

# 형태학적 워터셰드 알고리즘을 이용한 효율적인 영상분할

김영우<sup>1</sup> · 임재영<sup>2</sup> · 이원열<sup>3</sup> · 김세운<sup>4</sup> · 임동훈<sup>5</sup>

<sup>1</sup>한국과학영재학교, <sup>2</sup>한국과학영재학교, <sup>3</sup>한국과학영재학교, <sup>4</sup>한국과학영재학교,  
<sup>5</sup>경상대학교 정보통계학과

(2009년 1월 접수, 2009년 6월 채택)

## 요약

본 논문은 형태학적 워터셰드 알고리즘을 이용하여 잡음에 강한 효율적인 영상분할에 대해서 논의하고자 한다. 기존의 형태학적 워터셰드 알고리즘에 의한 영상분할은 크게 형태학적 연산자에 의한 영상의 단순화, 경사 영상 생성, 워터셰드 알고리즘 수행 그리고 영역 병합 등의 여러 단계에 걸쳐 이루어진다. 그러나 기존의 형태학적 워터셰드 알고리즘에 의한 영상분할은 과분할이 많이 일어나는 단점을 갖고 있다. 본 논문에서는 과분할을 줄이기 위해 잡음에 강한 형태학적 연산자에 의한 경사영상을 생성하고 워터셰드 알고리즘을 적용 후 통계적인 콜모고로프-스미르노프 검정을 사용하여 인접한 영역 간의 픽셀 값 분포를 비교함으로써 부적절한 영역 병합을 최소화하였다. 본 논문에서 제안한 영상분할의 성능을 평가하기 위해 기존의 방법과 정성적이고 정량적인 비교뿐 만아니라 영상분할에 소요되는 계산시간까지 비교하였다.

주요용어: 형태학적 워터셰드 알고리즘, 영상분할, 형태학적 경사영상, 영역병합, 콜모고로프-스미르노프 검정.

## 1. 서론

영상분할(image segmentation)은 영상을 의미 있는 영역으로 분할해내는 과정으로 영상인식, 컴퓨터 비전 그리고 영상압축과 같은 영상처리에서 매우 중요한 단계이다.

영상분할 방법은 크게 명암도(luminance)의 불연속성에 근거를 둔 에지기반(edge-based) 방법과 명암도의 동질성(homogeneity)에 근거를 둔 영역기반(region-based) 방법으로 나눈다. 에지기반 방법에서 에지(edge)란 영상 내부에서 명암도가 급격하게 변하는 경계에 해당되는데 Sobel, Roberts, Prewitt, Canny 등과 같은 에지 검출법에 의해 얻은 에지 정보를 이용하여 영상을 의미 있는 영역으로 추출해 내는 방법이다 (Gonzales와 Wood, 1993; Lim, 2006; Lim과 Jang, 2002). 이 방법은 영상 내의 경계에 대한 정보를 기반으로 하고 있기 때문에 경계가 모호한 영상에서 영역간의 경계를 나타내는 폐곡선을 생성하지 못하므로 폐곡선으로 연결된 영역을 형성하기 위해서는 별도의 에지 연결 기법을 병행하여 사용해야 하고 이 과정에서 인공적인 작은 영역들이 생성되어 정확한 영역의 추출이 어려운 단점이 있다.

영역기반 방법은 특정 픽셀을 이웃하는 픽셀들과 비교하여 동질성 기준을 만족하면 같은 영역으로 분류하고 그렇지 않으면 다른 영역으로 분류하는 방법이다. 기존에 널리 알려진 영역 분리-병합(region split and merge)과 영역 성장(region growing) 방법 등이 이에 해당된다. 따라서 동질성 기준의 선택이 중요한 요소로 작용될 수 있고 또한 영역기반 방법이 명암도의 유사성에 따라 영역을 분할하기 때문에 평탄한 영역 내 잡음(noise)이나 미세한 부분(details)에 의해 작은 영역들이 많이 발생하는 단점이 있다.

<sup>5</sup>교신저자: (660-701) 경남 진주시 가좌동 900, 경상대학교 정보통계학과, 교수 및 RINS, RICIC.

E-mail: dhlhim@gnu.ac.kr

지금까지 많은 영상 분할 방법들이 주로 잡음이 없는 단순한 영상에 대해 개발되어왔으며 일반적인 잡음영상에 대해서는 효율적인 영상분할이 이루어지지 않았다. 본 논문에서는 영역기반 방법 중의 하나인 워터셰드 알고리즘(watershed algorithm) (Vincent와 Soille, 1991)을 적용하여 영상분할하고자 한다. 이 방법은 입력 영상으로부터 얻은 형태학적 경사 영상(morphological gradient image)에 대한 국부 최소치(local minima)가 나타나는 위치를 중심으로 영역을 넓히는 방법으로서 영역성장 방법의 일종이라 할 수 있다. 그러나 워터셰드 알고리즘은 경사 영상에 있어서 국부 최소치가 나타나는 위치마다 영역이 발생되므로 과분할(over-segmentation)된 영상을 생성한다는 문제점이 있다.

본 논문에서는 잡음으로 인한 과분할을 막기위해 잡음에 강한 경사영상을 선택하고 이로부터 일정한 이상인 영역을 마커(marker)로 결정하여 워터셰드 알고리즘을 적용하고자 한다. 그리고 영역 병합 여부를 통계적으로 결정하기 위해 콜모고로프-스미르노프 검정(Kolmogorov-Smirnov) (Daniel, 1978)을 사용하여 워터셰드 알고리즘에서 생긴 불필요한 영역들을 병합하고자 한다.

제 2장에서는 기존의 형태학적 워터셰드 알고리즘에 대해 살펴보고, 제 3장에서는 효율적인 영상 분할을 위한 새로운 경사 영상 생성, 마커 획득 그리고 통계적 영역 병합 방법에 대해 논의하고자 한다. 제 4장에서는 우리가 제안한 새로운 방법의 성능을 알아보기 위해 기존의 여러 영상 분할 방법들 간의 정성적인 비교와 수치를 통해서 정량적인 비교뿐만 아니라 영상분할에 소요되는 계산시간까지 비교하고, 마지막 제 5장에서 결론을 맺는다.

## 2. 기존의 형태학적 워터셰드 알고리즘

기존의 형태학적 워터셰드 알고리즘에 의한 영상분할을 논의하기 앞서 자주 사용되는 몇 가지 형태학적 연산자들에 대해 미리 소개하고자 한다.

형태학의 기본 연산에는 팽창연산(dilation operation)과 침식연산(erosion operation)이 있는데 이에 대한 정의는 다음과 같다.

$$\text{팽창연산: } \delta(f) = \max\{f(x - k), k \in B\} = f \oplus B \quad (2.1)$$

$$\text{침식연산: } \epsilon(f) = \min\{f(x + k), k \in B\} = f \ominus B \quad (2.2)$$

여기서  $B$ 는 구조적 요소(structuring element)를 나타내고  $f(x)$ 는 입력신호를 의미한다. 열림연산(opening operation)과 닫힘연산(closing operation)은 식 (2.1)과 (2.2)로부터 다음과 같이 정의한다.

$$\text{열림연산: } \gamma(f) = \delta(\epsilon(f)) = (f \ominus B) \oplus B = f \circ B \quad (2.3)$$

$$\text{닫힘연산: } \varphi(f) = \epsilon(\delta(f)) = (f \oplus B) \ominus B = f \bullet B \quad (2.4)$$

### 2.1. 영상의 단순화

영상에는 많은 미세 정보가 존재하므로 원영상을 그대로 분할하면 수많은 미세영역이 발생한다. 따라서 입력 영상 내에 존재하는 에지 성분들을 보존하면서 미세정보들을 제거하는 단순화 과정을 거침으로써 영상분할을 용이하게 할 수 있는데 최근에 형태학 연산을 이용한 단순화 방법이 많이 사용되고 있는데 주로 복원성 열림-닫힘(opening-closing by reconstruction) 연산을 사용한다. 복원성 연산을 정의하기 위해서 먼저 측지적 팽창(geodesic dilation)연산과 측지적 침식(geodesic erosion)연산을 다음과 같

이 정의한다.

$$\text{측지적 팽창연산: } \delta^{(1)}(f, r) = \min\{\delta_1(f), r\} \quad (2.5)$$

$$\text{측지적 침식연산: } \epsilon^{(1)}(f, r) = \max\{\epsilon_1(f), r\} \quad (2.6)$$

식 (2.5)와 (2.6)에서 아래첨자 1이 의미하는 것은 거리가 1인 구조적 요소를 사용한다는 것이므로, 위의 팽창 및 침식연산에서  $3 \times 3$ 의 구조적 요소를 사용한다. 위와 같이 연산을 정의하고 나서 복원성 팽창(reconstruction by dilation)과 복원성 침식(reconstruction by erosion) 연산을 정의한다.

$$\text{복원성 팽창연산: } \delta^{(rec)}(f, r) = \delta^{(INF)}(f, r) = \dots \delta^{(1)}(\dots \delta^{(1)}(f, r) \dots, r) \quad (2.7)$$

$$\text{복원성 침식연산: } \epsilon^{(rec)}(f, r) = \epsilon^{(INF)}(f, r) = \dots \epsilon^{(1)}(\dots \epsilon^{(1)}(f, r) \dots, r) \quad (2.8)$$

복원성 팽창 및 침식연산은 거리 1인 geodesic연산을 결과의 변화가 없을 때까지 반복 수행하는 것이다. 식 (2.7)과 (2.8)의 연산들을 바탕으로 복원성 열림(opening by reconstruction)연산과 복원성 닫힘(closing by reconstruction)연산을 정의한다.

$$\text{복원성 열림연산: } \gamma^{(rec)}(f) = \delta^{(rec)}(\epsilon_n(f), f) \quad (2.9)$$

$$\text{복원성 닫힘연산: } \varphi^{(rec)}(f) = \epsilon^{(rec)}(\delta_n(f), f) \quad (2.10)$$

식 (2.9)을 보면, 먼저 원영상  $f$ 에 대해서 거리가  $n$ 인(즉,  $(2n + 1) \times (2n + 1)$ 크기) 구조적 요소를 이용해서 측지적 침식연산을 수행한 후, 그 영상에 대해서 원영상  $f$ 을 기준영상으로 복원성 팽창연산을 수행한다. 식 (2.10)은 그와 반대로 닫힘 연산을 수행하는 것이다. 이 두 연산을 복합시켜 복원성 열림-닫힘 연산을 정의한다.

$$\rho(f) = \varphi^{(rec)}(\gamma^{(rec)}(f)) = \epsilon^{(rec)}(\delta_n(\delta^{(rec)}(\epsilon_n(f), f)), \delta^{(rec)}(\epsilon_n(f), f)) \quad (2.11)$$

식 (2.11)을 이용해서 영상을 단순화를 시킨 후에 경사영상을 구하면 영상에서 잡음제거효과 및 과분할을 방지하는 효과가 있다.

## 2.2. 경사 연산자

**2.2.1. 단일 크기(mono-scale) 경사 연산자** 식 (2.3)과 (2.4)로부터 기존에 일반적으로 사용하는 에지검출(edge detection)을 위한 경사연산자(gradient operator)를 다음과 같이 정의할 수 있다 (Vincent와 Soille, 1991).

$$G(f) = \delta(f) - \epsilon(f) = (f \oplus B) - (f \ominus B) \quad (2.12)$$

이 경사연산자를 단일 크기 경사연산자라고 하고, 이 연산자는 구조적 요소  $B$ 의 크기에 따라 성능이 달라지는데  $B$ 의 크기가 클수록 램프에지(ramp edge)에 대한 경사연산자의 값은 크지만 에지의 위치를 왜곡시킬 수 있고, 반면에 구조적 요소가 작은 경우는 경사 연산자의 값은 작으므로 램프 에지를 잘 찾지 못하는 경우가 있다.

**2.2.2. 다중 크기(multi-scale) 경사 연산자** 단일 크기 경사 연산자의 단점을 보완하기 위해 최근엔

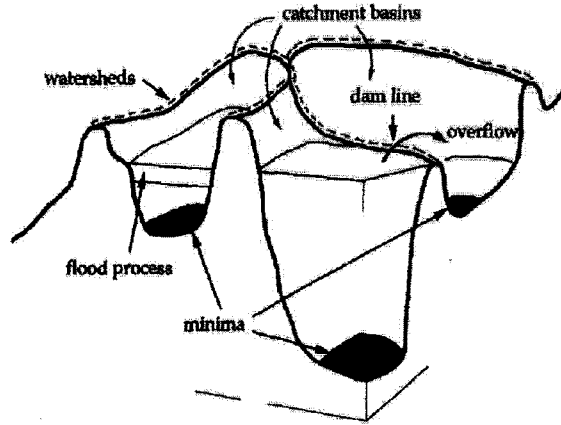


그림 2.1. 워터셰드 알고리즘의 개념

Wang (1997)은 다음과 같은 다중 크기(multi-scale) 경사 연산자를 제안하였다.

$$\begin{aligned} \text{MG}(f) &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [\epsilon_{i-1} (\delta_i(f) - \epsilon_i(f))] \\ &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [((f \oplus B_i) - (f \ominus B_i)) \ominus B_{i-1}] \end{aligned} \quad (2.13)$$

여기서  $B_i (0 \leq i \leq n)$ 는 크기가  $(2i+1) \times (2i+1)$ 인 구조적 요소이다. 이 연산자는 여러 크기의 구조적요소를 고려함으로써 경사영상을 효율적으로 구할 수 있다.

### 2.3. 워터셰드 알고리즘

영상을 그림 2.1과 같이 픽셀 값에 따라 높낮이가 표현되는 지형학적 표면으로 간주될 수 있다. 따라서 일정 범위의 주위 픽셀과 비교해서 가장 작은 값을 가진 픽셀을 최소점(minima)으로 정하고, 물이 차오를 때 높이가 낮은 지역에서부터 범람하는 것과 같이 이 최소점들로부터 범람을 시작하여 영역을 분할할 수 있다. 이 때 다른 최소점으로부터 흘러 들어오는 물의 침범(overflow)을 막아서 서로 다른 지역으로 영상을 분할하기 위해 분수령선(watershed line)을 이용한다. 이와 같이 구분된 영역을 집수분지(catchment basin)라고 한다. 최소점들로부터 수위가 높아져 다른 최소점의 영역을 침범하는 지점에 댐(dam)을 건설한다면 이 댐들이 분수령 선이 되고, 물이 끝까지 차서 모든 범람과정이 끝나면 분수령 선에 의해 둘러싸인 여러 영역들이 생성된다. 영상에서 이렇게 영역을 분할하는 방법을 워터셰드 알고리즘이라고 하는데 본 논문에서는 앞의 제 2.2절에서 얻은 경사영상에 워터셰드 알고리즘을 적용하여 영상을 분할한다.

### 2.4. 영역 병합

워터셰드 알고리즘을 수행한 후에 불필요한 영역들을 병합하기 위해 일반적으로는 두 영역사이의 윤곽선에 있는 약한 에지 픽셀(weak edge pixel)수를 계산하였다. 경사영상에서 두 영역 사이의 윤곽선에 있는 픽셀 값( $E$ )을 어떤 임계값(threshold)  $T$ 와 비교해서  $E < T$ 인 픽셀을 약한 에지 픽셀이라 하자.

이 약한 에지 픽셀들의 수를 세어서  $w$ 라 하고 윤곽선 상에 있는 픽셀의 수를  $I$ 라 할 때, 어떤 임계값  $\theta$ 에 대해서  $w/I > \theta$ 인 경우 두 영역은 같은 영역으로 간주하여 병합한다 (Jain, 1989; Jung과 Scharcanski, 2005).

### 3. 제안된 영상 분할 방법

#### 3.1. 개선된 경사 연산자

Zhao 등 (2005)은 잡음 의료영상에서 잡음제거용 형태학적(reduced noise morphological) 에지검출을 제안하였는데 이것은 열림-닫힘 연산에 의해 잡음제거와 스무딩(smoothing)을 수행 한 후 에지를 검출하는 방법이다. 입력 영상  $f(x)$ 에서 잡음을 제거하기위해 연산을 수행한 후의 영상  $M(x)$ 를 다음과 같이 정의한다.

$$M(x) = ((f \bullet B) \circ B)(x) \tag{3.1}$$

식 (3.1)에 영상의 스무딩을 위해 닫힘 연산을 수행하고, 그 영상에 팽창 연산을 수행한 것과 그 영상의 차이를 구해서 경사 영상을 구한다.

$$f_{output}(x) = ((M \bullet B) \oplus B - M \bullet B)(x) \tag{3.2}$$

이 방법은 열림과 닫힘 연산을 이용해서 미리 전처리를 한 영상을 이용해서 형태학적 경사 영상을 얻음으로 잡음에 의해 발생하는 워터셰드 알고리즘의 과분할을 줄이고자 하였다.

#### 3.2. 개선된 워터셰드 알고리즘

마커는 기존의 워터셰드 알고리즘이 갖고 있는 과분할을 막기 위해 도입된 개념이다. 마커는 영역 결정 과정의 초기 점을 하나로 보는 것이므로 이의 선택에 따라 분할 결과가 달라진다. 마커는 식 (3.2)에 의해 얻어진 경사영상에서 국부 최소값들의 차이가 임계값보다 작으면 두 영역을 하나로 보고 병합한다. 이 과정을 통해서 시작점들의 개수를 줄일 수 있기 때문에 과분할을 막을 수 있다.

본 논문에서는 경사영상의 픽셀 값들을 오름차순으로 정렬한 후 국부 최소값부터 차례대로 마커를 이용해서 병합할 부분이 있는 지 조사한다. 그리고 그 최소값들을 기준으로 수위를 높여가면서 영역을 확장시켜 나간다. 만약 물의 수위를 높이는 과정에서 두 영역이 만나는 점이 생기면, 그 점에 경계를 세워서 두 영역을 분리한다. 이런 방법을 통해서 물이 끝까지 차고 나면 분할된 영상이 얻어진다.

#### 3.3. 영역 병합

통계학에서 두 모집단이 서로 동일한 분포를 가지는가를 알아보기 위해 흔히 콜모고로프-스미르노프 검정을 이용한다. 우리는 이 검정을 이용하여 두 영역간의 병합을 수행하고자 한다.

두 모집단으로부터 각각 크기  $m$ 과  $n$ 인 확률표본을  $X_1, \dots, X_m$ 과  $Y_1, \dots, Y_n$ 이라 하고 각 모집단의 분포함수를  $F(x)$ 와  $G(x)$ 라 하자. 검정할 가설은 다음과 같다.

$$H_0 : \text{모든 } x \text{에 대해 } F(x) = G(x) \text{ against } H_1 : \text{모든 } x \text{에 대해 } F(x) \neq G(x) \tag{3.3}$$

모집단의 이론적 분포함수는 표본분포함수(sample distribution function)를 사용하여 추정한다. 따라서  $F(x)$ 와  $G(x)$ 의 표본 분포함수는 다음과 같다.

표 3.1.  $ks(\alpha, m, n)$ 의 값

$\alpha$	0.10	0.05	0.025	0.01	0.005
$ks(\alpha, m, n)$	$1.07\sqrt{\frac{m+n}{mn}}$	$1.22\sqrt{\frac{m+n}{mn}}$	$1.36\sqrt{\frac{m+n}{mn}}$	$1.52\sqrt{\frac{m+n}{mn}}$	$1.63\sqrt{\frac{m+n}{mn}}$

$$F_m(x) = \frac{\sum_{i=1}^m \psi_i}{m} \text{과 } G_n(x) = \frac{\sum_{i=1}^n \psi_i}{n},$$

여기서  $\psi_i = \begin{cases} 1, & x \geq X_i \\ 0, & x < X_i \end{cases}$  이다. 가설 (3.3)을 검정하기 위한 검정통계량은 다음과 같다.

$$KS = \max_x |F_m(x) - G_n(x)| \quad (3.4)$$

유의수준  $\alpha$ 에서  $KS \geq ks(\alpha/2, m, n)$ 이면  $H_0$ 을 기각한다. 여기서  $H_0$ 을 기각한다는 말은  $H_1$ 을 채택한다는 뜻으로 우리 문제에서 두 영역이 통계적으로 동질적이지 않다고 판단되어 두 영역이 서로 의미 있는 영역으로 분리하는 것을 의미한다. 여기서  $ks(\alpha, m, n)$ 의 값은 표본의 크기  $m$ 과  $n$ 이 큰 경우 기각값을 나타내며 표 3.1에 주어져있다 (Daniel, 1978).

#### 4. 성능평가 및 논의사항

본 장에서는 제 3장에서 제안한 방법의 영상분할 효율성을 평가하기 위해 제 2장에서 논의한 기존의 워터셰드 알고리즘에 의한 영상분할 방법들과 성능을 비교하고자 한다. 기존의 방법으로는 먼저 2.1절에 의해 영상을 단순화한 다음 2.2절의 식 (2.12)에 주어진 단일크기 경사 연산자(mono-scale gradient operator)와 식 (2.13)의 다중크기 경사 연산자(multi-scale gradient operator)에 의해 경사영상을 구한 다음 2.3절의 워터셰드 알고리즘을 적용한 후 2.4절의 영역병합에서 과분할을 방지하기 위해  $T = 13$ ,  $\theta = 0.75$ 로 사용하여 영역을 병합한다. 제안된 방법의 영역 병합에서 사용한 콜모고로프-스미르노프 검정은 유의수준  $\alpha = 0.05$ 에서 기각값  $ks(\alpha, m, n)$ 으로  $1.22\sqrt{(m+n)/(mn)}$ 을 사용하였다.

영상실험에서 정량적인 비교를 위해 손으로 직접 그린 ground truth 영상을 사용하였고 정성적인 비교를 위해 전차영상과 House 영상을 사용하였고 잡음영상에서 비교를 위해 5%와 10% 임펄스 잡음영상(impulse noise image)을 사용하였다. 여기서 임펄스 잡음이란 0과 255 두가지 값을 갖는 잡음을 의미하며 일명 salt-and-pepper 잡음이라고 한다. 그리고 컴퓨터에서 영상분할하는데 걸리는 수행시간까지 고려하여 비교하였다.

##### 4.1. 정량적인 비교

영상분할법들의 정량적인 성능비교를 위해 그림 4.1의 ground truth 영상을 가지고 실험한다.

영상분할에 대한 객관적인 척도로서 다음의 퍼센트 에러(percentage error) (Jung과 Scharcanski, 2005)를 사용한다.

$$E = \frac{n((B_g \cup B_s) - (B_g \cap B_s))}{n(B_g)},$$

여기서  $B_g$ 는 실제 영역을 나타내고,  $B_s$ 는 분할된 영상의 이진영상을 나타낸다. 그리고  $n(B)$ 은 영역  $B$ 에 해당하는 픽셀의 수를 의미한다. 퍼센트 에러  $E$ 는 실제 영역의 경계와 영상분할의 결과로 얻어진 영역의 경계와의 차이를 나타내는 척도이다.

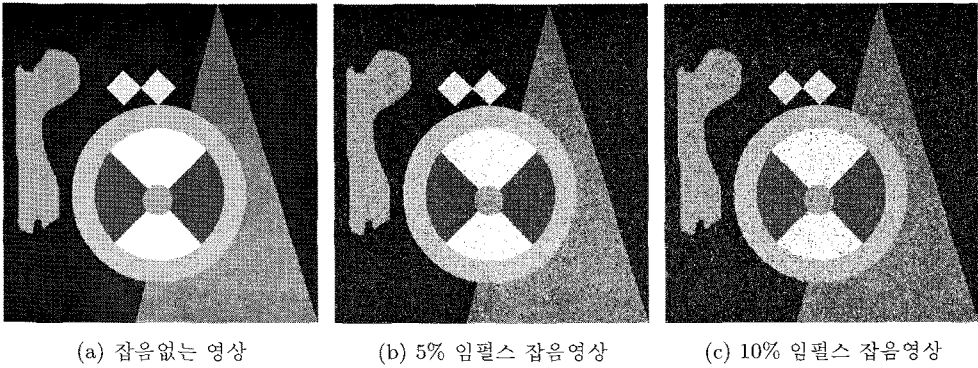


그림 4.1. ground truth 영상

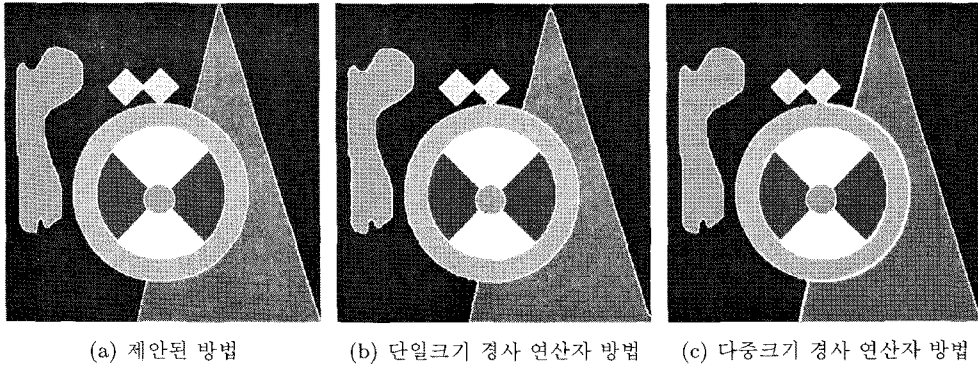


그림 4.2. 그림 4.1(a)의 원 영상에 대한 영상분할

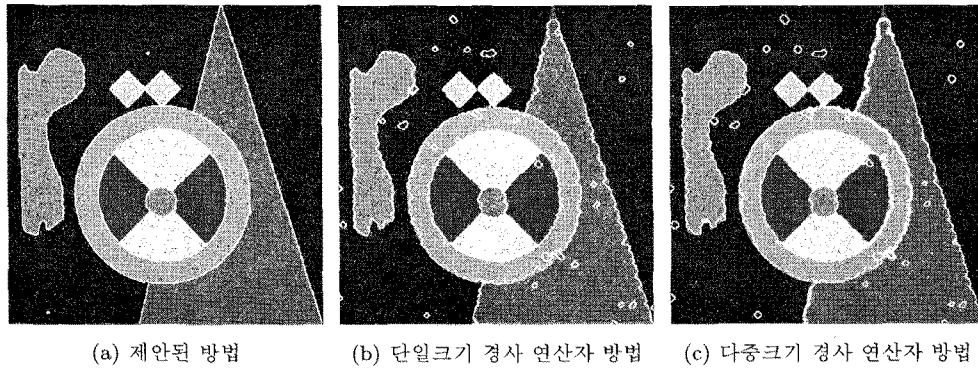


그림 4.3. 그림 4.1(b)의 5% 잡음영상에 대한 영상분할

그림 4.2, 4.3 그리고 4.4는 그림 4.1(a)의 원 영상과 그림 4.1(b)과 4.1(c)의 잡음영상에 대한 영상분할 결과들이다.

그림 4.2의 잡음이 없는 영상에서 고려되는 3가지 분할 방법은 모두 영상을 잘 분할함을 알 수 있다. 그림 4.3과 그림 4.4에서 제안된 방법은 잡음이 많고 적응에 관계없이 영상분할이 잘됨을 알 수 있으나 잡

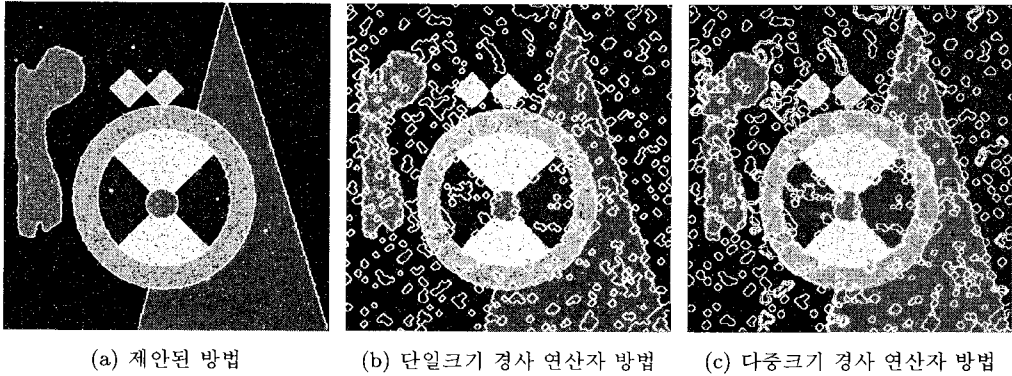


그림 4.4. 그림 4.1(c)의 10% 잡음영상에 대한 영상분할

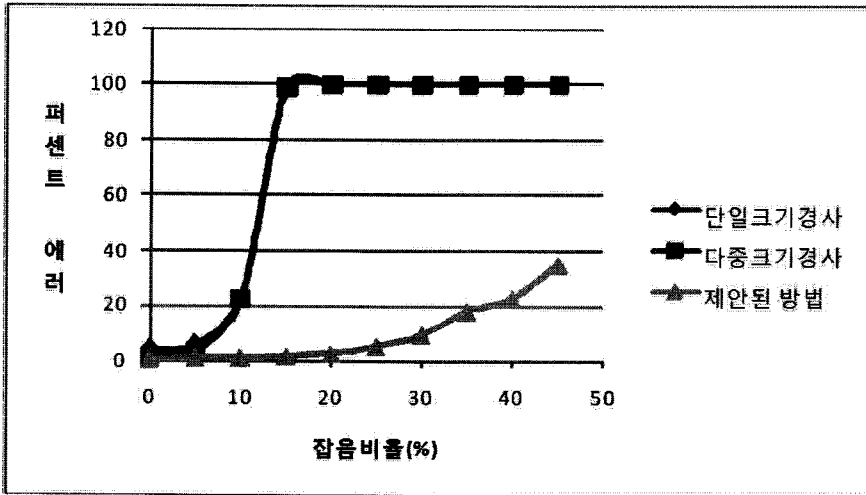


그림 4.5. 잡음비율에 따른 퍼센트 에러에 대한 그래프

음이 포함된 영상에서는 기대한 바와 같이 단일크기 경사 연산자와 다중크기 경사 연산자 모두가 잡음에 민감하게 반응하여 잡음이 증가할수록 영상분할이 잘 이루어지지 않는 것을 알 수 있다.

그림 4.5는 잡음 비율에 따라서 퍼센트 에러를 나타낸 그래프이다. 그림 4.5의 그래프를 보면 제안된 방법은 잡음이 증가함에도 불구하고 퍼센트 에러가 크게 증가하지 않는 것을 볼 수 있다. 특히 기존의 두 방법이 잡음이 약 5%를 넘어가면서부터 영상분할의 정확성이 급격히 떨어지는데 비해서, 제안된 방법은 잡음비율이 약 20%가 될 때까지도 최소한도의 성능을 유지함을 알 수 있다.

#### 4.2. 정성적인 비교

영상분할법 들의 정성적인 성능비교를 위해 그림 4.6의 전차 영상과 House 영상 그리고 5%, 10% 잡음 영상을 가지고 실험하였다. 그림 4.7, 4.8 그리고 4.9는 전차영상에 대한 영상분할 결과들이다. 먼저 그림 4.7의 잡음이 없는 전차 영상에 대한 분할 결과를 보면 전차 주변의 영역들에 대해 의미 있는 영역인지 혹은 의미 없는 영역인지 분할 판단은 다르나 3가지 방법 모두 전차를 검출하고 있음을 알 수 있



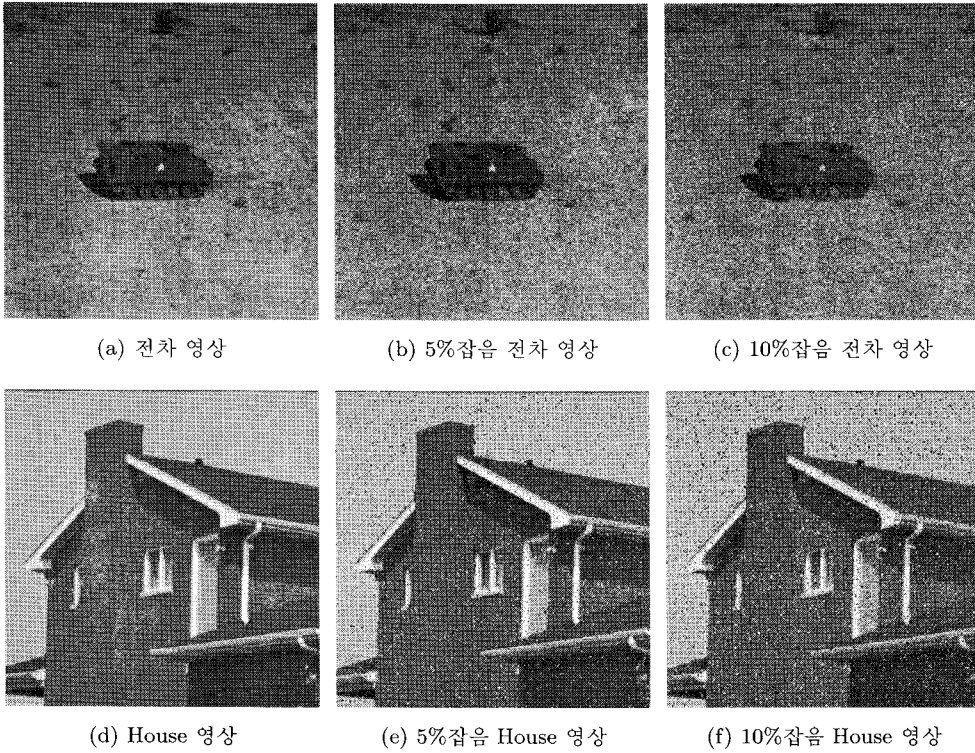


그림 4.6. 영상 실험에 사용된 영상들

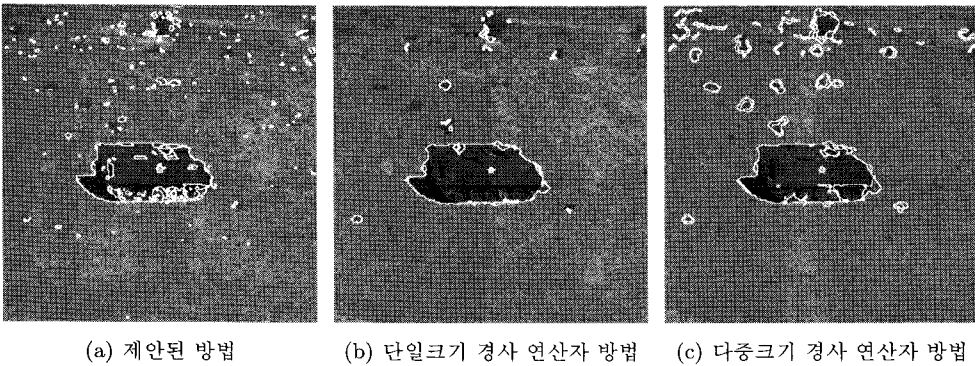


그림 4.7. 그림 4.6(a)의 전차 원영상에 대한 영상분할

고 그림 4.8과 4.9에서 보면 제안된 방법은 4.7(a)과 별 차이 없이 영역분할이 잘됨을 알 수 있으나 그림 4.8에서 보듯이 적은 양의 잡음에 대해서는 영상의 단순화에 의해 과분할을 줄일 수 있으나 그림 4.9에서처럼 잡음이 많은 경우 전차가 어느 영역인지 파악할 수 없을 정도로 과분할이 심하게 일어나는 것을 알 수 있다.

그림 4.10, 4.11 그리고 4.12는 House 영상에 대한 영상분할 결과에서도 전차 영상과 비슷한 분할 결과를 보여주었다. 그림 4.10의 잡음이 없는 경우에는 세 가지 방법 모두 영역들을 대략적으로 잘 구분하지

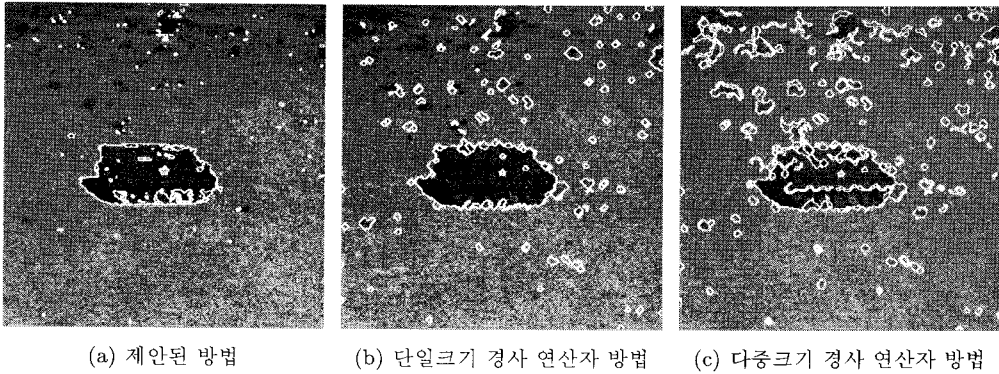


그림 4.8. 그림 4.6(b)의 5% 줌영상에 대한 영상분할

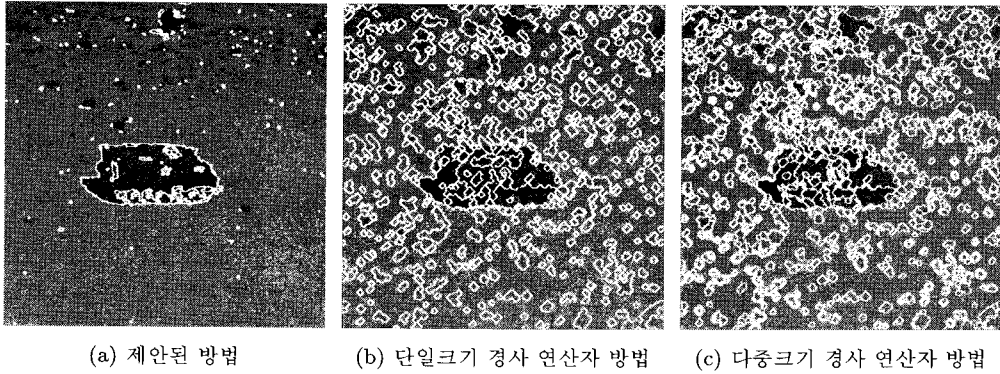


그림 4.9. 그림 4.6(c)의 10% 줌영상에 대한 영상분할



그림 4.10. 그림 4.6(d)의 전자 원영상에 대한 영상분할

만 기존의 방법들은 건물 벽에 있는 유리창 문을 벽과 같은 영역으로 인식하는 등의 문제가 있었고 그림 4.11과 4.12에서도 제안된 방법은 여전히 의미 있는 영역들을 잘 분할해냄을 알 수 있었다.

지금까지 살펴본 바와 같이 줌 여부에 관계없이 제안된 방법은 기존의 방법들에 비해 훨씬 줌에 안정적인(robust) 영상분할을 수행함을 알 수 있었다.

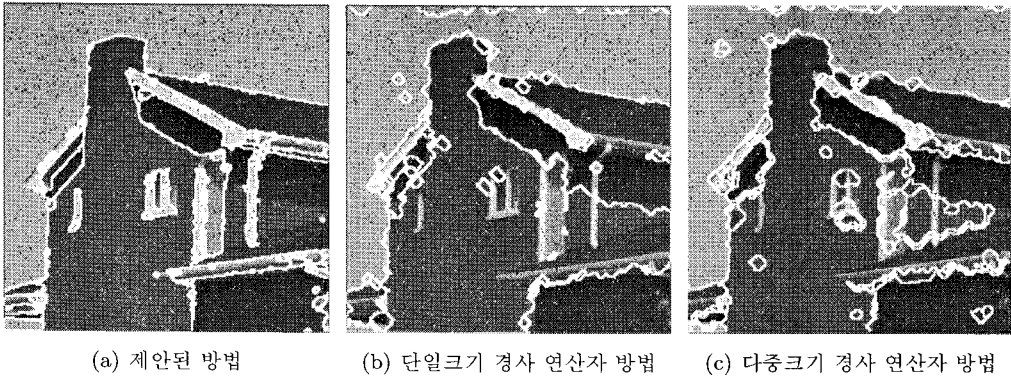


그림 4.11. 그림 4.6(e)의 5% 잡음영상에 대한 영상분할

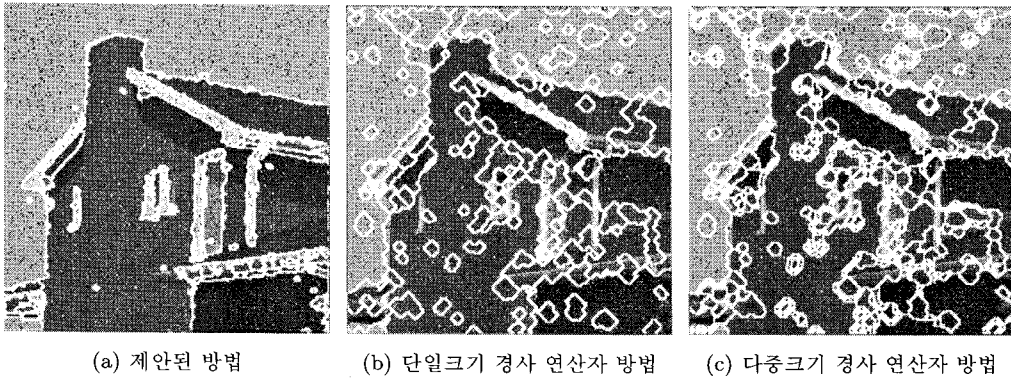


그림 4.12. 그림 4.6(f)의 10% 잡음영상에 대한 영상분할

표 4.1. 분할방법에 따른 수행시간 비교

영상분할 방법	단일크기경사 연산자 방법	다중크기경사 연산자 방법	제안된 방법
수행시간(초)	1.11	2.42	0.44

### 4.3. 수행시간 비교

영상분할 기법들의 수행시간도 매우 중요한 고려 요소이다. 성능이 비교적 우수하다고 하더라도 수행시간이 지나치게 길게 되면 실제로 적용하는 데에 어려움이 있을 수 있다. 표 4.1는 512×512 크기의 8bit 영상에서의 수행시간을 조사하여 얻은 표이다.

표에서 보면 제안된 방법이 단일크기경사 연산자 방법과 다중크기경사 연산자 방법을 보다 짧은 수행시간을 보임을 알 수 있다. 이는 기존의 방법은 과분할을 줄이기 위해 복원성 열림-닫힘 연산을 수행하여 영상을 단순화하는 과정에서 많은 시간이 소요되는 반면에 제안된 방법은 영상의 단순화과정을 거치지 않기 때문으로 보인다.

## 5. 결론 및 향후 연구

영상분할은 영상인식, 컴퓨터 비전 그리고 영상압축과 같은 영상처리에서 매우 중요한 단계이다. 지금까지 많은 영상 분할 방법들은 주로 잡음이 없는 단순한 영상에 대해 개발되어왔기 때문에 잡음영상에 대해서는 효율적인 영상분할이 이루어지지 않았다.

본 논문에서는 영역기반 영상분할 방법 중의 하나인 워터셰드 알고리즘을 적용하여 영상을 분할하였다. 잡음이 있는 영상에서도 효율적인 영상분할을 위해서 경사영상을 만들 때, 형태학적인 방법을 이용했다. 그 결과로 얻은 경사영상에서 국부 최소치들의 차이가 임계값 이하인 부분을 마커를 이용하여 하나로 합치는 과정을 거친 뒤에 워터셰드 알고리즘을 적용하였다. 그리고 영역 병합 여부를 통계적으로 결정하기 위해 콜모고로프-스미르노프 검정을 사용하여 워터셰드 알고리즘에서 생긴 불필요한 영역들을 병합하였다.

제안된 방법의 성능을 평가하기 위해서 전차영상과 House 영상에서의 영상분할 결과를 정성적으로 비교해 보았다. 또 인조영상을 이용해서 퍼센트 에러방법으로 영역분할의 정확성을 알아보고 제안된 방법과 다른 방법들을 정량적으로도 평가해 보았다. 제안된 방법은 기존의 방법에 비해 영상에서 잡음비율이 증가하더라도 잡음에 영향을 거의 받지 않고 정확하게 물체를 분리해낼 수 있었다. 그리고 정량적인 평가에서도 제안된 방법이 잡음이 증가할수록 월등하게 우수함을 볼 수 있을 뿐만 아니라 수행시간에서도 다른 방법에 비해서 훨씬 적은 시간을 소비함을 볼 수 있었다.

향후 연구로는 임펄스 잡음 영상뿐만 아니라 가우시안 잡음 영상에서 워터셰드 알고리즘을 이용한 영상 분할과 영역 병합과정에서 사용한 콜모고로프-스미르노프 검정을 더욱 보완한 효율적인 영역 병합에 대해 계속 연구를 수행할 것이다.

## 참고문헌

- Daniel, W. W. (1978). *Applied Nonparametric Statistics*, Houghton Mifflin, Boston.
- Gonzalez, R. C. and Woods, R. E. (1993). *Digital Image Processing*, Addison-Wesley.
- Jain, A. K. (1989). *Fundamentals of Digital Image Processing*, Prentice Hall.
- Jung, C. R. and Scharcanski, J. (2005). Robust watershed segmentation using wavelets, *Image and Vision Computing*, **23**, 661-669.
- Lim, D. H. (2006). Robust edge detection in noisy images, *Computational Statistics & Data Analysis*, **50**, 803-812.
- Lim, D. H. and Jang, S. J. (2002). Comparison of two-sample tests for edge detection in noisy images, *Journal of the Royal Statistical Society D-The Statistician*, **51**, 21-30.
- Vincent, L. and Soille, P. (1991). Watersheds in digital spaces: An efficient algorithm based on immersion simulations, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **13**, 583-598.
- Wang, D. (1997). A multiscale gradient algorithm for image segmentation using watersheds, *Pattern Recognition*, **30**, 2043-2052.
- Zhao, Y., Gui, W., Chen, Z., Tang, J. and Li, L. (2005). Medical images edge detection based on mathematical morphology, *Engineering in Medicine and Biology Society*, 6492-6495.

# Efficient Image Segmentation Using Morphological Watershed Algorithm

Young Woo Kim<sup>1</sup> · Jae Young Lim<sup>2</sup> · Won Yeol Lee<sup>3</sup> · Se Yun Kim<sup>4</sup> · Dong Hoon Lim<sup>5</sup>

<sup>1</sup>Korea Science Academy; <sup>2</sup>Korea Science Academy; <sup>3</sup>Korea Science Academy;

<sup>4</sup>Korea Science Academy; <sup>5</sup>Department of Information Statistics, Gyeongsang National University

(Received January 2009; accepted June 2009)

---

## Abstract

This paper discusses an efficient image segmentation using morphological watershed algorithm that is robust to noise. Morphological image segmentation consists of four steps: image simplification, computation of gradient image and watershed algorithm and region merging. Conventional watershed segmentation exhibits a serious weakness for over-segmentation of images. In this paper we present a morphological edge detection methods for detecting edges under noisy condition and apply our watershed algorithm to the resulting gradient images and merge regions using Kolmogorov-Smirnov test for eliminating irrelevant regions in the resulting segmented images. Experimental results are analyzed in both qualitative analysis through visual inspection and quantitative analysis with percentage error as well as computational time needed to segment images. The proposed algorithm can efficiently improve segmentation accuracy and significantly reduce the speed of computational time.

**Keywords:** Morphological watershed algorithm, image segmentation, morphological gradient image, region merging, Kolmogorov-Smirnov test.

---

<sup>5</sup>Corresponding author: Professor, Department of Information Statistics and RINS, RICIC, Gyeongsang National University, Jinju 660-701, Korea. E-mail: dhlim@gnu.ac.kr