

모폴로지 재구성과 비선형 확산을 적용한 영상 분할 방법

(An Image Segmentation method using
Morphology Reconstruction and Non-Linear Diffusion)

김 창 근 * 이 귀 상 **
(Changeun Kim) (Gueesang Lee)

요약 확산(Diffusion)을 이용한 기존의 칼라영상 분할은 확산의 횟수가 반복될수록 경계선 정보가 적절히 유지되지 못하거나 잡음을 제거하지 못함으로써 워터셰드(Watershed) 알고리즘을 적용하는 경우, 과분할을 피할 수 없다는 단점을 갖고 있다. 본 논문에서는 수리 형태학(Mathematical Morphology)과 비선형 확산(Non-Linear Diffusion)을 함께 적용하여 과분할의 문제점을 제거한 워터셰드 결과를 얻을 수 있는 칼라영상 분할방법을 제안한다. 임의의 칼라 영상을 LUV 색상공간으로 변환하여, 그 각각의 색상공간에 수리 형태학을 응용한 재구성에 의한 닫힘(Reconstruction) 연산과 비선형 확산을 함께 적용하여 경계선을 적절히 유지하면서 잡음을 제거한 단순 영상을 획득할 수 있다. 이 영상에서 칼라 영상의 기울기(Gradient) 정보를 획득하고, 워터셰드 알고리즘을 적용하여 영상을 분할한다. 실험 결과, 기존의 방법보다 과분할이 현저히 제거되고, 칼라 영상이 매우 효과적으로 분할됨을 확인하였다.

키워드 : 영상 분할, 형태학적 재구성, 비선형 확산, 워터셰드, 과분할

Abstract Existing methods for color 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 paper proposes a method for color image segmentation by applying morphological operations together with nonlinear diffusion. For an input image, transformed into LUV color space, closing by reconstruction and nonlinear diffusion are applied to obtain a simplified image which preserves contour information with noises removed. With gradients computed from this simplified image, watershed algorithm is applied. Experiments show that color images are segmented very effectively without over-segmentation.

Key words : image segmentation, morphological reconstruction, nonlinear diffusion, watershed, over-segmentation

1. 서론

영상 분할(Image Segmentation)이란 영상 분석에 가장 기본이 되는 기법으로 영상을 밝기, 색상, 텍스처, 모션 등과 같은 유사한 특성을 갖는 영역 단위로 분할하는 작업이다. 영상 분할은 객체 인식, 컴퓨터 비전, 영상 압축을 위한 전 처리 과정 등의 다양한 응용분야에서 매우 중요한 역할을 하기 때문에 지금까지 많은 연구가 진행되고 있다[1].

영상 분할을 위한 방법으로는 윤곽선을 이용한 분할 방법, 영역을 이용한 분할 방법, 히스토그램을 이용한 분할 방법 등 다양한 방법이 사용되고 있다[2]. 그 중 영역을 이용한 분할 방법이 가장 많이 사용되고 있으며, 그 대표적인 방법으로 워터셰드(Watershed) 알고리즘을 들 수 있다. 워터셰드 알고리즘은 영상의 형태학적(Morphology) 정보를 이용함으로써 효과적으로 영상을 분할한다. 이 방법은 이론적 분석이 충분히 이루어져 있으며 실제적인 응용에서도 많이 적용되고 있으나, 약간의 잡음이나 지역적인 텍스처에 의해 영역이 과분할 될 수 있다는 단점이 있다[3]. 이러한 영상의 과분할을 감소시키기 위해 가우시안(Gaussian)과 같은 선형 확산 필터를 사용하기도 하는데, 이러한 선형 필터는 영상의 경계선이 흐려지는 단점을 갖고 있으며 이를 보완하기

* 비 회 원 : 전남대학교 전산학과
kcgroot@dreamwiz.com

** 중신회원 : 전남대학교 전산학과 교수
gslee@chonnam.ac.kr

논문접수 : 2004년 11월 22일
심사완료 : 2005년 4월 26일

위하여 비선형 확산(Non-Linear Diffusion) 필터를 많이 사용하지만[4-6], 워터셰드 적용 시 문제가 되는 과분할을 피하기 위해 과다하게 비선형 확산을 적용하면 역시 영상이 흐려지고 경계선 정보가 손실되는 단점을 완전히 피할 수 없게 된다. 또한 기울기 값(Gradient)이 큰 밝은 잡음의 경우에는 비선형 확산 후에도 그 잡음이 계속 존재하게 되어 과분할의 원인이 되는 문제점을 가지고 있다.

본 논문에서는 비선형 확산으로 얻을 수 없는 잡음제거를 위해 먼저 모폴로지(Morphology)를 응용한 재구성(Reconstruction) 연산을 적용한 후에 다시 비선형 확산 필터를 사용하도록 한다. 모폴로지를 응용한 재구성 방법은 먼저 돌출된 잡음(밝은 잡음과 어두운 잡음)을 제거하는데 효과적이면서도 경계선 정보는 그대로 유지되는 장점이 있다. 또한 비선형 확산 필터는 동일영역으로 간주될 수 있는 넓은 영역의 변화들을 스무딩함으로써 워터셰드 적용에 도움을 줄 수 있다. 본 논문의 아이디어는 비선형확산을 이용해서 얻을 수 없는 돌출잡음 제거에 모폴로지를 응용한 재구성연산을 사용한다는 데에 있다.

먼저 칼라 영상 분할을 위해 영상정보를 LUV 공간으로 변환시킴으로써 밝기 공간과 색상 공간을 독립적으로 분리하여 밝기와 색상의 간섭 문제를 방지하였다. 각각의 LUV공간에 모폴로지를 응용한 재구성에 의한 연산을 수행하여 일차적으로 밝은 잡음과 어두운 잡음을 제거한다. 그 영상에 비선형 확산을 적용하여 넓은 영역의 잡음을 제거함으로써 워터셰드를 위한 최적의 단순영상을 획득한다. 이 각각의 단순영상에 유클리디언(Euclidean) 거리를 적용한 칼라 기울기 값을 획득하고, 이 기울기 값을 이용하여 워터셰드 알고리즘에 적용할 마커를 생성하고 최종적으로 워터셰드에 의해 영상을 분할하게 된다.

2장에서는 워터셰드 알고리즘을 적용하기 위한 영상 단순화를 얻기 위한 비선형 확산 방법에 대해 설명한다. 3장에서는 본 논문에서 제안하는 비선형 확산과 수리 형태학을 함께 적용하는 영상 단순화 과정을 설명하며, 또한 최종적인 워터셰드 알고리즘 적용을 위한 마커 정보 생성과정을 구체적으로 제시한다. 그리고 4장에서 실험결과를 제시하며, 마지막으로 5장에서는 본 논문의 결론을 맺는다.

2. 기존 연구: 비선형 확산을 이용한 영상분할

영역 분할 방법으로 많이 사용된 기존의 워터셰드 알고리즘은 주변의 공간 정보를 효율적으로 사용한다는 이점이 있지만, 약간의 잡음이나 지역적인 텍스처에 의해 영역이 과분할 될 수 있다는 단점이 있다. 그래서 이

러한 과분할을 제거하기 위한 많은 연구가 진행되었다. 워터셰드 알고리즘을 사용하여 영역 분할을 할때에는 과분할을 제거하기위하여 영상을 단순화시키는 것이 필수적이며, 이러한 비선형 확산을 이용한 전형적인 영상 분할 방법은 그림 1과 같다.

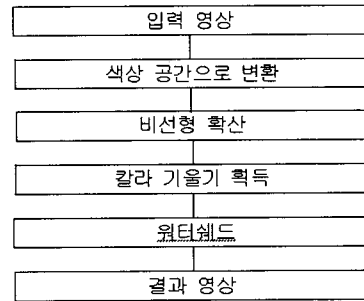


그림 1 기존 알고리즘 흐름도

그림 1에서 영상의 기울기 정보는 유지하면서 영상의 주변 잡음을 제거하기 위한 전처리 과정으로 Perona 과 Malik이 제안한 비선형 확산을 사용한다[4]. 비선형 확산을 사용하는 경우 가우시안 필터를 사용하는 경우와 비교하여 선명한 영상을 유지하면서도 영상분할에 필요한 기울기 정보를 얻을 수 있다. 하지만 그 역시 확산의 횟수가 반복될수록 워터셰드 알고리즘을 위한 중요한 정보인 기울기 값이 점차로 약해지게 되고 이러한 경우 경계선 정보를 상실함으로써 워터셰드에서 범람이 발생하여 적절한 영상분할이 이루어질 수 없다. 그리고 이를 피하기 위해 더 많은 마커정보를 주게 되면 또 다시 과분할을 피할 수 없게 된다.

Perona과 Malik이 제안한 비선형 확산에는 다음 식과 같은 두 가지 연산을 생각할 수 있는데[4], 식 (1)에 의한 비선형확산은 기울기 값에 반비례하게 확산함으로써 넓은 영역의 잡음을 제거하는 경우에 효과적인 반면 확산의 횟수가 반복될수록 경계선의 정보가 약해지는 단점을 가지고 있고, 식 (2)에 의한 비선형 확산은 지수함수를 사용하여 중간 영역의 기울기 값을 획득함으로써 경계선을 잘 유지하는 장점이 있으나 잡음이 많이 남게 되는 단점을 갖고 있어 일반적인 영상분할에 자주 사용되지 않는다.

$$g(\nabla I) = \frac{1}{1 + (\frac{\|\nabla I\|}{k})^2} \tag{1}$$

$$g(\nabla I) = e^{-\frac{(\|\nabla I\|)^2}{k}} \tag{2}$$

식 (3)은 확산과정을 보여주며, 영상에서 이웃하는 픽셀의 확산량에 의해 결정되는 현재의 픽셀 값을 나타낸다. λ는 전체적인 확산의 영향을 결정하는 상수로 0.25

이하일 때 확산이 안정적으로 이루어진다. $g(\nabla I)$ 는 확산계수이고, k 는 확산의 영향을 결정하는 상수이다.

$$I^{t+1} = I^t + \lambda g(\nabla I) \cdot \nabla I \quad (3)$$

본 논문에서는 모폴로지 재구성 연산을 사용하므로 돌출된 잡음에 잘 적용할 수 있으므로 식 (1)에 의한 비선형 확산을 이용한 영상분할의 경우와는 다르게 식 (2)에 의한 비선형 확산을 사용하여 과분할의 원인인 잡음을 제거하면서, 영상분할을 위한 선명한 경계선을 유지하게 된다.

3. 모폴로지 재구성 연산과 비선형 확산을 적용한 영상 분할

본 논문에서 제안한 모폴로지 재구성 연산과 비선형 확산을 함께 적용하여 과분할의 문제점을 제거한 워터셰드 결과를 얻을 수 있는 새로운 칼라영상 분할방법의 처리과정은 그림 2와 같다.

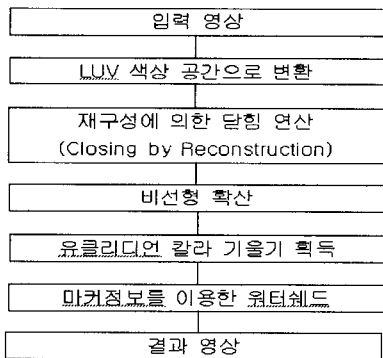


그림 2 제안한 알고리즘 흐름도

3.1 모폴로지 재구성 연산

영상의 단순화는 경계선을 유지하면서 과분할의 원인인 주변 잡음을 제거하여 영역을 평탄화 함으로써 분할이 용이 하도록 하는 것이다. 특히 영상의 단순화 정도

에 따라 과분할의 정도가 달라지는 워터셰드 알고리즘의 경우는 내부와 외부 잡음을 얼마나 단순화 하는냐가 영상의 분할을 결정한다.

이러한 영상의 단순화를 수행하는 기반 기술은 집합 이론을 적용한 수리 형태학 필터를 이용하여 영상에서 물체에 대한 형태, 크기, 대조 등의 다양한 특징을 추출할 수 있고, 동질성과 연결성을 만족하는 부분에 대한 특징 추출이 효과적이기 때문에 수리 형태학 특성을 이용하여 영상의 단순화를 수행한다.

본 논문에서는 재구성에 의한 닫힘(Closing by Reconstruction) 연산을 사용하여 영상의 내부적인 잡음과 돌출된 외부적인 잡음을 제거하여 일차적으로 평탄화한다.

모폴로지 변환을 응용한 재구성(Reconstruction) 연산은 두개의 영상을 사용한다. 하나의 영상은 재구성 연산을 위한 시작점인 마커(Marker) 영상이고, 나머지 하나의 영상은 재구성 연산을 제한하는 마스크(Mask) 영상이다. 식 (4)는 재구성 연산을 수식으로 표현한 것으로, 원영상에 침식(erosion) 연산을 한 마커 영상 f 의 초기값이 h_k 이고, g 는 마스크 영상이다. B 는 3×3 크기의 SE(structuring element)이고 \oplus 는 팽창(dilation)연산이다. h_k 를 팽창한 값과 마스크값인 g 를 비교하여 작은 값을 취한다. 식 (4)는 $h_{k+1} = h_k$ 가 될 때까지 수행되고, $f \subseteq g$ 이다.

$$h_{k+1} = ((h_k \oplus B), g) \quad (4)$$

그림 3은 모폴로지 재구성 연산을 그림으로 표현한 것으로서 모폴로지의 열림(Opening) 연산과 같은 기능을 하지만, 영상의 모양을 유지한다는 장점이 있다.

재구성에 의한 닫힘 연산은 그림 3과 같이 마커 영상을 마스크의 제한 점까지 팽창을 반복하여 영상의 돌출된 밝은 부분의 잡음을 제거하고, 이 영상에 역을 취해 다시 한번 위와 같은 연산을 수행하여 내부의 잡음을 제거한다. 그리고 다시 이 영상에 역을 취함으로써, 외부 잡음과 내부의 잡음을 제거하여 영상을 일차적으로 단순화 한다. 그림 4의 (a)는 원영상의 기술기 정보이고

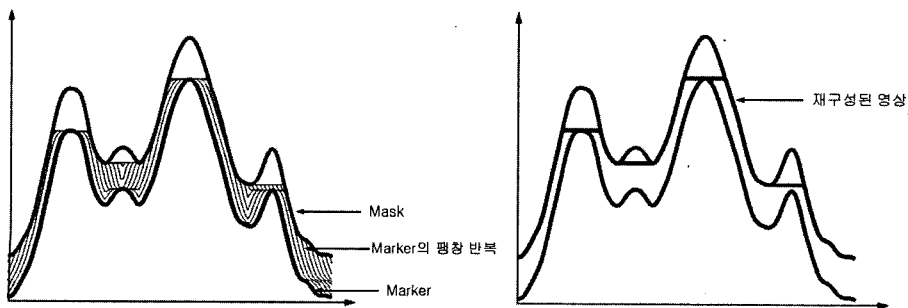
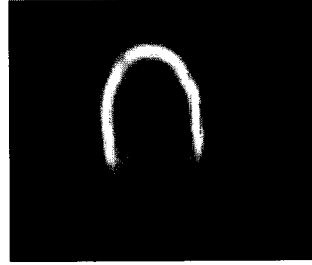


그림 3 모폴로지 재구성

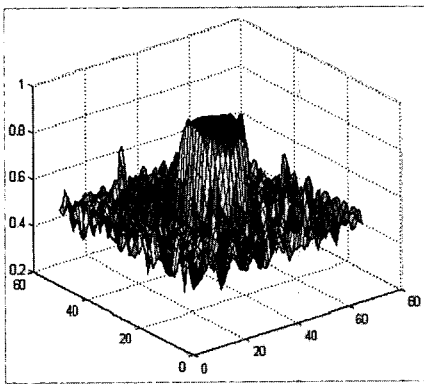


(a) 원영상 기울기 값

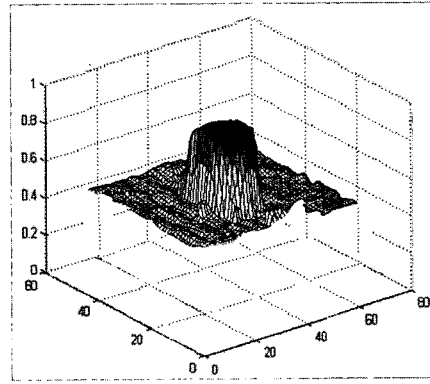


(b) 모폴로지 재구성을 적용한 영상의 기울기 값

그림 4 재구성에 의한 닫힘 연산의 적용 예



(a) 원영상 기울기 값



(b) 모폴로지 재구성을 적용한 영상의 기울기 값

그림 5 재구성에 의한 닫힘 연산 적용 예의 지형학적 표현

(b)는 재구성에 의한 닫힘 연산을 적용한 영상의 기울기 정보이다.

그림 5의 (a)는 원영상의 기울기 값을 지형학적으로 나타낸 것이고 (b)는 재구성에 의한 닫힘 연산을 적용한 후의 기울기 값을 지형학적으로 나타낸 것이다. (b)의 경우 주변의 돌출성분을 구성하는 고주파 잡음이 많이 제거된 것을 확인할 수 있다.

3.2 비선형 확산의 적용

Perona과 Malik이 제안한 비선형 확산에는 두 가지 연산을 생각할 수 있는데[4], 식 (1)에 의한 비선형확산은 기울기 값에 반비례하게 확산함으로써 넓은 영역의 잡음을 제거하는 경우에 효과적인 반면 확산의 횟수가 반복될수록 경계선의 정보가 약해지는 단점을 가지고 있고, 식 (2)에 의한 비선형 확산은 지수함수를 사용하여 중간 영역의 기울기 값을 획득함으로써 경계선을 잘 유지하는 장점이 있으나 잡음이 많이 남게 되는 단점을 갖고 있어 일반적인 영상분할에 자주 사용되지 않는다.

그러나, 돌출된 고주파성 잡음을 모폴로지 재구성 연산으로 제거할 수 있으므로 식 (2)에 의한 비선형확산을 이용함으로써 식 (1)에 의한 일반적인 비선형확산보다 경계선 정보를 잘 유지하도록 하였다.

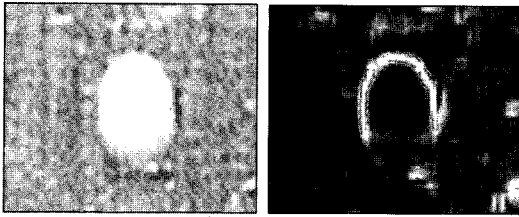
그림 6의 (a)는 원 영상이고 (b)는 원 영상의 기울기 값이다. 원 영상에 재구성에 의한 닫힘 연산을 적용하지 않고 식 (2)에 의한 비선형 확산만을 사용한 경우 (c)와 같이 돌출된 잡음이 남게 되는 반면, 이 잡음을 제거하면서 경계선 정보를 유지하고 있는 (e)는 재구성에 의한 닫힘 연산을 적용한 후에 식 (2)의 비선형 확산을 적용한 영상이다.

그림 6의 (d)와 (f)를 지형학적으로 나타낸 그림 7의 (a)와 (b)를 보면 재구성에 의한 닫힘 연산을 한 후에 비선형 확산을 적용한 경우 잡음이 효과적으로 제거된 것을 확인할 수 있다.

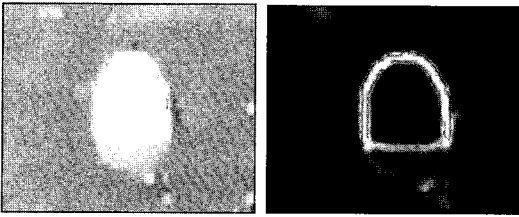
3.3 유클리디언 색상 기울기

영상 분할을 위해 사용되는 워터셰드 알고리즘은 영상의 기울기(Gradient) 값을 기반으로 영역을 분할한다. 일반적인 기울기 값의 추출 방법은 영상의 밝기 성분만을 고려하여 계산되므로 칼라 영상에는 적합하지 않다. 그래서 영상을 LUV 공간으로 변환 시키고 밝기 공간과 색상 공간을 독립적으로 분리하여 밝기와 색상 정보를 사용한다.

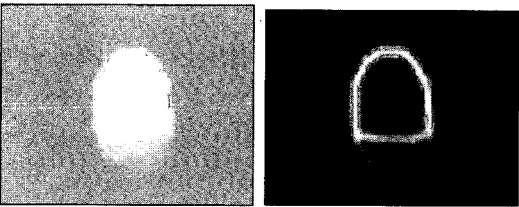
재구성에 의한 닫힘 연산과 비선형 확산을 적용한 각각의 L, U, V 성분에 식 (5)-(7)에 의해 정의된 유클리



(a) 원 영상 (b) (a)의 기울기 값



(c) 원 영상에 비선형 확산 적용 (d) (c)의 기울기 값



(e) 모폴로지 재구성 후의 비선형 확산 적용
그림 6 재구성에 의한 닫힘 연산 적용 여부에 따른 비선형 확산의 결과

디언 거리를 적용하여 기울기 값 $grad(L)$, $grad(U)$, $grad(V)$ 를 얻는다.

$$\frac{\partial I}{\partial x} = \sum_{a=y-1}^{y+1} \sqrt{(I(x+1, a) - I(x-1, a))^2} \quad (5)$$

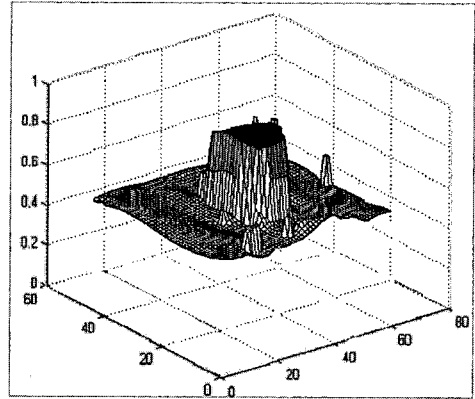
$$\frac{\partial I}{\partial y} = \sum_{a=x-1}^{x+1} \sqrt{(I(a, y+1) - I(a, y-1))^2} \quad (6)$$

$$grad = \sqrt{\left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial y}\right)^2} \quad (7)$$

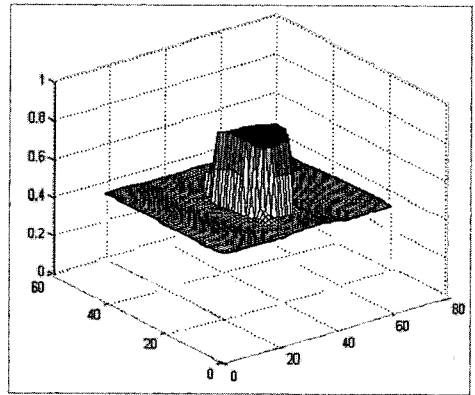
이 독립적으로 분리된 밝기 공간과 색상 공간의 기울기 값을 이용하여 색상 기울기 값을 구하게 되는데 기존 방법[7]에서는 식 (8)과 같이 각각의 L,U,V 기울기 값을 비교하여 가장 큰 기울기 값을 색상 기울기 값으로 선택하였다.

$$grad_{(color)} = \max(grad(L), grad(U), grad(V)) \quad (8)$$

그러나 만약 각각의 L, U, V 영상이 약한 기울기 값을 가지고 있는 경우, 식 (8)과 같은 방법으로 색상 기울기 값을 구하면 그 중에서 가장 큰 기울기 값을 선택하더라도 색상의 기울기 값은 약해지는 결과를 초래한다. 그래서 본 논문에서는 더 선명한 색상 기울기 값을 획득하기 위해 식 (9)와 같이 각각의 L, U, V 기울기



(a) 원 영상에 비선형 확산



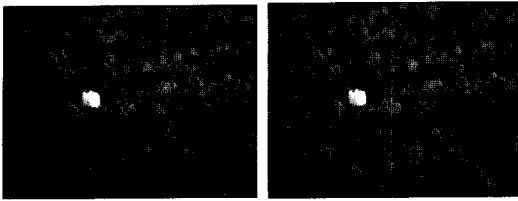
(b) 모폴로지 재구성을 적용한 후의 비선형 확산

그림 7 재구성에 의한 닫힘 연산 적용 후 비선형 확산

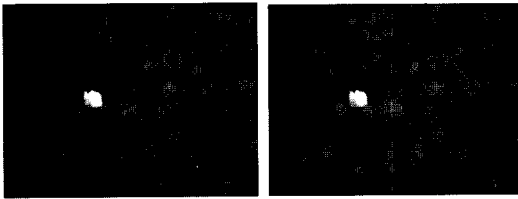
값의 합을 통해 구하고, 그 합이 경사 값의 최대치인 픽셀 값 255를 넘는 경우는 그 기울기 값을 255로 제한한다.

$$grad_{(color)} = grad(L) + grad(U) + grad(V) \quad (9)$$

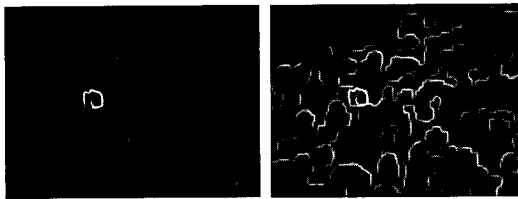
그림 8은 유클리디언 색상 기울기 값의 결과를 보여주고 있다. 그림 8의 (a)는 그레이 원영상이고 (b)는 칼라 원영상이다. (c)는 그레이 원영상에 재구성에 의한 닫힘 연산 후 비선형 확산을 적용한 영상이고, (d)는 칼라 원영상에 재구성에 의한 닫힘 연산 후 비선형 확산을 적용한 영상이다. (c)와 (d)를 비교해보면 (d)는 붉은 색상과 초록 색상이 뚜렷하게 나타난다. 하지만 이 칼라 영상을 그레이 영상으로 전환하여 밝기 영역만 참조하는 경우에는 (c)와 같이 붉은 영역과 녹색의 영역을 거의 구별하지 못한다. (e)는 이러한 문제점을 가진 (c) 영상에 대한 유클리디언 기울기 값이고 원하는 기울기 값을 정확히 찾아내지 못하는 것을 볼 수 있다. 반면에 (f) 영상은 LUV 색상공간을 사용하여 밝기 정보에서 놓쳐버린 색상의 기울기 정보를 효과적으로 찾아내는



(a) 그레이 원영상 (b) 칼라 원영상



(c) (a)에 모폴로지 재구성을 적용한 후의 비선형 확산 (d) (b)에 모폴로지 재구성을 적용한 후의 비선형 확산



(e) (c)의 밝기 기울기 값 (f) (d)의 색상 기울기 값

그림 8 유클리디언 색상 기울기(b)와 (d)는 칼라영상임

것을 확인할 수 있다.

3.4 마커정보를 이용한 워터셰드

워터셰드 알고리즘의 원리는 원 영상에서 기울기 값을 구하면 밝기 영역이 높은 값과 낮은 값을 갖게 되는데 이와 같은 기울기를 지형적인 의미로 보고 영상을 분석하는 방식이다. 또한 워터셰드 알고리즘은 기울기 영상의 최소값에 구멍이 있다고 가정하고 구멍을 통해서 조금씩 물이 올라 차기 시작하여 다른 웅덩이에 합쳐지려 할 때에 댐이 만들어져 합쳐지지 못하도록 만든다. 이런 댐들로 이루어진 선을 워터셰드 선이라고 표현하고, 워터셰드 선 안에 포함된 이미지를 분할하는 방식이다. 그림 9를 보면 담수과정을 통해 분할된 영역을 형

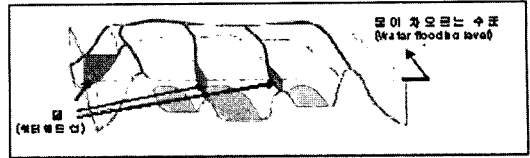


그림 9 침식(immersion)을 이용한 워터셰드 형태

성하는 것을 알 수 있다. 그러나 이 수리형태학을 이용한 워터셰드 알고리즘은 영상의 영역을 분할시 과분할을 초래하는 문제점을 가지고 있다.

따라서 이러한 과분할 현상을 제거하기 위해 모폴로지 재구성 연산과 비선형 확산을 함께 적용하여 영상의 단순화 과정을 거친 후 워터셰드 알고리즘을 위한 마커(Marker) 정보를 추출한다. 그리고 이 마커 정보를 기준으로 인접한 화소들에 대하여 유사성의 척도를 가지고 영역을 확장하여 초기 마커 정보로부터 확장되어진 영역과의 만나는 지점을 워터셰드 경계로 설정하고 영역들을 분할한다.

그림 10은 마커 정보를 추출하는 과정을 나타낸다. 그림 10의 (a)와 (b)는 단순화된 영상의 색상 기울기중 가장 작은 픽셀정보를 찾아 일정한 픽셀 값을 더하게 함으로써, 주위에 그 더한 픽셀정보 보다 작은 픽셀의 경우는 모두 같은 값으로 범람하게 하는 과정이다. (c)는 그렇게 작은 분지를 제거한 픽셀정보 중 가장 작은 부분은 1로 그리고 나머지 부분은 0으로 표현함으로써, 1의 부분이 마커 정보로써, 워터셰드 알고리즘에 적용되게 된다.

4. 실험 및 실험 결과

본 장에서는 다양한 영상에 대하여, 본 논문에서 제안한 방법을 적용한 결과를 보여주고 있다.

그림 11의 (a)는 원 영상의 색상 기울기 정보이고, (b)는 기존 방법으로 비선형 확산을 한 후 획득한 색상 기울기 정보이다. (c)는 원 영상에 제안한 비선형 확산을 한 후 획득한 색상 기울기 정보이고, (d)는 (c) 영상의 돌출된 잡음을 제거하기 위하여, 본 논문에서 제안한 재구성에 의한 단형 연산을 한 후 비선형 확산을 적용하여 최종적으로 획득한 색상 기울기 정보이다. (b)와

10	3	6	18	16	15	10
10	9	6	18	6	5	10
10	9	9	15	4	9	10
10	10	10	10	10	10	10

(a) 원영상

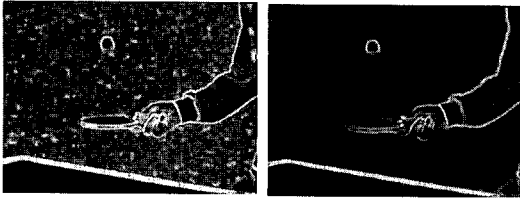
10	8	8	18	16	15	10
10	9	8	18	9	9	10
10	9	9	15	9	9	10
10	10	10	10	10	10	10

(b) 원영상 + 5

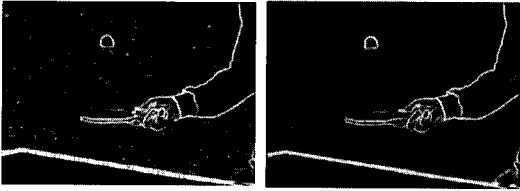
0	1	1	0	0	0	0
0	0	1	0	1	1	0
0	0	0	0	1	1	0
0	0	0	0	0	0	0

(c) 마커 획득

그림 10 워터셰드에 적용할 마커 정보 획득



(a) 원 영상의 색상 기울기 (b) 경사값에 반비례한 비선형 확산을 적용한 색상 기울기



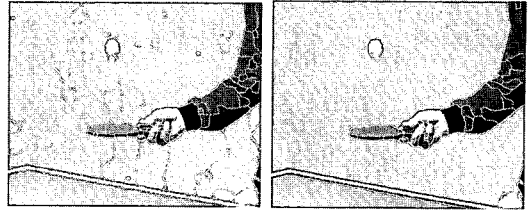
(c) 재구성에 의한 닫힘 연산을 적용하지 않은 지수함수를 이용한 비선형 확산의 색상 기울기 (d) 재구성에 의한 닫힘 연산을 적용한 후 지수함수를 이용한 비선형 확산의 색상 기울기

그림 11 비선형 확산 10회 반복후 획득한 색상 기울기 정보

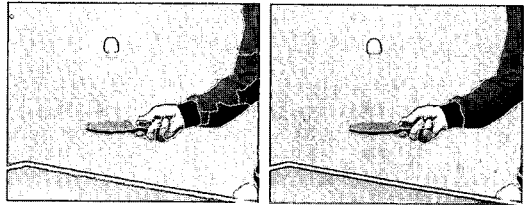
(d)를 비교해보면, (b)는 원 영상의 잡음을 많이 제거하였지만 기울기 정보가 확산을 통해 많이 사라진 것을 확인할 수 있고, 영상의 배경부분에 흐릿하게 잡음이 잔존해 있는 것을 확인할 수 있다. 반면 (d)는 배경의 잡음이 깨끗하게 제거 되었고, 또한 기울기 정보도 (b)보다 선명하게 남아있다.

그림 12의 (a)는 그림 11의 (b) 색상 기울기 정보에 마커를 적용한 워터셰드를 이용하여 영역을 분할한 영상이고, (b)는 그림 11의 (d)에 적용한 경우이다. 이렇게 그림 11의 (b)와 (d)의 각각의 색상 기울기 정보에서 마커 정보를 획득하기 위하여 같은 픽셀의 범람 값을 주는 경우 기존 방법으로 획득한 단순 영상의 경우 제안 방법보다 과분할이 일어난다. 그림 11의 (b) 색상 기울기에 영상의 과분할을 줄이기 위해 워터셰드의 마커 정보를 획득하기 위한 픽셀의 범람 값을 크게 주는 경우, 배경과 객체의 영역이 범람하게 되고, 이것을 방지하기 위해 최적의 마커 정보를 획득한 워터셰드 알고리즘을 기존 방법에 의해 얻은 단순화 영상에 적용하는 경우 제안한 방법에 적용한 경우보다 과분할이 발생한다. 그림 12의 (c)는 기존의 방법에 최적의 마커정보를 획득하여 영상을 분할한 것이고, (d)는 제안한 방법에 적용한 경우이다. (c)가 (d)보다 더 많은 과분할 영역을 나타내는 것을 볼 수 있다.

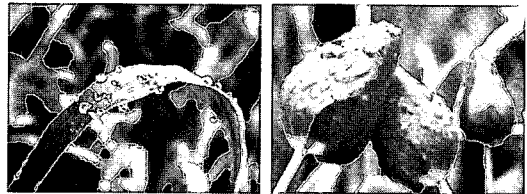
그림 13은 제안한 방법을 다른 영상에 적용한 실험



(a) 기존 영상 단순화 방법에 의한 영상분할 (b) 제안한 영상 단순화 방법에 의한 영상분할 (마커 정보 획득을 위한 픽셀 범람 값 = 5)



(c) 기존 영상 단순화 방법에 의한 영상분할 (d) 제안한 영상 단순화 방법에 의한 영상분할 (최적의 마커 정보 획득을 위한 픽셀 범람 값 = (c) 15, (d) 25) 그림 12 Table 영상의 분할 결과 비교



(a) 자연 영상 1 (b) 자연 영상 2



(c) Mother & Daughter 영상 (d) Coast Guard 영상

그림 13 실험 결과

결과이다.

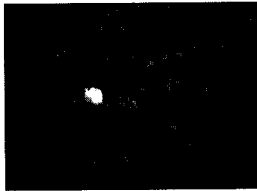
표 1은 그림 12와 그림 13의 (a)와 (d) 영상에 대해 전방 객체의 경계선을 범람하지 않으면서 기존 방법과 제안한 방법을 비교하여 과분할 정도가 얼마나 제거되었는지를 나타낸 분할 영역의 개수 데이터이다. 단 표 1의 분할 개수는 최적의 마커정보를 적용한 워터셰드를 이용하여 획득한 분할 영역의 개수다. 기존 단순화 방법에 의한 영상 분할 방법과 비교하였을 경우, 평균적으로

표 1 기존 방법과 제안한 방법의 과분할 제거정도의 비교

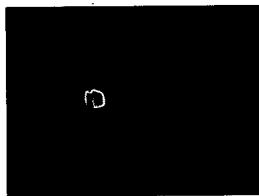
실험 영상	기존 방법	제안 방법	백분율
Table	125	78	37.6%
Mother&Doughter	44	27	38.6%
Coast Guard	109	62	43.1%

과분할된 영역이 37~40% 감소하는 것을 확인 할 수 있다.

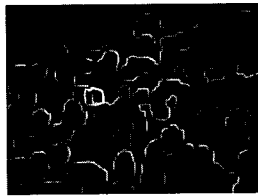
그레이 영상의 경우 객체의 밝기에 대한 경사값의 정보만 가지고 있기 때문에, 객체에 대해 색상 정보와 밝기 정보를 가지고 있는 칼라 경사값에 비해 전방객체의 범람을 막으면서 효과적으로 분할하는데는 한계가 있다. 그림 14는 그레이 기울기 영상과 칼라 기울기 영상에 제안한 방법을 적용한 것이다. 그림 14의 (a)를 보면 주변의 빨간 틀림에 대해 많은 부분이 전방 객체의 분할이 이루어지지 않은 것을 볼 수 있다. 그외 반해서 (b)는 색상정보의 기울기 추출로 인한 정보로 인해 빨간 틀림의 전방객체까지 범람하지 않고 영역을 분할해내는 것을 확인할 수 있다.



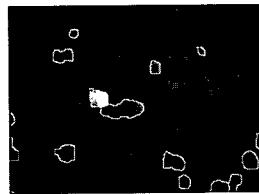
(a) 원영상



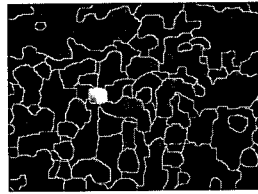
(b) (a)에 대한 그레이 기울기



(c) (a)에 대한 칼라 기울기



(d) (b)에 대한 영역분할



(e) (c)에 대한 영역분할

그림 14 그레이 영상과 칼라 영상에 대한 영역 분할 실험결과

5. 결론

본 논문에서는 모폴로지 재구성에 의한 연산에 의해

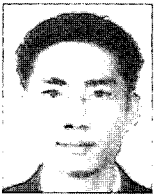
일차적으로 밝고, 어두운 부분의 지역적 잡음을 제거하고, 지수합수를 이용한 비선형 확산을 통해 기울기는 선명하게 살리면서, 주변 잡음은 부드럽게 하여 이차적으로 잡음을 제거하였다. 이렇게 획득한 단순화 영상으로 인하여 과분할의 원인인 주변 잡음을 1차적으로 제거하였고, 이렇게 획득한 단순화된 영상에서 색상 정보를 이용하여 색상 기울기 값을 구함으로써 밝기 정보만으로 획득하기 힘든 전방객체에 대한 기울기 정보를 획득함으로써 영상 분할을 더욱더 용이하게 하였고, 최종적으로 그 영상에 마커를 이용한 워터셰드를 적용하여 영상을 분할하였다. 제안된 방법은 기존의 단순화된 영상 분할 방법보다 37~40%의 과분할 영역을 감소시켰고, 흑백 영상의 기울기 정보의 단점을 칼라 기울기 정보를 이용하여 보완함으로써 전방객체에 대한 영역분할을 효과적으로 함으로써 여러 영상에서 만족할만한 영상 분할 결과를 나타내었다.

참고 문헌

- [1] N. R. Pal and S. K. Pal, "A review on image segmentation techniques," *Pattern Recognition*, vol. 26, no. 9, pp. 1277-1294, Mar. 1993.
- [2] M. Sonka, V. Hlavac, and R. Boyle, *Image processing, analysis, and machine vision*, 2nd ed. PWS publishing, 1998.
- [3] 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.
- [4] P. Perona and J. Malik, "Scale Space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion," *PAMI* 12, no. 7, pp. 629-639, 1990.
- [5] 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, pp. 532-536, July 1999.
- [6] 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, pp. 769-772, 2002.
- [7] L. Shafarenko, M. Petrou and J. Kittler, "Automatic Watershed Segmentation of Randomly Textured Color Images," *IEEE Transaction on Image Processing*, vol. 6, no. 11, pp. 1530-1544, Nov 1997.
- [8] G Louverdis, M.I Vardavoulia, I. Andreadis, Ph. Tsalides, "A new approach to morphological image processing," *Pattern Recognition*, vol. 35, pp. 1733-1741, 2002.
- [9] Demin Wang, "A multiscale gradient algorithm for

image segmentation using watersheds," Pattern Recognition, vol. 30, no. 12, pp. 2043-2052, 1997.

- [10] Hai Gao, Wan-chi Siu, and Chao-huan Hou, "Improved techniques for automatic image Segmentation," IEEE Transaction Image Processing, vol. 11, no. 12, 2001.
- [11] Ayako Shiji, Nozornn Hamada, "Color image segmentation method using watershed algorithm and contour information," Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing, vol. 4, pp. 305-309, 1999.
- [12] D. Tancharoen, S. Jitapunkul, S. Chompun, "Spatial segmentation based on modified morphological tools," International Conference Information Technology : coding and computing, pp. 478-482, 2001.
- [13] P. Soille, "Morphological Image Analysis : Principles and Applications," published by Springer, 1999.
- [14] L. Vincent and P. Soille, "Watersheds in Digital Spaces : An Efficient Algorithm based on Immersion Simulations," PAMI. 13, no. 6, pp 583-589, 1991.
- [15] D. D. Vleeschauwer, P. D. Smet, F. A. Cheikh, R. Hamila and M. Gabbouj, "Optimal Performance of the Watershed Segmentation of an Image Enhanced by Teager Energy Driven Diffusion," Proceedings of the International Workshop on Very Low Bit Rate Video (VLBV'98), Urbana (Illinois), pp. 137-140, 1998.



김 창 근

2003년 조선대학교 전자계산학과 이학사
 현재 전남대학교 전산학과 석사과정. 관
 심분야는 영상 분할, 영상 압축, 멀티미
 디어 통신



이 귀 상

1980년 서울대학교 전기공학과 학사. 1982
 년 서울대학교 전기계산기 공학과 석사
 1982년 금성통신 연구소 근무. 1991년
 Pennsylvania 주립대학 이학박사. 1984
 년~현재 전남대학교 전자컴퓨터정보통
 신공학부 교수. 관심분야는 멀티미디어

통신, 영상처리 및 복원, 논리합성 VLSI/CAD