

컬러 분산 에너지를 이용한 확장 스네이크 알고리즘

이승태*, 한영준**, 한헌수**

Extended Snake Algorithm Using Color Variance Energy

Seung-Tae Lee *, Young-Joon Han**, Hern-Soo Hahn**

요약

본 논문에서는 컬러 영상에서 관심객체를 분할하기 위해 컬러 분산 에너지를 이용하는 확장 스네이크 알고리즘을 제안한다. 기존 스네이크 알고리즘은 영상 내에 존재하는 다양한 에너지들을 정의하여 영상을 관심 객체와 배경으로 분할한다. 스네이크의 성능은 구성하는 에너지의 특성에 따라 주로 좌우된다. 능동 윤곽선 모델인 일반적인 스네이크 알고리즘은 적용이 쉽고 분석이 용이한 영상의 밝기 정보를 주요 에너지로 사용한다. 그러나 영상밝기의 미분연산이나 에지검출과 관련된 에너지는 잡음에 민감하고 배경이 복잡해지면 성능이 좋지 않은 단점을 가지고 있다. 제안하는 알고리즘은 분할 영역의 컬러 분산을 스네이크의 영상 에너지에 추가함으로써 복잡한 배경에서도 관심객체를 효율적으로 분할한다. 제안하는 확장 스네이크 알고리즘의 성능을 단순한 배경과 복잡한 배경을 갖는 컬러 영상에서 관심객체를 분할하는 다양한 실험을 통해서 입증하였다. 그 결과 정확도 면에서 약 12.42 %의 향상된 성능을 보였다.

Abstract

In this paper, an extended snake algorithm using color variance energy is proposed for segmenting an interest object in color image. General snake algorithm makes use of energy in image to segment images into a interesting area and background. There are many kinds of energy that can be used by the snake algorithm. The efficiency of the snake algorithm is depend on what kind of energy is used. A general snake algorithm based on active contour model uses the intensity value as an image energy that can be implemented and analyzed easily. But it is sensitive to noises because the image gradient uses a differential operator to get its image energy. And it is difficult for the general snake algorithm to be applied on the complex image background. Therefore, the proposed snake algorithm efficiently segment an interest object on the color image by adding a color variance of the segmented area to the image energy. This paper executed various experiments to segment an interest object on color images with simple or complex background for verifying the performance of the proposed extended snake algorithm. It shows improved accuracy performance about 12.42 % .

▶ Keyword : 매개변수 스네이크(parametric snake), 컬러 분산(color variance), 영상 분할 기법(image segmentation method), 에너지(energy), 동적 윤곽선 모델(active contour model)

• 제1저자 : 이승태 교신저자 : 한헌수

• 투고일 : 2009. 9. 14, 심사일 : 2009. 9. 25, 게재확정일 : 2009. 10. 12.

* 숭실대학교 전자공학부 석사과정 ** 숭실대학교 전자공학부 교수

※본 논문은 2009년 정부 교육과학기술부(한국학술진흥재단)의 2단계 BK21사업의 재원으로 지원을 받아 수행된 연구임 (핵C6A1712, 멀티모달정보변환기술산학연공동사업팀).

※본 논문은 지식경제부 및 정보통신연구진흥원의 대학 IT연구센터 지원사업의 연구결과로 수행되었음 (IITA-2009-(C1090-0902-0007)).

I. 서론

영상분할에 관한 연구는 영상처리 분야에 있어서 핵심적인 요소 중의 하나이다. 많은 연구들이 관심영역이나 관심객체를 분리하는 다양한 기법들을 제안하고 있다. 스네이크 알고리즘은 영상 분할에 사용되는 기법 중에 하나로 에너지라는 개념을 도입하여 불특정한 윤곽선을 갖는 관심객체를 배경으로부터 효과적으로 분리하는 기법이다. 본 논문에서는 기존 스네이크 알고리즘에 확률 분산을 영상 에너지에 추가함으로써 복잡한 배경을 갖는 컬러영상에서도 관심객체를 효과적으로 추출하는 방법을 제안한다.

스네이크 알고리즘은 일반적으로 크게 두 가지 분류로 나누어진다. 이는 영상에 존재하는 에너지를 어떻게 분석하고 이용할 것인지에 따라 매개변수 스네이크(parametric snake) 알고리즘(1)과 기하학 스네이크(geometric snake) 알고리즘(2)으로 나뉜다. 매개변수 스네이크 알고리즘은 목표로 하는 관심 영역이나 객체의 외곽에서 에너지가 최소화 되도록 정의하는 함수를 통하여 객체를 검출하는 방식이다. 한편, 기하학 스네이크 알고리즘은 level set 기법에 기반을 두고 제한된 영역에서 모든 외곽을 검출하는 방식이다.

매개변수 스네이크 알고리즘이 기하학 스네이크 알고리즘의 특수한 예로서 알려져 있다. 하지만, 다양한 매개변수 스네이크 알고리즘의 변종들을 기하학 스네이크 알고리즘으로 기술할 수 없듯이 두 관계를 구분할 수 있는 경계가 모호하다(3). 따라서 본 논문에서는 두 종류의 알고리즘들을 따로 구분하지 않고 모두 능동 윤곽선 스네이크 알고리즘으로 호칭한다.

Kass(1)가 최초로 제안한 스네이크 알고리즘은 관심 객체에 빠르고 정확하게 접근이 가능하다. 급격한 외곽의 변화에 대해 취약하고, 복잡한 배경에서 적용되기 어렵다. Xu(4)는 이러한 문제에 대한 방안으로 GVF(Gradient Vector Flow)를 사용함으로써 복잡한 외곽에 대해 스네이크 제어점의 접근을 가능하게 하였다. 또한, Sum(5)은 Xu의 GVF에 대해 강화된 특징을 제공하여 보다 좋은 특성을 갖게 했다. 그러나 이들 알고리즘도 복잡한 배경영상에서 상당히 취약한 면을 보이는 단점이 있다.

이런 단점을 보완하기 위해 컬러 기반 스네이크 알고리즘에 관한 연구가 활발하게 진행되고 있다. 컬러 모델은 밝기 모델에 비하여 불안정한 면을 많이 가지고 있지만, 객체를 분별할 수 있는 풍부한 정보를 제공하기 때문에 복잡한 배경에서 관심 객체를 분할하는데 에너지로 사용되기 적합하다.

컬러 모델을 적용한 스네이크 알고리즘은 초기에 G.

Sapiro(6)이 제안하였다. 이 기법은 스네이크 제어 선에 해당하는 영역의 칼라 값을 더하고 이 값들의 변화량을 이용하여 목표 객체를 추출한다. 구현이 간단하고 빠르지만 잡음이나 조명에 취약하고 초기 영역특성을 설정하기 어렵다. 이후 발진된 형태로 T. Gevers(7)가 이미지에서 반사광을 제거하는 등의 전처리 과정과 Color Invariant Gradient Information을 갖는 스네이크 알고리즘을 제안하였다. Chen(8)은 기존의 C-V 방법(9)을 칼라 모델로 확장하여 객체에 대한 판단기준을 개선하였다. 이 스네이크 알고리즘은 컬러 정보를 이용하여 복잡한 배경에서 보다 세밀하게 객체를 분리하였다. 하지만, 관심 객체의 내부나 외부에 존재하는 컬러 잡음에 대해 취약한 단점을 가지고 있다. 그 외에 color 값을 이용하는 스네이크 기법에는 PCA를 이용하여 RGB로 이루어진 이미지를 분리하는 Ling Pi(10)의 기법이나 L2E를 이용하는 Lin Yang(11)의 기법 등이 있는데 이들 역시 위의 기법들과 흡사한 단점을 가지고 있다.

위에서 제시한 컬러정보를 이용하는 스네이크 알고리즘들은 공통적으로 초기 문턱 값과 관심 영역 내의 컬러분포의 영향을 많이 받는다. 본 논문에서는 분할 영역에 대한 새로운 컬러 분산 에너지를 사용한 확장 스네이크 알고리즘을 제안한다. 제안하는 스네이크 알고리즘은 균질한(homogeneous) 컬러 정보를 갖는 객체에 수렴할 경우에 컬러 정보의 분산 값은 작아지는 특성을 갖는다. 즉, 스네이크 제어 점들이 관심 객체에 접근할수록 스네이크 제어 곡선이 포함하고 있는 분할 영역에서 관심 객체의 비중이 커짐에 따라 분산 값은 작아진다. 제안하는 기법은 관심객체 내에서 컬러정보의 확률 분포에 대한 분산(Variance)을 이용하기 때문에 영상 잡음에 강인한 특성을 갖는다. 또한, 컬러정보의 확률적 특성은 복잡한 배경을 갖는 컬러 영상에서 관심 객체를 매우 효과적으로 분할하도록 한다.

본 논문의 구성은 2장에서는 능동 윤곽선 모델인 스네이크 알고리즘에 대하여 간략히 설명한다. 3장에서는 본격적인 알고리즘의 적용에 앞서 보다 좋은 특성을 얻기 위하여 적용한 전처리과정을 기술한다. 4장에서는 제안된 알고리즘의 구체적인 방법과 적용된 에너지에 대하여 기술한다. 그리고 마지막으로 5장에서는 다양한 환경에서의 실험을 통하여 제안된 기법을 검증하였다.

II. 윤곽선 검출을 위한 스네이크 알고리즘

Kass(1)가 제안한 스네이크 알고리즘은 제어 점들과 영상

이 제공하는 에너지들을 이용하여 관심객체나 관심영역을 분할한다. 여기서, 사용된 에너지는 식(1)에서 보여주는 바와 같이 크게 3가지로 분류된다.

$$E_{total} = E_{IN} + E_{EX} + E_{IM} \dots\dots\dots (1)$$

여기서, E_{IN} 는 내부에너지(internal energy)를 표현하며, E_{EX} 와 E_{IM} 는 각각 외부 에너지(external energy)와 영상 에너지(image energy)를 표현한다. 이 식의 각 요소들의 조합은 스네이크 제어 점들이 관심 객체의 외곽에서 가장 낮은 에너지를 가지도록 설계 된다.

내부 에너지(E_{IN})는 식(2)처럼 각각의 스네이크 제어점간에 생기는 역학적 에너지로써 탄성(tension)에너지와 강성도(stiffness)에너지로 구성된다.

$$E_{IN} = E_{tension}(v(s)) + E_{stiffness}(v(s)) \dots (2)$$

여기서, 식(2)에 쓰인 $E_{tension}(v(s))$ 는 $\alpha(s) \left| \frac{dv_s}{ds} \right|^2$ 이며, $E_{stiffness}(v(s))$ 는 $\beta(s) \left| \frac{d^2v_s}{ds^2} \right|^2$ 이다.

$v(s) = (x(s), y(s))$ 는 스네이크 제어점이며, s 는 0과 1사이의 값을 갖도록 정규화한 변수이다. 내부 에너지는 각 제어점간의 거리를 일정하게 유지하면서 굽어있는 제어점간의 굴곡을 펴주는 방향으로 에너지 분포가 구성된다.

외부 에너지(external energy)는 스네이크 제어점들을 임의 특징으로 끌거나 반발하게 하는 힘을 제어하는데 사용된다. 다음 식(3)의 예처럼, 스프링같이 끄는 힘(attractive force)은 스네이크 제어점 $v(s)$ 와 화소 좌표점 $i(s) = (x(s), y(s))$ 으로 정의될 수 있다.

$$E_{extern}(v(s)) = k|i(s) - v(s)|^2 \dots\dots\dots (3)$$

여기서, 외부 에너지는 $x = i$ 일 때 최소값을 가지며, $i-x = \pm 1$ 일 때 k 값을 갖는다.

마지막으로 선분(line), 에지(edge), 그리고 코너(corner)의 함수들로 표현되는 영상의 위치 에너지 (potential energy)는 스네이크 제어점을 관심 특징으로 수렴하도록 하는 힘을 만든다. 영상 에너지를 일반적으로 음의 영상 기울기(image gradient)로 표현하여 사용한다. 식 (4)는 선분, 에지, 그리고 코너로 구성되는 대표적인 영상 에너지의 구성을 보여준다.

$$E(v(s)) = \gamma_l E_l(v(s)) + \gamma_e E_e(v(s)) + \gamma_c E_c(v(s)) \dots (4)$$

여기서, $E_l(v(s))$, $E_e(v(s))$, 그리고 $E_c(v(s))$ 는 각각 영상 에너지의 선분, 에지, 그리고 코너 성분들이다. 그리고 γ_l , γ_e , 그리고 γ_c 는 각 영상 에너지의 성분들에 대한 가중치이다.

III. 잡음 제거기를 갖는 컬러값 기반 소벨 연산자

능동 윤곽선 모델인 스네이크 알고리즘은 앞 장에서 제시되었던 영상 에너지의 생성을 위해 일반적으로 소벨 연산자(Sobel operator)를 사용한다. 이는 소벨 연산자가 비교적 영역의 경계인 에지를 잘 검출하기 때문이다. 그러나 두 경계면의 밝기 값의 차를 이용하기 때문에 소벨 연산자는 영상에서 경계가 있음에도 불구하고 조명의 영향으로 에지를 잘 표현하지 못하는 경우도 있다. 이를 개선하기 위해 본 논문에서는 그림 1에 제시하는 것처럼 잡음 제거기를 갖는 컬러값 기반 소벨 연산자를 사용한다.

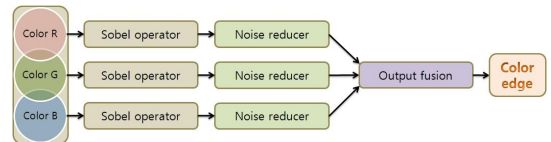


그림 1. 잡음제거기를 갖는 컬러값 기반 소벨 연산자
Fig. 1. Sobel operator based on color value having noise remover

컬러값 기반 소벨 연산자는 화소의 각 컬러 성분 RGB에 다음 두 3×3 마스크(mask)들을 컨벌루션함으로써 수행된다.

$$M_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}, M_y = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} \dots \dots \dots (5)$$

여기서, 두 마스크는 각각의 컬러 성분들에 대해서 독립적으로 컨벌루션한다. 두 마스크의 컨벌루션 결과들의 지승의 합은 해당 화소의 컬러 성분의 에지를 의미한다. 컬러값 기반 소벨 연산자에서 도출된 에지들은 각 화소에서 컬러 성분값의 변화를 최대한 반영하며 경계 값을 표현한다.

다음으로 에지 성분 검출시에 영상 잡음을 제거하기 위해 컬러값 기반 소벨 연산자로부터 얻어진 화소의 컬러 성분의

에지 값을 식(6)의 잡음 제거기에 적용한다. 제안하는 잡음 제거기는 평균 필터(mean filter)를 변형한 것으로써 잡음을 효과적으로 제거하면서도 컬러값 기반 소벨 연산자의 에지 특징을 최대한 보존한다.

$$I_{mean}(x,y) = \frac{1}{9} \times \left(\sum_{k=1}^9 z_k \right)$$

$$I_{filter}(x,y) = \begin{cases} I_{mean}(x,y) & , \text{if } I_{mean}(x,y) \geq \theta_1 \\ 0 & , \text{otherwise} \end{cases}$$

..... (6)

여기서, z_k 는 컬러값 기반 소벨 연산자의 적용으로부터 얻어진 화소의 컬러 성분의 에지 성분값이다. θ_1 는 평균 필터 결과값으로부터 잡음을 제거하기 위한 문턱값이다. θ_1 는 다양한 실험으로부터 선형적으로 결정된 상수값이다.

식 (6)은 3×3 으로 영역에서 각 화소에서 각각의 컬러 성분의 평균값을 구한다. 해당 화소의 평균값을 고려함으로써 잡음인지 아닌지를 판별한다. 이 방식은 산발적으로 발생하는 작은 값의 잡음을 효과적으로 제거한다. 다음 그림2에서 식(6)의 잡음 제거기를 도식화하였다.

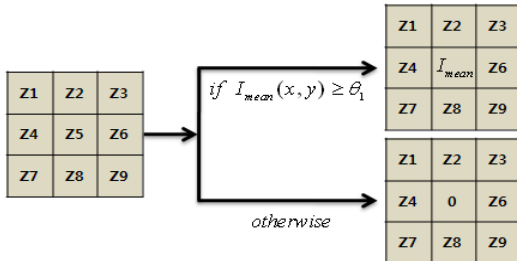


그림 2. 평균 필터를 사용한 잡음 제거기
Fig. 2. Noise remover using mean filter

컬러 에지를 얻기 위해, 그림 2의 컬러 성분의 에지값들의 융합은 식(7)의 명도(intensity)를 사용한다.

$$I_{edge}(x,y) = \frac{1}{3} (I_{R_sobel}(x,y) + I_{G_sobel}(x,y) + I_{B_sobel}(x,y))$$

..... (7)

여기서, I_{R_sobel} , I_{G_sobel} , 그리고 I_{B_sobel} 는 화소의 컬러 성분들에 대해 잡음제거기를 갖는 소벨 연산자를 적용하여 얻어진 식(6)의 에지값들이다.

그림 3은 실제 영상에서 컬러값 기반 소벨 연산자와 일반

적인 명암값 기반 소벨 연산자를 적용한 결과를 보여준다. 그림 3에서 명암값 기반 소벨 연산자를 적용했을 때 없던 에지 성분들을 컬러값 기반 소벨 연산자를 적용한 에지 영상에서는 확인할 수 있다. 잡음 제거기를 갖는 컬러값 기반 소벨 연산자는 잡음이나 조명환경에 매우 강인한 것을 확인할 수 있다.

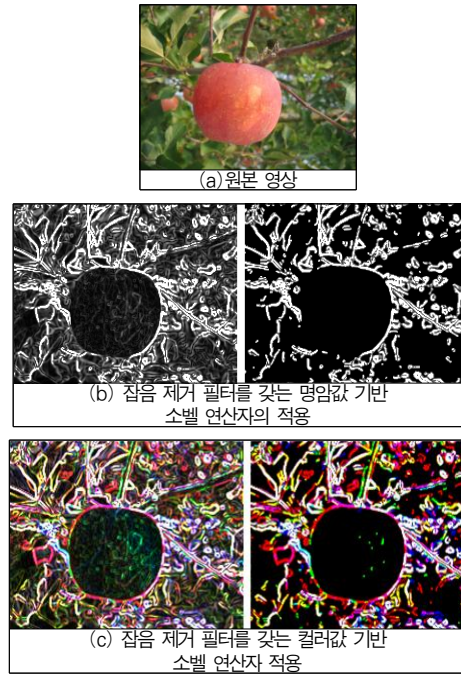


그림 3. 명암값 및 컬러값 기반 sobel 연산자들의 비교
Fig. 3 compare with sobel operators based on intensity and color value

IV. 컬러 분산 에너지를 고려한 확장 스네이크 알고리즘

본 논문에서 제안된 스네이크 알고리즘은 컬러 분산 에너지를 추가하여 기존의 방법을 새롭게 재구성하였다. 그리고 제안된 기법의 효율을 높이기 위해 컬러 영상에 대해 전후처리 과정을 수행하였다.

4.1 스네이크 알고리즘 초기화

일반적으로 스네이크 알고리즘의 성능은 영상에서 초기 스네이크 제어점이 놓인 위치나 개수의 영향을 많이 받는다. 초기 제어 점의 개수가 충분하지 않을 경우에는 관심 객체의 외곽선을 세밀하게 검출할 수가 없다. 관심객체의 정확한 분할

을 위해 초기 제어점들을 직선의 방정식을 이용하여 각각 스네이크 제어점들 사이를 N등분하여 제어점들을 추가한다. 이는 충분한 스네이크 제어점들을 확보함으로써 관심 객체의 윤곽선을 보다 세밀하게 분할하기 위한 목적이다.

영상 에너지 성분인 컬러 분산 에너지를 구하기 전에 분할 영역의 면적이 계산되어야 한다. 스네이크 제어점들의 이동에 따라 분할 영역의 면적을 반복적으로 계산하면 스네이크 알고리즘의 수행시간이 매우 길어진다. 따라서, 본 논문에서는 Gauss-Green 알고리즘[13]을 이용하여 스네이크 제어점이 이루는 폐곡선(closed loop)의 면적을 근사적으로 빠르게 구하는 방법을 사용한다. 식(8)은 불연속점으로 구성되는 폐곡선의 면적을 구하기 위한 Gauss-Green 알고리즘이다.

$$S_1 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n 0.5 \times (x_{i+1} + x_i)(y_{i+1} - y_i)$$

$$S_2 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n 0.5 \times (y_{i+1} + y_i)(x_{i+1} - x_i)$$

$$S_{G_area} = S_1 + S_2 \dots\dots\dots (8)$$

식(8)을 사용하여 불연속 폐곡선의 면적을 구하면 이론상 쉽고 빠르게 영역의 면적을 계산할 수 있다. 그러나 실제로 적용 시 결과 값이 실제 값과 조금 차이를 보인다. 이는 위의 Gauss-Green식에서의 좌표 (x,y)상의 점은 물리적으로 값이 0 이지만, 영상에서는 좌표(x,y)의 점이 면적 값 1을 가지기 때문이다. 여기서 발생하는 오차는 면적이 늘어나고 형태가 복잡해질수록 커지게 된다. 따라서, 본 논문에서는 식(8)을 식(9)처럼 변형하여 사용한다.

$$S_{R_area} \cong S_{G_area} + \frac{1}{2} S_{L_area} \dots\dots\dots (9)$$

위의 식 (10)에서 앞의 S_{G_area} 는 Gauss-Green 알고리즘에 의해 계산된 면적이며, S_{L_area} 는 스네이크 제어 곡선의 길이이다. 계산 결과는 영상의 실제 픽셀 수와 정확히 일치하지는 않지만 상당히 근접한 값을 도출한다. 식(10)을 적용함으로써 스네이크 제어점들의 이동에 따른 면적을 반복해서 계산하는 시간이 상당히 단축된다.

본 논문에서 정의하는 영상 에너지의 컬러 분산은 스네이크 제어점들로 구성된 폐곡선이 형성하는 분할 영역의 컬러 값 분포에 대한 통계적 특성을 말한다. 일반적으로 컬러 분산을 이용한 에너지는 유사한 컬러로 구성되어있는 객체에 접근할수록 낮은 에너지 준위를 갖는다. 하지만, 분할 영역이 여러

물체를 포함하는 경우에 분할 영역이 다양한 컬러 값을 갖기 때문에 컬러 분산 에너지는 매우 큰 값을 갖게 된다. 컬러 분산의 에너지가 크다면 분할 영역 안에 다른 배경객체가 존재할 확률이 높으며, 값이 충분히 작다면 관심객체만 존재할 확률이 높다.

따라서, 제안하는 스네이크 알고리즘은 스네이크 영상에너지에 식(10)처럼 컬러 분산 에너지를 추가한다. 스네이크 알고리즘의 컬러 분산 에너지를 줄여 스네이크 곡선이 관심 객체의 윤곽선에 수렴하도록 한다. 또한, 다른 배경 객체나 잡음을 접할 때에 발생하는 상대적으로 높은 컬러 분산 에너지는 스네이크 알고리즘을 극소(local minimum)로부터 쉽게 빠져나올 수 있도록 한다.

$$E_{var} = \omega_R E_{R_var} + \omega_G E_{G_var} + \omega_B E_{B_var} \dots\dots\dots (10)$$

여기서, E_{R_var} 그리고 E_{G_var} , E_{B_var} 은 컬러 모델에서 각 R, G, 그리고 B 채널에 대한 영역 분산 에너지이다. 그리고 ω_R , ω_G , 그리고 ω_B 가중치는 각 RGB 채널의 분산 에너지의 기여도를 조절함으로써 제안된 영역 분산 에너지를 섬세하게 조절 할 수 있다.

4.2 분할 영역의 컬러 분산 에너지

제안된 확장 스네이크 알고리즘의 컬러 분산 에너지를 2 단계에 걸쳐 계산한다. 첫 번째 단계에서는 위에서 설명한 Gauss-Green 식에 의한 면적의 계산과 분할 영역에 대한 기준 컬러 분산을 결정하는 것이다. 두 번째 단계에서는 1단계에서 계산된 분할 영역에 관하여 분산 에너지를 구한다. 식(11)을 이용하여 분할 영역의 화소들에 대한 RGB 각각의 평균값들을 구한다.

$$M_R = \frac{1}{N} \sum_{I_R(x,y) \in snke\ area} \sum I_R(x,y)$$

$$M_G = \frac{1}{N} \sum_{I_G(x,y) \in snke\ area} \sum I_G(x,y) \dots\dots\dots (11)$$

$$M_B = \frac{1}{N} \sum_{I_B(x,y) \in snke\ area} \sum I_B(x,y)$$

여기서, 식(11)의 N값은 스네이크 곡선에 의해 형성된 분할 영역의 전체 화소 수이다. N 값은 직접 계산함으로써 정확도는 높으나 수행시간이 많이 걸리는 단점이 있다. 따라서, 실제 적용 시에는 초기에만 각 화소의 값을 직접 계산한 화소수를

적용하고 이후에는 늘어나거나 줄인 분할 영역만을 계산하여 수행 시간을 줄인다.

식(11)로부터 스테이크 분할 영역 내에서 화소들의 컬러 성분 RGB의 각각에 대한 컬러 분산을 다음 식(12)으로 구한다.

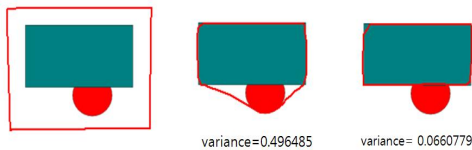
$$E_{R_var} = \frac{1}{N} \sum_{I_R(x,y) \in snakearea} (I_R(x,y) - M_R)^2$$

$$E_{G_var} = \frac{1}{N} \sum_{I_G(x,y) \in snakearea} (I_G(x,y) - M_G)^2 \dots\dots$$

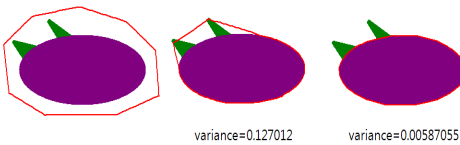
$$(12) E_{B_var} = \frac{1}{N} \sum_{I_B(x,y) \in snakearea} (I_B(x,y) - M_G)^2$$

여기서, E_{R_var} 그리고 E_{G_var} , E_{B_var} 은 각각 스테이크의 분할 영역에서 화소의 컬러 성분 RGB 값들의 분포에 대한 분산으로 제안하는 확장 스테이크 알고리즘에서 컬러 분산 에너지로 사용된다.

그림 4는 스테이크 곡선에 의해 생성된 분할 영역의 복잡도에 따른 컬러 분산 에너지를 보여준다.



(a) 단순한 배경을 갖는 관심객체



(b) 복잡한 배경을 갖는 관심객체

그림 4. 분할 영역의 복잡도에 따른 컬러 분산 에너지
Fig. 4. Color variance energy according to complexity of the segmented area

그림 4에서 보여 지는 것처럼 스테이크 곡선이 포함하는 분할 영역의 분산 에너지 값이 곡선의 이동에 따라 확연하게 변화됨을 확인할 수 있다. 또한 그림 4에서 보는 바와 같이 관심 외의 객체를 제외한 관심 객체만을 효과적으로 추출함을 볼 수 있다.

4.3 컬러 분산 에너지를 이용한 확장 스테이크 알고리즘

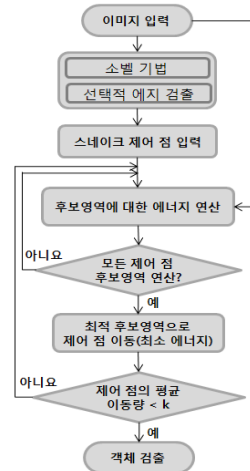


그림 5. 제안된 스테이크 모델 순서도
Fig. 5. Flow chart of proposed snake model

그림 5는 본 논문에서 구현한 관심 영역에 대한 컬러 분산 에너지를 이용한 제안하는 확장 스테이크 알고리즘의 흐름도를 보여주며, 그리고 다음 식(13)는 제안하는 스테이크 알고리즘의 에너지를 보여준다.

$$E = \alpha E_{IN} + \beta E_{EX} + (\gamma_{edge} E_{edge} + \gamma_{var} E_{var}) \dots (13)$$

여기서, 제안하는 확장 스테이크의 영상 에너지 E_{img} 는 컬러 에지 에너지(E_{edge})와 컬러 분산 에너지(E_{var})로 구성한다. 확장 스테이크 알고리즘의 응용분야에 따라서 선택적으로 결정된 두 에너지 요소의 가중치들의 변경이 가능하다.

제안하는 확장 스테이크 알고리즘은 분할 영역에 대한 통계치인 컬러 분산을 사용함으로써 배경 잡음이나 객체를 제거하고 관심객체만을 효과적으로 분할할 수 있다. 그러나 컬러 분산 값만을 사용하여 배경 객체를 제거하지만 관심객체의 윤곽선을 정확히 검출하지 못하는 경우도 발생한다. 이는 실제 영상에서 각 물체가 가지는 외곽선의 위치에서의 분할 영역에 대한 컬러 분산 값이 항상 최소의 값을 가지는 것은 아니기 때문이다.

대부분의 물체는 컬러 정보가 균일한 컬러로 이루어 지지 않고, 그림자나 그 외의 요소에 의해 컬러 값의 차이가 발생한다. 또한, 영상에서 관심 객체가 균일한 컬러만으로 이루어 졌을 지라도 스테이크 알고리즘의 특성이 내부 에너지에 의해 관심객체의 내부로 수축하는 경향이 있다.

이들 문제점들을 극복하기 위해, 제안하는 확장 스테이크 알고리즘은 컬러 분산 에너지의 가중치와 에지 에너지의 가중

치를 적응적으로 제어한다. 즉, 분할 영역에 대한 컬러 분산 에너지와 단순 에지의 에너지를 각 상황에 따라 가중치를 다르게 주어 컬러 분산 에너지의 영향을 제어한다. 아래 식(14)는 (i)번째 와 (i+1)번째 반복 수행 주기 동안 컬러 분산 에너지의 변화량을 표현한다. 스네이크 알고리즘의 반복 수행 동안 컬러 분산 에너지의 변화량이 작아지면 스네이크 곡선이 관심객체에 근접했을 가능성이 높다.

$$E_T = [E_{var}(s_{i+1}) - E_{var}(s_i)] \dots\dots\dots (14)$$

제안하는 확장 스네이크 알고리즘은 분할 영역의 컬러 값이 균질해 E_T 값이 충분히 작으면 컬러 분산 에너지의 가중치를 줄이고 에지 에너지의 가중치를 키워, 스네이크 곡선이 관심 객체에 수렴하도록 한다. 관심 객체의 윤곽선 근처에서 영상 에너지의 컬러 분산 에너지에 의한 영향력을 줄이고 에지 에너지에 의한 영향력을 상대적으로 크게 하는 것을 의미한다. 반대의 경우에 컬러 분산에너지의 가중치를 키우고 에지 에너지에 대한 가중치를 줄인다. 이 과정을 통해 스네이크 곡선이 관심객체에 접근할수록 컬러 분산 에너지의 영향을 줄이고 에지 에너지의 영향력을 키워 배경 객체를 제거하여 관심객체의 윤곽선만을 안정적으로 분할할 수 있다.

V. 실험 및 고찰

본 논문에서는 영역에 대한 컬러 분산 에너지를 이용한 확장 스네이크 알고리즘을 제시하였다. 제안된 스네이크 기법은 영상 에너지에 컬러 정보를 이용한 에너지를 추가함으로써 복잡한 배경에서도 관심객체만을 효과적으로 추출할 수 있도록 설계하였다. 제안하는 확장 스네이크 알고리즘은 Pentium IV Dual PC에서 수행되었으며 Visual C++ 6.0 통합 환경으로 프로그래밍되었다.

제안하는 확장 스네이크 알고리즘의 성능을 검증하기 위해 단순한 배경 영상과 복잡한 배경 영상에서 Xu가 제안한 GVF 기반 스네이크 알고리즘(4), Chen이 제안한 컬러 모델 기반 GACV 기법(8)들과 성능 비교실험을 수행하였다. 실험에 사용된 영상은 본 연구실에서 다양한 배경 상황을 설정하여 디지털 카메라로 촬영한 영상들이거나 인터넷에서 수집한 영상들이다.

5.1 단순한 영상에 대해 스네이크 알고리즘 적용

그림 6은 배경이 단순한 다양한 영상들에 관해 제안된 스네이크 알고리즘과 기존 알고리즘과 비교 실험한 영상이다.

그림 6의 (a), (b), (c), (d), 그리고 (e)에서 (2)는 각각 원 영상 (1)을 GVF 기반 스네이크 알고리즘에, (3)는 각각 원 영상 (1)을 컬러모델 기반 GACV 기법, 그리고 (4)는 각각 원 영상 (1)을 제안하는 기법에 적용한 결과 영상들이다.

상황	실험 결과 영상	
(a) 상황 1		
	(1) 원 영상	(2) GVF
		
	(3) GACV	(4) 제안하는 방법
(b) 상황 2		
	(1) 원 영상	(2) GVF
		
	(3) GACV	(4) 제안하는 방법
(c) 상황 3		
	(1) 원 영상	(2) GVF
		
	(3) GACV	(4) 제안하는 방법

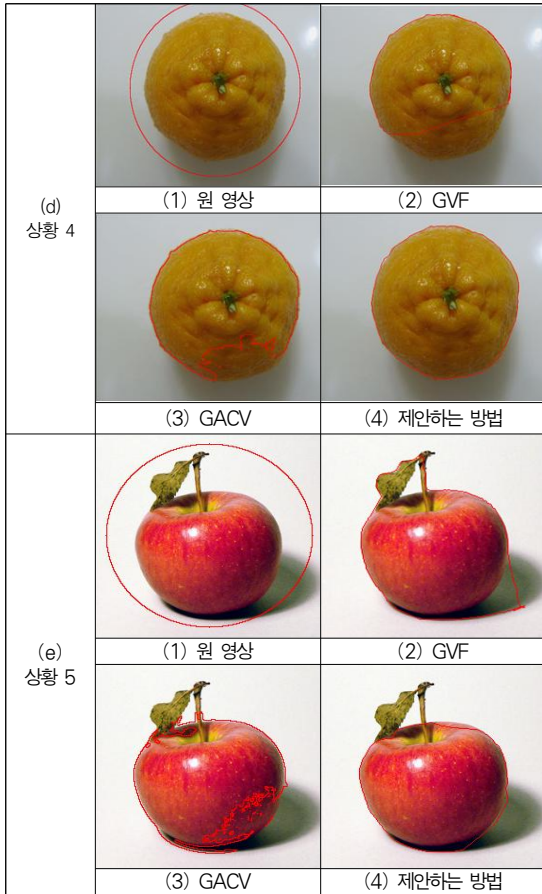


그림 6. 각 상황별 GVF, GACV, 제안된 방법 비교 실험
 Fig. 6. In each state, GVF, GACV, the proposed method comparison experiment

실험된 영상을 관찰하여 보면 그림 6의 (a)에서 (e)까지의 (2)에 나타나 있는 GVF 기법은 관심 객체와 배경 영역의 명암의 밝기가 비슷한 경우에 대부분의 실험을 실패하였다. 이는 GVF 기법은 컬러 성분에 대한 고려 없이 영상의 밝기 값만을 사용하기 때문이다. GACV 기법을 적용한 (3)의 결과영상들은 그림자나 내부 특징에 의한 내부나 외부 잡음에 대하여 매우 민감하게 반응하였다. 이에 반하여 제안한 기법을 적용한 (4)의 실험결과 영상들은 내부나 외부 잡음과 외부 조명 조건에 매우 강한 특성을 보였다.

제안하는 확장 스네이크 알고리즘이 기존의 기법들보다 성능이 우수함을 보이기 위하여 단순한 배경을 갖는 영상들에 적용한 결과를 보였다. 또한 제안하는 기법의 성능을 정량적으로 제시하기 위해, 그림 6의 원 영상들에서 관심 객체를 수작업으로 분할한 기준 영상들을 제작하여 각 기법들의 성능을 다음 식(15)의 RMS Error 값으로 평가하였다.

$$E_{r.m.s} = \left(\sum_{x,y \in Object\ Contour} (O_{xy} - S_{xy})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \dots\dots (15)$$

여기서, O_{xy} 는 관심 객체의 윤곽선 상에 좌표점이며, S_{xy} 는 O_{xy} 에서 최단 거리의 스네이크 곡선 상의 좌표점이다.

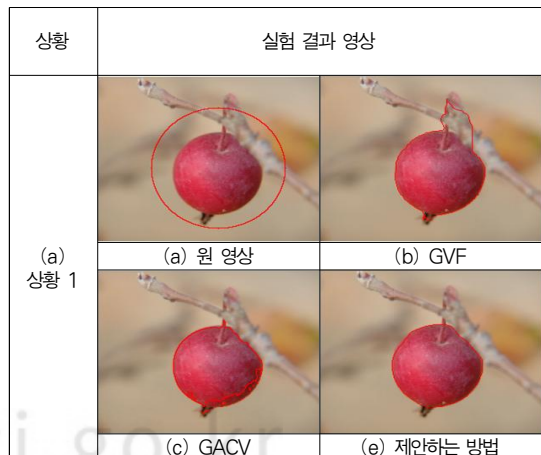
표 1. 객체 검출 정확도 비교 실험 (단위: pixel)
 Table 1. object detection accuracy comparison experiment

상황	GVF 기법	GACV기법	제안된 기법
상황(a)	22.23	16.87	5.80
상황(b)	13.54	11.82	5.36
상황(c)	14.72	9.15	3.47
상황(d)	27.04	14.35	2.38
상황(e)	24.19	16.74	7.96

표 1은 위 단순 배경영상들에 대한 제안된 기법이 기존의 기법보다 검출 정확도가 높은 것을 보여준다. GVF와 비교할 경우 평균치로 약 15.34% 정도 정확도가 향상되고 GACV와 비교할 경우는 약 8.79% 정도 정확도가 향상된다.

5.2 복잡한 영상에 대해 스네이크 알고리즘 적용

제안된 기법의 보다 정확한 비교를 위하여 앞의 실험에 쓰인 영상보다 복잡한 배경을 가진 영상에서 제안된 기법을 적용하였다. 그림 7의 (a),(b), (c), (d), 그리고 (e)에서 (2)는 각각 원 영상 (1)을 GVF 기반 스네이크 알고리즘에, (3)는 각각 원 영상 (1)을 컬러모델 기반 GACV 기법, 그리고 (4)는 각각 원 영상 (1)을 제안하는 기법에 적용한 결과 영상들이다.



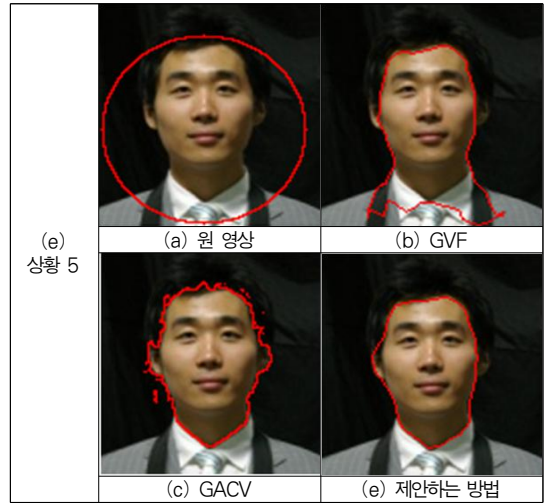
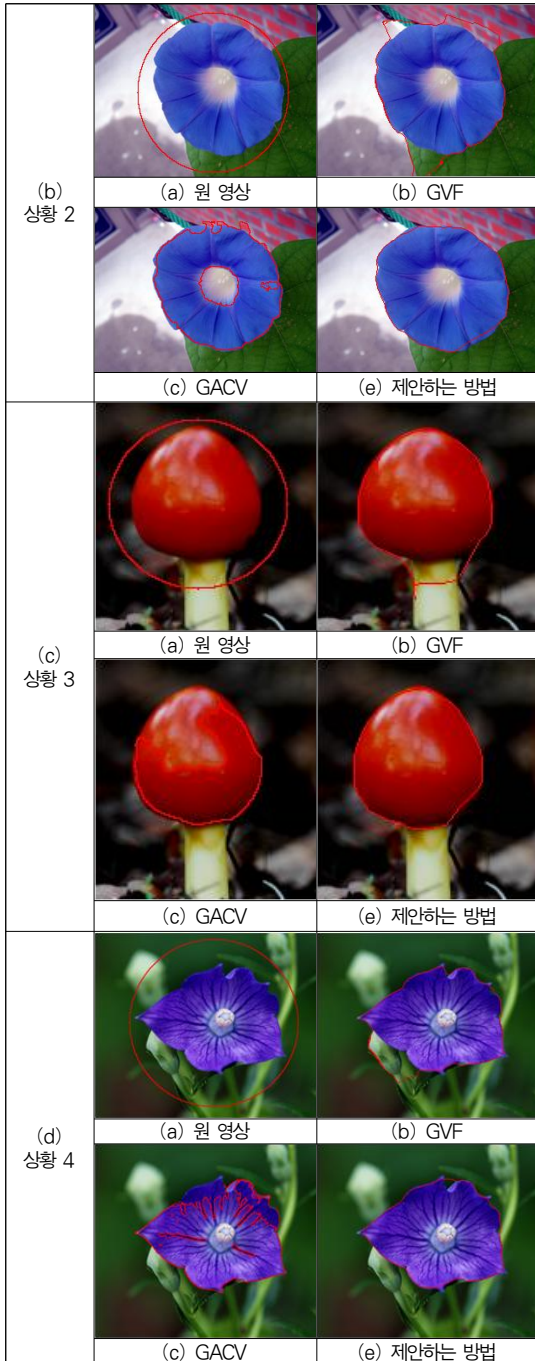


그림 7. 각 상황별 GVF, GACV, 제안된 방법 비교 실험
 Fig. 7. In each state, GVF, GACV, the proposed method comparison experiment

GVF 기법을 그림 7의 (a)에서 (e)까지 (1)의 원영상에 적용하여 얻어진 (2)의 결과 영상들을 살펴보면, 배경 영역이 복잡할수록 명암의 밝기 값이 모호해져서 관심 객체를 분할하기 어렵다. GACV기법을 적용한 (3)의 결과영상들은 그림 6의 결과 영상과 마찬가지로 그림자나 내부 특징에 의해 내부나 외부 잡음에 대하여 매우 민감하였다. 그림 7의 (b)나 (e)처럼 관심 객체의 내부를 분할하는 경우도 발생하였다. 그림 7의 (c)의 결과영상은 GVF 기법 보다 좋지 않은 결과를 보였다. 하지만, 제안한 기법을 적용한 (4)의 결과 영상들은 그림 6의 단순한 배경을 갖는 경우처럼 내부나 외부 잡음이나 외부 조명 조건에 매우 강인한 특성을 보였다. 제안하는 확장 스네이크 알고리즘은 분할 영역에 대한 통계치인 컬러 분산을 사용함으로써 영상 잡음에 매우 강인하기 때문이다.

복잡한 배경을 갖는 영상에서도 제안하는 기법의 성능을 정량적으로 제시하기 위해, 그림 7의 원 영상들에서 관심 객체를 수작업으로 분할한 기준 영상들을 만들어 각 기법들의 성능을 식(15)의 RMS Error 값으로 평가하였다.

표 2. 객체 검출 정확도 비교 실험 (단위: pixel)
 Table 2. object detection accuracy comparison experiment

상황	GVF 기법	GACV기법	제안된 기법
상황(a)	18.35	13.65	2.67
상황(b)	20.14	11.70	4.15
상황(c)	13.57	31.84	5.34
상황(d)	21.42	22.01	3.61
상황(e)	32.08	4.55	4.97

표 2는 위 복잡한 배경영상들에 대한 제안된 기법이 기존의 기법보다 검출 정확도가 높은 것을 보여준다. GVF와 비교할 경우 평균치로 약 17.02% 정도 정확도가 향상되고 GACV와 비교할 경우는 약 12.42% 정도 정확도가 향상된다.

VI. 결론

본 논문에서 제시된 분할 영역에 대한 컬러 분산 에너지를 이용한 확장 스네이크 알고리즘은 기존 방법의 영상 에너지에 통계치인 컬러 분산 에너지를 추가하였다. 제안한 확장 알고리즘은 단순한 배경 영상이나 복잡한 배경 영상에서 효과적으로 관심객체를 검출함을 기존의 방법들과 비교실험을 통해 검증하였다. 영상 잡음이나 배경객체의 분포에 강인한 컬러 분산 에너지를 사용함으로써 정확도 면에서 기존의 기법보다 약 12.42% 향상된 성능을 보였다. 이를 통하여 복잡한 배경영상에서도 관심객체를 효과적으로 분할하였다.

향후 연구방향은 통계치인 컬러 분산을 사용함으로써 수행속도가 기존 방법들에 비해 상대적으로 저하되는 문제점에 대해 개선할 필요가 있다.

참고문헌

[1] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes - Active Contour Models," *International Journal of Computer Vol.*, 1(4): 321-331, 1987.

[2] V. caselles, F. Catte, Tomeucoll, and F. Dibis, "A geometric model for active contours in image processing" *Nummerische Mathematik*, no.66, 1-31, 1993.

[3] C. Xu, A. Yezzi, Jr., and J. L. Prince, "On the Relationship between parametric and Geometric Active Contours," in *Proc. of 34th Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers*, pp. 483-489, October 2000.

[4] C. Xu and J.L. Prince, "Gradient Vector Flow: A New External Force for Snakes," *Proc. IEEE (CVPR)*, Nov 1997.

[5] K.W. Sum, P.Y.S. Cheung, "A fast parametric snake model with enhanced concave object extraction capability," *Proc. IEEE ISSPIT*, 2006.

[6] G. Sapiro, "Color snakes," *Comput. Vis. Image Understanding*, vol.68, no.2, pp. 247--253, 1997.

[7] Th. Gevers, S. Ghebreab, A.W.M. Smeulders, "Color Invariant Snakes," *BMVC98*, Southampton, 1998.

[8] L. Chen, Y. Zhou, Y.G. Wang and J. Yang, "GACV: geodesic-aided C-V method," *Pattern Recognition* 39, pp. 1391 - 1395, July 2006.

[9] F.T. Chan and L. Vese, "Active contours without edges for vector-valued Images," *J. Visual Commun. Image Representation* 11, pp. 130 - 141, 2000.

[10] L. Pi, J.S. Fan and C.M. Shen, "Color image segmentation for objects of interest with modified geodesic active contour method," *J. Math. Imaging Vision* 27, pp. 51 - 57, 2007.

[11] Yang L, Meer P, Foran D, "Unsupervised segmentation based on robust estimation and color active contour models," *IEEE Trans Inform Technol Biomed* 9:475 - 486, 2005.

[12] SeungTea Lee, Youngjun Han, Hernsoo Hahn, "Extended Active Contour Algorithm based on Color Variance," *SITA conference*, Sept. 2009.

[13] H. Federer. "A note on the Gauss-Green theorem," *Proc. Amer. Math. Soc.*, 9:447 --451, 1958.

저 자 소 개

이 승 태

2009 : 숭실대 정보통신전자공학부 학사.
2008 : 숭실대 대학원 전자공학과 석사과정
관심분야 : 영상처리, 임베디드 시스템



한 영 준

1996 : 숭실대 전자공학과 학사.
1998 : 숭실대 전자공학과 석사.
2003 : 숭실대 전자공학과 박사.
2009-현재 : 숭실대 정보통신전자공학부 부교수.
관심분야 : 로봇 비전, 영상처리, 비주얼서보잉



한 헌 수

1991 : University of Southern California (공학박사).
1992-현재 : 숭실대 정보통신전자공학부 교수.
1994 : 일본기계기술 연구소 객원연구원.
1998 : 숭실대학교 어학원장.
1999 : 숭실대학교 정보통신전자공학부 학부장.
관심분야 : 자동화 시스템, 자료융합, 물체인식

