

동시정보행렬 분석을 이용한 워터셰드 영상분할

임 문 철[†] · 김 우 생^{††}

요 약

워터셰드 변환은 영상분할을 위한 강력한 도구로 이용되고 있으나, 일반적으로 다수의 국부적 최소점들로 인한 과분할 현상을 초래하여 이를 해결하기 위한 많은 방법들이 연구되어고 있다. 본 논문에서는 동시정보행렬을 분석하여 비 관련 최소점들을 억제함과 동시에 의미 있는 화소 집합들만을 마커로 선택하고 레이블링하는 자동마커 추출단계와 각 마커로부터 범람과정 및 재 레이블링에 의한 워터셰드 추출단계를 수행하여 영상을 분할하는 자동마커 기반 워터셰드 영상분할 알고리즘을 제안한다. 제안한 알고리즘이 과분할 정도를 현격히 줄이는 것을 보이기 위해 일반영상과 텍스처 특성이 강한 ICG(IndoCyanine Green) 망막영상에 적용하여 실험 분석하였다.

Image Segmentation By Watersheds Using Analysis of Co-occurrence Matrix

Moon-Cheol Lim[†] · Woo-Saeng Kim^{††}

ABSTRACT

Watershed transform has been used a powerful tool for image segmentation. However, this methods generally give rise to over-segmentation because of a many of local minima, and numerous techniques have been researched for an improvement. In this paper, we propose the automatic marker-based watershed algorithm that segments images by proceeding the extraction stage of markers that can get ride of irrelevant local minima, simultaneously selects and labels automatically markers consisting of sets of meaningful adjacent pixels and the extraction stage of watersheds that performs flooding and relabeling with markers. In other to present that a proposed algorithm reduced greatly over-segmented quantity, we test and analysis it by applying popular images and ICG retina images with powerful texture property to this algorithm.

키워드 : 동시정보행렬, 자동마커, 워터셰드

1. 서 론

영상분할은 객체인식, 컴퓨터 비전, 객체 기반 영상압축 등의 많은 영상분석 작업에 필수적인 단계로 사용되어 왔다. 일반적인 영상분할의 목적은 영상을 가능한 정확하게 동질의 화소를 가진 의미 있는 영역으로 분리하고 그 영역의 경계를 찾아내는 작업이다.

최근까지 수많은 영상분할 기법과 알고리즘들이 제안되어 왔으며 워터셰드 분석은 비교적 낮은 비용으로 정확한 영상분할을 제공할 수 있는 효율적인 방법으로 널리 사용되고 있다. 워터셰드 분석에서는 주로 원 영상에 대한 기울기 크기(*gradient magnitude*)를 사용하는데 이는 3D 물체 표면 정밀사진(*topographic surface*)으로 표현될 수 있으며 각 화소의 기울기 크기는 표면의 높이에 해당한다. 기울기

값이 높은 부분은 워터셰드인 국부적 영역의 경계에 해당하며 기울기 값이 낮은 부분은 담수영역(*catchment basins*)인 그 영역의 내부에 해당한다. 워터셰드 알고리즘에 의한 영상분할은 영역 내부에 존재하는 임의의 점들로 구성된 국부적 최소점들로부터 범람(*flooding*)을 시작하고 담수영역을 점진적으로 포함시켜 국부적인 최소점들을 그 영역의 경계까지 확장시킴으로써 영역 경계인 워터셰드를 추출하는 방법이다[1].

워터셰드에 의한 영역분할 방법은 일반적으로 영상 내부의 잡음으로 인한 다수의 국부적 최소점들 때문에 과분할 현상이 발생하고, 반복적인 화소의 접근으로 인하여 연산 비용이 증가하며 원하는 객체의 분할이 아닌 단순히 영역들을 분리하는 결과를 가져온다. 워터셰드 방법에서 담수영역의 수는 최초로 선택된 마커(*minima ; seeds ; cue*) 수와 동일하고 마커로부터 형성된 영역들의 수와 직접적인 관련이 있기 때문에 마커를 발견하는 문제는 과분할 및 저분할에 직접적인 영향을 미치게 된다. 단지 고저(*relief*)의 특성

* 본 논문은 한국과학재단 특정기초연구비(1999-2-303-007-2) 지원에 의한 결과임.

† 준 회 원 : 광운대학교 대학원 컴퓨터학과

†† 종신회원 : 광운대학교 컴퓨터학과 교수

논문접수 : 2000년 11월 17일, 심사완료 : 2001년 1월 29일

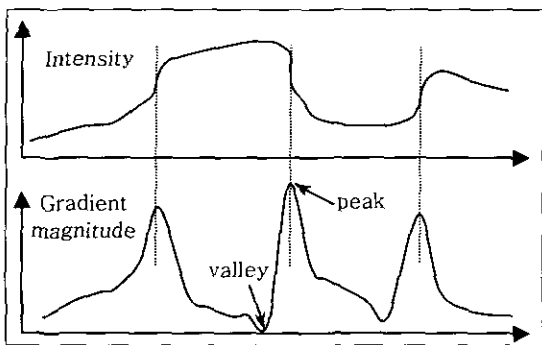
만을 고려한 마커의 선택은 과분할을 초래하는 반면 너무 작은 수의 마커 선택은 어떤 중요한 작은 영역이 큰 영역에 의해 제거되는 저분할 결과를 가져올 수 있다. 따라서, 어떤 영역의 일부를 묘사하는 최적의 마커를 선택할 수 있다면 과분할 및 저분할로 인한 영상분할 성능을 향상시킬 수 있다.

본 연구에서는 객체나 배경 화소들의 공간적 인접성과 명암의 유사성을 동시에 묘사하는 동시정보행렬(cooccurrence matrix)을 분석하여 의미 있는 화소 집합들에 대한 마커를 자동으로 생성하고, 범람과정에서 텍스처 상관도에 의해 영역들의 합병정보를 미리 추출하여 레이블을 재 할당함으로써 영역을 분할하는 자동 마커 기반 워터셰드 알고리즘을 제안한다. 기존의 측지선 재구성에 의한 자동 마커 생성 방법에 비해 텍스처 특성이 강한 영역에서도 마커의 수가 축소되어 과분할 현상을 현격히 줄일 수 있었고, 범람과정에서 합병의 유무를 결정하여 소수의 영역들에만 레이블을 재 할당함으로써 기존의 후처리에 의한 영역합병 방법에 비해 연산 비용을 줄일 수 있었다.

본 논문의 구성은 2장에서 과분할을 줄이기 위한 기존연구와 워터셰드 영상 분할에 사용된 자동 마커 생성 방법을 살펴보고 3장에서는 제안하는 동시정보행렬 분석에 의한 자동 마커 생성 방법과 텍스처 상관도를 이용한 워터셰드 알고리즘을 기술한다. 4장에서 일반영상과 ICG 영상에 적용한 실험 결과를 보여주고 평가 분석하며 5장에서 결론 및 향후 연구 방향을 기술한다.

2. 관련 연구

이 급격히 변화되는 화소 집합으로 정의 될 수 있으며 영상의 기울기 크기는 이러한 화소 집합들을 효율적으로 표현할 수 있다. (그림 1)은 2D 명암도 영상의 밝기와 기울기 크기를 3D 물체표면 정밀사진의 단면으로 비교하여 보여주고 있다. 기울기 크기가 큰 부분은 산마루(ridge; peak)로 나타나고 영역경계를 묘사하며 작은 부분은 평탄한 골(flat valley)이나 담수영역으로 나타나고 영역내부를 묘사



(그림 1) 영상의 밝기와 기울기 크기의 단면

하는 명암도 영상에서 영역의 경계는 명암 값특징 때문에 일반적으로 기울기 크기는 워터셰드 기반 영상분할 방법들에서 주로 사용되어 왔다.

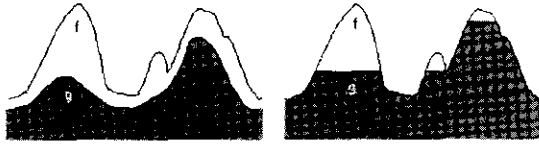
워터셰드 알고리즘에서 골은 물이 범람하기 시작하는 시작점(seeds)으로 골의 가장 낮은 부분은 국부적 최소점들로 사용되었으며 최초로 선택된 다수의 국부적 최소점들로 인해 단지 영상을 다수의 소 영역들로 분리하는 과분할 문제를 초래하였다.

과분할 현상을 줄이는 방법으로 과분할의 원인이 되는 국부적 최소점들을 감소시키기 위해 전처리에서 잡음제거 및 기울기 크기 향상 기법을 이용하였는데 [2]는 형태학적(morphological) 연산자에 기초한 다중 기울기(multiscale gradient) 기법을 사용하였으며 [3]에서는 영상을 평활화하고 가우스 필터를 적용하여 기울기 크기를 구하였다. 이들은 잡음으로 인한 국부적 최소점들의 수를 억제하여 다소 과분할 현상을 줄일 수 있었으나 근본적인 해결책은 되지 못하였다. 과분할을 현격히 줄이고 의미 있는 영역을 분할하기 위한 하나의 방법으로 워터셰드 알고리즘에 의해 과분할된 영역들의 동일성과 경계의 강약을 조사하여 일반적인 합병 알고리즘으로 합병하는 혼합적인 형태의 영역 분할 방법들이 연구되어 왔다. [3]은 기울기의 임계값을 단계별로 적용하여 워터셰드 알고리즘에 의한 초기 분할 영역들을 최근접 이웃 영역 합병 알고리즘을 사용하여 합병하였으며 [4]는 분할과 합병 기반 워터셰드로 분할한 초기 영역들이 영역 근접 그래프(Region adjacency graph; RAG)에 의해 결합되었다. 혼합적인 방법들은 유사한 영역들을 합병하는 후처리에 의하여 과분할 현상을 현격히 줄일 수 있었지만 무수히 많은 영역들로 인한 처리속도와 임계값을 선택하는 문제가 과제로 남아있다. 또 다른 방법으로 미리 마커(Marker; Cue)를 선택하고 이들 사이에는 반드시 워터셰드 경계가 존재하도록 함으로써 영역 상호간에 침범을 억제하여 원하는 영역을 분할하려는 방법들이 연구되었다. [5, 6]은 선지식에 의해 마커들을 수동으로 선택하여 워터셰드 알고리즘을 적용하였는데 선택된 마커의 수에 따라 영역 분할 정도가 결정되었다. 선지식을 이용한 수동 마커 생성 방법은 분할하기 원하는 영역들을 선택할 수 있고 마커의 수가 분할된 영역의 수를 결정하기 때문에 특별한 응용에서 유리하였다.

본 연구에서와 유사한 목적으로 과분할을 줄이는 동시에 최적의 마커를 자동으로 선택하려는 연구가 수행되었는데 측지선 재구성(geodesic reconstruction)은 널리 알려진 방법중의 하나이다. 이는 다음 수식 (1)과 같은 연산을 안정 상태까지 반복함으로써 항상 $g \leq f$ 을 만족하는 마스크 영상 f 가 마커 영상 g 에 의해 재구성된다. k 는 수식이 수행되는 반복횟수, \oplus 는 표준 팽창(dilation)을 의미한다. 재구성된 함수 g^{k+1} 과 f 의 대수적인 차(difference)에 의해 최대점들(maxima)을 선택할 수 있다[7].

$$g^{k+1}(x, y) = \min(f(x, y), g^k(x, y) \oplus B) \quad (1)$$

(그림 2)는 g 에 의해 마크된 f 의 최대점들(peak) 만이 재구성을 통하여 보존되어 있는 모습을 자세히 보여주고 있다.



(그림 2) g 에 의한 f 의 재구성

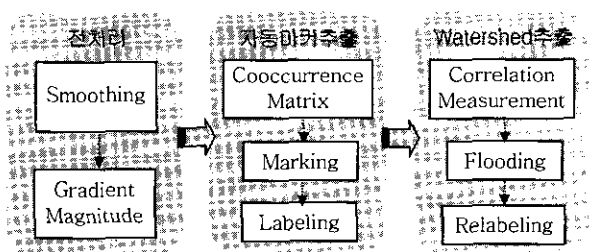
또한, 위의 식을 응용하여 다음 수식과 같이 침식(\ominus) 연산자를 사용하여 최소점들을 선택할 수 있다.

$$g^{k+1}(x, y) = \max(f(x, y), g^k(x, y) \ominus B) \quad (2)$$

위와 같은 방법으로 [8]은 형태학적 연산자를 이용한 측지선 재구성만으로 만족하지 못하였고 결국 측지선 재구성에 의한 마커들에 워터셰드 알고리즘을 적용한 후 분할된 영역 주위의 가장 약한 경계를 반복적으로 제거하는 후처리에 의존하여 과분할을 축소할 수 있었다. 일반적으로 위와 같은 방법은 분할하려는 영역 내에 유사한 화소들이 밀집되어 있는 경우(plateau region of gradient magnitude)에는 마커로 적절하였지만 영역 내부에서 화소들의 차이가 심하고 반복적으로 분포되어 있는 텍스처 특성이 강한 부분에서는 여전히 다수의 최소점들이 마커로 선택되어 과분할에 영향을 주었으며 반복처리에 의해 연산비용이 증가한다. 따라서 본 연구에서는 유사한 화소 집합의 영역뿐만 아니라 텍스처 성분이 강한 영역에서도 최적의 마커들이 생성되어 과분할 현상을 줄일 수 있는 자동 마커 기반 워터셰드 알고리즘을 기술한다.

3. 제안하는 워터셰드 영상 분할 방법

본 장에서는 동시정보행렬을 분석하여 화소들의 인접성이 강조된 마커들을 자동으로 추출하고 마커들에 대한 텍스처 상관도를 측정하여 범람과정에서 합병정보를 추출함으로써 영상을 분할하는 워터셰드 영상분할 방법을 기술한다. (그림 3)은 제안한 워터셰드 영상분할 알고리즘의 처리 과정을 도식화하였다.



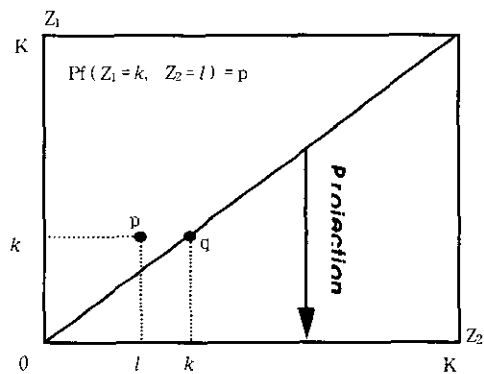
(그림 3) 제안한 워터셰드 알고리즘 처리과정

3.1 잡음제거 및 기울기 크기 계산

기울기 크기를 사용하는 워터셰드 알고리즘에서 영상 내의 잡음은 직접 국부적 최소점들로 표현되어 과분할을 초래하는 주요인으로 작용할 수 있다. 또한 분할되어야 할 영역들의 경계에 대한 기울기 크기는 영역분할의 정확성에 영향을 주어 전체 알고리즘의 성능을 좌우할 수 있다. 따라서 기울기 크기를 결정하기 전에 영역들에 대한 경계의 선명도를 보존하면서 잡음을 제거할 수 있는 평활화 기법이 요구된다. 본 연구에서는 위의 조건을 충분히 만족시켜줄 수 있는 중간값 필터를 사용하여 잡음을 제거하며, 4 방향 소벨 마스크를 적용하여 기울기 크기를 계산한다[9].

3.2 동시정보행렬에 의한 자동 마커 추출

비 관련된 최소점들을 억제하고 최선의 마커를 자동으로 생성하기 위해서는 마커로 선택될 수 있는 화소들 간의 인접 정보를 중요하게 고려해야 할 것이다. 따라서 본 장에서는 유사한 화소들의 인접성을 분석할 수 있는 동시정보행렬을 통한 더욱 의미있는 마커 생성 방법을 기술한다. 일반적으로 영상 내에서 한 물체에 속하는 화소들은 공간적으로 서로 인접해 있으며 이 화소들의 명암 값은 매우 유사하다고 할 수 있다. 이러한 정보의 적절한 표현 방법이 2차원적 히스토그램이라고 할 수 있는 동시정보 행렬이다. (그림 4)는 동시정보 행렬을 설명하고 있는데 가로축과 세로축은 영상의 화소들이 갖는 명암 값의 범위를 나타내며 $Pf(Z_1, Z_2)$ 는 명암 값 Z_1 과 Z_2 가 동시에 임의 크기의 윈도우 안에서 발생하는 빈도수, p 는 전체 영상에 대한 $Pf(k, l)$ 값, q 는 대각선 위의 $Pf(k, k)$ 값을 나타낸다. 동일한 명암도를 가지고 인접해 있는 화소들의 빈도수는 동시정보행렬의 대각선 위에 나타나며 비슷한 명암도를 가지고 인접해 있는 화소들의 빈도수는 대각선 주위에 분포되어 있다.



(그림 4) 동시정보행렬

(그림 5)는 동일한 영상의 명암도와 기울기 크기 두 가지에 대한 동시정보행렬을 명암도 영상으로 표현한 예를 보여주고 있다. 영상의 명암도에 대한 동시정보행렬은 영역들의 명암 값에 따라 대각선상에 넓은 범위에 분포되어 있으

며, 기울기 크기에 대한 동시정보행렬은 대각선상의 끝 부분에 집중되어 있는 특징이 있다. 따라서 본 연구에서는 마커를 생성하는데 필요한 정보를 영상의 명암도가 아닌 기울기 크기에 대한 동시정보행렬을 사용한다.



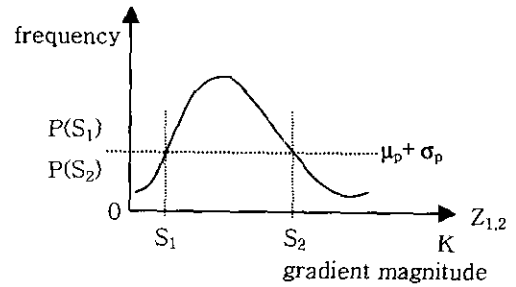
(그림 5) 원영상과 기울기 크기에 대한 동시정보행렬

기울기 크기 i 와 j 를 가진 화소간의 인접성은 수식 (3)과 같은 교차 상관(cross correlation)을 나타내는 척도에 의해 정의된다[10]. i 와 j 가 영상 내에서 공간적으로 서로 인접하고 동일한 속성을 갖는 화소라면 α_{ij} 는 1에 가까우며, 따라서 1에 가까운 임의의 α_{ij} 를 선택할 수 있다면 영상 내에서 인접해 있는 화소 집합들을 추출할 수 있다.

$$\alpha_{i,j} = \frac{\sum_{k=1}^K P(i,k) \cdot P(j,k)}{\left[\sum_{k=1}^K P(i,k)^2 \cdot \sum_{k=1}^K P(j,k)^2 \right]^{\frac{1}{2}}} \quad (3)$$

동시정보행렬을 이용하여 인접한 화소 집합들을 선택하는 한가지 방법은 수식 (3)의 모든 $\alpha_{ij}(0 \leq i \leq K, 0 \leq j \leq K)$ 를 계산하고 1에 가까운 α_{ij} 를 내림차순 정렬하여 상위에 존재하는 α_{ij} 의 i 와 j 를 인접한 화소 집합들의 명암 값으로 결정하는 것이다. 그러나 본 연구에서는 기울기 크기에 대한 동시정보행렬의 빈도수가 대부분 대각선 끝 부분에 집중되어 있다는 특징과 빈도수 $P_f(Z_1=k, Z_2=k)$ 의 통계적 분석을 통하여 인접한 화소들이 가질 수 있는 기울기 크기를 추출함으로써 해당 기울기 크기를 가진 화소 집합들을 마커로 활용한다. (그림 6)은 동시정보행렬에서 대각선 위의 값들인 $P_f(Z_1=k, Z_2=k)$ 를 수평축 $Z_{1,2}$ 에 투영하여 표현한 것이며 수직축은 인접 화소들의 빈도수, 수평축은 인접해 있는 동일한 화소들의 기울기 크기를 나타낸다.

마커 $M_N = \{M_N^1, M_N^2, \dots, M_N^N\}$ 을 마커 영상 $F(x, y)$ 에 존재하는 N 개의 마커라 하고 $M_N^k = \{P_k^1, P_k^2, \dots, P_k^1\}$ 를 마커 M_N^k 에 속해있는 화소들의 집합이라 할 때 M_N^k 의 모든 화소들은 임의의 유사한 기울기 크기를 가지고 근접해 있으며 이러한 기울기 크기는 동시정보행렬을 통하여 구할



(그림 6) 동시정보행렬의 대각선 정보 투영

수 있다. 본 연구에서 이러한 기울기 크기 i 는 수식 (4)를 만족하는 모든 i 로 결정하며 모든 마커 M_N 은 구간 $[S_1 \leq i \leq S_2]$ 에 속하는 기울기 크기를 가지게 된다. 여기서 $P(i)$ 는 각 기울기 크기에 대한 빈도수, μ_p 는 $Z_{1,2}$ 의 각 빈도수에 대한 산술평균이며 σ_p 는 표준편차이다.

$$P(i) > \mu_p + \sigma_p \quad (4)$$

$$\text{where, } \mu_p = \frac{1}{k} \sum_{i=0}^k P(i), \quad \sigma_p = \sqrt{\frac{1}{k} \sum_{i=0}^k [P(i) - \mu_p]^2}$$

마커 영상 $F(x, y)$ 는 위에서 구한 기울기 크기 i 를 사용하여 기울기 영상 $Y(x, y)$ 에서 수식 (5)와 같이 얻을 수 있으며, 따라서 마커 영상 $F(x, y)$ 는 화소 크기 1을 가진 마커들이 서로 분리된 n 개의 영역을 형성하게 된다. 또한 이와 같이 결정된 모든 마커 M_N^k 는 범람의 시작점으로 사용되기 때문에 유일한 레이블이 할당된다.

$$F(x, y) = \begin{cases} 1, & Y(x, y) = i \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

3.3 워터셰드 추출 단계

제안된 워터셰드 경계 추출 방법은 미리 추출된 마커들로부터의 범람과정과 재 레이블링 과정으로 수행된다. 우선 초기에 선택된 각 마커들의 텍스처 상관도를 계산하고 범람과정에서 서로 접하는 영역들은 구해진 텍스처 상관도를 비교하여 합병조건을 만족하는 영역들은 범람이 끝난 후 레이블이 재 할당됨으로써 알고리즘이 종료된다.

3.3.1 상관도 계산

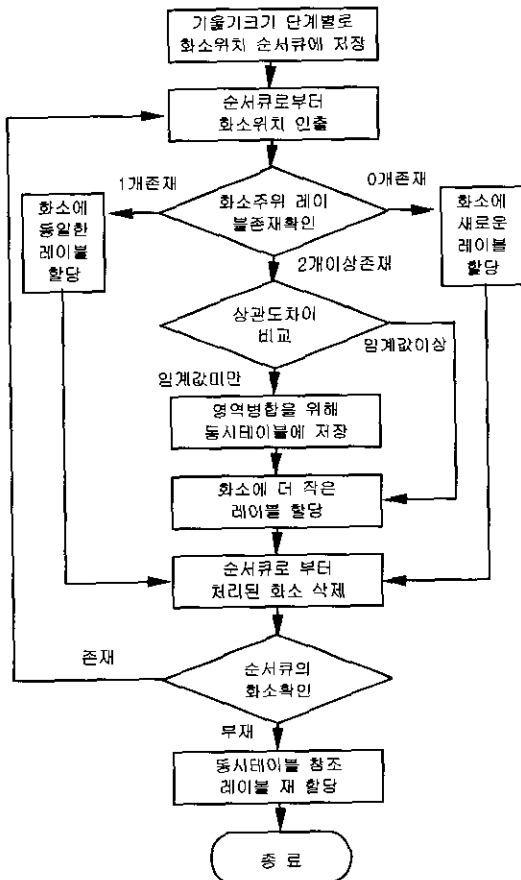
범람과정에서 영역합병 가능 영역들을 결정하기 위해 3.2절에서 할당된 유일한 레이블을 가진 모든 마커들의 텍스처 상관도 T_c 가 수식 (6)에 의해 측정된다[9]. 이 식에서 a, b 는 동시정보행렬의 수평축과 수직축인 기울기 크기의 단계, $P_{\phi,d}(a, b)$ 는 a 와 b 가 중심인 임의 크기의 윈도우 내에서 ϕ 방향으로 거리가 d 인 화소들의 빈도수, μ_x 와 μ_y 는 산술평균, σ_x 와 σ_y 는 표준편차이다.

$$T_c = \frac{\sum_{a,b} [(ab) P_{\phi,d}(a, b)] - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (6)$$

레이블이 할당된 마커 M_N^k 는 각각 자신만의 텍스처 특성을 가지며 범람과정에서 이웃하는 영역과 구분할 수 있는 정보로 사용된다.

3.3.2 범람과 재 레이블링

미리 추출된 마커들은 범람과정을 통하여 확장되면서 임의의 영역들을 형성하며 이러한 과정에서 영역들은 서로 접하게 된다. 이웃하는 영역의 화소들이 유사하면 동일한 영역으로 간주하여 합병함으로써 더욱 의미있는 영역들로 분할할 수 있다. 따라서, 본 알고리즘에서는 미리 계산된 각 마커들의 텍스처 상관도를 범람과정에서 접하는 영역의 합병조건으로 사용하며 범람이 완료된 후 합병조건을 만족하는 영역들에 대해 경계의 기울기 크기가 임계값보다 작은 영역들은 레이블이 재 할당됨으로써 영역들이 분할된다. 속도향상을 위해 모든 화소에 접근하지 않고 범람에 관여하는 화소들의 위치만을 기울기 크기별로 순서 큐에 저장하는 방법을 사용한다[1]. 다음 (그림 7)은 제안한 워터셰드 추출과정을 도식화하였다.



(그림 7) 워터셰드 추출과정

우선, 선택된 마커의 기울기 크기를 제외하고 모든 기울기 크기 단계에 속하는 화소들의 위치를 해당 단계별 순서 큐에 저장한다. 다음으로 최소 단계의 순서 큐에 저장된 화

소들에 접근하여 주위에 레이블을 가진 화소가 존재하는지 조사하여 서로 다른 레이블이 하나 존재하면 중심 화소에 동일한 레이블을 할당하고 순서 큐에서 삭제한다. 만약 서로 다른 레이블이 두개 이상 존재하면 레이블 큐로부터 해당 상관도를 비교하여 임계값 이하이면 영역병합을 위해 동시에 레이블에 저장하며 중심 화소에 더 작은 레이블을 할당하고 순서 큐에서 삭제하고, 존재하지 않으면 새로운 레이블을 할당하고 순서 큐에서 삭제한다. 마지막으로 동시에 레이블을 참조하여 해당 레이블을 재 할당한다.

4. 실험 및 분석

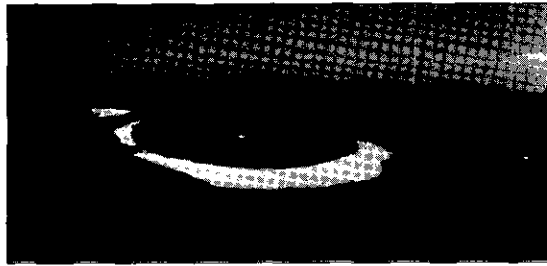
제안한 알고리즘은 PC 기반 환경에서 VC++ 6.0을 사용하여 구현하였으며 결과를 비교하기 위해 텍스처 에너지가 비교적 약한 일반영상과 텍스처 특성이 강한 ICG 망막영상에 기존의 방법과 제안한 방법을 적용하여 실험하고 분석하였다.

4.1 자동마커와 워터셰드 추출 결과

우선 마커 추출 성능을 실험하기 위해 측지선 재구성파 동시정보행렬을 이용한 마커 추출 결과에 워터셰드 알고리즘을 적용한 결과를 제시한다. (그림 8-a)와 (그림 8-b)는 실험에 사용한 350×226 크기의 일반영상과 ICG 망막 영상, (그림 8-c)와 (그림 8-d)는 일반영상과 ICG 망막영상에 적용된 측지선 재구성 및 동시정보행렬에 의해 추출된 마커들, (그림 8-e)와 (그림 8-f)는 영역분할 결과를 레이블링과 워터셰드에 의해 가시적으로 표시하였다. (그림 8-c)와 (그림 8-d)의 마커 추출결과를 살펴보면 영상내의 비슷한 화소값을 가진 영역들은 측지선 재구성이나 동시정보행렬에 의해 모두 적절하게 마커들로 선택되었으며 텍스처 특성이 강한 영역에서는 측지선 재구성의 경우에 너무 많은 마커들이 선택되었고 동시정보행렬의 경우에 마커 수가 현저히 축소되어 의미있는 영역들이 마커로 선택되었음을 알 수 있다. 또한 선택된 마커들을 범람의 시작점으로 사용하여 추출된 워터셰드 결과를 살펴보면 (그림 8-e)의 측지선 재구성에 의한 결과에 비해 (그림 8-f)의 동시정보행렬에 의한 결과에서 과분할 정도가 확연히 축소됨과 동시에 영역들이 비교적 정확하게 분할되었음을 쉽게 확인할 수 있다.

4.2 성능 분석

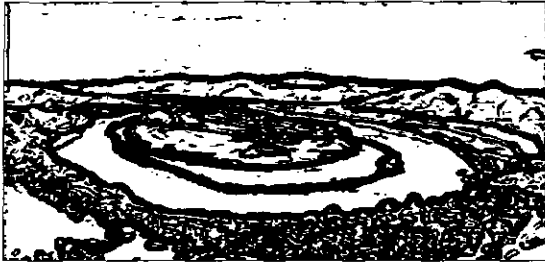
본 알고리즘의 성능을 좀 더 정확하게 알아보기 위해 기존의 방법과 본 논문에서 제안하는 방법에 의해 선택된 마커들의 수를 비교함으로써 마커 선택의 정확성을 알아보고, 분할된 영역들의 수를 비교해 봄으로써 최초의 마커들에서 범람과정을 거쳐 합병된 후에 영역들이 다소 축소되었는지를 계산해 보았다. <표 1>은 일반영상과 ICG 망막영상에 기존방법과 제안한 방법을 적용하여 추출된 마커들의 수와



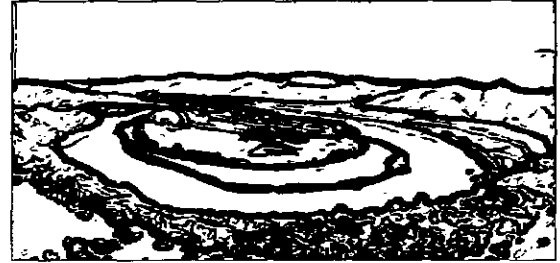
(a) original image (river)



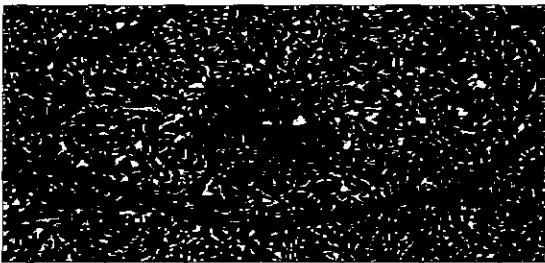
(b) original image (ICG retina)



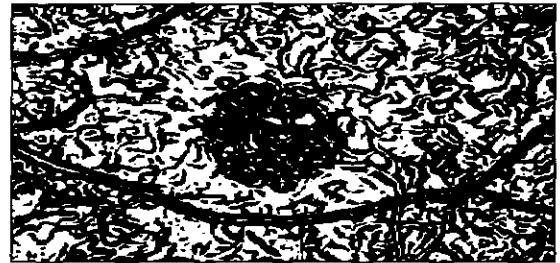
(c) markers by geodesic reconstruction



(d) markers by co-occurrence matrix



(e) watersheds by geodesic reconstruction



(f) watersheds by co-occurrence matrix

(그림 8) 자동 마커 및 워터셰드 추출 결과

워터셰드로 분할된 영역의 수를 보여주고 있다.

비슷한 화소값을 가진 영역이 많은 일반영상에서 마커들의 수는 두 방법 사이에 소량의 차이가 발생하였지만 텍스처 특성이 강한 ICG 망막영상에서는 많은수의 차이가 발생하였고, 자동 마커들로부터 범람과정을 거쳐 합병조건에 의

해 재 레이블링됨으로써 초기에 선택된 마커들의 수보다 더 적은 영역들로 분할되었다는 점을 알 수 있었다. 또한 본 시스템에서의 상대적인 연산시간은 제안하는 방법에서 처리해야할 마커들의 수가 적기 때문에 유리하다는 점을 알 수 있었다.

〈표 1〉 성능 비교

Factors	Methods	Geodesic Reconstruction (previous)	Co-occurrence Matrix (new)
	Numbers of Markers	일반영상	663
ICG 망막영상		2174	653
Numbers of Regions	일반영상	457	228
	ICG 망막영상	2021	445
Operation Time (sec)	일반영상	2.45	2.10
	ICG 망막영상	3.26	2.23

5. 결 론

본 연구에서는 워터셰드 기반 영상분할 방법들에서 발생하는 국부적 최소점들로 인한 과분할 현상을 축소하고 의미 있는 영역을 분할하기 위해 텍스처 특성에 강한 자동 마커 추출 방법과 레이블 재 할당에 의한 워터셰드 알고리즘을 제안하였다. 제안한 자동 마커 추출 방법은 기존의 자동 마커 추출 방법인 측지선 재구성에 비해 텍스처 특성이 강한 영역에서 특히 좋은 성능을 발휘하였다. 또한 레이블 재 할당에 의한 워터셰드 알고리즘은 후처리에 의한 영역 합병 방법에서 보다 효율적으로 영역들을 합병할 수 있었다. 추후 과제로는 영역들 간에 색상이 점진적으로 변화하여 분리되어야 할 영역들을 구분하지 못하는 문제 즉, 기술 기 크기가 점진적으로 변화하는 영역들 간의 분할에 대한 연구가 요구된다.

참 고 문 헌

[1] Luc Vincent, Pierre Soille, "Watersheds in Digital Spaces : An Efficient algorithm Based on Immersion Simulations," IEEE Transactions on PAMI, Vol.13, No.6, June, 1991.

[2] Demin Wang, "A Multiscale Gradient Algorithm for Image Segmentation using Watershed," Pattern Recognition, Vol.30, No.12, pp.2043-2052, 1997.

[3] Kostas Haris, Serafim N. Efstratiadis, and Aggelos K. Katsaggelos, "Hybrid Image Segmentation using Watersheds and Fast Region Merging," IEEE Trans. on Image Processing, Vol.7, No.12, December, 1998.

[4] Kari Saarinen, "Color Image Segmentation by A Watershed Algorithm and Region Adjacency Graph Processing," in Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing, Austin, TX, pp.1021-1025, 1994.

[5] Michael W. Hansen, William E. Higgins, "Watershed-Driven Relaxation Labeling for Image Segmentation,"

IEEE Int. Conf. Image Processing, Austin, TX, pp. 460-464, 1994.

[6] S. Beucher, F. Meyer, "The Morphological Approach to Segmentation : The Watershed Transformation," In E. R. Dougherty, editor, Mathematical Morphology in Image Processing, Marcel Dekker Inc., New York, pp. 433-481, 1993.

[7] L.Vincent, "Morphological Grayscale Reconstruction in Image Analysis : Applications and Efficient Algorithms," IEEE Trans. on Image Processing, Vol.2, pp.176-201, April, 1993.

[8] Leila Shafarenko, Maria Petrou, "Automatic Watershed Segmentation of Randomly Textured Color Images", IEEE Trans. on Image Processing, Vol.6, No.11, November, 1997.

[9] Milan Sonka, Vaclav Hlavac, Roger Boyle, "Image Processing, Analysis, and Machine Vision," pp.75, 82, 652, PWS Publishing at Brooks/Cole Publishing Company, 1999.

[10] R. Kohler, "A Segmentation System based on Thresholding," CVGIP, Vol.15, pp.319-338, 1981.



임 문 철

e-mail : mclim@cs.kwangwoon.ac.kr

1994년 순천대학교 전자계산학과 졸업 (학사)

1996년 광운대학교 대학원 전자계산학과 (이학석사)

1996년~1999년 광운대학교 컴퓨터과학과 박사수료

1999년~현재 경북대학 강사

관심분야 : 영상/비디오 처리, 패턴인식, 컴퓨터비전



김 우 생

e-mail : woosaeng@cs.kwangwoon.ac.kr

1982년 서울대학교 수료

1985년 University of Texas at Austin 졸업(학사)

1987년 University of Minnesota(이학석사)

1987년~1988년 현대전자 Zeus Computer 과장

1991년 University of Minnesota(이학박사)

1992년~현재 광운대학교 컴퓨터공학부 부교수

관심분야 : 멀티미디어, 영상/비디오 처리, 데이터베이스