

논문 2004-41CI-1-5

안정화된 역 확산 방정식을 사용한 다중해상도 영상 분할 기법

(A Multiresolution Image Segmentation Method using Stabilized Inverse Diffusion Equation)

이웅희*, 김태희**, 정동석***

(Woong-Hee Lee, Tae-Hee Kim, and Dong-Seok Jeong)

요약

영상 분할은 영상을 의미 있는 영역들로 분할하기 위한 기법으로 컴퓨터 비전과 영상 처리 분야에서 중요하게 다루어져 왔다. 또한 영상 분할은 MPEG-4 비디오 표준과 같은 객체 기반 동영상 압축 분야에서도 영상에서 객체 영역을 분할하기 위해 많이 사용된다. 보다 정확한 영역 경계를 얻기 위해 Watershed 알고리즘이 많은 분야에서 적용되고 있다. 그러나 Watershed 알고리즘은 영상내의 경계선 잡음에 매우 취약하고 과분할된 결과가 나타난다고 알려져 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 안정화된 역 확산 방정식(Stabilized Inverse Diffusion Equation : SIDE)을 사용하여 잡음에 강한 분할 특성을 가지면서 다중해상도 접근 방식을 통해 효율도 향상 시키는 영상 분할 기법을 제안한다. 또한 본 논문에서는 인접 영역의 레이블을 사용한 영역 투영법과 영역 인접 그래프(Region Adjacency Graph : RAG)를 사용한 영역 병합법도 사용하였다. 제안된 기법을 잡음이 포함된 영상의 분할에 적용시킨 결과 과분할을 감소시키고 분할 효율이 개선됨을 확인할 수 있었다.

Abstract

Image segmentation is the task which partitions the image into meaningful regions and considered to be one of the most important steps in computer vision and image processing. Image segmentation is also widely used in object-based video compression such as MPEG-4 to extract out the object regions from the given frame. Watershed algorithm is frequently used to obtain the more accurate region boundaries. But, it is well known that the watershed algorithm is extremely sensitive to gradient noise and usually results in oversegmentation. To solve such a problem, we propose an image segmentation method which is robust to noise by using stabilized inverse diffusion equation (SIDE) and is more efficient in segmentation by employing multiresolution approach. In this paper, we apply both the region projection method using labels of adjacent regions and the region merging method based on region adjacency graph (RAG). Experimental results on noisy image show that the oversegmentation is reduced and segmentation efficiency is increased.

Keywords: Image Segmentation, Stabilized Inverse Diffusion Equation, Multiresolution

I. 서론

영상 분할은 영상을 의미 있는 영역들로 분할하는

방법으로써 컴퓨터 비전이나 영상 처리 분야에서 중요하게 다루어져 왔다^[1]. 또한 MPEG-4와 같은 비디오 표준에서 채택한 객체 기반 부호화에서 공간적 객체 영역을 분할하기 위해 영상 분할이 많이 사용된다. 영상을 분할하기 위해 사용되는 분할 알고리즘은 크게 다음과 같은 항목으로 나누어 볼 수 있다. 계조도 문턱치(intensity thresholding), 군집화(clustering), 영역 성장(region growing), 영역 분할 및 병합(split and

* 학생회원, 인하대학교 전자공학과

(Dept. of Electronics Eng., Inha University)

** 정회원, 한국전자통신연구원 전파방송연구소

(Radio & Broadcasting Research Lab., ETRI)

*** 정회원, 인하대학교 전자공학과

(Dept. of Electronics Eng., Inha University)

접수일자 : 2003년 8월 21일, 수정완료일 : 2004년 1월 8일

merge) 그리고 변분과 편미분 방정식(variational and partial differential equation)에 기반한 방법 등이 있다^{[1][2][8][9]}. 또한 Watershed 알고리즘이 영역의 정확한 경계를 분할할 수 있고 계산이 빠른 알고리즘으로 알려져 있어 동영상 객체 분할과 같은 분야에서 많이 사용되고 있다^{[1][3][4]}. 이러한 Watershed 알고리즘은 영상에 있는 기울기 정보를 이용하는데 만일 영상에 잡음이 포함된 경우에는 많은 기울기 잡음으로 인하여 영상이 과분할되는 단점이 있다고 알려져 있다^[4]. 그러나 이러한 영상내의 잡음을 제거하기 위한 전처리로 일반적인 필터링을 사용하는 경우에는 영역의 경계 부분이 블러링 되어 영역 정보가 사라지는 단점이 있다. 최근 편미분 방정식(Partial Differential Equation : PDE)에 기반하여 이방성 확산(anisotropic diffusion)을 사용한 다중스케일(multiscale) 필터링을 통해 영역의 경계 부분의 블러링을 피하면서 잡음을 제거하는 영상 복원 방법이 연구되고 있다^{[6][7][8]}. 이러한 PDE를 이용한 다중스케일 필터링은 영상 분할에 사용되어 잡음 영상의 분할에 좋은 결과를 나타낸다^{[8][9][10]}. 그러나 이러한 PDE에 기반한 다중스케일 필터링은 잡음에 강인한 특성이 있으나 영상에 대한 반복적인 계산을 필요로 한다는 단점이 있다. 본 논문에서는 PDE에 기반한 다중스케일 필터링을 사용한 분할 방법으로 I. Pollak이 제안한 안정화된 역 확산 방정식(SIDE)^{[8][9]}을 사용하여 잡음에 강인한 영상 분할을 구현한다. 또한 다중스케일 필터링의 단점인 반복적인 계산의 해결책으로서 다중해상도를 이용한 계층적 분할을 사용하여 분할의 효율을 높이는 방법을 제안한다. 또한 다중해상도를 사용함에 있어 저해상도(low-resolution) 영상에서 고해상도(high-resolution) 영상으로 인접 영역의 레이블을 사용하여 영역 경계선을 보존하면서 확대를 하는 영역 투영 방법과 인접 영역 그래프(RAG)를 이용한 영역 병합을 통해 분할 성능을 높이는 방법을 제안한다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 제안된 분할 기법의 개요 및 영상의 다중해상도 표현에 대해 살펴보고 제안된 SIDE 분할 방법과 영역 투영 그리고 RAG 병합 방법에 대하여 설명한다. III장에서는 제안된 방법을 이용한 실험결과를 설명하고 IV장에서 결론 및 향후 과제에 관해 논한다.

II. 제안된 다중해상도 영상 분할 기법

1. 제안된 영상 분할 기법의 개요

본 논문에서 제안된 다중해상도 영상 분할 기법의 전체 구조는 그림 1과 같이 구성된다. 다중해상도 표현(Multiresolution representation)단계에서는 입력된 영상 I^0 을 정해진 해상도 레벨 L 에 따라 저해상도 영상 I^l , $0 \leq l < L$ 을 생성한다. 이때 생성된 해상도가 가장 낮은 I^{L-1} 영상은 SIDE 분할의 초기 입력이 된다. 이 단계에서는 SIDE를 사용한 분할이 수행되고 면적 기반 RAG 병합이 수행된다. 분할된 결과와 I^{L-2} 영상이 입력으로 영역 투영(Region Projection) 단계로 들어가게 되며 I^{L-1} 영상과 같은 크기의 분할된 결과가 I^{L-2} 영상과 같은 크기의 분할 결과로 투영되어 확대된다. 확대된 분할 결과는 면적 기반 RAG 병합 단계에 입력되어 이전 단계에서 레이블링된 영역들이 병합되며 이렇게 만들어진 분할 영역의 평균값 영상이 다시 SIDE 분할 단계로 입력되어 순서로 반복 수행된다. 이때 최종적으로 영상 크기가 원 영상 I^0 와 같은 해상도를 가지면 면적 기반과 거리 기반 RAG 병합을 거쳐 최종 분할 결과가 출력되게 된다.

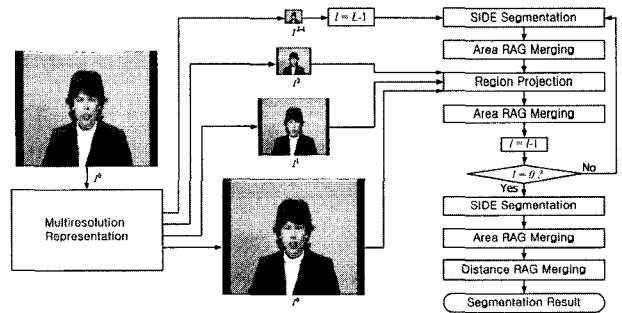


그림 1. 제안된 다중해상도 영상 분할 방법
Fig 1. Proposed multiresolution image segmentation method.

2. 영상의 다중해상도 표현 (multiresolution representation)

두개의 공간 변수 x 와 y 를 갖는 입력 영상을 $I(x, y)$ 라고 할 때 이 영상을 $I^0(x, y)$ 로 나타낸다. 이때 위첨자 0은 가장 높은 해상도를 갖는 입력 영상의 임을 뜻하며 본 논문에서는 간단히 I^0 로 표현한다. 해상도 레벨을 L 로 하였을 때, 즉 L 개의 영상을 해상도에 따라 분류한다면 그림 2의 (a)와 같이 다중해상도

영상의 집합은 $\{I^0, I^1, I^2, \dots, I^{L-1}\}$ 로 나타낸다. 이 때 I^{L-1} 은 가장 낮은 해상도를 갖는 영상이다. 또한 다중해상도 영상 집합을 생성하기 위해 본 논문에서는 그림 2의 (b)와 같이 2×2 픽셀 크기의 블록내의 계조도 값을 평균하여 한 레벨 낮은 해상도의 영상에 해당되는 한 픽셀 값을 생성하는 방법을 사용한다.

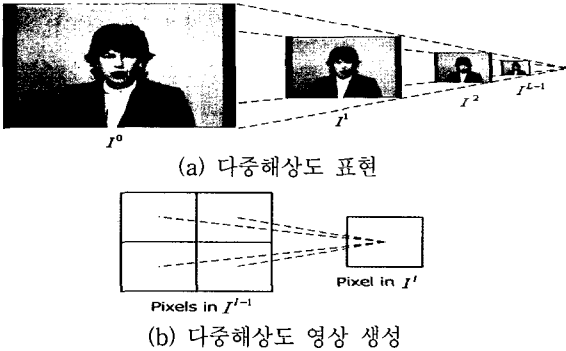


그림 2. 다중해상도 영상 표현 및 생성 방법
Fig 2. Multiresolution image representation and generation.

이러한 다중해상도 방식의 표현은 균질한 영역내의 분산을 줄이므로 영상의 잡음을 감소시키고 분할의 효율을 높여줄 수 있다. 또한 영상의 크기가 작아짐으로 SIDE 분할 단계에서 반복 계산의 양을 감소시키는 효과가 있다. 그러나 낮은 해상도를 갖는 영상에서 분할된 영역의 경계선은 높은 해상도에서 분할된 결과에 비해 부정확하게 된다. 이러한 단점을 본 논문에서는 부정확한 영역 경계 부분을 구하여 한 레벨 높은 해상도의 영상의 계조도 값을 이용한 영역 투영을 통해 해결하였다.

3. 안정화된 역 확산 방정식을 이용한 영상 분할 방법

영상 분할을 하기 위해 이용되는 영상의 계조도 값의 두 가지 기본적인 성질은 불연속성(discontinuity)와 유사성(similarity)으로 알려져 있다^[10]. 즉 계조도 값이 각 영역 내부에서 균질(homogeneous)하고 각 영역의 경계에서는 변화가 크게 나타나는 성질을 분할에 이용하는 것이다. 잡음이 포함된 영상의 경우에는 잡음을 제거하면서도 영역 경계가 보존되어야 좋은 분할 결과를 얻을 수 있다. 이러한 방식의 필터링은 PDE에 기반한 이방성 확산을 사용한 다중스케일 필터링을 통해 구현 가능하며 이러한 방식으로는 Perona-Malik 알고리즘이 있다^[6]. 식 (1)과 같이 표현되는 Perona-Malik 알고리즘을 이용하면 경계 부분에는 역 확산이 되고

균질한 영역에만 확산이 되어 잡음을 제거할 수 있다.

$$I_t = \frac{\partial I}{\partial t} = \text{div}(G(\nabla I)\nabla I) \tag{1}$$

$$I(0, x, y) = I(x, y),$$

식 (1)에서 표시된 I_t 는 영상 I 의 스케일 t 에 따른 변화율이며 $\text{div}()$ 는 발산(divergence), ∇I 는 영상의 기울기(image gradient)가 된다. 이때 변수 t 는 스케일이라고 하고 $0 \leq t < \infty$ 의 범위를 가지며 위의 식 (1)은 스케일 $0 \leq t < \infty$ 상에서 scale-space $I(t, x, y)$ 를 생성한다. 여기서 비선형 확산 계수인 $G(\nabla I)$ 는 그림 3 (a)와 같이 높은 기울기를 갖는 경계로 판단되는 영역에 있어 확산을 줄이도록 설계되어있다. 또한 $F(\nabla I) = G(\nabla I)\nabla I$ 라고 할 때 그림 3 (b)와 같이 나타나며 이때 상수 K 는 확산과 강조간의 문턱치가 된다.

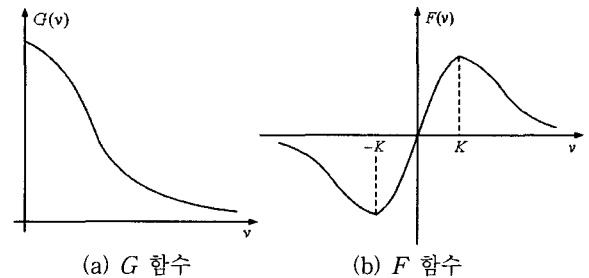


그림 3. Perona-Malik 알고리즘에 사용되는 함수
Fig 3. Functions used in Perona-Malik algorithm.

Perona-Malik 확산 방정식을 위에서 나타낸 F 함수를 이용하여 이산 형식으로 변환하면 식 (2)와 같이 나타난다. 여기서 $I_{x,y} = I(x, y)$ 이다.

$$i_{xy} = \frac{\partial I(x, y)}{\partial t} = F(I_{x+1,y} - I_{x,y}) - F(I_{x,y} - I_{x-1,y}) + F(I_{x,y+1} - I_{x,y}) - F(I_{x,y} - I_{x,y-1}) \tag{2}$$

$$I(0, x, y) = I(x, y),$$

이러한 Perona-Malik 알고리즘을 사용한 필터링은 그림 4 (b)와 같이 영상의 경계는 역 확산에 의해 강조가 되고 평탄한 영역 내부는 확산에 의해 블러링이 되어 경계는 보존하고 영역 내부가 균질성을 갖도록 하여 영상을 단순화 시킨다. 그러나 이러한 경우 잘못 설정된 K 값에 의해 안정화되지 않은 전개가 나타날

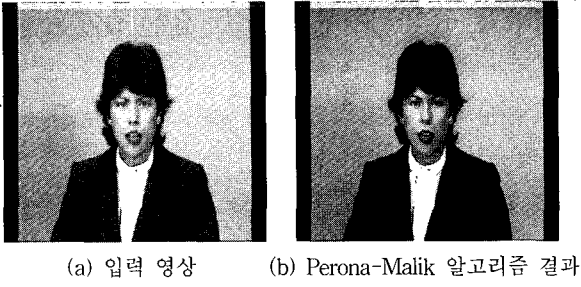


그림 4. Perona-Malik 알고리즘 영상 -
Fig 4. Image using the Perona-Malik algorithm.

수 있다. 즉 Perona-Malik 알고리즘은 K 값을 넘어서는 잡음을 경계로 판단하여 잡음을 강조하는 결과가 나타나는 단점이 있다^{[8][9]}.

본 논문에서는 I. Pollak에 의해 제안된 안정화된 역 확산 방정식(SIDE)을 이용하여 영상 분할을 수행한다. SIDE를 이용한 분할 방법은 잡음에 강인하며 안정화된 분할 결과를 나타낸다^{[8][9]}. SIDE는 위에서 언급한 F 함수가 다음 식 (3)과 같은 특성을 가져야 한다. 그림 5 (a)는 이러한 SIDE F 함수의 특성을 나타낸다.

$$\begin{aligned} F'(v) &\leq 0 \quad \text{for } v \neq 0, \\ F(0^+) &> 0, \\ F(v_1) = F(v_2) &\leftrightarrow v_1 = v_2. \end{aligned} \tag{3}$$

본 논문에서는 식 (3)의 특성을 만족하는 다음의 식 (4)과 같은 간단한 F 함수를 사용한다. 본 논문에서 사용한 F 함수는 그림 5 (b)와 같은 형태를 가진다.

$$F(v) = \begin{cases} \text{sgn}(v) - \frac{v}{S} & \text{if } -S \leq v \leq S, \\ 0 & \text{else} \end{cases} \tag{4}$$

위의 함수를 사용하여 다음 식 (5)과 같은 전개식을 정의한다.

$$\dot{I}_{Ri} = \frac{1}{m_{Ri}} \sum_{Rj \in NRi} F(I_{Ri} - I_{Rj}) p_{ij} \tag{5}$$

여기서 I_{Ri} 는 영역 Ri 의 값이고 필터링이 진행될 때 스케일에 따른 변화율은 \dot{I}_{Ri} 이다. 또한 NRi 는 영역 Ri 에 인접한 영역들의 집합이고 p_{ij} 는 영역 Ri 와 Rj 에 인접되어 있는 픽셀의 개수이다. 그리고 m_{Ri} 는 영

역 Ri 의 면적이 된다.

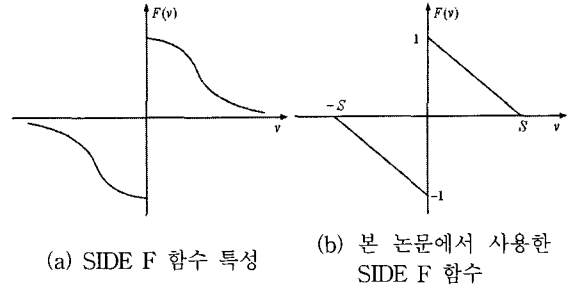


그림 5. SIDE F 함수 특성 및 본 논문에서 사용한 F 함수
Fig 5. SIDE F function property and F function used in this paper.

식 (5)에 의해 두 영역간의 값의 차이에 의한 F 함수의 값이 인접한 영역 사이의 픽셀에서 계산 되어진다. 이때 영역이 분할되었다는 것은 영역간의 값의 차이가 다르다는 것을 의미한다. 따라서 앞서 정의한 식 (4)의 SIDE F 함수는 $v=0$ 인 경우가 다음과 같이 $F(0^+) \neq F(0^-)$ 으로 정의되어 있지 않으나 이 경우는 하나의 영역이므로 식 (5)에 의한 전개식에서는 고려하지 않아도 된다.

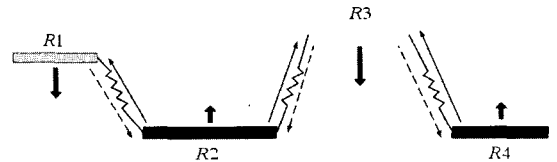


그림 6. SIDE 기반 영역 분할의 개념
Fig 6. The concept of region segmentation based on SIDE.

그림 6과 같이 각각 이웃하는 영역들은 서로 스프링으로 연결된 것으로 생각할 수 있다. 이때 각 영역에 가해지는 힘은 식 (5)에 의해 구해지며 영역에 가해지는 힘의 합에 의해 각 영역의 값이 변화된다. 변화된 영역의 값이 같은 값이 되는 영역들은 다음 연산에서는 하나의 영역으로 고려되어진다. 이때 영역의 면적이 식 (5)에서 나뉘어 지기 때문에 큰 영역의 값은 작은 변화가 생기어 고정되고 작은 영역의 값은 큰 변화가 생기어 면적이 큰 영역으로 작은 면적의 영역이 병합되는 효과가 나타나게 되어 영역이 효과적으로 분할되어진다.

본 논문에서는 SIDE를 이용한 분할을 다음과 같은

단계를 통해 수행한다.

- 1 단계 : 입력 영상에 레이블링을 통한 초기 분할을 수행하여 초기 영역을 설정한다.
 이때 각 레이블을 인덱스로 하는 면적 m_{Rk} , $k = \{0, 1, \dots, n-1\}$ 와 영역의 값 I_{Rk} , $k = \{0, 1, \dots, n-1\}$ 을 메모리에 계산해 넣는다. 이때 전체 레이블 수는 n 이다.
- 2 단계 : 식 (5)에 의해 계산된 각 영역의 값을 갱신해 준다.
- 3 단계 : 영역의 값이 같은 영역을 병합한다. 이때 m_{Rk} 와 I_{Rk} 그리고 n 을 갱신해 준다.
- 4 단계 : 2 단계로 간다. 만일 이때 분할된 영역의 수 n 값이 미리 정해 놓은 영역의 수 T_n 보다 작을 때 종료한다.

제안된 다중해상도 분할 방법에서 영역의 수 n 값이 단계별로 RAG병합과 영역 투영에 의해 변하게 됨으로 각 레벨별로 T_n 을 정해 준다. 본 논문에서는 SIDE 분할이 수행되는 현재 해상도 레벨이 l 이라면 그때 사용되는 T_n 은 $T_n(l)$ 로 정의한다.



그림 7. SIDE를 이용한 영상 분할
 Fig 7. Image Segmentation using SIDE.

그림 7은 위와 같은 방법에 따라 분할되는 과정을 나타낸다. 반복에 의해 이전 단계에서 분할된 영역이 객체의 경계를 효과적으로 보존하면서 병합되는 것을

알 수 있다. 그러나 이 방법을 그대로 원 영상 I^0 에 대입 하였을 때 초기 단계에 영역의 수가 많이 설정되어 연산이 많아지는 단점이 있다. 이러한 단점을 해결하기 위해 본 논문에서는 가장 크기가 작은 영상인 I^{L-1} 에 SIDE를 적용하여 초기 연산을 줄인 후, 영역 투영과 RAG 병합에 의한 결과를 이용하여 분할 영역의 평균값으로 구성된 영상을 그 다음 해상도 레벨에서의 SIDE 분할에 이용하였다.

4. 제안된 영역 투영 방법

해상도가 낮은 영상에서 SIDE를 통한 분할이 되면 이를 이용하여 한 단계 높은 해상도의 영상으로의 영역 투영을 하여야 한다. 이때 SIDE의 입력으로 들어간 영상의 해상도 레벨이 l 이라고 가정하면 SIDE 분할의 결과로서 레이블로 이루어진 결과는 C^l 로 그리고 영역의 평균으로 이루어진 영상은 M^l 로 표현하며, 이때 영상의 위치 x 와 y 에 해당하는 레이블 값과 속한 영역의 평균값은 각각 $C^l(x, y)$ 과 $M^l(x, y)$ 가 된다고 정의한다.

$$U^l = \{(x, y) | \exists (x_n, y_n) \in N_8(x, y) | C^l(x, y) \neq C^l(x_n, y_n)\} \quad (6)$$

이때 $N_8(x, y)$ 는 (x, y) 위치의 주변 8개 픽셀의 위치를 의미한다. 이렇게 얻은 U^l 과 C^l 그리고 M^l 을 이용하고 한 단계 높은 해상도의 영상 I^{l-1} 을 이용하여 영역 투영을 한다.

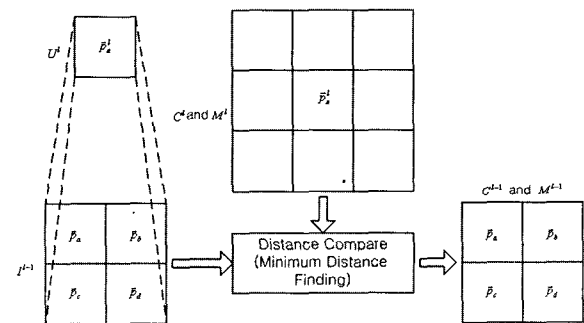


그림 8. 제안된 영역 투영 방법
 Fig 8. Proposed region projection method.

본 논문에서 사용한 영역 투영은 그림 8과 같이 수행된다. U^l 마스크에 불확실 영역으로 설정된 위치를 \vec{p}_u^l 이라고 하면 이 위치가 $l-1$ 해상도에서 확대되는

4개의 위치가 존재한다. 이 위치를 각각 $\vec{p}_a, \vec{p}_b, \vec{p}_c, \vec{p}_d$ 로 나타낸다. 이 각각의 위치에 해당하는 I^{l-1} 영상의 계조도 값들 $I^{l-1}(\vec{p}_a), I^{l-1}(\vec{p}_b), I^{l-1}(\vec{p}_c), I^{l-1}(\vec{p}_d)$ 을 $M^l(\vec{p}_u)$ 과 $M^l(N_8(\vec{p}_u))$ 의 9개의 값과 거리를 비교하여 가장 작은 값에 해당하는 레이블과 평균값을 이용하여 C^{l-1} 과 M^{l-1} 을 구한다. 이때 불확실 영역이 아닌 곳의 값은 C^l 과 M^l 의 값을 직접 투영하여 복사한다. 그림 9에 나타난 바와 같이 직접 투영 방식은 단순히 이전 해상도의 한 개의 픽셀을 2x2의 블록으로 복사하여 확대된 영상을 만들었기 때문에 영역 경계부분에 블록킹 현상이 발생하게 된다. 제안된 방법의 경우에는 영역의 경계선이 부드럽게 나타나고 블록킹 현상이 나타나지 않음을 알 수 있다. 그러나 전체적으로는 양호한 결과가 나타나지만 아주 작은 영역을 가지는 분리된 영역이 점처럼 경계주변에 나타나는 경우가 있다. 이러한 경우는 본 논문에서 제안된 방법은 영역 투영 이후에 RAG병합을 수행하는데 이때 영역의 면적을 고려하여 작은 면적은 병합되어져서 사라지게 된다.



(a) 저해상도 영상



(b) 직접 영역 투영 방법

(c) 제안된 투영 방법

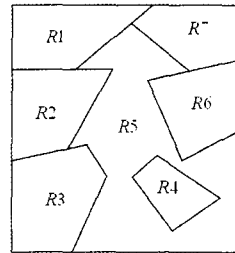
그림 9. 제안된 영역 투영 방법의 결과 영상
Fig 9. Result image of proposed region projection.

5. 인접 영역 그래프(RAG)를 이용한 영역 병합

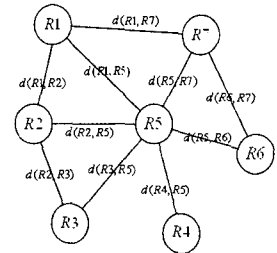
본 논문에서는 영역 투영 후 결과를 가지고 그림 10과 같이 영역에 대한 RAG를 작성한다. 이때 각 영역은 노드가 되고 노드사이의 거리는 인접한 두 영역간의 거리로서 영역 R_i 와 R_j 의 평균값을 μ_{R_i} 와 μ_{R_j}

라고 할 때, 영역간의 거리 $d(R_i, R_j)$ 는 다음과 같은 식 (7)을 이용하여 구한다.

$$d(R_i, R_j) = \mu_{R_i} - \mu_{R_j} \tag{7}$$



(a) 원 영역 영상



(b) 인접 영역 그래프

그림 10. 인접 영역 그래프
Fig 10. Region Adjacency Graph (RAG).

본 논문에서 사용되는 RAG 병합은 다중해상도 레벨에 따른 반복 처리에서의 중간 단계일 경우에는 영역의 면적에 제한을 두어 정해진 면적 이하의 영역만 인접 영역과의 유사성을 계산하여 병합을 수행하며 마지막 최종 병합에 사용되어질 때에는 면적에 제한을 두지 않고 인접 영역과의 거리가 일정한 크기 이하인 경우에 병합하는 두 가지 병합 방법으로 구성되었다. 즉 RAG가 구해진 후 다음과 같이 면적 기반 병합(Area based merging)과 거리 기반 병합(Distance based merging)의 두 가지의 영역 병합을 정의하여 사용한다.

(1) 면적 기반 병합(Area based merging)

우선 영역의 면적이 T_m 보다 작은 영역인 경우 영역간의 거리가 최소인 인접한 영역과 병합을 수행한다. 영역이 병합 되면 RAG와 거리를 갱신해준다. 모든 영역의 면적이 T_m 보다 크게 되면 병합을 멈춘다.

(2) 거리 기반 병합(Distance based merging)

면적과 상관없이 모든 영역에 대해 RAG의 노드사이의 거리가 T_d 이하인 영역을 병합한다. 면적 기반과 마찬가지로 병합이 되면 RAG와 거리를 갱신한다. 영역간 거리가 모두 T_d 보다 클 경우 영역 병합을 종료한다.

III. 실험 결과

제안된 방법의 분할 성능 평가를 위해 본 논문에서는 352×288크기의 Claire, Bream 그리고 임의로 합성한 영상을 가지고 실험하였다. 본 논문에서는 다중해상도 표현을 위한 해상도 레벨 L 은 3으로 설정하고 SIDE F 함수에 사용되는 S 값은 25로 공통으로 설정하였다. 또한 각 영상에 대한 SIDE 분할에 사용되는 T_n 과 RAG 병합에 사용되는 T_m, T_d 는 다음의 표 1과 같이 실험 영상에 따라 설정하였다.

표 1. 실험 파라미터 값
Table 1. Parameter values for experiment.

실험 데이터	투영 전 RAG 병합	투영 후 RAG 병합	SIDE 분할에 사용된 영역 수 문턱치			최종 RAG 병합	
	T_m	T_m	$T_n(2)$	$T_n(1)$	$T_n(0)$	T_m	T_d
Claire	1	4	400	150	100	50	20
Bream	1	4	600	300	300	30	20
Synthetic	1	4	200	30	25	50	10

다음 그림 11은 실험에 사용된 영상과 제안된 방법에 따라 각 해상도 레벨에서 분할된 결과를 보여 준다.

잡음을 포함한 영상에서의 분할성능을 비교하기 위해 L. Vincent와 P. Soille가 제안한 Immersion 기반 Watershed 알고리즘^[3]을 이용한 분할 결과와 제안한 다중해상도 분할 방법을 비교하였다. 실험 영상에 분



그림 11. 제안된 다중해상도 방법에 따른 분할 결과
Fig 11. Segmentation results using proposed multiresolution method.

산 σ^2 을 60, 80으로 하는 가우시안 잡음을 포함시킨 후 Watershed 방법과 제안한 방법으로 분할한 결과를 비교하였다. 최종 분할된 레이블 수는 표 2에 나타내었고 분할 결과 영상은 그림 12에 나타내었다.

표 2. 잡음 영상에 대한 분할 레이블 수
Table 2. Segmented label number of the images corrupted by gaussian noise.

실험 데이터	Watershed 방법의 Label 수		제안된 방법의 Label 수	
	$\sigma^2 = 60$	$\sigma^2 = 80$	$\sigma^2 = 60$	$\sigma^2 = 80$
Claire	158	265	29	30
Bream	598	688	30	33
Synthetic	31	104	7	7

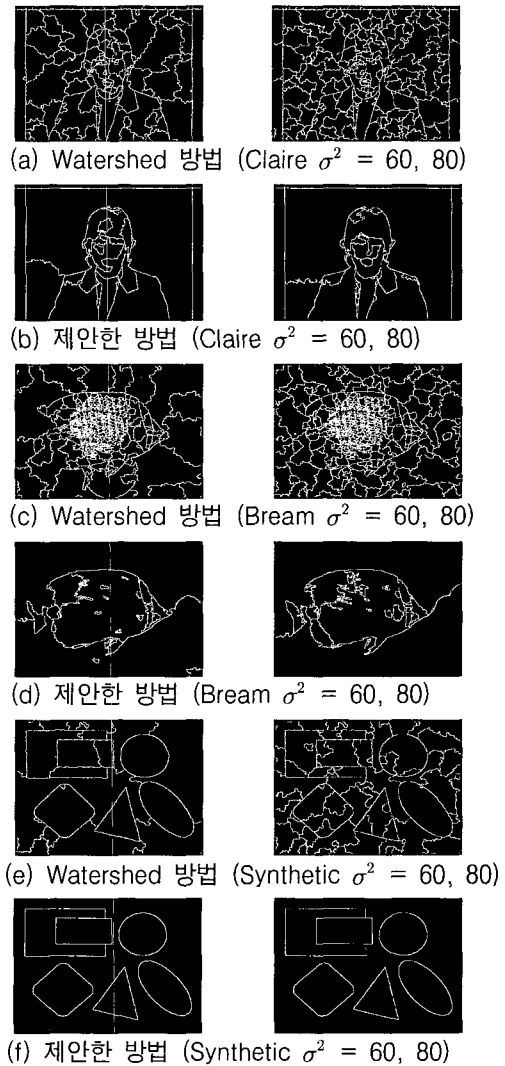


그림 12. 가우시안 잡음이 포함된 영상의 분할 결과
Fig 12. Segmentation results of the images corrupted by gaussian noise.

표 2에 나타난 바와 같이 제안된 방법은 최종 분할된 레이블 수에서 Watershed 알고리즘을 사용하였을 때 보다 Claire영상은 가우시안 잡음의 분산에 따라 81.6%와 88.7% 그리고 Bream은 95%와 95.2% Synthetic 영상은 80%와 93.2%의 정도의 레이블 수가 각각 감소하였다. 그리고 그림 12에 나타난 결과와 같이 Watershed 알고리즘은 영상의 잡음에 취약한 특징을 보이는 반면 제안된 방법은 영상의 잡음에도 불구하고 영역 경계를 잘 보존하면서 분할하는 것을 알 수 있다.

본 논문에서는 제안된 다중해상도 분할 방법과 전체 영상 크기에 SIDE를 적용하는 분할방법과 서로 효율성을 비교하였다. 그러나 이를 측정하기 위해서는 영상의 종류와 전체 영상에 적용한 SIDE 분할의 경우 T_n 값을 그리고 다중해상도의 경우 $T_n(l)$ 의 값을 어떻게 주느냐에 따라 알고리즘의 계산량이 변하고 제안된 방법의 RAG 병합 방법까지 고려해야 하는 점이 비교의 문제가 된다. 그러나 본 논문에서는 다음과 같은 가정으로 성능을 비교해 보았다. 일단 Claire 영상으로 한정하여 실험을 하여 유사한 레이블 수와 결과로 분할되도록 파라미터 값을 조정하였다. 또한 영상 전체 크기에 SIDE를 적용할 때 면적과 거리 기반의 RAG 병합을 제안된 다중해상도 방법과 같게 적용하였다. 이때 파라미터 값은 다중해상도 방법과 같게 하여 RAG 병합에 따른 계산량의 차이는 다중해상도 분할시 영역 투영과 영역투영 앞뒤에 위치하는 면적 기반 RAG 병합에 의한 차이로 한정시키었다. SIDE 병합에서의 계산량을 측정하기 위해서는 SIDE 분할의 특성상 반복 병합 과정 시 인접 영역의 픽셀의 개수에 따라 계산량이 결정됨으로 이를 측정하였다. 또한 분할에 걸리는 처리시간을 측정하여 두 방법을 비교하는데 사용하였다. 표 3에 비교 실험에 사용된 파라미터와 측정 결과를 나타내었고 그림 13에는 각각의 방법으로 유사하게 분할된 Claire 결과 영상을 나타내었다.

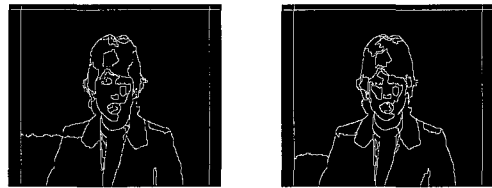
표 3과 그림 13에 나타난 바와 같이 두 가지 접근 방식은 최종 레이블 수가 39와 38로서 유사하고 분할된 결과영상도 비슷함을 알 수 있다. 그러나 SIDE 분할에 소요되는 계산량은 표 3에서 보는 바와 같이 인접 픽셀수의 차이에 의하면 약 97% 정도 감소하였고 전체 처리시간에서는 제안된 방법이 영역 투영과 투영 앞뒤의 RAG 병합 단계까지 포함하더라도 약 48%가 감소하는 것을 알 수 있다. 이와 같이 제안된 다중해상도를 이용한 방법은 잡음에 강인한 SIDE 분할의 장

점은 유지하면서 계산량은 감소하여 전체 해상도상에서 SIDE를 가지고 병합하는 방법에 비해 효율성이 증가되는 것을 알 수 있다.

표 3. Claire 영상에서의 다중해상도 SIDE 방법의 효율 실험

Table 3. Efficiency test of the multiresolution SIDE method for Claire image.

분할방법	설정 파라미터 값					
	T_n	$T_n(2)$	$T_n(1)$	$T_n(0)$	T_m	T_d
전체해상도	1500				50	20
다중해상도		400	150	100	50	20
분할방법	측정 결과					
	레이블 수	인접 픽셀 수	처리시간(msec)			
전체해상도	39	21995354	12218			
다중해상도	38	674692	6299			



(a) 전체해상도 적용 결과 (b) 다중해상도 적용 결과

그림 13. 전체 SIDE 방법과 다중 해상도 SIDE 분할 결과 영상.

Fig 13. Segmentation results of full-resolution SIDE and multiresolution SIDE.

IV. 결론

본 논문에서는 SIDE를 사용한 다중해상도 영상 분할 방법을 제안하였다. 제안한 방법은 기존의 Watershed 분할 알고리즘과 비교하였을 때 잡음 환경에 강인한 특성을 지니며 과분할이 적고 영역 경계를 잘 보존하는 효과적인 분할을 수행한다. 또한 제안된 영상 분할 방법은 기존 전체 영상에 대한 SIDE 영상 분할 방법과 비교하여 다중해상도를 이용한 접근 방법으로 인하여 유사한 분할 결과를 나타내면서도 계산량과 처리시간이 감소하여 효율성이 향상됨을 알 수 있었다. 향후 과제로는 입력 영상의 특성을 고려하여 제안된 알고리즘의 각 단계별 파라미터 설정이 최종 분할 결과에 미치는 영향을 분석하고 복잡한 여러 처리 단계에 대한 분석을 통해 보다 효율적이고 분할 속도를 향상 시키는 알고리즘에 관한 연구가 필요할 것으로 생각된다.

참 고 문 헌

- [1] I. Vanhamel, I. Pratikakis and H. Shli, "Multiscale Gradient Watersheds of Color Images," IEEE Trans. on Image Processing, vol. 12, no. 6, pp. 617-625, June 2003.
- [2] N. R. Pal and S. K. Pal, "A Review on image segmentation techniques," Pattern Recognition, vol. 26, no. 9, pp. 1277-1294, 1993.
- [3] L. Vincent and P. Soille, "Watershed in digital spaces: an efficient algorithm based on immersion simulations," IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell., vol. 13, no. 6, pp. 583-598, June 1991.
- [4] Y. Tsaig and A. Averbuch, "Automatic segmentation of moving objects in video sequences: A region labeling approach," IEEE Trans. on Circuits and Syst. Video Technol., vol. 12, no. 7, pp. 597-612, July 2002.
- [5] D. Wang, "Unsupervised video segmentation based on watersheds and temporal tracking," IEEE Trans. on Circuit and Syst. Video Technol., vol. 8, no. 5, pp. 539-546, Sept. 1998.
- [6] P. Perona and J. Malik, "Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion," IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell., vol. 12, no. 7, pp. 629-639, July 1990.
- [7] D. Tschumperlé, and R. Deriche, "Diffusion PDEs on vector-valued images," IEEE Signal Processing Magazine, vol. 19, no. 5, pp.16-25, Sept. 2002.
- [8] I. Pollak, "Segmentation and restoration via nonlinear multiscale filtering," IEEE Signal Processing Mag., vol. 19, pp. 26-36, Sept. 2002.
- [9] I. Pollak, "Image segmentation and edge enhancement with stabilized inverse diffusion equations," IEEE Trans. on Image Processing, vol. 9, no. 2, pp. 256-266, Feb. 2000.
- [10] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, Digital Image Processing 2nd, Prentice Hall, 2002.

저 자 소 개



이 윤희(학생회원)

1995년 2월 : 인하대학교 전자공학과 학사. 1997년 2월 : 인하대학교 전자공학과 석사. 1996년 ~ 1998년 : 서울이동통신 중앙연구소 주임연구원. 1999년 3월 ~ 현재 : 인하대학교 전자공학과 박사과정. <주관심분야 : 영상처리, 비디오 객체 분할 등>



정 동 석(정회원)

1977년 2월 : 서울대학교 전기공학과 학사. 1985년 : Virginia 주립 공과대학 전자공학과 석사. 1988년 : Virginia 주립 공과대학 전자공학과 박사. 1988년 3월 ~ 현재 : 인하대학교 전자공학과 교수. <주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터 비전, 멀티미디어 정보처리 등>



김 태 희(정회원)

1996년 2월 : 인하대학교 전자공학과 학사. 1998년 2월 : 인하대학교 전자공학과 석사. 2003년 2월 : 인하대학교 전자공학과 박사. 2003년 3월 ~ 현재 : 한국 전자통신연구원 전파방송연구소 연구원. <주관심분야 : MPEG-7, DRM, MPEG-21 REL. 등>