

스네이크 기반 객체 추출을 위한 새로운 에지 기반 스테레오 일치화 방법

박민규[†] · Ashraf Alattar^{**} · 장종환^{***}

요약

본 논문에서는 스테레오 영상(stereo image)을 이용하여 스네이크 기반 객체 추출 방법들이 강력한 외부 에너지(external energy)를 생성할 수 있도록 새로운 스테레오 일치화 방법을 제안한다. 제안하는 방법의 첫 번째 단계로 한 쌍의 스테레오 영상에서 다중 레벨 에지 지도를 만들고 상관관계를 파악하여 에지 기반의 변위 지도(disparity map)를 만든다. 이때 비슷한 세기를 가진 에지를 정합(matching)에 이용한다. 이후 영상 내에서 추출하고자 하는 객체의 에지 지도를 얻기 위하여 다음의 과정을 거친다. 왼쪽 영상에서의 관심 영역의 에지 패턴을 얻고 다시 오른쪽에서도 똑같이 패턴을 얻어낸 후 두 패턴을 정합하여 객체의 변위(disparity)를 얻어낸다. 이렇게 얻어진 에지 지도를 이용하여 스네이크에서 사용될 외부 에너지를 만든다. 제안하는 방법을 이용하여 두 종류의 스네이크 모델에서 테스트를 한 결과 기존의 방법에 비해 더 나은 결과를 얻게 되었다.

키워드 : 스네이크, 분할, 스테레오, 에지 지도, 변위

A New EDGE-BASED Stereo Correspondence Method for Snake-Based Object Segmentation

MINGYU PARK[†] · Ashraf Alattar^{**} · JONGWHAN JANG^{***}

ABSTRACT

In this paper, we propose a new stereo correspondence method for generating excellent external energy for snake-based object segmentation methods in stereo images. Our method first generates an edge-based disparity map by performing stereo correspondence between multi-level edge maps of the stereo image pair. Only edges of similar strength are considered for matching. To filter the disparity map for edges of the object of interest, the method estimates the object's disparity value by matching the pattern of edges of the region of interest in the left image against candidate patterns in the right image. The filtered edge map is then used to generate external energy for the snake. The proposed method has been tested on two snake models and results show a noticeable enhancement on performance of the snake when compared with other methods.

Key Words : Snake, segmentation, stereo, edge maps, disparity

1. 서론

능동 윤곽 모델(active contour models) 혹은 스네이크라고 불리우는 알고리즘은 주로 한 개의 카메라로부터 얻어지는 단일 영상(monocular images)을 이용하는 영상 처리 방법으로 안면(얼굴) 영상 처리(facial image processing)[2,4], 객체 추적(object tracking)[3,10], 의료 영상(medical imaging)[6,7] 등 다양한 분야에서 폭넓게 연구되고 있다. 그러나

이러한 단일 영상 내에서 스네이크 알고리즘들의 객체 추출 결과를 살펴보면 객체 윤곽이 오목(boundary concavities)하거나 중첩(object occlusion)이 있는 곳 그리고 객체 주위 배경에서 잡음이나 복잡성(background noise and clutter)에 따라 현저하게 효율이 떨어지는 결과를 보인다. 이는 단일 영상으로부터 얻어 낼 수 있는 영상은 2차원 영상이며 이러한 2차원 영상으로는 객체와 배경을 구분 지을 수 없기 때문에 생기는 결과이다.

이러한 문제점을 해결하기 위한 방법의 하나로 근래에 들어 스테레오 혹은 다중 관점(stereo and multi-view) 영상처리 기술을 이용하는 방법이 활발히 연구되고 있다. 연구가 진행되면서 스네이크 기반의 기법에서 객체의 깊이(depth), 즉 카메라로부터 객체가 얼마나 떨어져있는지를 이용하여

[†] 준회원: 배재대학교 정보통신공학과 석사과정
^{**} 준회원: 배재대학교 정보통신공학과 박사과정
^{***} 종신회원: 배재대학교 정보통신공학과 교수(교신저자)
논문접수: 2007년 12월 28일
수정일: 2008년 4월 4일
심사완료: 2008년 4월 29일

관심 객체와 주위 배경 및 다른 객체들을 보다 쉽게 분리할 수 있게 되었다.

스테레오 영상에서 얻은 깊이 정보를 이용한 스네이크 기반의 객체 추출 방법으로 [9]에서는 변위 지도를 얻기 위해 영역 기반(region-based)의 스테레오 정합(stereo matching) 기법을 사용한다. 이렇게 얻어진 변위 지도를 이용하여 스네이크의 외부 에너지 항(external energy term)을 생성하고 스네이크 알고리즘을 수행한다.

기본적으로 추출하고자 하는 객체는 관심 객체(object of interest)라 하고 관심 객체의 변위 지도를 D_{oor} 라 정의 한다. [9]에서는 관심 객체가 포함된 주위의 영역을 관심 영역(region of interest)라 하고 관심 영역의 변위 히스토그램(disparity histogram)의 정점(peak)에 해당하는 픽셀들을 D_{oor} 라고 정의하였다. 이 방법을 사용하면 객체의 표면이 가늘거나 굴곡진 모양인 부분에서 스네이크 알고리즘은 효율이 떨어진다. 관심 영역만을 이용하여 D_{oor} 를 만든 경우에는 객체의 이러한 부분까지 충족시킬 수 없기 때문에 생기는 현상이다. 관심 영역 안의 픽셀 세기들을 히스토그램으로 표현할 경우 관심 객체의 픽셀 수가 배경의 픽셀이나 다른 객체의 픽셀 수 보다 적다면 전혀 엉뚱한 객체를 추출하게 되기 때문이다.

본 논문에서는 [9]에서 외부에너지를 생성할 때 영역 기반 정합을 통하여 관심 객체의 변위를 얻고 이를 이용하는 것에 대해 다른 방식을 제안한다. 영역 기반의 스테레오 정합 보다 좋은 효과를 나타내는 에지 기반(edge-based)의 정합을 사용하여 외부 에너지에 적용하는 것이다. 한 쌍의 스테레오 영상을 가지고 각각의 영상에서 다중 레벨 에지 지도를 생성하고 에지의 '세기(강도) 유사성 제약(strength similarity constraint)'을 통해 스테레오 정합을 하게 된다. '세기(강도) 유사성 제약'은 제안하는 알고리즘에서 정합 오류를 줄이고 더 빠르고 더 정확한 결과를 얻을 수 있게 하는 중요한 요소이다.

관심 객체의 변위를 얻기 위해서 사용하는 방법은 다음과 같다. 왼쪽 영상에서 얻어낸 객체의 에지를 오른쪽 에지 영상에서 동일한 위치라고 판단 되는 곳을 찾는다. 찾아낸 위치(오른쪽영상에서의 관심영역이라고 할 수 있다.)를 이용하여 변위를 구한다. 최적의 위치를 찾기 위해 상관 관계 측정방법(correlation measure)을 사용하는데 이를 통해 좀 더 정확하게 객체의 변위를 얻을 수 있고 이는 곧 분할 기법에 긍정적인 효과를 가져오게 된다.

본 논문 구성의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 스네이크 기반에서의 객체 추출에 관해 알고리즘들을 간단히 소개한다. 3장에서는 스테레오 영상 일치화 기법을 이용하여 관심 영역 안에서 주위 배경과 잡음을 제거하고 관심 객체의 에지를 효과적으로 추출하는 새로운 객체 추출 방법을 제시한다. 4장에서는 제안하는 방법을 기존의 스네이크 알고리즘에서 두 가지를 선택 제안하는 방법을 적용하여 외부에너지를 생성하고 그 성능을 실험한다. 5장에서는 두 종류의 스네이크 알고리즘에서 제안하는 방법으로 외부에너지를 생성한 후의 결과와 결론에 대하여 기술한다.

2. 기존의 스네이크 기반의 객체 추출 알고리즘

스네이크는 객체의 선과 에지라는 특성을 이용하여 스네이크 포인트를 객체의 윤곽에 수렴시키고자 하는 것인데 이때 사용되는 것이 내부에너지와 외부에너지로 정의된 에너지 함수이며 에너지 함수의 최소값을 이용하게 된다. 즉 스네이크 에너지 함수는 관심 객체의 윤곽선을 수렴할 때까지 반복 수행을 거쳐 결과적으로 객체를 추출해 내는 것이다.

스네이크 모델은 '매개 변수 스네이크 모델(parametric snake model)'과 '기하학적 스네이크 모델(geometric snake model)'로 나뉜다.

대표적인 매개 변수 스네이크 모델은 Kass에 의해 처음으로 제안된 스네이크 알고리즘[1]을 들 수 있다. 이 알고리즘은 관심 객체의 주위에 스네이크 포인트를 설정하고 이 포인트 들을 관심 객체의 윤곽선에 수렴시켜서 관심 객체를 추출 시키는 것으로 여기서 스네이크 포인트는 $v_i = (x_i, y_i)$ $i=0 \dots N$ (N = 스네이크 포인트의 총 수)이고 다음과 같이 표현된다.

$$E_{snake} = \sum_{i=0}^{N-1} (E_{int}(v_i) + E_{ext}(v_i)) \tag{1}$$

E_{int} 는 내부에너지로 곡률(curvature)과 불연속성(discontinuity)을 함유하고 있으며 E_{ext} 는 외부에너지로 주로 명암 값으로 이루어진 영상의 기울기 값(gradient)을 포함하고 있다. 이러한 매개 변수 스네이크 모델의 가장 큰 문제점은 객체의 윤곽선 형태가 오목한 곳이 있다면 제대로 추출하지 못하는 것이다. 이런 문제를 해결하기 위한 방법으로 Xu[8]는 'the gradient vector flow(GVF)' 스네이크 알고리즘을 제안하였고 [10]에서 이에 관해 자세히 다루었다. 'geometric active contour(GAC)'에서는 곡선(curve)을 C 로 나타내며 가중된 길이 값 (weighted length) $L_g(C)$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$L_g(C) = \int_0^1 g(C(p)) |C'(p)| dp \tag{2}$$

여기서 g 는 매개 변수 스네이크 모델과 비슷한 이미지 기울기 값으로 $g = 1/(1 + |\nabla G_\sigma * I|^2)$ 계산되며 영상의 힘(image force)이라 할 수 있다. GAC 스네이크는 영상의 총 가중된 길이의 최소값을 얻는 방식으로 이루어지며 다음과 같이 표현한다.

$$\frac{\partial C}{\partial t} = gkN - \langle \nabla g, N \rangle N \tag{3}$$

식 (3)에서 k 는 곡률의 세기이고 N 은 법선 벡터(normal vector), \langle , \rangle 는 안쪽의 산출 결과를 뜻한다. (3)에서 오른쪽의 두 번째 항은 GAC의 외부에너지를 나타낸다.

GAC는 다차원 방정식의 'zero level set'에 결합되어 주로 사용된다[5]. 이로 인해 GAC는 객체의 윤곽선 형태가 오목한 곳을 보다 쉽게 해결할 수 있게 되고 또한 자유롭게 위상(topology)을 변화시킬 수 있다.

이러한 스네이크 모델들은 외부에너지에 사용될 관심 객체 영상이 큰 영향을 미친다. 관심 객체 영상에 객체 이외

의 잡음이 많을수록 추출에 실패 할 확률도 커진다. 이 것을 해결하는 방법으로 영상의 에지를 이용하여 관심객체를 추출하는 방법을 제안한다.

3. 새로운 객체 추출 방법

본 논문에서 제안하는 스테레오 영상에서의 객체 추출 방법은 한마디로 말하면 관심 객체의 에지 정보만으로 만들어진 에지 지도와 스테레오 정합 기술을 이용하여 변위 정보를 만들어 내는 것이다. 이렇게 해서 생성되는 새로운 에지 지도를 이용하여 스네이크 알고리즘에서 외부에너지를 만들게 된다. 여기서 핵심은 관심 영역 안에서 관심 객체의 에지 패턴을 파악하여 주위 배경 에지를 분류하는 것이며 다음의 과정을 거치게 된다.

- 1단계: ‘Canny 에지 함수’와 다중 임계 값을 이용한 스테레오 영상의 다중 레벨 에지 지도 획득
- 2단계: 상관 함수를 이용한 두 개의 다중 레벨 에지 지도에서의 관심 객체 변위 D_{oor} 산출
- 3단계: 관심 객체 변위를 이용하여 관심 영역에서 LEDM 영상 추출

단계를 통과하여 얻어진 LEDM 영상은 관심 영역 안에서 관심 객체를 제외한 배경 에지와 잡음 에지를 효과적으로 제거되며 영역 기반의 [9]에서는 추출하기 힘든 가늘고 긴 객체도 효과적으로 추출이 가능하다.

3.1 다중 레벨 에지 지도

첫 번째 단계는 왼쪽, 오른쪽의 두 영상을 이용하여 각각의 다중-레벨 에지 지도를 얻어내는 것이다. 에지의 세기를 검사하여 네 단계로 나누고 $Q = \{q | q \in 1, \dots, 4\}$ 로 나타내며 {매우 약, 약, 중, 강}으로 표현한다. 이렇게 네 단계로 나누는 것이 에지 기반 스테레오 정합을 할 때 핵심으로 작용하며 3.3절에서 좀 더 자세히 설명한다.

에지를 네 단계로 분류하여 에지 지도를 만드는 데에는 영상의 에지를 구할 때 일반적으로 쓰이는 에지 기법들이 사용되며 본 논문에서는 ‘Canny 에지’ 함수를 사용하여 얻는다.

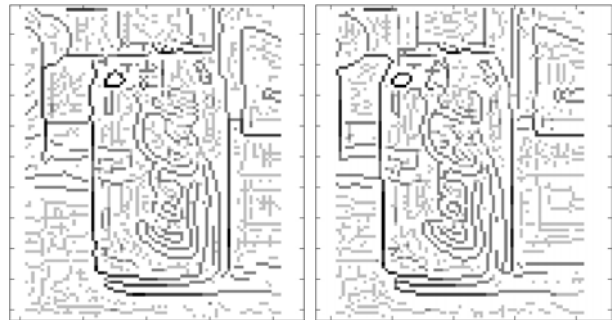
네 단계의 분류를 위해 임계값(Threshold)의 수를 늘려서 사용하며 늘린 임계 값은 $\{Th_q\}$ 로 표현한다. Th_1 은 0으로 하며 0은 에지가 아니라는 것을 의미한다. 본 논문의 중점은 영상의 에지 세기를 네 단계 분류하는 것으로 에지 영상내의 값을 파악하여 수동으로 설정을 하였다.

최종적으로 얻어지는 에지 지도를 $L(x, y)$ 라 하고 네 단계로 분류된 에지 지도는 $L_q(x, y)$ 로 나타내며 네 개의 임계 값을 이용한 최종 에지 지도는 다음과 같이 표현한다.

$$L(x, y) = \sum_{q=1}^4 L_q(x, y) \tag{4}$$

이렇게 에지를 분류하게 되면 정합 기법에서 비슷한 에지 세기를 가진 곳만 선택하여 정합을 수행하게 된다. 이러한

설계로 정합이 불필요한 영역으로 인하여 수행되는 쓸모 없는 연산을 줄여 정합 알고리즘의 속도와 질을 향상시키게 된다. (그림 1)은 한 쌍의 스테레오 영상의 관심 영역을 다중 레벨 에지 지도로 만든 것이다.



(그림 1) 왼쪽, 오른쪽 각각의 다중 레벨 에지 지도

3.2 관심 객체의 변위를 얻기 위한 관심 영역 정합

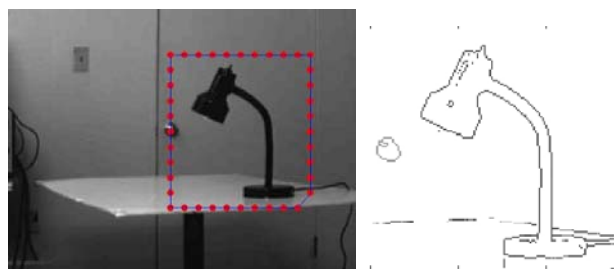
관심 객체의 변위를 구하는 것은 이 후 객체 추출에 앞서서 가장 우선시 해야 할 일이다.

[9]에서는 새로운 스네이크 에너지 함수를 정의하면서 관심 영역 안에서 픽셀들의 변위 히스토그램을 만들고 그 중 가장 강한 값을 뽑아 그 변위를 구하는 방법을 사용한다고 1장에서 설명하였다. 이 경우 변위 지도가 굉장히 복잡하고 뾰뾰하게 생성되기 때문에 객체가 관심 영역의 많은 부분을 차지하게 설정해야 하는 어려움이 있으며 관심 객체가 가늘고 휘어진 객체라면 객체의 추출이 힘들다.

본 논문에서 제안하는 에지 기반에서 생성되는 변위 지도는 이러한 상황을 고려할 필요가 없다. (그림 2)와 같이 객체가 가늘고 휘어진 모양을 가지며 관심 영역에서 적은 부분을 차지해도 관심 객체에 최대한으로 근접한 형태를 매우 효과적으로 제공할 수 있다.

앞의 3-1에서 스테레오 영상으로 만들어진 다중 레벨 에지 지도를 가지고 상관 기반(correlation-based)의 기법을 이용하여 유사성(similarity)을 검사하면 스테레오 영상의 관심 영역 안에서 관심객체의 변위를 추출할 수 있다. 검사 영역은 앞서서 나누었던 단계 중에서 (약, 중, 강)로 한정시키고 수하며 이유는 3.3에서 설명한다.

관심 영역 안에서 각 에지 픽셀들을 n 이라 하며 각 픽셀의 영역을 $let\{(x_i, y_i) | i = 1, \dots, n\}$ 이라 하고, 관심 영역에서 픽셀의 중심좌표(x-coordinate)를 x_0 라 하고 x_0 에서 x 사이의



(그림 2) 가늘고 굴곡진 객체영상과 에지 기반 변위 지도

변위를 u 라 한다.

상관 함수로 ‘Sum of Squared Differences(SSD)’ 함수를 사용한다. SSD는 한 영역 안의 픽셀을 다른 영상의 영역에서 동일한 위치를 찾기 위해 사용되는 상관 함수로 속도가 빠른 편이며 에지 값만을 이용하는 본 알고리즘 특성상 속도의 장점을 극대화 할 때 사용한다. 왼쪽 관심 영역의 에지 패턴과 오른쪽 관심 영상에서 산출된 에지 패턴 사이의 유사성은 다음의 SSD 함수로 산출 된다.

$$S(u) = \sum_{i=1}^n (L_l(x_i, y_i) - L_r(x_i + u, y_i))^2 \quad (5)$$

L_l 은 왼쪽 영상, L_r 은 오른쪽 영상 에서의 다중 레벨 에지 지도고 여기서 나오는 x 의 변위를 이용하여 최적의 상관관계를 산출한 영역 D_{oor} 를 생성한다. D_{oor} 는 결국 관심 객체의 변위라 할 수 있다. 다음의 3.3절은 정합 과정을 좀 더 자세히 설명하며 알고리즘의 다음 단계는 3.4절에서 계속 된다.

3.3 에지 세기를 이용한 스테레오 정합

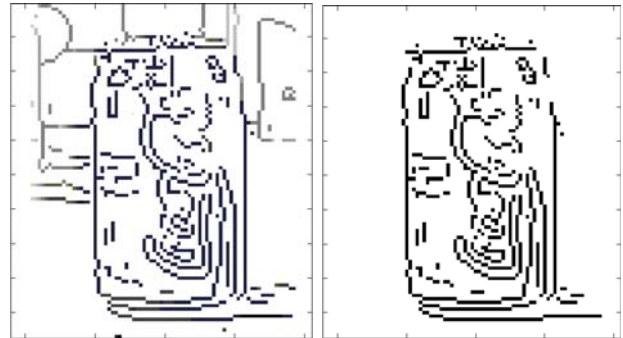
본 알고리즘에서 수행되는 일치화 프로세스를 자세히 설명하면 다음과 같다.

정합에는 앞서 분류된 에지 픽셀들 중 비슷한 세기의 것만을 이용하여 기존의 것을 개선한 스테레오 일치 프로세스(stereo correspondence process)를 사용한다. 분류된 에지 세기 중에서 정합을 행하기에 좋지 않은(두드러지지 않는) 값인 ‘매우 약’을 제외한 나머지 ‘강, 중, 약’을 남겨둔다. 그 후 한 쌍의 스테레오 영상의 다중 레벨 에지 지도를 유사성 제약을 검사를 한다. 두 영상의 에지 세기가 서로 다를 경우는 유사성이 거의 없다고 판단하고, 반대의 경우는 유사성이 높다고 판단한다. 스테레오 영상에서 한 영상 내에서의 ‘약’ 에지 값은 다른 한 쪽 영상의 ‘강’ 에지 값과 판이하게 틀린 값을 가지기 때문에 두 에지 세기를 유사성 검사에 사용한다. 물론 반대의 경우도 동일하다.

스테레오 정합에 사용되는 많은 상관 기법들이 있고, 본 논문에서는 ‘sum of absolute differences(SAD)’기법을 사용하여 정확성 높이기 위해 SSD를 대체하여 사용하였다. 이는 에지 기반의 정합으로 이미 속도 면에서 성과를 거두었기에 정확성을 고려한 것이다. 두 상관 기법들이 현격한 결과 차를 가지고 오는 것은 아니나 미약하더라도 좀 더 나은 효과를 얻어보고자 한 것이다. 정합 프로세스(matching process)는 대부분 변수로 선언된 윈도우 영역과 에지 세기를 사용하여 행해진다. ‘약’ 에지의 경우 보통 객체와 배경을 구분하기 힘들거나 객체의 픽셀 값이 약한 영역(low-textured)에 위치하게 되고 이럴 경우 윈도우 영역의 크기를 작게 사용하는 것이 좀더 정확한 일치 결과를 기대할 수 있게 된다. 이러한 이유로 본 논문에서는 에지 세기에 반비례하게 정합 영역(3*3, 5*5, 7*7)를 이용한다.

본 논문에서는 좀 더 좋은 변위 지도를 얻기 위하여 ‘2단계 스테레오 정합’을 제안한다. 이 방법은 첫 번째 단계에서 정합한 결과에서 ‘약’에지 값을 보다 정확하게 얻어내기 위하여 두 번째 단계에서 첫 번째 단계의 결과를 얻는데 사용

했던 윈도우들의 크기보다 더 큰 사이즈의 윈도우를 사용해서 결과를 얻어내는 방식이다. 다음 페이지 (그림 3)의 왼쪽은 본 논문에서 제안한 에지 기반 스테레오 일치화 기법을 이용해서 만든 에지 기반 변위 지도이다.



(그림 3) 에지 변위 지도(왼쪽), LEDM(오른쪽)

3.4 새로운 외부 에너지의 공식화(LEDМ 추출)

마지막으로 에지 기반 변위 지도에서 관심 객체에 속한 에지만을 뽑아내어 새로운 지도를 만들며 이 모든 단계는 관심 영역 안의 에지만을 가지고 이루어진다. 변위 값과 표면(surface)을 이용하여 계산을 하고 그 값이 기준치(tolerance factor) ϵ 보다 작은지를 검사한다. 완성된 에지 지도를 ‘layer edge disparity map(LEDМ)’이라 하고 다음과 같이 표현한다.

$$f_{LEDM}(x, y) = \begin{cases} 1, & |D_{oor} - D(x, y)| / D_{oor} < \epsilon \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (6)$$

여기서 $D(x,y)$ 는 변위 지도, D_{oor} 는 객체의 변위이며 (그림 3)의 오른쪽이 LEDM이다.

다음 단계에는 이 LEDM 지도를 이용하여 스네이크 모델의 외부에너지에 적용하여 그 성능을 평가한다. 이를 위하여 대부분의 스네이크 함수에서 사용되는 ‘gradient map’과 GVF 스네이크의 ‘gradient field’에 적용시켜서 성능을 실험을 하였다.

4. 실험 결과

본 논문에서 제안한 기존 스네이크 알고리즘의 성능 향상을 위한 새로운 스테레오 일치화 방법을 통해 새롭게 얻어진 외부에너지의 성능을 실험하기 위해 GVF, GAC 두 개의 스네이크 알고리즘에 적용했다.

GVF와 GAC는 관심 영역 안에서 관심 객체의 배경 복잡성을 주제로 작성된 알고리즘이 아닌 관심 객체의 외부 윤곽의 형태로 인한 스네이크 알고리즘 수행 문제를 다룬 알고리즘으로 1장에서 말한 것처럼 복잡한 배경 속에서 관심 객체를 추출할 수 없다. 이러한 스네이크 알고리즘들이 복잡한 배경의 영상에서도 수행이 가능하도록 하기 위하여 본 논문의 알고리즘으로 최상의 조건을 지닌(복잡한 배경을 지닌 영상에서 관심 객체만 추출) 외부 에너지를 생성하여 그

성능을 평가하였다.

실험에 사용된 실험용 영상은 네 개이며 성능 분석을 위해 'root mean square(RMSE)'를 사용하였다. RMSE는 올바른 객체의 윤곽과 알고리즘 수행 후 최종적으로 얻어진 마지막 윤곽을 가지고 객체 윤곽의 수렴 정도를 계산한 것으로 다음과 같이 표현된다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M \|v_i - o_i\|^2}{M}} \quad (7)$$

식(7)에서 v_i 는 마지막 스네이크 윤곽에서의 스네이크 포인트이고 o_i 는 실제 윤곽에서의 스네이크 포인트이며 M 은 스네이크 포인트의 총 수이다.

실험 환경에 사용된 컴퓨터는 Pentium 4 2.8 GHz CPU, 2GB RAM 이며 소프트웨어로 MATLAB을 사용하였고 네 개의 test 영상은 320*240의 크기를 사용하였다. 다중 임계값으로 {0.0, 0.1, 0.45, 0, 75}을 사용하여 다중 레벨 에지 지도를 만들었다.

(그림 4)의 칼럼 (a)-(c)는 각각의 실험 영상에서 우리가 제안한 방법을 통해 나온 결과를 보여준다.

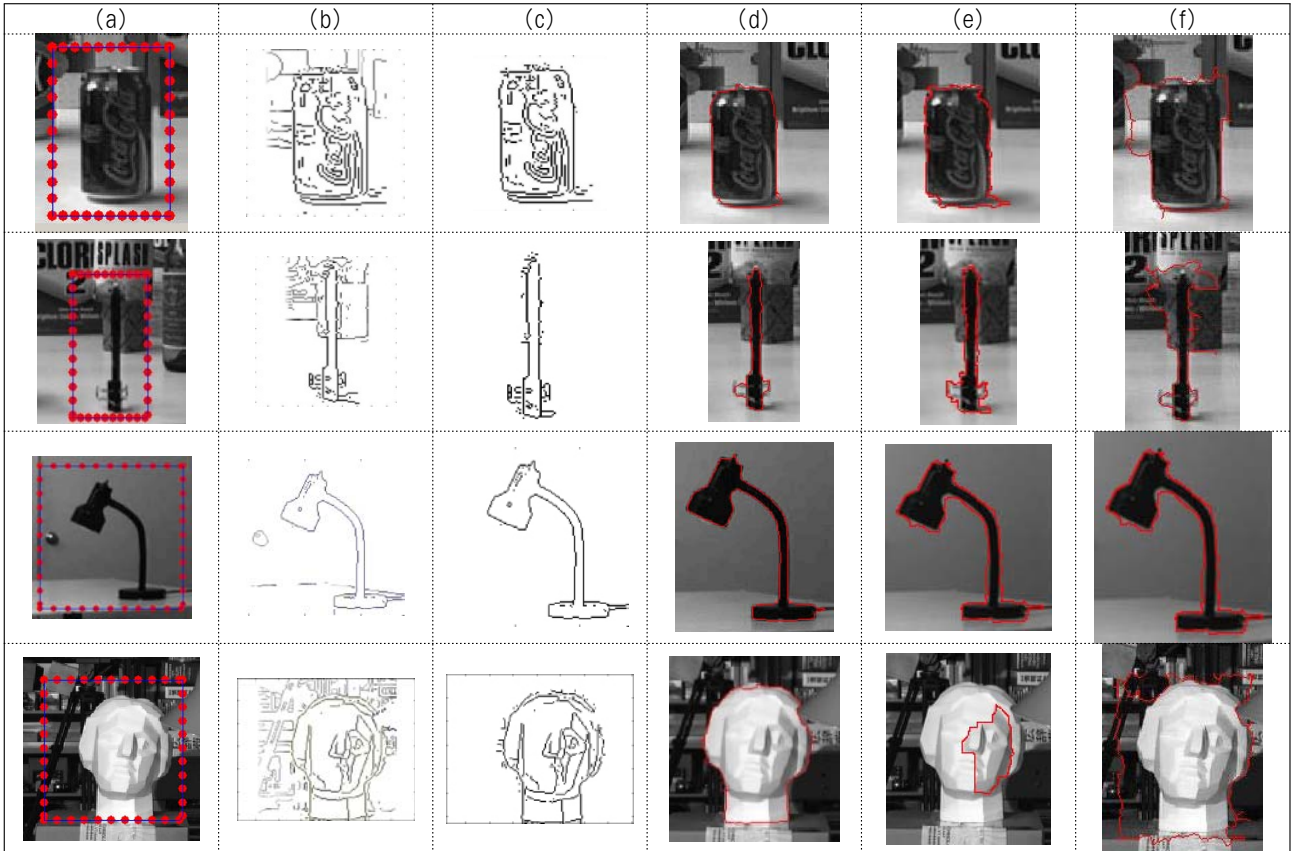
(a)의 스네이크 영역(관심 영역)은 수동으로 설정한 영역이며 영역 설정의 문제는 스네이크 알고리즘의 문제로 본문에서는 다루지 않았다. (b)는 에지 기반 변위 지도의 산출 결과이며 스네이크 알고리즘의 기존 외부 에너지 생성

용 영상과 비슷하며 실 영상의 잡음은 더욱 심하며 본 논문의 에지 기반으로 잡음이 현저히 줄어든 것이다. (c)는 객체의 에지 만을 포함한 LEDM이다. 결과에서 보이는 것처럼 제안한 알고리즘을 사용하였을 때 관심객체 주변의 잡음과 불필요한 배경이 효과적으로 제거된 변위 지도를 얻어내는 것을 볼 수 있다.

칼럼 (d), (e)는 스네이크 모델을 수행한 결과이며 (d)는 GVF 스네이크 (e)는 GAC 스네이크 모델의 수행 결과를 나타낸다. 두 스네이크 모델 모두 외부 에너지가 기존에는 (b)와 같은 상태에서 진행되며 지금은 각각의 객체의 LEDM (c)를 기반으로 생성되었다.

두 스네이크 모델의 수행 결과를 보면 객체의 윤곽선에 오목한 형태가 얼마나 심하냐에 따라 수행 결과에 영향을 끼치는 것을 볼 수 있다. 객체의 윤곽선이 오목한 형태가 있는 곳에서는 항상 바람직한 결과가 나오는 것이 힘들 수 밖에 없다. 그 이유는 특정 경우(예: 객체의 윤곽선 사이의 틈이 아주 가늘거나 많다면)에는 이런 곳의 에지 세기가 '매우 약'이 되기 때문이다.

칼럼(e)의 경우 이런 문제로 인해 GAC 스네이크는 'break loose'라 불리우는 상태를 보이고 이로 인해 객체를 추출하는 완성도는 떨어지게 되는데 GAC 스네이크의 특성상 객체 윤곽선의 연속성(continuity)에 민감한 반응을 보이기 때문이다. 반면 GVF 스네이크 모델의 경우 GAC에 비해 객체



(그림 4) 결과 (a) 스네이크 영역(관심 영역), (b) 에지 기반 변위 지도, (c) LEDM, (d, e) GVF, GAC 알고리즘 적용 후 수행 결과 (f) 기존의 GVF 수행 결과

의 오목한 곳들을 효과적으로 찾고 변위에 강한 효과를 보여 보다 나은 결과를 얻는 것을 볼 수 있다. <표 1>은 실험 객체 각각의 RMSE를 의미한다.

칼럼(f)는 기존의 GVF 스네이크 알고리즘으로 객체를 추출한 것이다. 보이는 것처럼 스네이크 최종 윤곽선이 객체와 전혀 다른 형태로 완료 되었음을 알 수 있으며 본 논문의 알고리즘으로 외부에너지를 만들었을 때 성능 향상에 큰 도움이 되고 있다는 것을 확인 할 수 있다.

<표 1> 실험 객체에서 얻어진 스네이크의 RMSE 값

	Can	Pen	Lamb	Tsukuba
GVF	2.4	2.5	1.8	2.8
GAC	4.3	4.4	3.5	8.5

5. 결 론

실험 결과를 보면 제안한 새 방법을 사용하여 외부에너지를 생성한 스네이크 모델들이 기존의 다른 스네이크 기반의 객체 추출 모델들에 비해 초기 스네이크 포인트의 설치에 민감하지 않다는 것을 알 수 있다. 또 여러 장애물들, 객체의 중첩이나 배경의 잡음이나 혼잡 성과 같은 스네이크 모델의 수행을 방해 하는 요소들의 영향력을 효과적으로 줄여 들게 한 것을 볼 수 있다. 가늘고 긴 객체의 경우에도 효과적으로 LEDM영상이 만들어지며 스네이크 알고리즘 수행 결과 만족할 만한 객체 추출이 이루어졌다.

에지의 강도를 분리하여 비슷한 강도의 에지로 스테레오 정합을 하기 때문에 다른 에지 기반의 스테레오 정합 기법들에 비해 에지 지도를 생성하는 시간을 상당히 단축하였다. 스네이크 수행 중에도 객체 주위에서 객체 윤곽선과 연관 있는 주위 에지들(배경의 에지)로 인한 소모적인 외부에너지 계산 시간 역시 줄어들게 만들었다.

그러나 두 개의 스네이크 모델에서의 수행결과에서 보이는 것처럼 객체의 오목한 윤곽선이나 윤곽선과 밀접한 곳에 생기는 여러 잡음들로 인하여 에지 지도의 효율성이 떨어뜨리고 윤곽선의 에지 값이 '매우 약' 값을 가지는 현상이 생기고 있다. 차후 연구에서 이러한 현상을 줄이거나 없애는 방법을 연구한다면 더 좋은 결과를 얻을 수 있을 것이라고 생각한다.

참 고 문 헌

[1] Kass, M., A. Witkin and D. Terzopoulos. "Snake: Active Contour Models." *Int'l J. Computer Vision*, Vol.1, No.4, pp.321-331, 1987.
 [2] Waite, J. B. and W. J. Welsh. "Head boundary location using snakes," *Brit. Telecom Tech. J.*, Vol.8, No.3 pp.127-135, 1990.
 [3] Couvignou, P. A., N. P. Papanikolopoulos and P. K. Khosla. "On the use of snakes for 3-D robotic visual tracking," *IEEE CVPR* 1993, pp.750-751, June 1993.
 [4] Lam, K. M. and H. Yan. "Fast algorithm for locating head

boundaries," *J. Elec. Imag.*, Vol.3, No.4, pp.351-359, Oct. 1994.
 [5] Malladi, R., J. A. Sethian and B. C. Vemuri. "Shape modeling with front propagation: A level set approach," *IEEE Trans. Pat. Anal. Mach. Intell.*, Vol.17, No.2, pp.158-175, June 1995.
 [6] Fok, Y. L., J. C. K. Chan and R. T. Chin. "Automated analysis of nerve-cell images using active contour models," *IEEE Trans. Med. Imag.*, Vol.15, No.3, pp.353-368, June 1996.
 [7] McInernery, T. and D. Terzopoulos. "Deformable models in medical image analysis: A survey," *Med. Imag. Anal.*, Vol.1, No.2, pp.91-108, 1996.
 [8] Xu, Chenyang and Jerry L. Prince. "Snakes, Shapes, and Gradient Vector Flow," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol.7, No.3, pp.359-369, March 1998.
 [9] Kim, S. H., J. W. Jang and J. H. Choi. "Object Segmentation Algorithm Using Snakes in Stereo Images," *Optical Engineering*, Vol.45, No.3, pp.037005, Mar. 2006.
 [10] Kim, S. H., A. M. Alattar and J. W. Jang. "Snake-Based Object Tracking in Stereo Sequences with the Optimization of the Number of Snake Points," *ICIP* 2006, pp.193-196, Oct. 2006.



박민규

e-mail : samplezero@hanmail.net
 2007년 배재대학교 정보통신공학과 (공학사)
 2007년~현재 배재대학교 정보통신공학과 석사과정
 관심분야: 영상처리, 컴퓨터비전, 멀티미디어



Ashraf Alattar

e-mail : ashraf@pcu.ac.kr
 1994년 computer science from Arkansas State University, USA(공학사)
 2001년 information technology from Middlesex University, UK(공학석사)
 2005년~현재 배재대학교 정보통신공학과 박사과정

관심분야: 영상처리, 컴퓨터비전, 멀티미디어



장종환

e-mail : jangjw@pcu.ac.kr
 1979년 한양대학교 전자통신공학과 (공학사)
 1986년 North Carolina 주립대학교 전기 및 전자 컴퓨터 공학과(공학석사)
 1990년 North Carolina 주립대학교 전기 및 전자 컴퓨터 공학과(공학박사)

1990년~현재 배재대학교 정보통신공학과 교수
 관심분야: 영상처리, 멀티미디어 검색, 비디오 편집, 컴퓨터 비전