

## 이방성 확산과 형태학적 연산을 이용한 영상 분할

김 희 숙\* · 조 정 래\*\* · 임 숙 자\*\*\*

### *Image Segmentation Using Anisotropic Diffusion and Morphology Operation*

Kim, Hye Suk · Cho, Jeong Rae · Lim, Suk Ja

#### 〈Abstract〉

Existing methods for image segmentation using diffusion can't preserve contour information, or noises with high gradients become more salient as the number of times of the diffusion increases, resulting in over-segmentation when applied to watershed. This thesis proposes a method for image segmentation by applying morphology operation together with robust anisotropic diffusion. For an input image, transformed into LUV color space, closing by reconstruction and anisotropic diffusion are applied to obtain a simplified image which preserves contour information with noises removed. With gradients computed from this simplified images, watershed algorithm is applied. Experiments show that color images are segmented very effectively without over-segmentation.

Key Words : Morphology, Watershed, Diffusion, Reconstruction, Segmentation

### I. 서론

영상 분할(Image Segmentation)은 영상 분석에 있어서 가장 기본이 되는 기법으로 영상을 겹쳐지지 않는 동질 영역들의 집합으로 나누는 기법이다. 영상 분할은 객체 인식, 컴퓨터 비전, 영상 압축을 위한 전처리 과정 등의 다양한 응용분야에서 많은 연구가 진행되고 있으며 영상 분할을 위하여 윤곽선을 이용한 분할 방법, 영역을 이용한 분할 방법, 히스토그램을 이용한 분할 방법 등 다양한 방법이

사용되고 있다[1-3]. 그 중 영역을 이용한 분할 방법의 경우 대표적인 방법으로 워터셰드(Watershed) 알고리즘이 있다. 이 방법들은 잡음이나 텍스처에 의해 영역이 과다 분할 될 수 있는 단점이 있다. 이러한 단점을 보완하기 위하여 워터셰드 알고리즘을 적용하기 전에 [4, 5]에서는 Perona와 Malik[6]의 이방성 확산(Anisotropic Diffusion) 필터를 이용하여 영상을 단순화하는 방법으로 사용하였다. 그러나 이방성 확산을 반복할수록 영상이 흐려지고 경계선 정보가 손실되며 기울기 값이 큰 잡음의 경우는 여전히 과다 분할되는 문제점을 가지고 있다.

본 논문에서는 위의 문제점을 해결하기 위하여 영상에 형태학적 연산(Morphology Operation)을 응용한 재

\* 전남대학교 전산학과 외래교수

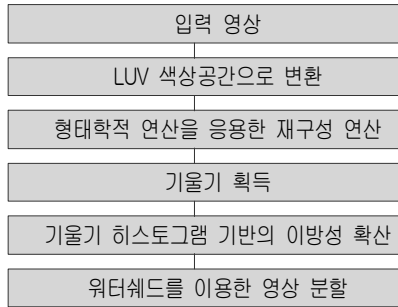
\*\* 광주보건대학 사회복지과 부교수(교신저자)

\*\*\* 한국폴리텍V대학 광주캠퍼스 멀티미디어과 부교수

구성(Reconstruction) 연산을 적용한 후에 기울기 히스토그램 기반의 이방성 확산 (Gradient Histogram-Based Anisotropic Diffusion)[7] 필터를 사용하여 과다 분할을 제거하는 새로운 영상 분할 방식을 제안한다.

## II. 영상 분할 방법 및 관련 연구

본 논문에서 제안한 형태학적 연산을 응용한 재구성 연산과 기울기 히스토그램 기반의 이방성 확산[7]을 함께 적용한 영상분할 방법의 처리 과정은 <그림 1>과 같다.



<그림 1> 영상 분할 방법의 처리 과정

### 2.1 형태학적 연산을 응용한 재구성 연산

수리 형태학(Mathematical Morphology) 필터 연산은 영상에서 물체에 대한 형태, 크기, 대조 등의 다양한 특징을 검출할 수 있고, 동질성과 연결성을 만족하는 부분에 대한 특징 검출이 유용하다. 특히 경계선과 영상의 형태(Shape)를 유지하면서 영역의 내부 및 외부를 평탄하게 하는 재구성 연산은 영상 분할 분야에서 영상을 단순화하여 분할하는데 유용하게 이용된다.

본 논문에서는 Opening by Reconstruction 과 Closing by Reconstruction 연산을 사용하여 영상의 내부적인 잡음과 돌출된 외부적인 잡음을 제거하여 일차적

으로 평탄화 한다. 식 (1)은 형태학적 필터의 흑백 영상에 대한 기본적인 연산이다.

$$Dilation: \delta(I) = (I \oplus B) \tag{1}$$

$$Erosion: \zeta(I) = (I \ominus B)$$

식 (1)에서  $I$ 는 영상이고  $B$ 는 SE(Structuring Element) 값이다. 형태학적 팽창(Dilation) 연산은 영상에서 SE의 크기에 포함되는 주변 픽셀 중 가장 큰 값을 영상의 픽셀 값으로 변환함으로써 영상을 팽창 시키고, 침식(Erosion) 연산은 주변 픽셀 중 가장 작은 값을 영상의 픽셀 값으로 변환함으로써 영상을 침식시킨다.

$$Opening: I \circ B = (I \ominus B) \oplus B \tag{2}$$

$$Closing: I \bullet B = (I \oplus B) \ominus B$$

식 (2)는 식 (1)을 응용하여 영상에 대해 열림(Opening) 연산과 닫힘(Closing)연산을 나타낸 것으로써 돌출된 잡음과 내부 잡음을 제거하는 효과를 가지고 있지만 SE 값인  $B$ 에 의해 영상의 형태가 변화되는 단점을 가지고 있다. 반면에 형태학적 재구성 연산은 잡음을 제거하면서 영상의 형태를 유지하는 장점을 가지고 있다.

형태학적 재구성 연산은 두 개의 영상을 사용한다. 하나는 영상의 재구성을 위한 시작점인 참조 영상(Reference Image)이고 나머지 하나는 영상의 재구성을 제한하는 원 영상이다. 식 (3)은 Opening by Reconstruction 연산식이다.

$$Opening\ by\ reconstruction: J = \zeta(I)$$

$$J_{k+1} = \min(\zeta_n(J_k), I) \tag{3}$$

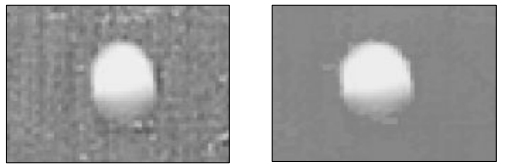
$J$ 는 원 영상인  $I$ 에  $n \times n$  SE 만큼 침식 연산을 한 참조영상이고,  $J_k$ 는 초기 참조 영상이다. Opening by Reconstruction 연산은  $J_k$ 은  $n \times n$  SE 만큼 팽창 연산을

하여 원 영상인  $I$  와 비교하고 작은 픽셀을 취한다. 식 (3)은  $J_{k+1}$  과  $J$ 가 같아 질 때까지 수행된다. Opening by Reconstruction은 영상에서 SE의 크기 내에 포함되는 돌출된 잡음을 제거한다.

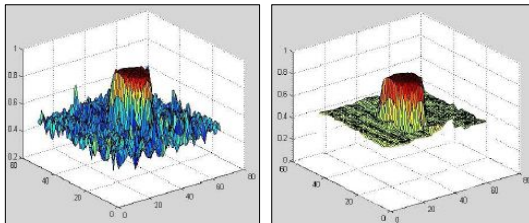
Closing by reconstruction:  $J = \delta(I)$

$$J_{k+1} = \max(\zeta_n(J_K), I) \quad (4)$$

Closing by Reconstruction 연산에서 참조 영상인  $J$ 는 원영상인  $I$  에 팽창 연산을 통해 얻고, 그 참조 영상에 침식 연산을 반복 수행하면서 원영상인  $I$  와 비교하고 큰 픽셀 값을 취한다.



(a) 원 영상 (b) 형태학적 연산을 적용한 영상



(c) 원 영상의 지형학적 그래프 (d) 형태학적 연산을 적용한 영상의 지형학적 그래프

<그림 2> 원 영상과 형태학적 연산으로 재구성된 이미지의 비교

<그림 2>의 (a)는 원영상이고 (b)는 형태학적 연산을 응용한 재구성 연산을 적용한 영상이다. (b)를 보면 원 영상의 돌출된 부분이 많이 부드러워져서 잡음이 제거된 것을 확인할 수 있다. <그림 2>의 (c)는 원 영상을 지형학적으로 나타낸 것이고 (d)는 형태학적 연산을 재구성 연산을 적용한 후의 영상을 지형학적으로 나타낸 것이다. (d)의 경우 주변의 돌출성분을 구성하는 고주파 잡음이 많이 제거된 것을 확인할 수 있다.

## 2.2 이방성 확산

### 2.2.1 이방성 확산의 개요

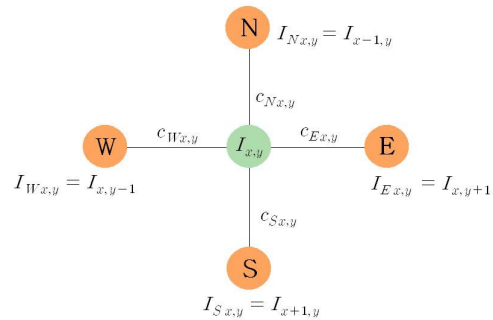
이방성 확산 기법[6-10]은 에지는 보존하면서 동질 영역은 평탄화하는 확산 기법으로 식 (5)와 같이 표현된다.

$$I_s^{t+1} = I^t + \frac{\lambda}{|\eta_s|} \sum_{p \in \eta_s} g(\nabla I_{s,p}) \nabla I_{s,p}, \quad (5)$$

$$\eta_s = \{North, South, West, East\}$$

식 (5)에서  $\eta_s$ 는 현재 픽셀  $s$ 에 이웃하는 동·서·남·북 4 방향의 십자형 커널에 위치한 픽셀을 나타내고  $|\eta_s|$ 는 이웃한 픽셀의 수를 나타낸다.  $\nabla I_{s,p}$ 는 현재 픽셀  $s$ 와 이웃한 십자형 커널 위치의 픽셀  $p$ 사이의 밝기 픽셀 값의 차이를 나타내는 기울기이다. 그리고  $g(\nabla I_{s,p})$ 는  $\nabla I_{s,p} = I_p - I_s^t, p \in \eta_s$ 를 기반으로  $0 < \frac{\lambda}{|\eta_s|} \leq \frac{1}{4}$ 의 안정적인 범위를 갖는 에지 정지 함수이다.

<그림 3>의 십자형 커널 구조의 이방성 확산에서 현재 위치의 정점 ( $I$ )과 주위의 4 방향 정점(E, W, S, N) 들은 각 픽셀의 밝기 값을 나타낸다. 각 정점을 연결하는 전도 계수  $c$ 는 현재 픽셀의 기울기가  $|\nabla I| \rightarrow 0$  이면 1로 발산하여 확산의 비율을 높이고  $|\nabla I| \rightarrow \infty$  이면 0으로 발산하여 확산의 비율을 줄이거나 정지시키는 역할을 수행하는 에지 정지 함수이다.



<그림 3> 십자형 커널 구조의 이방성 확산

<그림 3>을 기반으로 식 (5)를 공간 및 시간적 이산화 수식으로 나타내면 식 (6)과 같다.

$$I_{x,y}^{t+1} = I_{x,y}^t + \frac{\lambda}{|W_s|} [c_N \cdot \nabla_N I + c_S \cdot \nabla_S I + c_E \cdot \nabla_E I + c_W \cdot \nabla_W I]_{x,y}^t \quad (6)$$

식 (6)에서  $t$ 는 확산의 반복 단계를 의미하며  $I_{x,y}^t$ 는  $t$ 단계의 확산 적용 후 필터링된 영상의 픽셀 좌표  $(x, y)$ 를 나타낸다. 십자형 커널 기반의 기울기  $\nabla_N I, \nabla_S I, \nabla_E I, \nabla_W I$ 는 식 (7)과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} \nabla_N I_{x,y} &\equiv I_{x-1,y} - I_{x,y} \\ \nabla_S I_{x,y} &\equiv I_{x+1,y} - I_{x,y} \\ \nabla_E I_{x,y} &\equiv I_{x,y+1} - I_{x,y} \\ \nabla_W I_{x,y} &\equiv I_{x,y-1} - I_{x,y} \end{aligned} \quad (7)$$

현재 픽셀에 계산된 기울기 값을 그대로 가감 처리할 경우 영상의 에지 정보까지 함께 확산 처리되므로 에지 보존은 이루어 질 수 없게 된다. 그러므로 이방성 확산은 십자형 커널을 적용할 때 동질 영역은 확산의 비율을 높이고 에지 영역은 확산의 비율을 낮추거나 정지시키는 제어기 역할을 하는 에지 정지 함수를 적용한다.

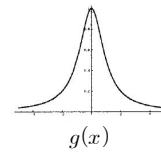
### 2.2.2 에지 정지 함수

Perona와 Malik[6]은 에지 정지 함수  $c$ 를  $\nabla I$  값을 바탕으로 식 (8)의 반비례 방식과 식 (9)의 지수 방식의 두 가지 방식을 제안하였다. 식 (8)과 식 (9)에서  $K$ 는 확산의 영향을 결정하는 상수로 영상에서 동질 영역과 에지 영역을 구분하기 위하여 사용되고 있는 임계치이다.

$$g(|\nabla I|) = \frac{1}{1 + \left(\frac{|\nabla I|}{K}\right)^2} \quad (8)$$

$$g(|\nabla I|) = e^{-\left(\frac{|\nabla I|}{K}\right)^2} \quad (9)$$

이 방식들의 특성은 <그림 4>와 같이 표현되며  $x$ 축은 기울기  $\nabla I$ 를 의미하고  $y$ 축은  $[0, 1]$ 의 범위를 갖는 에지 정지 함수 값을 의미한다.



<그림 4> Perona와 Malik의 에지 정지 함수 특성

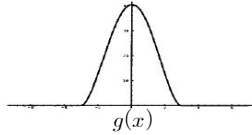
이 방식들은 기울기가  $|\nabla I| \rightarrow \infty$ 일 때 에지 정지 함수의 출력 값이 0으로 수렴하여 확산의 비율을 낮추고  $|\nabla I| \rightarrow 0$ 이면 1로 수렴하여 확산의 비율을 높이는 역할을 한다. 그러나 이 방식들은 큰 기울기를 갖는 아웃라이어(outlier)에 해당하는 에지 영역도 미세하지만 확산 작용이 수행되므로 확산 단계가 반복될수록 에지 보존이 어려운 단점이 있다.

Perona와 Malik의 에지 정지 함수 단점을 해결하기 위하여 [8]에서 Tukey's biweight를 이용한 에지 정지 함수를 식 (10)과 같이 제안하였다. 이 방식은 동질 영역의 확산에 사용되는 에지 정지 함수 출력 값이  $[1 - (\nabla I/K)^2]^2$ 의  $\frac{1}{2}$ 에 해당하는 값을 사용하므로 최대 출력 값으로 0.5를 갖게 된다.

$$g(|\nabla I|) = \begin{cases} \frac{1}{2} [1 - (\nabla I/K)^2]^2, & |\nabla I| \leq K \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (10)$$

이 방식의 특성은 <그림 5>와 같이 표현되며 기울기 값이 큰 에지 영역은 확산을 수행하지 않고 정지하여 에지 보존 효과를 높일 수 있으나 동질 영역의 확산 범위

와 비율이 감소하는 단점이 있다.



<그림 5> Tukey's biweight 방식의 에지 정지 함수 특성

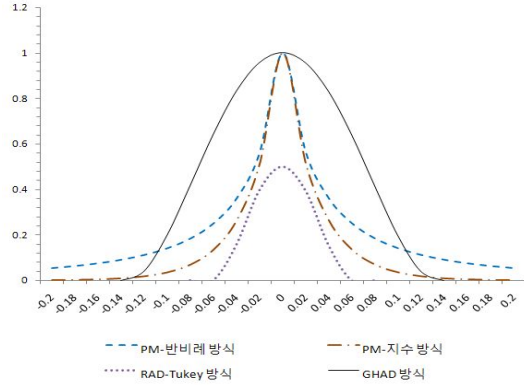
기울기 히스토그램 기반의 이방성 확산(GHAD : gradient histogram-based anisotropic diffusion)방식[7]에서는 Tukey's biweight 방식의 에지 정지 함수를 식 (11)과 같이 수정하여 확장된 확산 범위를 기반으로 확산의 비율을 높이고 에지 보존을 유지하는 방식을 소개하였다.

$$g(|\nabla I|) = \begin{cases} 1 - \frac{|\nabla I|^2}{5K^2}, & \frac{|\nabla I|^2}{5} \leq K^2 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

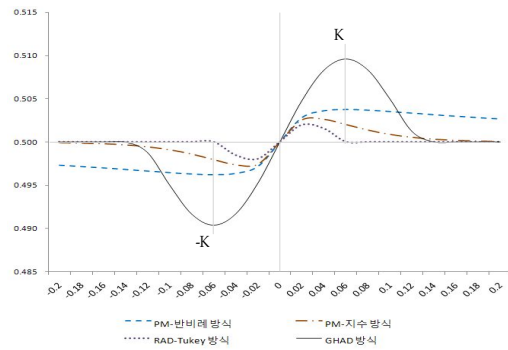
식 (11)은  $\frac{(\nabla I)^2}{5} \leq K^2$ 이면 동질 영역으로 결정하여 확산을 하고, 그렇지 않으면 에지 영역으로 결정하여 에지 정지 함수에 0을 할당하여 현재 픽셀 값을 그대로 유지하도록 한다. 그러므로 큰 기울기 값을 갖는 에지는 확산 작용이 수행되지 않으므로 임계치 K의 설정이 정확하다면 기존의 Perona와 Malik의 방식에 비하여 에지의 보존율을 높일 수 있다.

식 (8)과 식 (9)에 해당하는 PM-반비례 방식과 PM-지수 방식 그리고 식 (10)과 식 (11)에 해당하는 RAD-Tukey 방식과 GHAD 방식의 에지 정지 함수들을 비교하면 <그림 6>과 같다. <그림 6>에서 x 축은 기울기를 의미하고 y 축은 [0, 1] 범위를 갖는 에지 정지 함수 출력값을 의미한다.

<그림 7>은 현재 픽셀 값을 0.5라고 가정할 경우 x 축



<그림 6> 에지 정지 함수 결과 비교



<그림 7> 이방성 확산 후 픽셀 값 비교

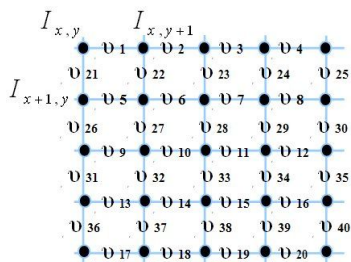
의 기울기 값과 <그림 6>의 에지 정지 함수들을 적용하여 이방성 확산을 적용한 후 픽셀 값을 나타낸다.

PM-반비례 방식은 비교적 높은 비율로 동질 영역 및 에지 영역을 확산하고 PM-지수 방식은 비교적 낮은 비율로 동질 영역 및 에지 영역을 확산한다. RAD-Tukey 방식은 K 이하의 기울기 영역을 동질 영역으로 선택하여 낮은 비율로 확산하고 K를 초과하는 에지 영역은 확산을 정지한다. 그리고 GHAD 방식은 RAD-Tukey 방식에 비하여 확장된 범위의 동질 영역을 선택하여 높은 비율로 확산하고 에지 영역은 확산을 정지한다. 그러므로 본 논문에서는 기울기 히스토그램 기반의 이방성 확산 방식을 기반으로 이방성 확산을 수행한다.

### 2.2.3 이방성 확산에 사용된 $K$ 의 결정

본 논문에서는  $K$  를 결정하기 위하여 기울기 히스토그램 기반의 이방성 확산 방식[8]에서 제안된 방식을 사용한다. 이 방식은 에지나 노이즈를 구분하지 않고 이웃한 픽셀들과 연관시켜 기울기 히스토그램을 구성하여  $K$  값을 예측하는 방법으로 다음과 같이 4 단계로 처리된다.

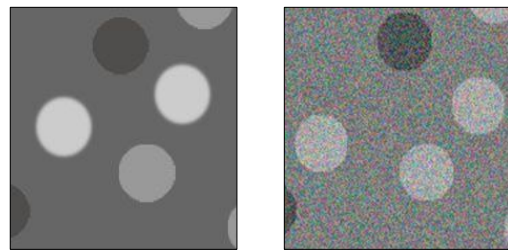
- 단계 1 : 각 픽셀에서 수평 방향 기울기와 수직 방향 기울기를 계산한다. <그림 8>의 5X5 픽셀의 경우 수평 방향 기울기는  $v_1 \sim v_{20}$ , 수직 방향 기울기는  $v_{21} \sim v_{40}$ 를 의미한다.
- 단계 2 : 기울기  $v_1 \sim v_{20}$  과  $v_{21} \sim v_{40}$ 을 오름차순 정렬  $\vec{v} = (v_0, \dots, v_{n-1})$ 을 수행한다.
- 단계 3 : 에지의 보존 비율  $\omega = \nu/n$ 을 설정한다.  $n$ 은 전체 픽셀에서 가능한 에지 요소의 개수로 <그림 8>의 5X5 픽셀의 경우  $n=40$ 에 해당한다. 즉 사용자가 에지 보존 비율( $\omega$ )을 입력하면 현재 영상의 에지 가능한 요소  $n$  중에서 에지로 보존해야 할 요소의 개수  $\nu$ 를 획득한다.
- 단계 4 :  $K = v_{n-1-\nu}$ 에 의하여  $K$  값을 획득한다.  $\omega$  비율이 작게 설정되면 큰  $K$  값을 갖게 되어 에지 보존이 어렵지만 확산의 비율이 높아지므로 노이즈 제거에 효과적이다. 반면에  $\omega$  비율이 크게 설정되면 작은  $K$  값을 갖게 되어 확산의 비율은 낮지만 에지 보존이 강화된다.



<그림 8> 5×5 픽셀의 기울기

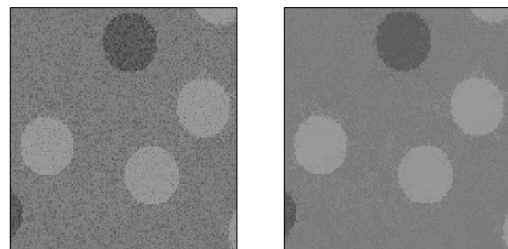
### III. 실험 및 결과

제안된 알고리즘의 실험을 위하여 그레이 레벨 128 배경 위에 89~166 농도 사이의 원(circle) 모양을 가진 원본 이미지 <그림 9> (a)를 생성하고, 표준편차 0.08 가우시안 잡음이 추가된 에러 이미지 <그림 9> (b)를 생성하였다.



(a) 원본 이미지 (b) 에러 이미지  
<그림 9> 실험에 사용된 이미지

위의 <그림 9> (b) 이미지를 대상으로 opening을 이용한 재구성과 closing을 이용한 재구성을 고주파 잡음을 제거한다. 고주파 잡음이 제거된 영상은 <그림 10>과 같다.

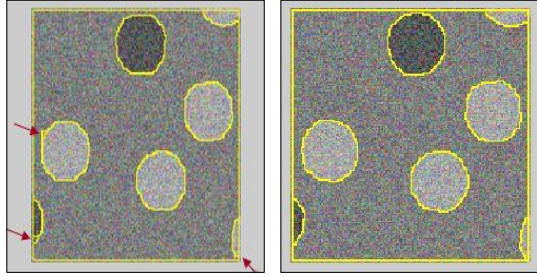


(a) opening 재구성 (b) closing 재구성  
<그림 10> 재구성된 이미지

아래의 <그림 11>은 이방성 확산 실행 시  $K$  비율을 0.08로 실행한 결과 이미지로 (a)는 형태학적 연산을 재구성을 하지 않고 이방성 확산을 적용하고, (b)는 형태학적 연산을 재구성을 한 후 이방성 확산을 적용하여 워터



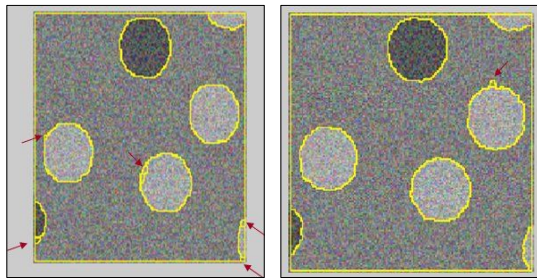
쉐드의  $B$  값을 15로 하여 50번 확산한 영상 분할 이미지이다. 실험 결과 본 논문에서 제안된 방식을 적용한 (b) 이미지는 (a) 이미지에 비하여 시각적으로 3 곳의 과다 분할을 제거할 수 있었다.



(a) 이방성 확산 적용 (b) 형태학적 연산을 재구성한 후 이방성 확산 적용

<그림 11> 확산 횟수 50을 적용한 재구성 이미지

<그림 12>의 경우는 100번의 확산을 했을 때 영상 분할 이미지를 나타내며, (a)의 경우 5 곳의 과다 분할에 비하여 제안된 방식을 적용할 경우 시각적으로 1 곳의 과다 분할이 나타났다.

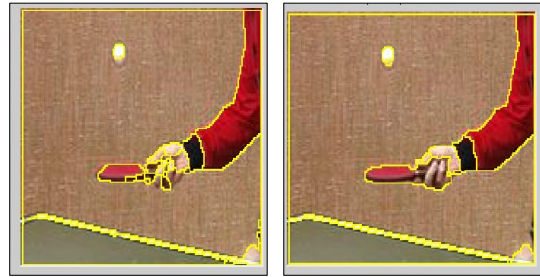


(a) 이방성 확산 적용 (b) 형태학적 연산을 재구성한 후 이방성 확산 적용

<그림 12> 확산 횟수 100을 적용한 재구성 이미지

<그림 13> 은 table 이미지에 본 논문에서 제안된 방식을 적용한 결과를 보여준다. 이방성 확산 실행시  $K$  비율을 0.045로 실행한 결과 이미지로 (a)는 형태학적 연산

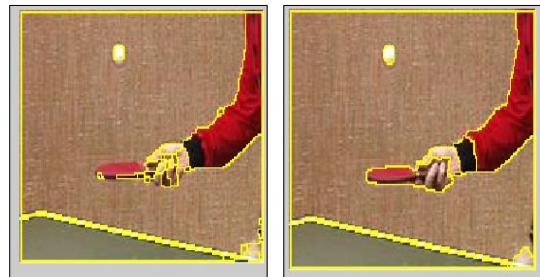
을 재구성 하지 않고 이방성 확산을 적용하고, (b)는 형태학적 연산을 재구성 한 후 이방성 확산을 적용하여 워터셰드의  $B$  값을 15로 하여 10번 확산한 영상 분할 이미지이다. (a)에 비하여 제안된 방식을 적용한 (b)이미지는 손 부분의 과다 분할을 현저하게 줄일 수 있었다.



(a) 이방성 확산 적용 (b) 형태학적 연산을 재구성한 후 이방성 확산 적용

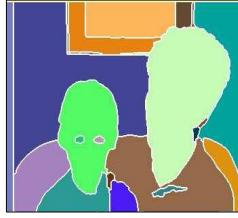
<그림 13> 확산 횟수 10을 적용한 재구성 이미지

<그림 14> 의 경우는 50번의 확산을 했을 때 영상 분할 이미지를 나타내며, (a)의 경우 영상 분할을 놓치는 경우가 발생한다. 이 밖에 <그림 15>는 Mother & Daughter, Horse, Hand 등의 여러 영상을 대상으로 실험한 결과 37~40%의 과분할 영역을 감소시켜 향상된 영상 분할 결과를 보여준다.

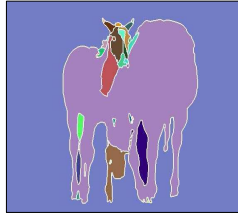


(a) 이방성 확산 적용 (b) 형태학적 연산을 재구성한 후 이방성 확산 적용

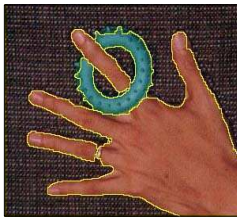
<그림 14> 확산 횟수 50을 적용한 재구성 이미지



(a) Mother & Daughter 이미지의 영상 분할 결과



(b) Horse 이미지의 영상 분할 결과



(c) hand 이미지의 영상 분할 결과

<그림 15> 제안한 방식을 적용한 영상 분할 결과

#### IV. 결론

영상분할을 위한 다양한 방법 중 영역을 이용하는 대표적인 알고리즘인 워터셰드(Watershed)는 잡음이나 텍스처에 의해 영역이 과다하게 분할되는 단점을 가지고 있다.

본 논문은 이러한 문제점을 해결하기 위해 수리형태학을 재구성한 opening과 closing을 이용한 재구성 방식으로 선 처리한 후 이방성 확산[7] 필터를 적용하여 영상을 분할하는 방법을 제안하고 실험하였다. 실험 결과 본 논문에서 제안한 방식은 기존의 opening과 closing 재구

성 방식을 적용하지 않은 이방성 확산의 영상 분할 방법보다 더 정확한 영상 분할의 결과를 보여주었다.

향후 본 논문에서 제안한 방식을 기반으로 의료 영상, 객체인식, 컴퓨터비전, 영상압축을 위한 전처리과정 등에 활용될 수 있도록 확장 연구할 것이다.

#### 참고문헌

- [1] N. R. Pal and S. K. Pal, "A review on image segmentation techniques", Pattern Recognition, Vol. 26, No. 9, Mar. 1993, pp. 1277-1294.
- [2] K. Haris, SN. Efstratiadis, N. Maglaveras, and AK. Katsaggelos, "Hybrid Image Segmentation Using Watersheds and Fast Region Merging", IEEE Trans Image Proc 7(12): 1684-1699, Dec 1998
- [3] Yining Deng, B. S. Manjunath, Hyundoo Shin, "Color Image Segmentation," cvpr, Vol. 2, 1999, pp. 2446.
- [4] E. Izquierdo and M. Ghanbari, "Using 3D Structure and Anisotropic Diffusion for Object Segmentation", Proc. the 7th International Congress on Image Processing and its Applications, Manchester, UK, Vol. 2, July 1999, pp. 532-536.
- [5] Chew Keong Tan and Mohammed Ghanbari, "Using Non-Linear Diffusion and Motion Information for Video Segmentation", proceedings of IEEE International Conference on Image Processing, Vol. 2, 2002, pp. 769-772.
- [6] P. Perona and J. Malik, "Scale-Space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion", IEEE. Trans. Patt. Anal. and Machine Intell., Vol. 12, No. 7, 1990, pp. 629 - 639.
- [7] Hae Yong Kim, "Gradient Histogram-Based



- Anisotropic Diffusion”, Personal Communication. 2006.
- [8] M. J. Black, G. Sapiro, D. H. Marimont and D. Hegger, “Robust Anisotropic Diffusion”, IEEE Trans. Image Processing, Vol. 7, No. 3, Mar. 1998, pp. 421 - 432.
- [9] Zhigeng Pan, Jianfeng Lu, “A Bayes-Based Region-Growing Algorithm for Medical Image Segmentation”, Computing in Science & Engineering, Volume 9, Jul. 2007, pp. 32-38.
- [10] Sum, A. K. W., Cheung, P. Y. S., “Stabilized Anisotropic Diffusions”, IEEE International Conference Acoustics. Speech and Signal Processing, Volume 1, ICASSP 15-20, Apr. 2007, pp. I-709-I-712.



임 숙 자  
Lim, Suk Ja

2000년 9월-현재  
한국폴리텍 V대학 공주캠퍼스  
멀티미디어과  
2005년 2월 조선대학교 전산통계학과  
(박사수료)  
1998년 2월 조선대학교 전산통계학과  
(이학석사)

관심분야 : 멀티미디어, 인공지능, 영상처리  
E-mail : sjlim@kopo.ac.kr

논문접수일 : 2009년 5월 6일  
수 정 일 : 2009년 5월 20일  
게재확정일 : 2009년 5월 25일

■ 저자소개 ■



김 희 숙  
Kim, Hye Suk

2008년 3월-현재  
전남대학교 전산학과 외래교수  
2009년 2월 전남대학교 전산학과 (이학박사)  
1999년 2월 전남대학교 전산학과 (이학석사)

관심분야 : 영상처리, 의료영상, 노이즈처리  
E-mail : iamtina@paran.com



조 정 래  
Cho, Jeong Rae

1997년 3월-현재  
광주보건대학 사회복지과 부교수  
1999년 2월 조선대학교 전산통계학과  
(박사수료)  
1996년 2월 조선대학교 전산통계학과  
(이학석사)

관심분야 : 멀티미디어, 인공지능, 영상처리  
E-mail : jcho@ghc.ac.kr