

레벨셋 기법을 이용한 컬러 이미지 분할

유주한 정문열⁰

서강대학교 영상대학원 미디어 공학과

(juju1006, moon)@sogang.ac.kr

Color image segmentation by level set method

Yoo Ju Han Jung Moon Ryul⁰

Media Lab, Graduate School of Media Art & Technology, Sogang University

요 약

본 논문은 컬러 이미지를 의미 있는 영역으로 분할 하기 위한 새로운 방법을 제시한다. 본 연구에서, 의미 있는 영역을 이미지에서 많이 등장하는 색을 가지고 있는 영역이라고 정의하고, 많이 등장하는 색들을 파악하기 위해서 주어진 이미지를 RGB 공간에서 컬러 점들의 집합으로 표현한다. 그리고 본 기법에서 정의한 점들의 밀도를 이용하면, RGB 공간에서 점들의 밀도가 높은 영역에 속한 컬러들이 이미지에서 많이 등장하는 컬러라고 볼 수 있게 된다. 결국, 새롭게 제시하는 레벨셋 함수를 이용하여 RGB 공간에서 점들의 밀도가 높은 영역들을 찾음으로써 이미지에서 의미 있는 영역을 구분해 낼 수 있지만, 이미지에서 의미 있는 영역(점들의 밀도가 높은 영역)을 구성하고 있는 컬러들이 충분한 크기의 연속된 영역을 이룰 만큼 인접해 있지 않으면, 의미 있는 영역이라고 볼 수 없으므로, 그러한 픽셀들은 이웃 영역에 포함시키게 된다. 본 논문에서 새롭게 제시하는 방법은, RGB 공간에서 컬러들의 밀도 분포를 레벨셋 함수에 적용해서 영역을 분할하고 이를 이미지공간으로 다시 매칭 시키는 방법으로, 이미지에 레벨셋 함수를 직접 정의하고 이를 이용하여 이미지 영역분할을 하는 기존의 레벨셋 기반의 이미지 분할 방법과는 차이가 있다.

Abstract

In this paper, we propose a method to segment a color image into several meaningful regions. We suppose that the meaningful region has a set of colors with high frequency in the color image. To find these colors, the color image is represented as several sets of color points in RGB space. And when we use the density of points defined in this method, color belonging to a dense region of color points in RGB space refers to the color that appeared frequently in the image. Eventually, we can find meaningful regions by looking for regions with high density of color points using our level set function in RGB space. However, if a meaningful region does not have a contiguous region of the sufficient size in the image, this is not a meaningful region but meaningless region. Thus, the pixels in the meaningless region are assigned to the biggest meaningful region belonging to its neighboring pixels in the color image. Our method divides the color image into meaningful regions by applying the density of color points to level set function in RGB space. This is different from the existing level set method that is defined only in 2D image.

키워드: 레벨셋 기법, 이미지 분할, 평균 이동법

Keywords: Level set method, image segmentation, mean-shift

1. 서론

비슷한 색을 가진 픽셀들이 연결되어 충분히 큰 영역을 이루면 그 영역을 의미 있는 영역이라고 할 수 있다. 이것은 계슈탈트 지각 이론[1]에서도 알 수 있는 인간의 특성이다. 이 이론에 따르면, 인간은 그룹핑 사고에 의해 사물을 판단하려는 경향을 가지고 있다. 이 법칙은 사람들이 형태를 지각할 때 유사한 시각 요소들을 가지고 있는 것끼리 그룹을 지어서 보려 하거나, 좀 더 가까이 있는 두 개 또는 그 이상의 시각 요소들은 하나의 그룹으로 인식해서 보려고 하는 경향을 가지고 있다는 원리이다. 이러한 개념을 이용한 이미지 분할 방법들 중에 영역의 수를 미리 정해야 하는 K-means 기법과[2] 컬러밀도함수의 국지 최대값을 계산하고, 이를 이용하여 영역을 구하는 평균 이동법(mean-shift)[3][4] 등의 군집화 알고리즘들이 있는데, 본 논문에서는 RGB 공간 레벨셋 기법을 적용하여 영역을 분할하는 새로운 기법을 제시한다.

레벨셋 기반 이미지 분할기법은 잘 알려진 이미지 분할기법인 액티브 컨투어 모델[5]에서 출발한다. 이 방법은 개념을 이해하고 구현 하는 것이 쉽지만, 다음과 같은 단점이 있다. 첫째, 폐곡선들(컨투어)의 통합과 분리를 알고리즘 내부에서 명시적으로 제어해 주어야 하는 불편함이 있고, 둘째, 폐곡선 주변의 이미지 명도 변화율을 이용하여 폐곡선을 진화시키므로 변화율을 구하기 힘든 노이즈가 있는 이미지에는 적용이 잘 안 된다. 이 모델의 장점들을 최대한 살리고 단점들을 해결한 방법이 Chan의 방법[6](이하 CVM)이다. 이 방법은 흑백 이미지에서만 적용이 되는 단점이 있었지만, [7]에서 이들은 같은 방법을 컬러이미지에 적용되도록 확장했다. 이 방법은 Osher가 제시한 레벨셋 방법[8]을 액티브 컨투어 진화에 적용한 것이다.

이것은 컨투어를 레벨셋 함수를 영으로 하는 픽셀들의 집합으로 표현하고, 영역 기반 이미지 분할 방식을 사용하여 컨투어를 진화시킬 때, 컨투어 내부와 외부 영역의 균질성의 합이 증가하는 방향으로 진화시킨다. 이 방법은 액티브 컨투어 모델의 두 가지 단점을 극복한다. 하지만 이 방법은 이미지를 폐곡선들 내부의 영역들과 외부영역으로 크게 두 개의 영역으로 구분하므로, 기본적으로 물체영역(내부영역) 과 배경영역(외부영역)을 구분할 수 있을 뿐이다. 경우에 따라서 그림 1에서 보는 것처럼 내부영역에 속하는 폐곡선 내부가 각각 독립된 물체로 간주될 수 있다. 그러나, 폐곡선 내부영역들은 내부영역 전부의 평균 컬러(또는 명도)를 기준으로 분산이 적게 되도록 진화한 것이므로, 폐곡선 내부들이 그 외부의 배경에 대해 물체영역이라는 것은 분명하지만, 각 폐곡선 내부가 독립적으로 물체로 간주될 수 있다는 근거는 약하다. 예를 들어, 물고기 이미지에 기존의

CVM 기법을 적용한 결과는 그림 2에서 보여주고 있는데 만족스럽지 않다. 이 문제를 본 방법으로 해결한 것이 그림 3에서 보여주고 있다.

본 논문에서는, 컬러 이미지에 CVM 방법을 사용하여 단순히 내부, 외부 영역이 아니라, 각 폐곡선이 의미 있는 컬러 이미지 영역이 될 수 있는 방법을 제시한다. 본 방법의 핵심 아이디어는, CVM을 이미지에 직접 적용하여 유사한 컬러(흑백 이미지의 경우는 명도)를 가지는 픽셀들을 포함하는 폐곡선들을 진화시키는 것이 아니라, 이미지를 RGB 3차원 공간에 매핑하고 각 컬러 점들의 밀도분포함수를 구한 다음, 이 밀도 분포함수에 CVM 기법을 적용하는 것이다. RGB 공간은 이미지의 색상 분포를 나타내는 3D 히스토그램이다. 픽셀들의 색이 비슷하면 이미지 상에서의 위치가 달라도 RGB 공간에서는 서로 가까이 위치하게 되며, 2D 이미지에서 의미 있는 영역에 속하는 픽셀들, 즉 많이 등장하는 컬러를 많이 가지고 있는 영역은 RGB 공간에서 한 곳에 밀집되어 있게 된다. 즉, RGB 공간에서 밀도가 높으면서 충분히 큰 영역은 이미지에서는 의미 있는 영역이 될 가능성이 높다. 따라서, RGB 공간에서 점들이 밀집된 영역을 찾아내는 것이 우리가 제시하는 방법의 목표이며, 이렇게 하기 위해서 우리는 RGB 3차원 공간에 정의된 컬러밀도함수를 이용하여 의미 있는 컬러영역을 찾는 방법을 고안한다.

이 방법은 먼저, RGB 공간의 컬러 분포 전체를 포함하는 최초의 폐곡면을 설정하게 되면, 이 폐곡면의 내부영역은 밀도가 높고, 외부영역은 밀도가 낮은 영역이 된다. 그리고 나서, 내부영역과 외부 영역의 밀도 균질성이 높아지도록 이 폐곡면을 진화시키게 되면 밀도가 높은 영역과 낮은 영역을 구분해 낼 수 있다. 그 결과에 따라 복수의 폐곡면이 생성될 수도 있는데 이것은, 밀도가 높은 복수의 폐곡면으로 정의되는 내부영역의 균질성이 하나의 폐곡면으로 정의되는 내부영역의 균질성보다 높기 때문이다.

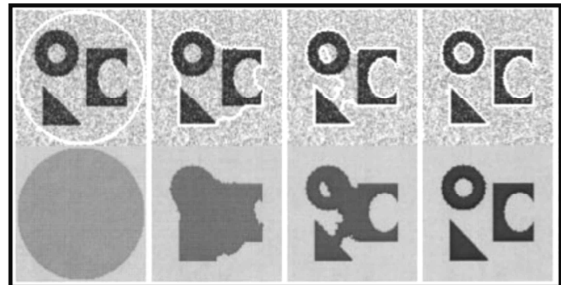


그림 1: Chan과 Vese의 모델(CVM): 왼쪽에서 오른쪽으로: 물체들 전체를 포함하는 최초의 폐곡선이 점점 면적이 좁아지면서 변화하다가, 결국 각 물체를 둘러싸는 복수의 폐곡선으로 진화한다

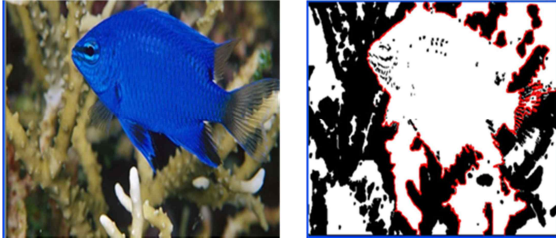


그림 2: 왼쪽 이미지를 전체를 포함하는 최초의 폐곡선을 CVM 기법으로 진화를 시켰을 때, 오른쪽 빨간 폐곡선이 생성된다. 그런데, 이 내부영역은 물고기 영역뿐 아니라, 주변의 영역까지 포함하고 있다. 그 이유는 물고기의 컬러와 유사하기만 하면, 그 컬러가 많이 등장하지 않아도 물고기와 같은 영역에 속할 수 있기 때문이다. 이것은 영역의 컬러가 그 영역의 평균컬러로 부터의 분산이 최소화 되도록 해당 영역을 진화시키기 때문이다.

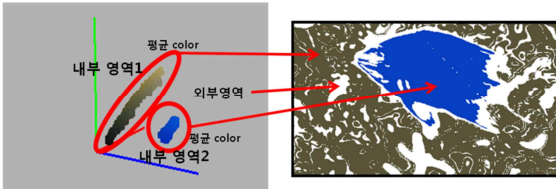


그림 3. 왼쪽그림: 그림 2의 원본 이미지를 RGB 3차원으로 공간으로 매핑 시키고, 컬러 밀도 분포를 구한다음, 여기에 영역전체를 포함하는 최초의 폐곡면을 설정하여 CVM 기법으로 진화시키면 밀도가 높은 두 개의 폐곡면(컬러영역)과 밀도가 낮은 컬러영역이 판별된다. 각 폐곡면은 두 폐곡면내부의 평균밀도를 기준으로 밀도의 분산이 최소화 되도록 결정된다. 높은 밀도를 가지는 서로 다른 컬러들은 서로 다른 폐곡면을 형성한다. 낮은 밀도를 가지는 영역은 외부영역이 된다. 오른쪽 그림: 밀도 폐곡면은 오른쪽 이미지의 의미있는 영역으로 매핑되고, 폐곡면들의 외부영역은 의미없는 노이즈 영역(흰색)으로 매핑된다. 물고기 영역주변에 밀도가 낮은 컬러가 분포되어 있음을 잘 보여준다. CVM 기법을 적용한 그림 2에서는 물고기 영역 주변의 컬러가 물고기 영역에 포함되어 있다.

이렇게 여러 개의 폐곡면으로 표현되는 여러 개의 영역들을 모두 내부영역으로 간주하고, 그 나머지를 외부영역으로 간주한다. 마지막으로, 내부영역으로 간주된 영역들의 점들을 이미지로 대응시켰을 때 이들이 충분한 크기의 연속된 영역들을 구성하면 이 영역들은 이미지상의 의미 있는 영역이 되고, 밀도가 낮은 외부영역에 속한 점들은 의미 없는 영역, 즉 노이즈로 간주되어 주변의 영역에 포함시킨다.

제 2절에서는 배경 이론에 대해서 간단히 설명하고, 제 3절에서는 우리가 제시한 방법에 대해서 설명을 한다. 제 4절에서는

최종 이미지 분할을 위한 후처리 과정을 소개하였다. 제 5절에서는 실험 결과를 보여주고, 제 6절에서는 결론과 추가 연구를 설명하였다.

2. 배경 이론

2.1 CVM

Chan과 Vese가 제안한 영역기반 액티브 컨투어 모델은 이미지상에 폐곡선들의 집합 C 를 정의하고, 폐곡선들의 내부영역들과 외부영역의 명도 또는 컬러의 균질성이 높아지도록 폐곡선들을 진화시키는 방법이다. 그림 1 에서 보듯이, 최초의 폐곡선을 모든 물체들을 다 포함하도록 설정하고, 폐곡선을 진화시키면, 이미지에서 폐곡선의 내부를 형성하는 물체와 외부를 형성하는 배경을 구분해 낼 수 있다.

CVM에서 정의한 내부, 외부 영역의 균질성에 반비례하는 에너지 함수는 다음과 같다.

$$F(c_1, c_2, C) = \mu \cdot \text{Length}(C) + \nu \cdot \text{Area}(\text{inside}(C)) + \lambda_1 \int_{\text{inside}(C)} |u_0(x, y) - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{\text{outside}(C)} |u_0(x, y) - c_2|^2 dx dy$$

여기서, 함수 $u_0(x, y)$ 는 이미지의 명도 또는 컬러함수이다. c_1 은 폐곡선들 내부 영역의 대표 컬러, c_2 는 폐곡선들 외부의 영역의 대표 컬러인데, 각 영역의 균질성은 그 영역의 분산, 즉 대표 값으로부터의 차이의 제곱으로 표현한다. 우변의 첫 번째 항과 두 번째 항은 커브 집합 C 안의 폐곡선들을 부드럽게 만드는 것이고, 세 번째 항은 C 의 폐곡선들 영역의 색상 값들이 균질하게 되도록 한다. 그리고 마지막 항은 외부 영역의 색상 값들이 균질하게 되도록 한다. 우리의 목적은 이 에너지함수를 최소화시키는 c_1, c_2, C 를 찾는 것이다. 이것은 에너지 함수 F 를 c_1, c_2, C 각각에 대하여 편미분한 다음, 그 편미분 값을 0으로 만드는 c_1, c_2, C 를 찾는 문제로 귀결된다. 여기에서 $\lambda_1, \lambda_2 > 0, \mu \geq 0, \nu \geq 0$ 은 사용자가 지정하는 파라미터들이다. c_1 은 폐곡선들 내부 영역의 평균 컬러, c_2 는 외부 영역의 평균 컬러로 구해진다. 위의 에너지 함수를 최소화하도록 폐곡선 집합 C 를 직접 진화시키려면, 하나의 폐곡선이 복수의 폐곡선으로 분할될 때나 복수의 폐곡선이 하나의 폐곡선으로 통합될 때, 이를 명시적인 알고리즘으로 제어해 주어야 하는데, 이것은 쉽지 않은 일이다. 이 문제를 해결하기 위해 Chan 과 Vese 는 레벨셋 기법을 사용하였다.

함수값이 0인 점들의 집합이 폐곡선들이 되는 레벨 함수 \emptyset 를 이용하여 에너지 함수를 표현하면 다음과 같이 나타낼 수 있다. ($\Omega \subset \mathbb{R}^3$)

$$\begin{aligned} F(c_1, c_2, \emptyset) &= \mu \int_{\Omega} \delta(\emptyset(x, y)) |\nabla \emptyset(x, y)| dx dy \\ &+ \nu \int_{\Omega} H(\emptyset(x, y)) dx dy \\ &+ \lambda_1 \int_{\Omega} |u_0(x, y) - c_1|^2 H(\emptyset(x, y)) dx dy \\ &+ \lambda_2 \int_{\Omega} |u_0(x, y) - c_2|^2 (1 - H(\emptyset(x, y))) dx dy \end{aligned}$$

위에서 사용한 Heaviside 함수와 Dirac 함수는 다음과 같이 정의된다.

$$H(z) = \begin{cases} 1, & \text{if } z \geq 0 \\ 0, & \text{if } z < 0 \end{cases}, \quad \delta(z) = \frac{d}{dz} H(z)$$

이 에너지 함수를 최소화 되게 하는 c_1, c_2, \emptyset 는 다음의 방정식의 해를 구함으로써 계산 될 수 있다.

$$\frac{\partial F}{\partial \emptyset} = 0, \quad \frac{dF}{dc_1} = 0, \quad \frac{\partial F}{\partial c_2} = 0$$

첫번째 식은 오일러-라그랑주 등식이다. 여기서 F의 함수 \emptyset 에 대한 편미분은 다음과 같이 계산된다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial F}{\partial \emptyset} &= -\delta(\emptyset) \left[\mu \cdot \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \emptyset}{|\nabla \emptyset|} \right) - \nu \right. \\ &\quad \left. - \lambda_1 (u_0 - c_1)^2 + \lambda_2 (u_0 - c_2)^2 \right] \end{aligned}$$

오일러-라그랑주 등식을 만족하는 함수 \emptyset 는 다음과 같은 같은 미분 방정식을 계산 함으로써 구할 수 있다.

$$\frac{\partial \emptyset}{\partial t} = -\frac{\partial F}{\partial \emptyset}$$

이 진화 미분 방정식은 $\partial F / \partial \emptyset = 0$ 이 되면 진화를 멈추게 되는데, 그때의 \emptyset 가 오일러-라그랑주 등식의 해이다. CVM은 진화미분방정식을 푸는 과정에서 폐곡선의 분할과 통합을 자동적으로 처리하고, 영역기반 이미지 분할을 사용하게 때문에 이미지의 노이즈에도 강한 장점을 가지고 있다. 하지만 서론에서도 언급을 했듯이, 폐곡선 내부 영역이 배경에 대해 물체영역이라고 볼 수는 있지만, 이 폐곡선 내부가 하나의 의미 있는 물체라고 보기는 힘들다. 본 논문에서는 이미지에 대응되는 RGB 공

간의 컬러 밀도함수에 CVM 방법을 사용하여 각각의 폐곡면에 대응되는 영역이 의미 있는 물체 영역에 보다 가깝게 하는 기법을 제시한다.

2.2 MEAN-SHIFT

평균이동기법은 어느 공간상에 존재하는 점들의 밀도가 높은 곳에서 군집화가 이루어 지도록 하는 방법이다. 즉, 점들의 그래디언트가 큰 쪽으로 이동을 해 가면서 국지최대가 되는 지점에서 군집화를 이루게 되는 것이다. 이 방법의 기본적인 동작 개념은 이미지로부터 (x, y, r, g, b) 점들의 집합을 구하고, 각 점들의 밀도를 구한 다음, 밀도들의 국지최대값들을 구하고 각 국지최대값으로 수렴하는 모든 점들의 집합을 해당 국지최대값을 중심으로 하는 영역으로 간주하는 것이다. 이 방법은 사용자 하여금 3개의 제어 파라미터 (hs, hr, M)를 제공하도록 하고 있다. (hs, hr) 은 (x, y, r, g, b) 점의 밀도를 구할 때 사용하는 윈도우의 크기를 정한다. 즉, hs 는 XY 공간에서의 윈도우 사이즈, hr 은 RGB 공간에서의 윈도우 사이즈를 나타낸다. 특정 점의 밀도는 이 점을 중심으로 하는 윈도우 안에 들어가는 점들의 평균 개수로 정의한다. (물론 동일 윈도우 안의 점이라도 해당 점으로부터 가까운 점은 비중이 크고, 먼 점은 비중이 작다) (hs, hr) 이 작으면 밀도분포를 세밀하게 계산하는 것이고, 크면 밀도분포를 성기게 계산하는 것이다. 그리고 M은 의미 있는 영역으로 간주되기 위한 최소한의 픽셀 개수를 말한다.

이 방법은 사용자가 직접 윈도우의 값을 적절하게 설정 할 경우에 효율적으로 영상이 분할 되지만, 그렇지 않을 경우 윈도우의 크기가 작아서 미소영역이 과다하게 존재하여 과분할 되거나, 윈도우 크기가 너무 커서 분할이 잘 되지 않거나 하는 단점들이 있다. 하지만 우리가 제안하는 방법은 사용자의 개입이 적은 레벨셋 방법을 이용한 새로운 군집화 방법을 제시한다.

3. 레벨셋 기법 기반의 영역분할

기존의 CVM 기법에서 의미 있는 영역을 정의할 때, 영역들의 컬러 균질도를 높이는 방향으로 영역을 정의하는 폐곡선이 진화 된다. 이런 정식화는 비슷한 컬러들이 모여있는 영역이 의미 있는 영역이라는 암묵적인 판단에 근거하고 있다. 본 논문은 이 기법의 기본적인 틀은 그대로 사용하되, 의미 있는 영역에 대해 다른 정의를 사용한다.

3.1 레벨셋 기법 기반의 영역분할

그림 4에서 알 수 있듯이 의미 있는 영역이란, 등장 빈도수가 높은 컬러들이 모여 있는 영역이라고 정의하는 것이 합당하다. 2D 이미지에 분포하는 하나의 픽셀에 대응되는 RGB 공간에서

의 점을 컬러 포인트라고 정의하면, 다음의 명제들을 타당한 것으로 받아들일 수 있다.

- (1) 픽셀과 컬러 포인트는 일대일 대응이다. (만약 2개의 픽셀의 색이 동일하면, 컬러 포인트는 동일한 지점에 위치되지만 2개의 컬러 포인트로 간주한다.)
- (2) 픽셀들의 색이 서로 비슷하면 컬러 포인트들은 서로 가까이 위치한다.
- (3) 서로 비슷한 색이 많이 모여 있는 국지영역은 컬러 밀도가 높다고 볼 수 있다. 한 컬러 포인트의 컬러 밀도는 이 포인트 주변의 국지영역의 평균 밀도로 정의할 수 있다.

위와 같은 특징들로 인해서, 이미지에서의 의미 있는 영역은, RGB 공간에서 밀도가 높은 컬러 포인트들이 많이 밀집해 있는 영역으로 정의할 수 있다. 예를 들어, 반복되는 텍스처 패턴이 있는 배경에 컬러 밀도가 높은 물체가 있다면 그 배경과 물체 모두 의미 있는 영역이라고 할 수 있다.



그림 4. 이미지에 많이 등장하는 컬러, 즉 등장 밀도가 높은 컬러들의 모여 있는 영역이 의미 있는 영역이라고 본다. 즉, 단순히 유사한 컬러들이 모여있는 영역이 아니라, 등장 밀도가 높은 컬러들이 모여있는 영역을 의미 있는 영역이라고 본다. 오른쪽 그림은 이런 기준에 의해 의미 있는 영역 (컬러 영역)을 구한 것을 보여준다.

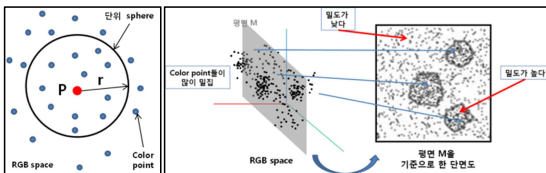


그림 5. 컬러 포인트 p의 밀도는 이 점을 원점으로 하는 반지름 r인 구안에 포함된 컬러 포인트의 평균 개수로 정의할 수 있다. 우리의 실험에서는 r=15로 고정 하였다.

3.2 RGB 공간에서의 컬러 밀도

그림 5에서와 같이 RGB 공간에 color point 들의 밀도를 구하고, 이 밀도 분포함수 (그림 6의 오른쪽)에 컬러 밀도가 높은 점들의 영역을 찾기 위해서 새로 제안하는 CVM 기법을 적용한다.

이 방법은 두 개로 나누어 지는 (내부 영역, 외부 영역) 각각의 영역들의 컬러 밀도 균질성이 높아지도록 RGB 공간을 분할한다. 즉, 최초의 폐곡면을 RGB공간 전체를 포함 하도록 설정을 하게 되면, 최초의 폐곡면 내부 영역은 밀도가 높은 영역이 되고 외부 영역은 밀도가 낮은 영역이 된다. 그리고 나서, 이 폐곡면을 진화 시키면, 내부영역은 내부영역의 컬러 밀도가 높은 쪽으로 균질성이 높아지게 되고, 외부영역은 외부 영역의 컬러 밀도가 낮은 쪽으로 균질성이 높아지게 된다.

3.3 레벨셋 방법

컬러 밀도가 높은 영역을 찾아내기 위해서 RGB 공간에서의 에너지 함수와 레벨셋 함수를 새롭게 정의 한다. 새로운 에너지 함수는 다음과 같다.

$$F(c_1, c_2, \emptyset) = \mu \int_{\Omega} \delta(\emptyset) |\nabla \emptyset| drdgd b + \nu \int_{\Omega} H(\emptyset) drdgd b + \lambda_1 \int_{\Omega} |c_0(r, g, b) - c_1|^2 H(\emptyset) drdgd b + \lambda_2 \int_{\Omega} |c_0(r, g, b) - c_2|^2 (1 - H(\emptyset)) drdgd b$$

이것은 함수 $c_0(r, g, b)$ 가 RGB 공간에서 컬러 밀도함수라는 것과 c_1, c_2 가 내부영역, 외부영역의 컬러 밀도 평균 이라는 것 외에는 기존의 CVM 정식화와 동일한 것이다. 그림 3은 컬러 밀도 함수를 분할한 결과의 예를 보여주고 있다. 2개의 색이 다른 내부 영역과 하나의 외부영역으로 분할된 것을 볼 수 있다. 각각의 내부 영역에 속한 컬러 포인트들에 대응되는 이미지의 픽셀들을, 각 영역의 평균 색으로 색칠을 하면 그림 3의 오른쪽에서 보는 것과 같은 2개의 영역이 분할된다.

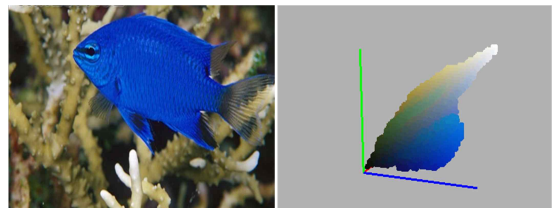
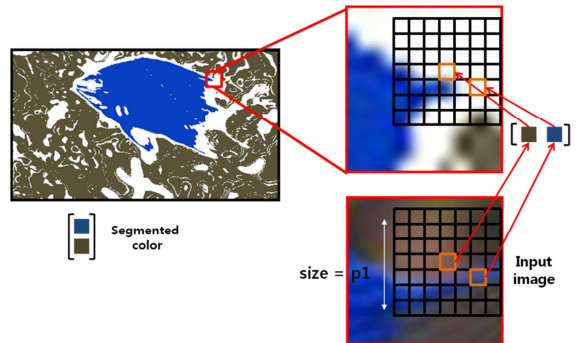


그림 6. 왼쪽은 원본 이미지, 오른쪽은 원본 이미지의 RGB 공간의 컬러 분포

3.4 컬러 밀도가 낮은 영역의 처리

컬러 밀도가 낮은 외부 영역에 속한 컬러 포인트들은 의미 없는 영역으로 간주되어 이들에 대응되는 이미지 영역은 주변의 영역에 할당된다. 외부 영역에 속하는 컬러 포인트에 대응되는 픽셀들은 다음과 같이 색을 지정하게 된다. 먼저 외부영역에 속한 컬러 포인트들 $C_N(I, 2, \dots, M)$ 에 대응되는 픽셀들 $P_N(I, 2, \dots, M)$ 이 있고, M 개의 컬러로 분할된 $C_M(I, 2, \dots, M)$ 의 컬러들이 있다고 하자. 그리고 나서 내부 영역으로 분할된 픽셀 근처에 있는 P_N 을 중심으로 하는 정사각형 모양의 작은 창을 설정한다 (그림 7의 위 그림 참조). 그리고 이 창에 속한 픽셀들 중에서 각각의 C_M 에 속하는 개수를 각각 계산하고, 가장 많은 수를 가지는 C_M 의 컬러를 해당 픽셀에 할당한다. 이 과정을 N 번 반복하여 외부 영역에 속한 픽셀들의 컬러를 정해준다. 그림 3의 이미지에 이러한 과정을 적용하면, 파란색 물고기와 수초들이 있는 짙은 갈색 배경, 즉, 2개의 의미 있는 영역이 분할 되는 것을 알 수 있다. (그림 7의 아래 그림).



4. 후처리

그림 7의 분할 결과 이미지를 보면, 최종적으로 의미 있는 영역으로 분할된 색의 개수는 물고기 색과 배경색인 2가지의 색으로 나누어 졌다는 것을 알 수 있다. 하지만 물고기 뒤쪽으로 물고기와 같은 색을 가진 조그마한 영역들이 다수 존재한다. 이런 경우는 그것이 컬러 밀도가 높은 컬러, 즉 의미 있는 영역에 속하는 컬러를 가졌더라도, 이 영역을 이루는 서로 연결된 픽셀들의 수가 적어서, 의미 있는 영역이라고 보기 힘들다. 후처리 과정은, 이렇게 비슷한 색을 가진 연결된 픽셀들의 수가 일정 범위 (T) 보다 적으면 그 영역 주위에 있는 다른 의미 있는 영역들 중에 가장 큰 영역에 귀속시키는 과정이다. 후처리 된 결과는 그림 8이다. ($T=50$, 실험 결과로 얻어진 최적의 값이다.)



그림 7. 외부 영역 처리 과정 (위), 그 결과 (아래). 아래 그림은 여전히 불만족스러운데, 그것은 너무 작은 크기의 파란색 영역들이 물고기 뒷 편에 분포되어 있기 때문이다.



그림 8. 후처리 결과. 너무 작은 사이즈를 가진 영역들은 이 주변의 큰 영역에 포함시킨다. 너무 작은 사이즈의 영역은 일종의 노이즈로 간주한다.

감사의 글

본 연구는 서강대학교 교내 연구비 지원에 의해 이루어 졌음.

참고 문헌

- [1] Max W., "Gestalt theory," *Hayes Barton Press*, 1944.
- [2] MacQueen, J. B., "Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations," *Proceedings of 5-th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability Berkeley*, University of California Press, 1:281-297, 1967.
- [3] Comaniciu, D. and Meer, P., "Mean shift: a robust approach toward feature space analysis," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(5):603-619, 2002.
- [4] Comaniciu, D. and Meer, P., "Distribution Free Decomposition of Multivariate Data," *Pattern Analysis and Applications*, 2:22-30, 1999.
- [5] Kass, M., Witkin, A. and Terzopoulos, D., "Snakes: Active contour models," *International Journal of Computer Vision*, 1(4):321-331, 1988.
- [6] Chan, T.F. and Vese, L.A., "Active contours without edges," *IEEE Transactions on Image Processing*, 10(2):266-277, 2001.
- [7] Chan, T.F, Sandberg L. and Vese L., "Active Contours without Edges for Vector-Valued Images," *Journal of Visual Communication and Image Representation* 11, 130-141, 2000.
- [8] Osher, S.J. and Sethian, J.A., "Fronts propagation with curvature dependent speed: Algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations," *Journal of Computer Physics*, 79:12-49, 1988.

< 저자 소개 >



유주한

- 2005년 경희대학교 전자공학 학사
- 2009년 서강대학교 미디어공학 석사
- 2010년~현재 KIST 연구원
- 관심분야: 컴퓨터 그래픽스, 컴퓨터 비전, 물체 인식



정문열

- 1980년 서울대학교 계산통계학 학사
- 1982년 한국과학기술원 전산학 석사
- 1982년~1986년 국방과학연구원 연구원
- 1992년 University of Pennsylvania 전산학 박사
- 1992년~1994년 일본 구주 공업대학 조교수
- 1994년~1999년 숭실대학교 컴퓨터학부 부교수
- 2000년~현재 서강대학교 영상대학원 미디어공학과 교수
- 관심분야: 컴퓨터 그래픽스, 미디어 아트