

대각선 방향 픽셀에 기반한 이방성 확산을 이용한 영상 분할

Image Segmentation Using Anisotropic Diffusion Based on Diagonal Pixels

김희숙, 윤효순, Nguyen Dinh Toan, 유재명, 이귀상
전남대학교 전산학과

Hye-Suk Kim(iamtina@paran.com), Hyo-Sun Yoon(estheryoon@hotmail.com),
Nguyen Dinh Toan(toanhoian@gmail.com), Jae-Myung
Yoo(jmyoo@oracle.chonnam.ac.kr), Guee-Sang Lee(gslee@chonnam.ac.kr)

요약

이방성 확산은 영상 분할 분야에서 광범위하게 사용되는 방식이다. 기존의 전통적인 이방성 확산 [1]-[6]에서는 이미지의 대각선 방향을 고려하지 않고 4 방향(동, 서, 남, 북)을 주로 이용하였다. 전통적인 이방성 확산(Diffusion)을 이용한 영상 분할은 확산이 반복될수록 윤곽선 정보를 적절히 유지 못하거나 잡음을 제거하지 못함으로써 워터셰드(Watershed) 알고리즘을 적용하는 경우 과다 분할을 피할 수 없다는 단점을 갖고 있다. 본 논문에서는 전통적인 이방성 확산의 이러한 단점을 보완하기 위하여 대각선 방향에 기반한 새로운 이방성 확산을 제안하고, 워터셰드를 이용한 영상 분할 방법을 적용하였다. 실험 결과 본 논문에서 제안한 대각선 방향을 포함한 이방성 확산을 적용할 경우 기존의 방법과 비교하여 약 2배의 속도 향상을 가져왔으며, Circle 이미지의 경우 약 0.45~2.33(dB)정도 성능 향상된 화질을 보였다. 또한 기존의 방법보다 과다 분할이 줄어들고 영상이 매우 효과적으로 분할됨을 확인하였다.

■ 중심어 : | 이방성 확산 | 기울기 | 에지 | 잡음 | 워터셰드 | 영상 분할 |

Abstract

Anisotropic diffusion is one of the widely used techniques in the field of image segmentation. In the conventional anisotropic diffusion [1]-[6], usually 4-neighborhood directions are used: north, south, west and east, except the image diagonal directions, which results in the loss of image details and causes false contours. Existing methods for image segmentation using conventional anisotropic 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. In this paper, to overcome the shortcoming of the conventional anisotropic diffusion method, a new anisotropic diffusion method based on diagonal edges is proposed. And a method of watershed segmentation is applied to the proposed method. Experimental results show that the process time of the proposed method including diagonal edges over conventional methods can be up to 2 times faster and the Circle image quality improvement can be better up to 0.45 ~ 2.33 (dB). Experiments also show that images are segmented very effectively without over segmentation.

■ keyword : | Anisotropic Diffusion | Gradient | Edge | Noise | Watershed | Image Segmentation |

* 본 연구는 2004년도 한국학술진흥재단의 지원(과제번호 KRF-2004-041-D00527)에 의하여 연구되었습니다.

접수번호 : #070103-001

심사완료일 : 2007년 01월 26일

접수일자 : 2007년 01월 03일

교신저자 : 김희숙, e-mail : iamtina@paran.com

I. 서론

영상 분할(Image Segmentation)이란 영상을 밝기, 색상, 텍스처, 모션 등과 같은 유사한 특성을 갖는 영역 단위로 분할하는 작업이다. 영상 분할은 객체 인식, 컴퓨터 비전, 영상 압축을 위한 전처리 과정 등의 다양한 응용분야에서 매우 중요한 역할을 하기 때문에 지금까지 많은 연구가 진행되고 있다. 영상 분할을 위하여 윤곽선을 이용한 분할 방법, 영역을 이용한 분할 방법, 히스토그램을 이용한 분할 방법등 다양한 방법이 사용되고 있다[8]. 그 중 영역을 이용한 분할 방법의 경우 대표적인 방법으로 워터셰드(Watershed) 알고리즘이 있다. 이 방법의 경우 잡음이나 텍스처에 의해 영역이 과다 분할 될 수 있는 단점이 있다[9]. 이러한 단점을 보완하기 위하여 영상 분할을 하기 전에 [4-6]에서는 Perona와 Malik[2]의 이방성 확산(Anisotropic Diffusion)필터를 이용하여 영상을 단순화할 수 있도록 하였다.

Perona와 Malik[2]이 제안한 이방성 확산은 크게 두 가지 연산 방식이 사용되었다. 첫 번째, 기울기에 반비례하게 확산하는 방식의 경우 넓은 영역의 잡음을 제거하는 경우에 효과적인 반면 확산의 횟수가 반복될수록 윤곽선의 정보가 약해지는 단점을 가지고 있다. 두 번째, 지수 함수를 이용한 방식의 경우 중간 영역의 기울기 값을 획득함으로써 윤곽선을 잘 유지하는 장점이 있으나 잡음이 많이 남게 되는 단점을 갖고 있다. 그리고 Perona와 Malik의 이방성 확산 방식을 수정한 강건한 이방성 확산(RAD : Robust Anisotropic Diffusion)[3]은 Perona와 Malik방식 중 반비례를 적용했을 때의 단점인 윤곽선 보호와 지수 함수를 적용했을 때의 단점인 잡음 제거를 보완하여 이미지의 화질을 개선할 수 있는 좋은 방법으로 여러 응용 분야에서 광범위하게 사용되고 있다.

위에서 언급한 이방성 확산의 경우 모두 4 방향(동, 서, 남, 북)픽셀 정보를 이용한 방식이므로 영상 분할시 이미지의 세부적인 부분을 잃게 되고, 잘못된 윤곽선을 만드는 원인이 되었다. 본 논문에서는 더 좋은 화질의 이미지를 빠른 속도로 완성하여 영상 분할을 하기 위하여 대각선 방향의 픽셀 정보를 포함한 새로운 이방성

확산 방식을 제안하고, 워터셰드 알고리즘을 이용한 영상 분할에 적용하도록 하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 현재까지 빈번하게 사용되는 Perona와 Malik[2]의 이방성 확산 방식과 수정된 강건한 이방성 확산 방식(RAD : Robust Anisotropic Diffusion)[3]을 설명하고, III장에서는 본 논문에서 제안된 기법을 기술한다. 그리고 IV장에서는 기존 방식들과 비교 실험한 결과를 제시하고, 마지막으로 V장에서는 결론을 맺는다.

II. 기존의 이방성 확산 기법

1. Perona와 Malik[2] 방식과 RAD[3] 방식

기존의 이방성 확산 기법 중 Perona and Malik[2]이 제안한 방식은 윤곽선을 뚜렷하게 하면서 영역 내부를 부드럽게 하고 잡음을 제거하는 역할을 하는데 효과적이다. 이 방식은 4 방향(N, S, W, E) 픽셀의 정보를 이용한 확산 필터로 식(1)과 같이 표현된다.

$$\frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} = \text{div}[g(\|\nabla I(x, y, t)\|)\nabla I(x, y, t)] \quad (1)$$

식 (1)을 다시 표현하면 다음과 같다.

$$I_{x,y}^{t+1} = I_{x,y}^{t+1} + \lambda [C_N \cdot \nabla_N I + C_S \cdot \nabla_S I + C_E \cdot \nabla_E I + C_W \cdot \nabla_W I]_{x,y} \quad (2)$$

식 (2)에서 I 는 이미지를 의미하고, λ 는 전체적인 확산의 영향을 결정하는 상수로 일반적으로 $0 \leq \lambda \leq 1/4$ 일 때 확산이 안정적으로 이루어진다. ∇I 는 기울기로 [그림 1]과 같이 현재 픽셀과 4 방향(N, S, E, W) 픽셀과의 휘도 차이 값을 의미한다.

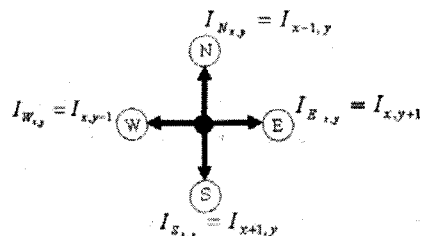


그림 1. 이방성 확산 필터의 구조

전도계수 C 는 에지를 멈추기 위한 함수(Edge Stopping Function)로 ∇I 의 값을 바탕으로 Perona와 Malik은 크게 두 가지 방식을 제안하였다.

$$C_D \equiv g(|\nabla_D I|),$$

where $D = \{ North, South, West, East \}$

$$g(\nabla I) = \frac{1}{1 + \left(\frac{\|\nabla I\|}{K}\right)^2} \quad (3)$$

$$g(\nabla I) = e^{-\left(\frac{\|\nabla I\|}{K}\right)^2} \quad (4)$$

식 (2)의 전도 계수 C 는 식 (3)과 같이 기울기에 반비례하게 정의된다. K 는 확산의 영향을 결정하는 상수이다. 식 (3)에 의한 확산은 기울기 값에 반비례하게 확산함으로써 넓은 영역의 잡음을 제거하는 경우에 효과적인 반면 확산의 횟수가 반복될수록 윤곽선의 정보가 약해지는 단점을 가지고 있다. 반면 식 (4)에 의한 확산은 지수함수를 사용하여 기울기 값을 획득함으로써 윤곽선을 잘 유지하는 장점이 있으나 잡음이 많이 남게 되는 단점을 갖고 있다.

또한 $C_D \equiv g(|\nabla_D I|)$ 를 위해서 M. J. Black은 확산의 횟수가 반복될수록 식 (3)의 단점인 윤곽선 정보가 약해지는 것과 식 (4)의 단점인 잡음 제거를 보완할 수 있는 RAD(Robust Anisotropic Diffusion)[3]를 제안했다. RAD에 사용된 전도 계수 C 는 아래의 식

(5)와 같다. 만약 $\frac{(\nabla I)^2}{5} \leq K^2$ 이면 확산을 하고, 그렇지 않으면 0 으로 간주되어 자신의 픽셀 값을 그대로 유지하며 에지로 인식된다.

$$C_D \equiv g(|\nabla_D I|),$$

where $D = \{ North, South, West, East \}$

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

2. 자동화된 K 의 선택 방식

이방성 확산의 에지를 멈추기 위한 함수(edge stopping function)에 사용되는 K 의 선택 방법은 다음과 같이 기술할 수 있다.

- 1) 고정된 K 값을 직접 수동으로 입력한다[2].
- 2) 이미지 기울기의 히스토그램을 계산한 후, 확산의 반복마다 기울기 히스토그램의 90%의 값으로 K 를 예측한다[2].
- 3) 이미지에서 다음과 같이 자동화된 예측 값 σ_e 를 사용한다. K 를 고정시키면 명확하지 않으므로 확산의 반복마다 예측한다[3].

$$K = \sigma_e = 1.4826 \text{median}_i \left[\left| \|\nabla I\| - \text{median}(\|\nabla I\|) \right| \right]$$

- 4) 수리 형태학(Mathematical Morphology) 필터 연산 opening과 closing을 통해 이미지들의 평균 강도 사이의 차이 값을 이용해서 확산의 반복마다 K 를 예측한다. I 는 이미지이고, e 는 구조화된 요소(Structuring Element)이다[4].

$$K = \text{average}(I \circ e) - \text{average}(I \bullet e)$$

- 5) 잡음 예측을 하기 위해서 다음과 같이 p-norm을 사용한다. 여기에서 σ 는 이미지의 평균 강도에 일정하게 비례하고, m 은 이미지 픽셀의 개수이다[4].

$$K = (\sigma \|I\|_p)^{1/m}$$

III. 제안된 기법

1. 제안된 이방성 확산에 사용된 K 의 결정

본 논문에서는 이방성 확산에 사용되는 K 를 결정하기 위하여 GHAD(Gradient Histogram-Based Diffusion)[6] 에서 제안된 방식을 사용한다. GHAD 방식은 K 값을 위해서 아래와 같이 복원 이미지에서 인정할 수 있는 바람직한 에지 요소의 비율(ϖ)이 사용된다. 비율(ϖ)은 사용자가 이미지에 포함된 에지 성분의 양에 따라 임의로 결정할 수 있는 요소이다.

$$\omega = v/n \quad (6)$$

식 (6)에서 n 은 이미지에 표현된 전체 에지 개수를 의미한다. 예를 들어, 아래의 [그림 2]와 같이 3 X 3 이미지의 경우 $v_0 \sim v_{11}$ 까지 모두 12개의 전체 에지 개수가 적용된다. 구해진 12개의 $v_0 \sim v_{11}$ 값들은 서로 연관된 픽셀 사이의 휘도 값의 차분을 의미하며, 이 값들은 오름차순으로 $\vec{v} = (v_0, \dots, v_{n-1})$ 다시 정렬된다. 위의 식 (6)은 다음의 식 (7)과 같이 유도할 수 있다.

$$v = n * \omega \quad (7)$$

즉, 전체 에지 개수(n)와 이미지에 포함된 에지 성분의 양에 따라 에지 비율(ω)이 입력되면 현재 이미지에 적합한 에지 가능한 개수(v)가 계산된다.

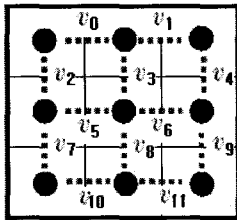


그림 2. 3 X 3 이미지의 에지 가능한 요소

본 논문에서는 아래의 식 (8)과 같이 K 값을 결정한다. 즉, 전체 에지 요소를 오름차순으로 정렬한 후, 가장 큰 에지 값을 갖는 위치에서 에지 가능한 개수(v) 만큼 차감한 위치에 있는 에지 값을 K 로 결정하는 방식이다.

$$K = v_{n-1-v} \quad (8)$$

K 값이 크면 에지를 적게 남기고 확산의 범위가 작아지며, K 값이 작으면 에지를 많이 남기고 확산의 범위가 적게 된다. 즉, 넓은 영역의 확산 이미지를 원한다면 K 값을 위한 비율(ω)을 큰 값을 설정하고, 확산 영역이 적더라도 에지 영역을 잘 유지하기를 원한다면 작은 값을 선택한다.

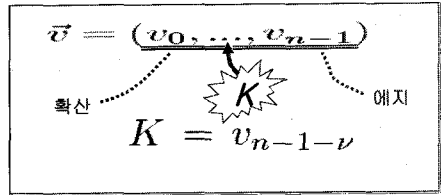


그림 3. K 값의 결정

2. 제안된 대각선 방향 픽셀에 기반한 이방성 확산

일반적으로 이방성 확산의 구조는 [그림 1]과 같이 4 방향(N, S, W, E) 픽셀의 정보를 이용한 확산 필터로 구성된다. 본 논문에서는 잡음이 포함된 이미지를 더 정확하게 복원하여 영상 분할을 하기 위하여 [그림 4]와 같이 4 방향(N, S, E, W) 픽셀에 대각선 방향의 픽셀 정보를 포함하는 새로운 수정된 이방성 확산 방식을 제안한다.

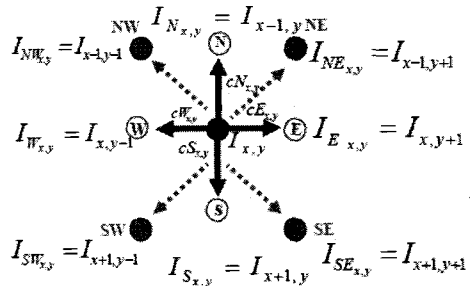


그림 4. 대각선 방향을 이용한 이방성 확산

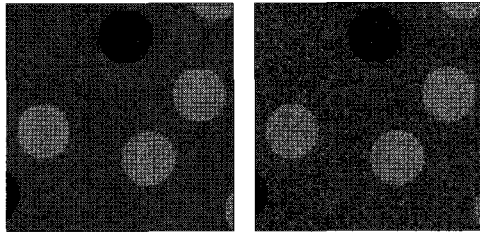
이방성 확산 방식 중 Perona & Malik[2]의 반비례를 이용하는 방식 또는 지수 함수를 이용하는 방식을 사용할 경우 전도계수 C 는 다음과 같이 대각선 방향의 픽셀 정보를 포함하여 계산한다.

$$C_D \equiv g(|\nabla_D I|),$$

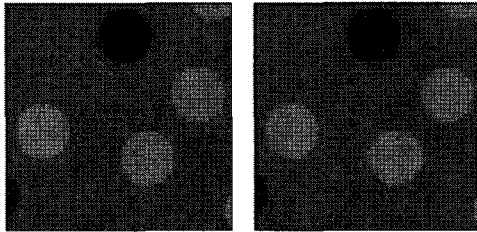
$$\text{where } D = \left\{ \begin{array}{l} \text{North, South, West, East} \\ \text{North West, South West,} \\ \text{North East, South East} \end{array} \right\}$$

(9)

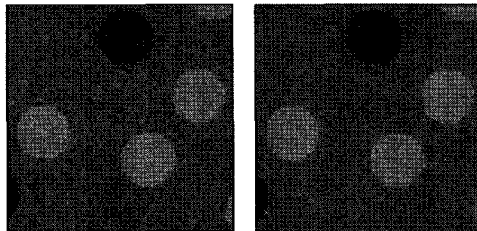
RAD[3]를 이용한 이방성 확산 방식의 경우 제안된 대각선 방향을 이용한 이방성 확산의 주요 알고리즘은



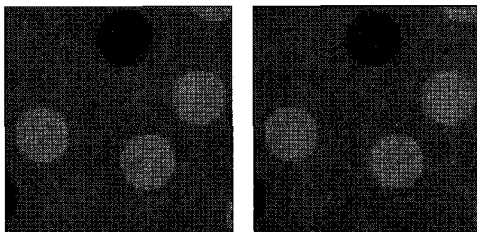
(a) 원본 이미지 (b) 에러 이미지



(c) 반비례 함수 확산 (c') 반비례 함수 확산 (제안된 방식)



(d) 지수 함수 확산 (d') 지수 함수 확산 (제안된 방식)



(e) RAD 확산 (e') RAD 확산 (제안된 방식)

그림 5. Circle 이미지의 이방성 확산 비교 실험 결과

표 1. 확산 횟수에 대한 PSNR 및 실행 시간 비교

	확산 횟수	PSNR (dB)	실행 시간 (sec)
기존 반비례 확산	100	37.1285	55.516
제안된 반비례 확산	50	39.2613	28.500
기존 지수 확산	100	31.5945	55.953
제안된 지수 확산	50	33.3769	29.547
기존 RAD 확산	100	37.5796	55.016
제안된 RAD 확산	50	37.9615	27.5310

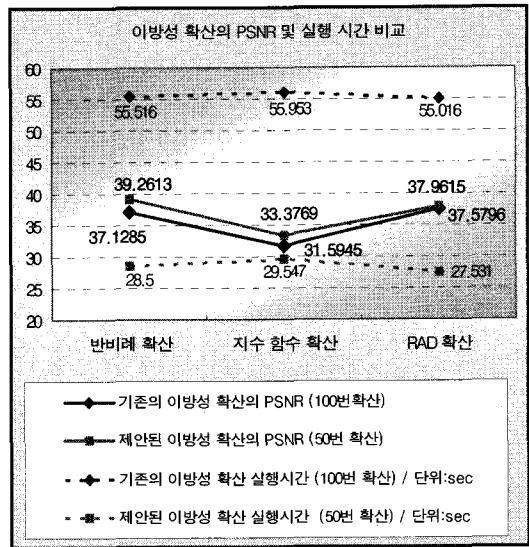
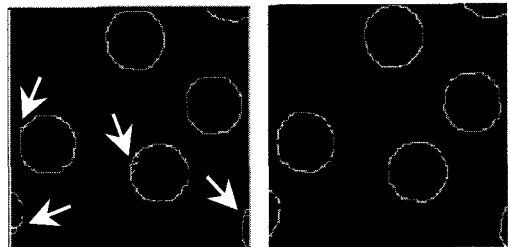


그림 6. 이방성 확산의 PSNR 및 실행 시간비교



(a) 기존 RAD를 이용한 영상 분할 (b) 제안된 대각선 픽셀을 포함한 RAD를 이용한 영상 분할

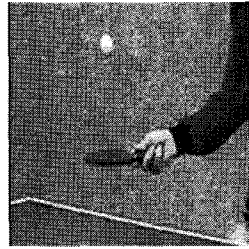
그림 7. Circle 이미지의 영상 분할 비교

영상 분할 결과 [그림 7](a)와 같이 기존의 RAD를 사용한 경우 과다 분할이 발생한 반면 본 논문에서 제안된 대각선 방향 픽셀을 이용한 RAD를 사용한 경우는 과다 분할이 줄어 영상 분할이 효율적으로 이루어졌다.

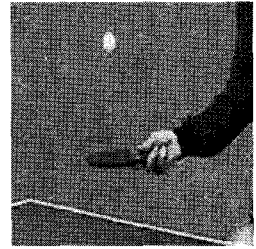
[표 2]는 Table 이미지를 대상으로 표준편차 0.1 가우시안 잡음이 포함된 에러 이미지를 K 의 비율을 다르게 하여 실험한 결과를 나타낸다.

표 2. Table 이미지에 기반한 실험 결과

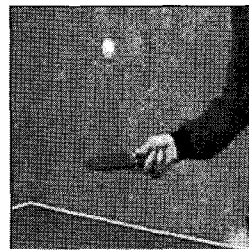
	확산의 종류	확산 횟수	PSNR (dB)	실행 시간 (sec)	K 비율 (σ)
기존 방식	반비례 확산	100	31.4116	58.8600	0.15
	지수 확산		31.1594	55.2650	
	RAD		30.5684	56.1720	
제안된 방식	반비례 확산	50	30.5173	30.6560	
	지수 확산		31.3154	33.1410	
	RAD		30.3687	29.0620	
기존 방식	반비례 확산	100	32.0324	62.0310	0.3
	지수 확산		30.0492	55.9380	
	RAD		31.5937	54.7030	
제안된 방식	반비례 확산	50	31.7754	29.6400	
	지수 확산		30.4936	33.2810	
	RAD		31.7013	30.1090	



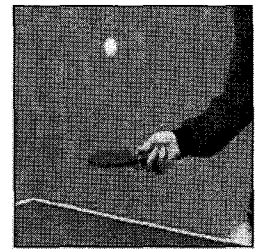
(d) 지수 함수 확산



(d') 지수 함수 확산
(제안된 방식)



(e) RAD 확산

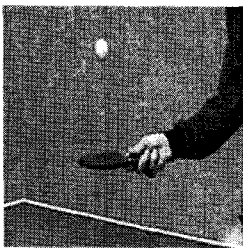


(e') RAD 확산
(제안된 방식)

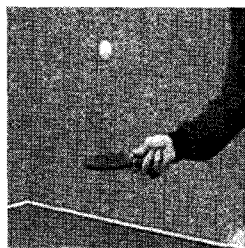
그림 8. 이방성 확산의 비교 실험 결과

[그림 8]은 [표 2]의 실험 결과 중 K 의 비율을 0.3으로 했을 경우 얻어진 이미지이다. [그림 8](c)[그림 8](d)[그림 8](e)는 기존 방식으로 100 번의 확산을 한 결과를 나타내고, [그림 8](c')[그림 8](d')[그림 8](e')는 제안된 방식으로 50 번의 확산으로 얻어진 결과 이미지를 나타낸다. 실험 결과 Table 이미지에서도 약 2 배의 실행 시간을 단축시킬 수 있었다. 그러나 Table 이미지의 경우 재질감이 느껴지는 배경 이미지를 포함하므로 잡음 제거를 위해 이방성 확산 연산을 수행하더라도 배경의 재질감까지 제거하게 된다. 더욱이 본 논문에서 제안한 대각선 방향의 픽셀을 포함한 확산의 경우 더 정밀한 확산을 수행하게 되므로 PSNR값이 $-0.08 \sim +0.4$ (dB) 정도의 차이를 나타낸다.

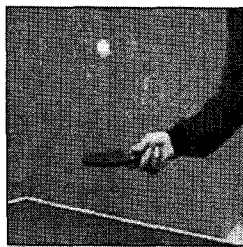
영상 분할 결과는 [그림 9](a)와 같이 기존의 RAD를 사용한 경우 손 부분에 과다 분할이 발생한 반면 본 논문에서 제안된 대각선 방향 픽셀을 이용한 RAD를 사용한 경우 과다 분할이 줄어 영상 분할이 효율적으로 이루어졌다.



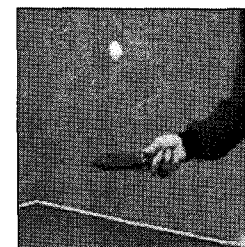
(a) 원본 이미지



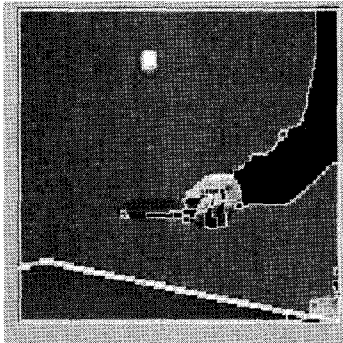
(b) 에러 이미지



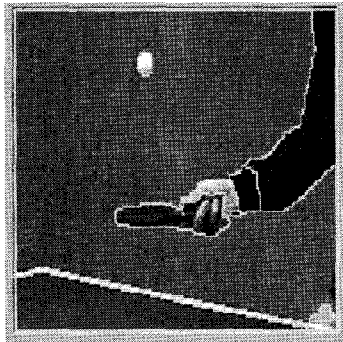
(c) 반비례 함수 확산



(c') 반비례 함수 확산
(제안된 방식)



(a) RAD 확산을 이용한 이미지 분할



(b) 제안된 대각선 픽셀을 포함한 RAD를 이용한 이미지 분할

그림 9. Table 이미지의 영상 분할 비교

V. 결론 및 향후 연구 방향

이미지 처리 분야에서 광범위하게 사용되는 기존의 전통적인 이방성 확산 알고리즘은 대부분 4 방향(동, 서, 남, 북) 픽셀 정보를 이용한 확산으로 이미지의 세분적인 부분을 잃게 되거나 잘못된 윤곽선을 만드는 원인이 되었다.

본 논문에서는 기존의 이방성 확산 방식에 추가적으로 대각선 방향의 픽셀 정보를 포함한 새로운 수정 이방성 확산 알고리즘을 제안하였다. 제안된 방법은 Circle 이미지의 경우 기존의 방식에 비하여 PSNR 값을 약 0.45 ~ 2.33 (dB) 정도 향상 할 수 있었으며, 약 2 배의 처리 속도를 개선할 수 있었다. 그리고 본 논문에서 제안된 방식을 워터셰드를 이용한 영상 분할에 적

용할 경우 과다 분할을 줄여 효율적인 영상 분할 결과를 얻을 수 있었다.

향후 연구는 칼라 이미지를 기반으로 제안된 방식을 확장하여 의료 영상 및 원격 탐사 등의 응용분야에 적용할 수 있도록 연구할 예정이다.

참고 문헌

- [1] A. P. Witkin, "Scale-Space Filtering," Proc. 8th Int. Joint Conf. Art. Intelligence, Vol.2, pp.1019-1022, 1983.
- [2] P. Perona and J. Malik, "Scale-Space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion," IEEE Trans. Patt. Anal. and Machine Intell., Vol.12, No.7, pp.629-639, 1990.
- [3] M. J. Black, G. Sapiro, D. H. Marimont, and D. Hegger, "Robust Anisotropic Diffusion," IEEE Trans. Image Processing, Vol.7, No.3, pp.421-432, Mar. 1998.
- [4] F. Voci, S. Eiho, N. Sugimoto, and H. Sekiguchi, "Estimating the Gradient Threshold in the Perona-Malik Equation," IEEE Signal Processing Magazine, pp.39-46, May 2004.
- [5] J. Canny, "A Computational Approach to Edge Detection," IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., Vol.PAMI-8, pp.679-698, 1986.
- [6] H. Y. Kim, "An Anisotropic Diffusion with Meaningful Scale Parameter," Personal Communication. 2005.
- [7] R. Lu, "Novel Anisotropic Diffusion Algorithm Based on PID Control Law Together with Stopping Mechanism," Proceedings of the 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference Shanghai, China, pp.1-4, Sept. 2005.
- [8] M. Sonka, V. Hlavac, and R. Boyle, Image processing, analysis, and machine vision, 2nd ed.

PWS publishing, 1998.

- [9] H. K. Hahn and H. O. Peitgen, "TWT-Interactive Watershed Transform : A hierarchical method for efficient interactive and automated segmentation of multidimensional grayscale image," Proceeding of SPIE, Vol.5032, pp.643-653, Feb. 2003.

저 자 소 개

김 희 숙(Hye-Suk Kim)

정회원



- 1999년 2월 : 전남대학교 전산학과 (이학석사)
- 2001년 3월 ~ 현재 : 전남대학교 전산학과 박사 재학중

<관심분야> : 영상 분할, 의료 영상, 동영상 압축, 멀티미디어, 노이즈 처리 및 복원

윤 효 순(Hyo-Sun Yoon)

정회원

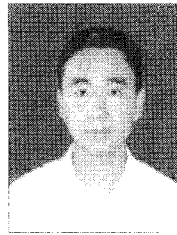


- 2002년 2월 : 전남대학교 전산학과 (이학석사)
- 2005년 2월 : 전남대학교 전산학과 (이학박사)

<관심분야> : 영상 처리, 동영상 압축, H.264

Nguyen Dinh Toan

정회원



- September, 2005 : Received the B.S. degree in Information Technology from Vietnam National University Ho Chi Minh City, University of Natural Sciences

▪ Currently pursuing M.S. degree in Computer Science at Chonnam National University in Korea

<관심분야> : Video coding, Ubiquitous computing

유 재 명(Jae-Myung Yoo)

정회원



- 1992년 : 전남대학교 응용화학공학부 학사
- 2003년 : 전남대학교 전산학과 석사
- 2006년 ~ 현재 : 전남대학교 전산학과 박사 재학중

<관심분야> : 멀티미디어 통신, 노이즈 처리 및 복원

이 귀 상(Guee-Sang Lee)

정회원



- 1980년 : 서울대학교 전기공학과 학사
- 1982년 : 서울대학교 전기계산기공학과 석사
- 1991년 : Pennsylvania 주립대학교 전산학 박사

▪ 1984년 ~ 현재 : 전남대학교 전자컴퓨터공학부 교수

<관심분야> : 멀티미디어 통신, 임베디드 시스템, 노이즈 처리 및 컴퓨터비전