하였다[18]. KIF(k-means iterative fisher) 알고리즘으로 개선된 질감 분할 성능을 보여주었지만, K평균 알고리즘과 함께 FLD(fisher linear discriminant)가 반복적으로 적용되었다[13]. 살펴본 기술들은 계산측면의 단점 보다는 성능 측면의 개선을 위해 기존의 목적함수를 변경하거나, 계산 복잡도를 높였으며, 대부분 특수 응용이나, 순수 클러스터링 차원의 연구가 중심이므로 질감 분할 차원의 성능 비교가 쉽지 않다.

2.2 영상 분할에서의 클러스터링(Clustering)

패턴 공간에 주어진 유한개의 패턴들이 서로 가깝게 모여서 무리를 이루고 있을 때, 이 무리를 이루고 있는 패턴집합을 군집 또는 클러스터(cluster)라 하고, 패턴간의 유사성이나 근접성을 이용하여 주어진 패턴들을 무리지어 나가는 처리를 클러스터링이라고 한다. 클러스터링은 임의의 클러스터 중심을 주어진 클러스터의 개수만큼 할당하고, 각 클러스터와 패턴 집합과의 거리와 이를 통해 얻는 군집의 소속정도(cluster membership)를 이용한 목적함수(objective function)가 수렴할 때까지 반복하게 된다[18-19].

그림 1과 같이 클러스터링은 목적함수가 수렴할 때까지 반복하기 때문에 응용에 있어 일반적으로 시간적 측면은 배제된다. 클러스터링 특유의 분할 오류로 다른 인접 영역에서 발생하는 얼룩 형태의 작은 분할들을 여러 분할(blob segments), 영역 간 경계에서 얼룩 번짐 현상을 여러 번짐(blob spreads)이라고 정의할 수 있는데, 그림 2와 같이 해당 영역과 상관없이 생기는 오류 때문에 원하는 형태의 영역 분할을 제공하지 못한다. 이들 여러 분할과 여러 번짐이 발생하는 원인은 클러스터링에서 경계 영역으로부터

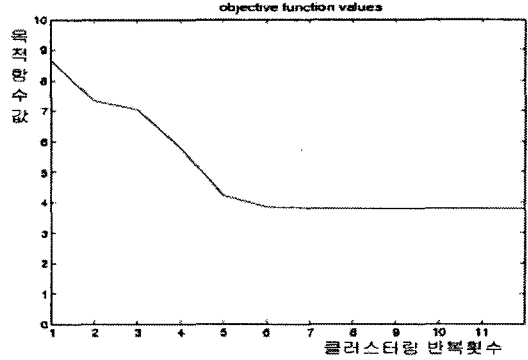


그림 1. 목적함수의 수렴

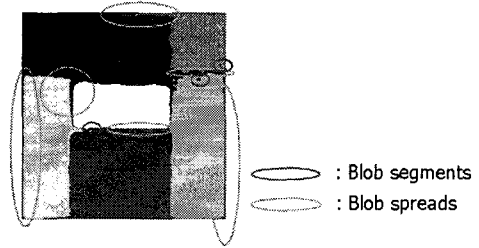


그림 2. 클러스터링 특유의 얼룩 분할 오류

얻은 군집의 소속 정도가 잘못된 값을 얻었기 때문이며, 이를 해소하기 위해서는 경계 영역에서 군집 소속 정도의 판단을 미루어야 한다. 이의 정확한 판단은 유역 변환과 함께 이루어져야 한다.

3. 마커 클러스터링을 이용한 유역변환 기반의 질감 분할

복잡한 계산량을 줄이기 위해서는 특정 집합의 화소에 클러스터링을 제한할 수 있으며, 분할 성능을 개선하기 위해서는 얼룩 형태의 분할 오류가 발생하지 않는 영역이나 경계에 기반의 분할 기법을 고려할 수 있다. 본 논문에서는 유역변환 기반의 마커-클러스터링을 제안하며, 기술 흐름은 그림 3과 같다.

3.1 가보필터링과 질감 조합

3.1.1 질감 에너지의 선택과 조합

가보 필터링 과정을 식 (1)로 표현하면, 복수의 질감 에너지를 식 (2)와 같이 얻는다. 영역 특성을 잘 구분하는 질감 에너지들로 최적의 질감 정보를 선택하는 함수 OPT는 전체 질감 에너지  $O(x,y)$ 를 입력으

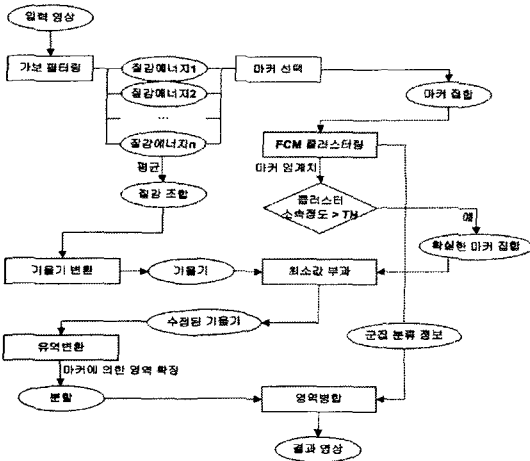


그림 3. 제안한 기법의 기술 흐름

로 식 (3)에 의해 최적 질감 에너지인  $e(x,y)$ 를 선택한다. 선택된 질감 정보들은 유역변환에서 단일 영상의 입력으로 변환하기 위해 식 (4)의 평균 연산으로 단일 질감 정보  $\alpha(x,y)$ 를 구성할 수 있다.

$$O_i(x,y) = I(x,y) * g_i(x,y) \quad (1)$$

$O_i(x,y)$ : Gabor output,  $I(x,y)$ : original image

$g_i(x,y)$ : Gabor filter,  $1 \leq i \leq N, N = S \cdot K$

$S$ : scale number,  $K$ : orientation number

$$O(x,y) = \{O_1(x,y), O_2(x,y), \dots, O_N(x,y)\} \quad (2)$$

$$OPT(O(x,y)) = \{e_1(x,y), e_2(x,y), \dots, e_k(x,y)\} \quad (3)$$

$$\alpha(x,y) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k e_i(x,y) \quad (4)$$

$k$ : number of optimal outputs

### 3.2 마커-제어 유역변환과 마커 선택

#### 3.2.1 유역변환

그레이 스케일 영상은 화소의 레벨에 따라 높낮이가 표현되는 지형학적 표면으로 간주되어 질 수 있다. 영상의 지형적 구조에서 주위 화소와 비교해서 가장 낮은 레벨을 가진 화소들을 최소지역이라 하고, 이것으로부터 물이 차오른다고 가정할 때 형성되는 지형적 구조를 담수지역(catchment basins)이라 한다. 영상 화소 레벨의 최소지역으로부터 범람되는 모의 침수에 의해 유역변환이 진행된다[20-21].

#### 3.2.2 마커-제어 유역변환

특별한 처리 없이 유역변환을 적용하는 것은 스무

딩 처리에도 없어지지 않으며, 분할하려는 영역과 관계없는 최소지역(spurious minima) 때문에 과분할이 발생한다. 필요 없는 최소지역을 제거하고 관심객체를 마킹하는 마커 함수  $f_m$ 은 식 (5)와 같다.  $f_m$ 에서 0으로 연결된 요소들은 식 (6)을 이용한 최소값 부과(minima imposition) 과정에서 가장 최저 레벨이 되도록 기존의 기울기  $f_1$ 이 수정되어 식 (7)의 유역변환 알고리즘이 적용된다. 식 (7)에서 SEG(f)는 분할된 영상이며, WS(f)는 유역변환 함수를 나타낸다. 식 (6)은 형태학적 재구성(morphological reconstruction)으로, 마커 영상  $f_m$ 으로부터 마스크 영상  $f_1 \wedge f_m (= \min[f(x), g(x)])$ 의 침식(erosion)에 의한 재구성(reconstruction)을 의미한다[14].

$$f_m(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } x \text{ belongs to a marker} \\ t_{\max}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

$$f_2 = R_{(f_1 \wedge f_m)}^*(f_m) \quad (6)$$

$$SEG(f) = WS(f_2) \quad (7)$$

#### 3.2.3 마커 선택 함수의 결정

마커-제어 유역변환에서 마커로 선택되지 않은 영역은 분할에서 제외되기 때문에 마커선택에 있어 상당한 주의가 필요하며 마커는 영상 내 객체의 특성을 표현하여야 한다[20-21]. 마커 선택함수로 형태학적 기법인 확장 최소값 변환(extended minima transform)을 고려할 수 있으며, 형태학적 개념으로 구성되는 식 (8)로 표현할 수 있다.

$$EMIN_h(f) = RMIN[HMIN_h(f)] \quad (8)$$

$$HMIN_h(f) = R_f^*(f+h) \quad RMIN(f) = R_f^*(f+1) - f,$$

$$R_f^*(f) = e_g^{(f)}(f) = [R_g(f^c)]^c$$

식 (8)의 표현은 모두 형태학적 연산으로 정의되는 함수표현으로  $HMIN_h(f)$ 는 마커  $f+h$ 로부터 마스크  $f$ 의 침식에 의한 재구성을 의미한다.  $RMIN$ 은 영역적 최소지역(regional minima)을 구하는 것으로 식 (15)는  $HMIN$ 의  $h$ 만큼 영역적 최소지역이 제거된  $f$ 신호를 구성하고  $RMIN$ 으로 그 신호의 영역적 최소지역을 마킹한다[20].

제안한 질감 분할 구조에서 식 (8)로 마커를 선택할 경우, 선택된 마커영역의 인접연결성이 같은 질감 영역뿐 아니라 다른 질감 영역의 마커들까지도 포함하게 된다. 다른 영역의 마커와 함께 연결성을 가지

게 되면, 두 영역이 하나로 분할된다. 또, 최악의 경우에는 영역 확장의 시작점을 선택해야하는 마커가 질감 영역의 상당 부분 또는 전체를 차지하게 된다. 이럴 경우, 마커 계산 복잡도와 함께 마커 화소들의 증가로 클러스터링의 계산 복잡도도 커지기 때문에 본 논문에서의 존재하는 영역적 최소지역(regional minima)만을 계산한다. 이것은 결국  $h=0$ 인 식 (8)의 계산을 의미하며, 다시 표현하면 식 (9)와 같다.

$$EMIN_0(f) = RMIN(f) = R_f^*(f+1) - f. \quad (9)$$

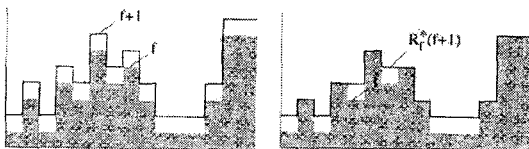
그림 4는 식 (9)의 과정을 도식화한 것으로 마커  $f+1$ 로부터 마스크  $f$ 의 침식에 의한 재구성 과정이다.  $R_f^*(f+1)$ 에서  $f$ 신호를 뺀 0이 아닌 신호들이 영역적 최소지역에 해당하는 마커가 된다.

### 3.3 마커 클러스터링과 마커 제거

앞의 마커 분류의 필요성에 따라, 본 논문에서는 마커를 분류하기 위해 클러스터링 기법을 사용하는데, 분할 성능이 우수한 FCM 알고리즘을 이용한다 [10]. 분류된 마커들은 영역 간 경계 부근에서 분류 오류가 많이 발생하여 추후에 적용할 영역병합에서 오분할을 유발한다. 경계 부근 마커들은 소속정도(cluster membership)  $u_{ij}$ 가 대체적으로 낮으므로 선택된 마커의 각 화소  $p$ 에 대해 임계치  $T$  이상인 화소만을 식 (10)과 같이 선택한다. 제거된 마커들은 그들의 인접 마커들에 의해 확장되며, 마커가 고르게 선택되어 있을수록 제거된 마커의 공백에 대한 영역 확장이 올바르게 일어난다.

$$\theta(p) = \{1 < i < c, \text{Max}(u_{ij}) > T\} \quad (10)$$

$c$ : 분류된 클러스터 수,  $u_{ij}$ :  $M$ 의 모든 화소에 대한 인덱스  $j$ 의  $i$ 번째 클러스터에 대한 소속정도



(a) 1차원 신호  $f$ 와  $f+1$ ,  
(b)  $f+1$ 로부터  $f$ 의 침식에 의한 재구성

그림 4. 영역적 최소지역의 마킹

### 3.4 유역변환과 영역 병합

인접으로 연결된 마커 화소들의 집합  $p_i$ 는 식 (7)의 유역변환함수  $WS$ 에 의해 분할된 영역  $S_i$ 를 가지게 되며, 이 영역의 화소  $q_j$ 의 레이블  $lb(q_j)$ 에는 마커  $p_i$ 의 최대 소속 정도를 가지는 클러스터의 레이블  $lb_{cmax}(p_i)$ 를 할당하여 영역을 병합한다.

$$1 \leq i \leq l, S_i = WS(p_i) = \{q_1, q_2, \dots, q_{m-1}, q_m\} \quad (11)$$

$$q_j: S_i \text{를 구성하는 화소, } m: S_i \text{의 전체 화소수} \\ lb(q_j) = lb_{cmax}(p_i) \quad (12)$$

### 3.5 경계 제거를 위한 후처리

#### 3.5.1 형태학적 팽창 연산을 이용한 후처리

유역변환은 다른 영상 분할 기법과는 달리 영역 간의 경계가 따로 존재한다. 영역 경계인 유역에 해당하는 화소에는 분류된 클러스터에 대한 레이블이 할당되지 않는다. 그레이 영상에 대한 형태학적 팽창 연산( $\oplus$ )으로 그림 5와 같이 개선한다. 레이블 영상  $im_w$ 을 형태학적 팽창 연산으로 상단수의 유역을 제거한 후에, 여전히 남아있는 유역은 형태학적 팽창 연산의 반복으로 그 시점의 레이블을 할당한다.

```
# define WSHED 0 /* value of the pixels belonging
to the watersheds */
-input: im_lb, image of the labeled watersheds;
-output: im_re, image of the relabeled watersheds
to watershed pixels;
-SE /* structural elements for dilation*/
-temp /* temporary memory space having same
size with im_lb */
· initializes im_re:
im_re = im_lb ⊕ SE; /*first dilation*/
/* find index still being watershed */
idx = find(im_re = WSHED);
· repeat dilation until all watersheds are removed:
temp = im_re;
while(true){
temp = temp ⊕ SE
/* if all watersheds are removed, stop */
if(find(im_re = WSHED) = none){
break;
}
} /* relabels to the pixels were watershed*/
im_re(idx) = temp(idx);
```

그림 5. 모폴로지 팽창연산을 이용한 유역 제거

### 4. 실험 결과 및 분석

#### 4.1 실험 환경

실험 영상은 질감 분할에 널리 사용되는 모자이크 영상을 그림 6과 같이 조합하여 제작하였다[22]. 실험에 사용된 가보 필터에 관한 소스는 Manjunath의 방법을 참고하였다[23]. FCM 클러스터링 기법은 Matlab toolbox를 이용하였다[19]. 영상 크기는 256×256크기로 고정하였고, 기타 환경 설정에 관한 정보는 표 1과 같다. FCM 알고리즘의 사전 입력정보인 클러스터의 수는 조합된 질감 영역의 수로 설정된다. 필터링된 질감 에너지들은 에러 검출 (blob detection)이 쉽도록 쌍곡 탄젠트(hyperbolic tangent) 연산을 적용하며, 윈도우 연산은  $C(x,y)$ 에 적용한다 [11]. 기타 변수는 실험을 통해 최적화한다.

#### 4.2 단계별 실험 결과

제안한 기법을 그림 6의 5가지 질감 영역을 가지는 영상에 적용한 각 단계별 결과는 그림 7과 같다. 그림 7의 상단 좌측 영상에서 가보 필터를 통과한 질감 에너지를 하나로 병합하고, 이 영상을 바탕으로 상단 중간의 영상처럼 초기 마커를 생성한다. 이는 영상의 명암 변화가 어느 값 이상인 지점을 기준으로

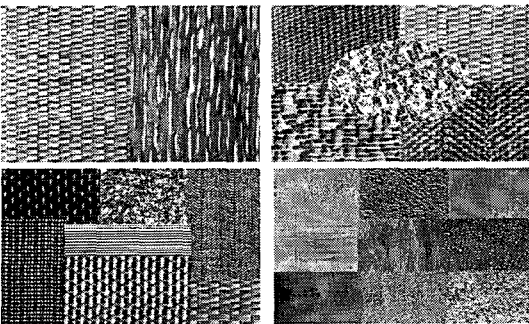


그림 6. 실험 영상의 설정

표 1. 실험 환경의 설정

실험환경	내용
영상설정	2, 5, 7, 9가지 질감영역
영상크기	256(w)×256(h)
가보필터 설정	전체 방위 수: 6, 전체 스케일 수: 4 $U_h: 0.4, U_l: 0.05$
기타환경	CPU: 인텔 펜티엄 4 3GHz, RAM: 1GB, OS: Window XP, Tool: Matlab

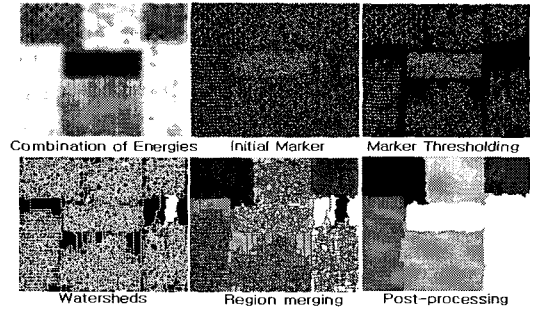


그림 7. 5가지 질감 영역에 대한 각 단계별 결과

생성한다. 상단 우측 영상은 FCM 클러스터링 후 소속 임계치가 0.6미만의 마커를 제거한 결과이며, 하단 좌측 영상은 좌측 상단의 영상에서 유역변환을 수행한 결과 영상이다. 이 영상을 바탕으로 하여 영역 병합 과정을 거친 후 최종적으로 팽창연산의 후처리를 통하여 분할 잡음을 제거시킴으로써 최종적인 하단 우측 영상을 얻었다.

#### 4.3 기존의 FCM연계 알고리즘과의 분할 성능 비교

제안한 기법의 우수성을 확인하기 위해 우수한 성능을 보여준 LAWS-FCM 연계와 단위 기술별로 우수한 GABOR-FCM 연계를 실험하였다[10].

비교적 낮은 질감 성능을 가지는 그림 8의 Laws' texture energy 질감 특성은 그림 9와 그림 10의 결과에 비해 분할 성능이 낮으며, 전형적인 얼룩 현상이 두드러진다. 같은 가보 필터 설정을 적용한 그림 9와의 비교에서는 제안한 기법의 얼룩현상이 많이 제거되었으며, 이것은 유역변환과의 접목을 통해 개선된 결과라고 할 수 있다.



그림 8. LAWS-FCM 연계를 통한 영상 분할: 질감 개수 2(좌), 5(중), 7(우)



그림 9. GABOR-FCM 연계를 통한 영상 분할: 질감 개수 2(좌), 5(중), 7(우)

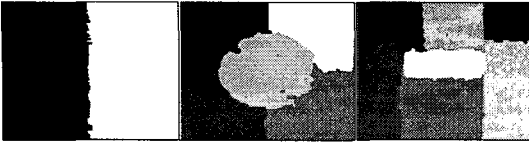


그림 10. 제안한 기법의 영상 분할: 질감 개수 2(좌), 5(중), 7(우)

4.4 그 외 클러스터링 연계 알고리즘과의 분할 성능 비교

기존의 FCM 연계 외에 다른 클러스터링 연계 알고리즘과 영상 분할 성능을 비교하기 위해 표 2의 연계 기술들을 고려한다. 해당 기술 연구에서 적용된 각각의 실험 영상들을 동일한 형태로 제작하여, 제안한 기법에 적용한 결과를 그림 11-12에서 비교한다.

전체적으로 제안한 기법의 영역 경계 부근의 해상도가 낮은 편이지만, 영역 확장의 중심이 되는 마커를 대상으로 영역을 분할하므로 기존의 클러스터링 방식에서 발생하는 얼룩 조각 또는 얼룩 번짐 현상이 상당부분 제거되었다. 이 실험을 통해 제안한 기법이

표 2. 성능비교를 위한 연계 기술

참고문헌	질감 특성	분할 기법
Clausi & Bing의 방법[8]	GMRF (Gaussian Markov random fields)	K-means
Clausi의 방법[13]	Gabor filter	KIF(K-means Iterative Fisher)



그림 11. [8]의 실험영상(좌), [8]의 분할 결과(중), 제안한 기법의 분할 결과(우)

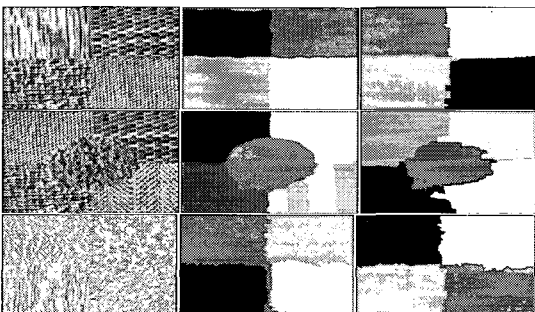


그림 12. [13]의 실험영상(좌), [13]의 분할 결과(중), 제안한 기법의 분할 결과(우)

다른 연계 알고리즘보다 클러스터링 특유의 분할 오류에 강인함을 알 수 있다.

4.5 수행 시간 비교

제안한 기법은 클러스터링에 있어 영상 전체의 화소 집합이 아닌 마커에 해당하는 화소만을 분류하므로, 계산량 측면에서 개선된 성능을 얻었다. 성능 비교를 위해 기존의 FCM 알고리즘 연계와의 비교를 같은 실험 환경 하에서 실시한다. 표 3은 이전 실험의 실험영상을 포함한 2, 5, 7, 9 가지의 질감 별 10장의 실험영상에 대하여 평균 시간을 기록하였으며, 기록된 시간은 영상입력 후, 분할완료까지의 시간을 비교 기준으로 하였다.

표 3의 실험에서 기존의 기법들은 질감의 수가 늘어날수록 수행시간이 증가하는데 반하여, 제안한 기법은 전체적인 변동 폭이 크지 않은 편이다. 특히 클러스터링 과정에서 계산량이 많아지는 5 가지 이상의 질감 영상에 대해, 제안한 기법은 빠른 수행 시간을 보여주었다. 반대로 2가지 질감 영상에서 제안한 기법이 기존 기법들보다 느린데, 이것은 클러스터링 과정에서 복잡도가 낮아지므로, 제안한 기법에서는 마커선택과, 유역변환 과정 등의 여러 절차 때문에 처리가 늦어지게 된다.

5. 결 론

본 논문에서는 유역변환에서 영역 확장의 시작점이 되는 마커에 대해 제한적으로 클러스터링 기법을 적용하여 유역변환 후에 생성된 영역을 마커의 클래스 정보로 병합함으로써 계산시간을 현저히 줄이는 영상 분할 알고리즘을 제안하였다. 제안된 기법은 마커에 국한된 클러스터링을 이용하여 질감 에너지의 다차원 정보를 최대한 활용하면서도 유역변환을 기

표 3. 기존의 FCM 연계 기술과의 수행 시간 비교(단위: 초)

	LAWS-FCM	GABOR-FCM	제안기법
2가지질감	5.01	8.086	17.305
5가지질감	16.409	14.523	12.062
7가지질감	21.07	31.273	16.531
9가지질감	45.219	25.281	15.594
전체 평균	17.54	15.83	15.37

반으로 분할이 완성되어, 안정된 성능의 영역 분할을 보여주었다. 또, 단순 클러스터링에서 발생하는 오류 분할을 상당부분 개선하였으며, 특히 수행 시간 비교에서 영상 패턴의 복잡도가 높을수록 제안한 기법은 빠른 수행 시간을 보여주었다. 9가지 질감 영역의 실험에서, LAWS-FCM 방법보다 약 70%, Gabor-FCM 방법보다는 약 40%의 계산 시간을 줄였다.

본 논문의 보충사항으로는 복잡도를 줄이기 위해 유역변환 대신 영역 성장(region growing)과 같은 복잡도가 낮은 분할 기법의 연구와, 클러스터링기법에서 비모수적(non-parametric) 방법을 이용한 자동 분할기법 연구를 들 수 있다.

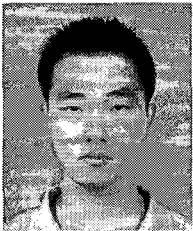
### 참 고 문 헌

- [1] N. R. Pal and S. K. Pal, "A review on image segmentation techniques," *Pattern Recognition*, Vol. 26, No. 9, pp. 1277-1294, 1993.
- [2] C. H. Chen, L. F. Pau, and P. S. P. Wang, *Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision*, World Scientific, 1999.
- [3] K. I. Laws, "Textured image segmentation," *Ph.D. Thesis*, University of Southern California, 1980.
- [4] T. Hermes, A. Miene, and P. Kreyenhop, "On textures: a sketch of a texture-based image segmentation approach," *Classification and Information Processing*, Bielefeld, pp. 219-226, 2000.
- [5] 이우범, 김옥현, "다중 텍스처 영상 분할을 위한 최적 가버필터의 설계," 대한전자공학회, 전자공학회논문지-SP, 제39권, 제3호, pp. 11-22, 2002.
- [6] 장재영, "Gabor 필터를 이용한 Texture Segmentation 기법", 석사학위논문, 한양 대학교, 1999.
- [7] T. Hermes, A. Miene, and P. Kreyenhop, "On textures: a sketch of a texture-based image segmentation approach," *Classification and Information Processing*, Bielefeld, Germany, pp. 219-226, 2000.
- [8] D. A. Clausi and Y. Bing, "Texture segmentation comparison using grey level co-occurrence probabilities and Markov random fields," *Pattern Recognition*, Vol. 1, No. 8, pp. 584-587, 2004.
- [9] R. Jobanputra and D. A. Clausi, "Texture analysis using gaussian weighted grey level co-occurrence probabilities," *Computer and Robot Vision*, pp. 51-57, 2004.
- [10] K. I. Chang, K. W. Bowyer, and M. Sivagurunath, "Evaluation of Texture Segmentation Algorithms," *Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 1, No. 6, pp. 294-299, 1999.
- [11] A. K. Jain and F. Farroknia, "Unsupervised texture segmentation using Gabor filters," *Pattern Recognition*, Vol. 24, No. 12, pp. 1167-1186, 1991.
- [12] D. A. Clausi and H. Deng, "Design-based texture feature fusion using Gabor filters and co-occurrence probabilities," *IEEE Trans. on Image Process.*, Vol. 14, No. 7, pp. 925-936, 2005.
- [13] D. A. Clausi, "K-means iterative fisher (KIF) unsupervised clustering algorithm applied to image texture segmentation," *Pattern Recognition*, Vol. 35, No. 9, pp. 1959-1972, 2002.
- [14] H. S. Rhee and K. W. Oh, "A validity measure for fuzzy clustering and its use in selecting optimal number of clusters," *IEEE Trans. on Fuzzy Systems.*, Vol. 2, No. 3, pp. 1020-1025, 1996.
- [15] A. M. Bensaid, L. O. Hall, and J. C. Bezdek, "Validity-guided (re)clustering with applications to image segmentation," *IEEE Trans. on Fuzzy Systems.*, Vol. 4, No. 2, pp. 112-123, 1996.
- [16] Y. T. Qian and R. C. Zhao, "Robust clustering based on global data distribution and local connectivity matrix," *IEEE ICIPS*, Vol. 2, pp. 1629-1633, 1997.
- [17] H. Frigui and R. Krishnapuram, "A robust



competitive clustering algorithm with applications in computer vision," *IEEE Trans. on PAMI*, Vol. 21, No. 5, pp. 450-465, 1999.

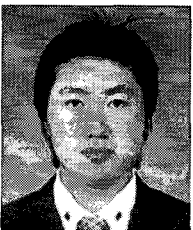
- [18] 유현재, 안강식, 조석재, "평균내부거리를 적용한 퍼지 클러스터링 알고리즘에 의한 영상분할," 한국정보처리학회 논문지, 제7권, 제9호, pp. 3029-3036. 2000.
- [19] A Tutorial on Clustering Algorithms, [http://www.elet.polimi.it/upload/matteucc/Clustering/tutorial\\_html/index.html](http://www.elet.polimi.it/upload/matteucc/Clustering/tutorial_html/index.html).
- [20] P. Soille, *Morphological Image Analysis : Principles and Applications*, Springer, 1999.
- [21] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, Pearson Education, 2003.
- [22] P. Brodatz, *Textures: A Photographic Album for Artists and Designers*, Dover Publications, New York, 1966.
- [23] Feature Extraction and Gabor Filtering, <http://vision.ece.ucsb.edu/texture/software/>.



**황진호**

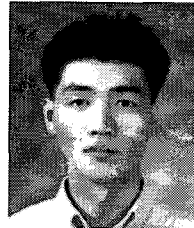
2005년 2월 한국교육개발원 컴퓨터공학과 졸업(공학사)  
 2007년 2월 부경대학교 대학원 컴퓨터공학과 졸업(공학석사)  
 2007년 1월~현재 (주)홈캐스트 연구원

관심분야 : 영상분할, 질감분석 등



**김원희**

2007년 2월 부경대학교 전자컴퓨터정보통신공학부 졸업(공학사)  
 2007년 3월~현재 부경대학교 대학원 컴퓨터공학과 재학  
 관심분야 : 워터마킹, 영상처리 등



**김종남**

1995년 2월 금오공과대학 전자공학과 졸업(공학사)  
 1997년 2월 광주과학기술원 정보통신공학과 졸업(공학석사)  
 2001년 8월 광주과학기술원 기전공학과 졸업(공학박사)  
 2001년 8월~2004년 2월 KBS 기술연구소 선임연구원  
 2004년 4월~현재 부경대학교 전자컴퓨터정보통신공학부 조교수  
 2005년 3월~현재 (주)홈캐스트 사외이사  
 2005년 12월~2006년 12월: 미국 City University of New York 방문교수  
 관심분야 : 영상신호처리, 멀티미디어 보안 등



**문광석**

1979년 2월 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사)  
 1981년 2월 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)  
 1989년 2월 경북대학교 대학원 공학과 졸업(공학박사)  
 1988년 1월~12월 일본 동경대학교 학부 연구원  
 1997년 8월~1998년 7월 미국 Jackson State University 객원교수  
 1990년 3월~현재 부경대학교 전자컴퓨터정보통신공학부 교수  
 관심분야 : 영상신호처리, 적응신호처리 등