

# 근접 에지를 이용한 개선된 스네이크 알고리즘 (An Improved Snake Algorithm Using Neighbouring Edges)

장석우<sup>†</sup>      온진욱<sup>‡</sup>      김계영<sup>\*\*\*</sup>  
(Seok-Woo Jang)    (Jin-Wook On)    (Gye-Young Kim)

**요약** 본 논문에서는 근접 에지라는 새로운 에너지 항을 추가한 개선된 스네이크 알고리즘을 제안한다. 제안된 알고리즘은 스네이크 셀 주위에 근접하는 에지가 있을 경우 이 에지와 스네이크 셀 간의 거리를 에너지로 나타내고, 이 에너지를 전체 에너지 합수에 포함시킴으로써 물체의 윤곽선 탐색을 보다 효과적으로 수행한다. 근접 에지 기반의 스네이크 알고리즘은 셀이 물체의 오목한 경계 부분으로 탐색하는 것을 가능하게 하며, 에너지 항 사이에 실험적인 가중치 조정을 거치지 않고도 복잡한 물체의 윤곽선을 강인하게 검출할 수 있다. 제안된 방법의 성능 평가를 위한 실험에서는 개선된 스네이크 알고리즘이 속도를 크게 저하시키지 않으면서 윤곽선 추출의 정확도를 보다 개선하였음을 확인할 수 있었다.

**키워드 :** 스네이크 알고리즘, 윤곽선 탐색, 근접 에지, 복잡한 물체

**Abstract** This paper presents an improved Snake algorithm that contains additional energy term related to adjacent edges. The suggested algorithm represents the distance between an adjacent edge and the current cell as energy, and extracts object contours more effectively by including the energy term to the whole energy function. The adjacent edge-based snake algorithm not only make it possible to detect object boundaries which are concave, but also can detect the boundaries of complex objects without weight adjustment. Experimental results show that the proposed method extracts object boundaries more accurately than other existing methods without loss of speed.

**Key words :** Snake Algorithm, Contour Search, Neighbouring Edges, Complex Objects

## 1. 서론

배경으로부터 물체의 윤곽선(contour)을 정확하고 강건하게 추출하는 영상 분할(image segmentation) 작업은 저수준(low-level) 영상처리 분야에서 기본적이면서

· 본 연구는 지식경제부 및 한국산업기술평가관리원의 산업원천기술개발사업(10035237, 산업시설 정보자산 보호용 공간연동 침입 탐지 및 대응 기술 개발)의 일환으로 수행하였습니다.

† 정회원 : 안양대학교 미디어학과 교수  
swjang@anyang.ac.kr

‡ 정회원 : 숭실대학교 컴퓨터학부  
ojw5014@dasarobot.com

\*\*\* 종신회원 : 숭실대학교 컴퓨터학부 교수  
gykim1@ssu.ac.kr  
(Corresponding author임)

논문접수 : 2010년 8월 5일  
심사완료 : 2010년 10월 13일

Copyright©2010 한국정보과학회 : 개인 목적이나 교육 목적인 경우, 이 저작물의 전체 또는 일부에 대한 복사본 혹은 디지털 사본의 제작을 허가합니다. 이 때, 사본은 상업적 수단으로 사용할 수 없으며 첫 페이지에 본 문구와 출처를 반드시 명시해야 합니다. 이 외의 목적으로 복제, 배포, 출판, 전송 등 모든 유형의 사용행위를 하는 경우에 대하여는 사전에 허가를 얻고 비용을 지불해야 합니다.

정보과학회논문지 : 소프트웨어 및 응용 제37권 제11호(2010.11)

도 매우 중요하며, 이동 물체의 감지 및 추적, 패턴 인식, 얼굴 검출, 영상 데이터베이스의 검색, 제스처 인식, 의료 영상 분할 등의 관련된 여러 응용 분야에서 유용하게 사용되고 있다. 현재까지 물체의 윤곽선을 추출하기 위한 서로 다른 많은 방법들이 제안되었는데, 이 중에서 스네이크(snake) 알고리즘은 매우 효과적인 방법이라고 알려져 있으며 많은 연구자들에 의해 지속적인 관심을 받고 있다[1].

물체의 윤곽선을 추출하는 스네이크 알고리즘은 많은 버전들이 제안되어 왔으나 연속성(continuity)과 완만성의 제약조건 때문에 복잡한 모양을 가진 물체의 윤곽선을 정확하게 획득하기는 쉽지 않다. 또한, 에너지 합수를 구성하는 각 에너지 항의 가중치를 사용자가 반복적인 실험에 의해 매번 설정해야 하므로 윤곽선 추출 결과의 일관성이 낮다. 본 논문에서는 이런 문제를 최대한 극복하기 위해서 근접 에지라는 새로운 에너지 항을 추가한 개선된 스네이크 알고리즘을 제안한다. 즉, 스네이크 셀 주위에 근접하는 에지가 있을 경우 이 에지와 스네이크 셀 간의 거리를 에너지로 나타내고, 이 에너지를 전체 에너지 합수에 포함시켜 물체의 윤곽선 탐색을 보다 효과

적으로 수행한다. 제안된 스네이크 알고리즘은 셀이 물체의 오목한 경계 부분으로 휘감겨지듯이 탐색하는 것을 가능하게 하며, 에너지 항 사이에 가중치 조정을 거치지 않고도 복잡한 물체의 윤곽선을 강인하게 검출할 수 있다.

본 논문은 총 5장으로 구성된다. 1장에서는 본 연구의 전체적인 개요를 기술하였다. 2장에서는 스네이크 알고리즘과 관련된 기존의 연구에 대해 소개하고, 3장에서는 제안된 스네이크 알고리즘을 설명한다. 그리고 4장에서는 본 논문에서 수행한 실험 결과를 보이며, 5장에서는 결론 및 향후연구 방향을 제시한다.

## 2. 관련 연구

Kass는 물체의 외곽선에 대한 정보를 얻기 위해 모델을 구성하는 셀 사이의 연속성과 곡률 등을 고려한 에너지 최소화 알고리즘인 ACM(active contour model)이라고 불리는 스네이크를 최초로 제안하였다[2]. 스네이크 알고리즘은 기본적으로 움츠러드는 성향을 가지고 있으며, 수학적 연산이 많다. 그리고 함수를 구성하는 각 에너지 항에 사용자의 실험적인 가중치가 부여되므로 가중치의 상대적인 값에 따라 윤곽선의 정보가 달라진다. 그러나 이 알고리즘을 적용하면서 매번 실험적 결과를 통해 가중치를 조절한다는 것은 비효율적이다. Williams는 곡률 계산법에 대해 연구를 거듭하여 보다 빠르고 간편한 Greedy 에너지 최소화 함수를 개발하였는데, 이 함수에서는 곡률 값에 임계치를 설정하고 측정된 곡률이 임계치를 초과하면 해당 가중치를 0으로 설정하여 곡률 에너지가 전체 에너지 함수에 영향을 미치지 못하도록 하였다[3]. 그러나 이 알고리즘 역시 스네이크 셀의 중심 방향으로 움츠러드는 특성으로 인해 배경이 복잡할 경우 윤곽선을 정확히 추출하기가 어렵다는 단점이 있다.

Cootes는 형태 기반 모델인 ASM(active shape model)을 제안하는데[4], 이것은 포인트 분산 모델(PDM: point distribution model)이라 불리는 일종의 형태 변화 정보를 갖는 데이터베이스에 대하여 주요 요소 분석(PCA: principal component analysis) 기법을 적용하여 고유벡터(eigen vector)와 고유값(eigen value)을 추출하여 형태를 재구성하는 모델이다. 그리고 여기에 물체의 질감 정보를 이용하여 보다 강건하게 물체의 외곽선을 추출하는 AAM(active appearance model)이 제안되었다[5]. Xu은 기울기 활동 흐름인 GVF(gradient vector flow)라는 에지 맵을 생성하여 외부 에너지로 적용함으로써 좁은 에지 영역에서 스네이크 노드가 물리는 현상을 해결하였다[6]. 그러나 이 방법은 주변 에지와 객체의 윤곽선이 포함하고 있는 에지를 구별하지 못하여 정확한 객체의 형태를 추출하기가 어렵다는 단

점이 있다. 그리고 Li는 측지 활동 윤곽선인 GAC(geodesic active contour) 기법을 재 초기화하는 과정 없이 동작하는 방법을 제안하였다[7]. 이 외에도 지역적인 유사 에너지를 새롭게 추가한 스네이크[8], 그리고 컬러 분산 에너지를 이용한 스네이크[9] 등이 제안되었다.

## 3. 근접 에지 기반의 스네이크

그림 1은 본 논문에서 제안하는 개선된 스네이크 알고리즘의 전체 개요도를 보여준다. 그림 1에서 보는 것과 같이 제안된 방법은 먼저 초기 스네이크 셀을 설정하고 잡음을 제거하는 전처리를 수행한다. 그리고 스네이크 포인트 주위에 탐색 윈도우를 설정한 후 설정된 탐색 윈도우에서 이전 스네이크 셀을 측으로 해서 현재의 스네이크 셀을 회전하면서 두 셀이 이루는 전체 각도의 중간이 되는 지점까지 검색을 하여 근접하는 위치에 에지가 존재하는지를 살펴본다. 만일 에지가 발견되면 스네이크 함수에 근접 에지 에너지 항을 넣어 수식에 변화를 주고, 에지가 발견되지 않는다면 원래의 스네이크 에너지 함수를 적용하여 탐색한다. 이와 같은 과정을 통해 에너지 최소점이 찾아지면 해당 에너지 최소점으로 스네이크 셀의 위치를 이동한 후 전체적인 스네이크 셀들의 움직임이 임계치 이하로 떨어질 때까지 반복적으로 알고리즘을 수행한다. 제안된 방법은 스네이크 셀 주위의 인접한 에지가 있을 때 스네이크 셀을 최근접 에지로 이동시킴으로써 에지로의 보다 직관적인 탐색이 가능하고 물체에 가장 근접한 윤곽선 형태를 얻을 수 있으므로 에너지 항 사이에 실험에 의한 가중치 조절이 필요하지 않게 된다.

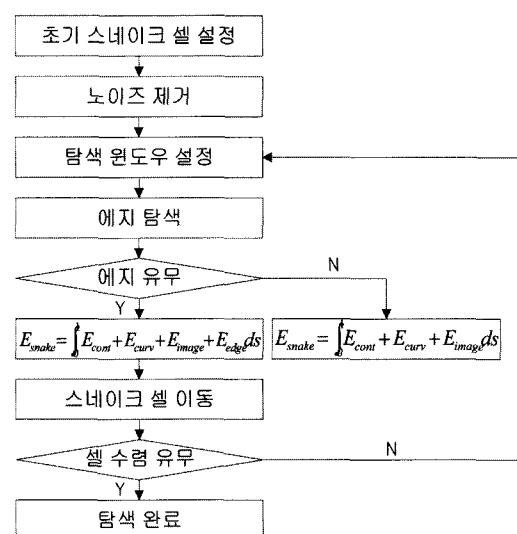


그림 1 제안된 방법의 전체 개요도

### 3.1 에너지 함수

본 논문에서 제안된 스네이크 알고리즘에서 사용하는 에너지 함수는 식 (1)과 같이 정의된다. 식 (1)에서  $v(s)=(x(s),y(s))$ 는 스네이크를 구성하는 셀의 위치를 나타내고, 각 항의 가중치  $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ 는 모두 1로 설정된다.

$$E_{\text{snake}} = \int_0^1 \alpha E_{\text{cont}}(v(s)) + \beta E_{\text{curv}}(v(s)) + \gamma E_{\text{image}}(v(s)) + \delta E_{\text{edge}}(v(s)) ds \quad (1)$$

에너지 함수의 첫 번째 항은 셀의 위치에 대한 1차 미분 값으로 스네이크의 연속성(continuity)을 나타낸다. 이 에너지 항은 셀 사이의 간격을 등 간격으로 유지하도록 한다. 두 번째 항은 셀의 위치에 대한 2차 미분 값으로 스네이크 셀 사이의 완만성(curvature)을 나타낸다. 이 값은 곡률이 큰 부분에서 큰 값을 가진다. 세 번째 항은 셀이 위치한 영상 특징에 대한 항으로 스네이크 셀들을 물체의 윤곽선으로 이동시키는 역할을 한다. 이는 물체의 윤곽선에 존재하는 화소들이 급격한 밝기 값의 기울기를 가진다는 특성을 이용한다. 에너지 함수의 네 번째 항은 제안된 방법에서 추가한 셀과 근접한 에지 사이의 거리를 나타내는 항으로, 이는 셀을 추출된 근접 에지의 위치로 이동시키는 역할을 한다.

### 3.2 근접 에지의 탐색

근접 에지의 탐색은 그림 2와 같이 현재, 이전, 2번째 이전 스네이크 셀을  $v_i, v_{i-1}, v_{i-2}$ 라 하고, 세 셀들이 이루는 각을  $\theta$ 라 할 때,  $v_i$ 와  $v_{i-1}$ 이 형성하는 거리가  $d$ 인 선분을  $v_{i-1}$ 을 축으로 하여 스네이크의 안쪽 방향으로 각도가  $\theta/2$ 가 되는 지점까지 회전하면서 에지의 특성[6] 맵을 고려해 에지를 탐색한다. 이와 같이 안쪽 방향으로 탐색하는 이유는 스네이크가 물체의 불록한 부분의 탐색은 성능이 좋으나 오목한 부분에서는 성능이 좋지 않기 때문이다. 그리고 스네이크 셀 간의 교차(crossing) 탐색을 방지하기 위해 세 셀이 이루는 각의

절반까지만 탐색하였다. 이러한 방법으로 추출된 근접 에지를  $v'_i$ 라 했을 때 현재의 셀  $v_i$ 와 근접 에지  $v'_i$  사이의 거리  $d'$ 를 스네이크의 새로운 에너지 항에 추가한다.

### 3.3 근접 에지 에너지

본 논문에서 스네이크 에너지 함수의 네 번째 항은 식 (2)와 같이 정의된다. 식 (2)에서  $d'_{mn}$ 은 현재 셀  $v_i$ 의 탐색 원도우 내의 각 지점과 근접 에지점  $v'_i$  사이의 거리를 나타내며,  $d'_{\min}$ 과  $d'_{\max}$ 은  $d'_{mn}$ 의 최소값과 최대값을 나타낸다.  $s$ 는 탐색 원도우의 가로 및 세로의 크기를 의미하고,  $m$ 과  $n$ 은 탐색 원도우의 가로와 세로의 위치를 나타내는 첨자를 나타낸다. 그리고  $(v_x, v_y)$ 과  $(v'_x, v'_y)$ 는 현재 셀  $v_i$ 와 근접 에지  $v'_i$ 의 위치를 각각 나타낸다.

$$E_{\text{edge}} = \frac{|v_i - v'_i| - d'_{\min}}{d'_{\max} - d'_{\min}} = \frac{d'_{mn} - d'_{\min}}{d'_{\max} - d'_{\min}} \quad (2)$$

$$d'_{mn} = \sqrt{\left(\frac{2(|v_x - v'_x| + m) - s + 1}{2}\right)^2 + \left(\frac{2(|v_y - v'_y| + n) - s + 1}{2}\right)^2}$$

식 (2)와 같이 정의된 근접 에지 에너지 항은 전체적인 스네이크 에너지 함수의 동작을 크게 어렵히지 않으면서 스네이크가 근접한 에지로 접근할 수 있도록 함으로써 보다 정확하게 물체의 윤곽선을 추출하게 유도한다.

## 4. 실험 결과

본 논문에서는 실험을 위해 인텔 펜티엄 IV 3.0GHz 의 CPU와 1GB의 메모리가 장착된 컴퓨터를 이용하였고, 운영체계는 마이크로 소프트의 XP를 사용하였으며, 프로그램 개발을 위한 컴파일러는 비주얼 C++ 6.0을 사용하였다. 실험 영상은 다양한 종류의 영상을 사용하였고, 스네이크 탐색을 위해 9x9 마스크를 사용하였다. 그리고 스네이크 에너지 항의 모든 가중치는 1로 고정하였고, 초기 스네이크 포인트는 사용자에 의해 임의로 작성하였으나 같은 영상에 대해 동일하게 적용하였다.

스네이크 알고리즘의 정확도를 측정하기 위한 척도로는 그림 3에 나와 있듯이 초기 스네이크 셀이 형성하는 면적과 물체의 실 면적과의 오차를 0에서 1사이로 정규화하여 사용하였다. 그리고 제안된 스네이크 알고리즘의 성능을 비교 평가하기 위해서 기존의 방법 중 가장 전형적인 방법으로 알려진 Greedy 알고리즘[3]과 최근에 비교적 좋은 성능을 가진다고 알려진 Shih의 알고리즘[8]도 구현하였다.

그림 4는 오목하고 불록한 부분들로 복잡하게 구성되어 있는 물통 영상에 제안한 스네이크 방법과 기존의 스네이크 알고리즘을 적용하여 물체의 윤곽선을 추출한

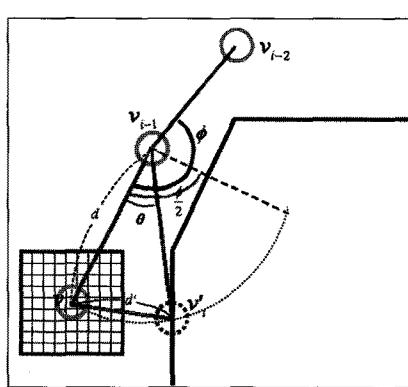


그림 2 근접 에지의 탐색

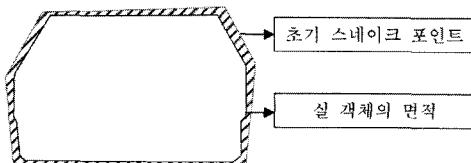


그림 3 정확도 측정 척도

결과를 보여준다. 그림에서 시각적으로 확인할 수 있듯이 물통의 손잡이 부분의 오목한 부분과 물통의 좌측 상단에 위치한 불록하게 나온 모서리로 인하여 Greedy 알고리즘과 Shih의 알고리즘은 물체의 윤곽선을 부정확하게 검출하는 반면 본 논문에서 제안된 방법에서는 상당히 정확하게 물체의 경계를 추출했음을 확인할 수 있다.

그림 5에서는 조금 더 복잡한 모양을 가진 나뭇잎 영상을 이용하여 물체의 윤곽선을 추출한 결과를 비교한다. 나뭇잎의 경우 오목하게 들어간 부분과 불록하게 나온 부분이 반복해서 존재하는데, 기존의 방법에 비해 제안된 방법이 보다 정확하게 윤곽선을 추출했음을 확인할 수 있다.

이 외에도 다른 영상을 가지고 성능을 비교 평가하였다. 그림 6은 물통과 나뭇잎을 포함하여 서로 다른 복잡한 모양을 가진 20개의 물체에 대해서 제안한 방법과 기존의 방법의 정확성을 비교한 결과를 평균 백분율로 보여준다. 그림 6에서 확인할 수 있듯이 제안된 방법이 복잡한 물체의 경계를 가장 정확하게 추출할 수 있었고, Greedy 방법이 그 다음으로 정확하게 추출하였다. Shih 방법이 그 다음으로 정확하게 추출하였다. Shih 방법이 그 다음으로 정확하게 추출하였다.

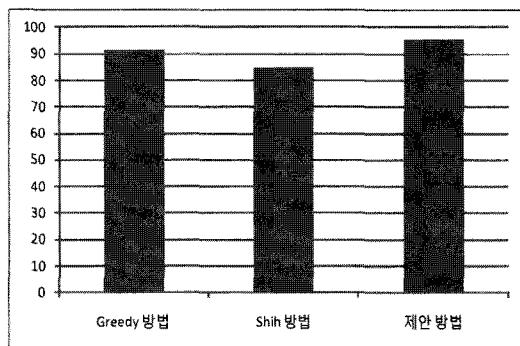
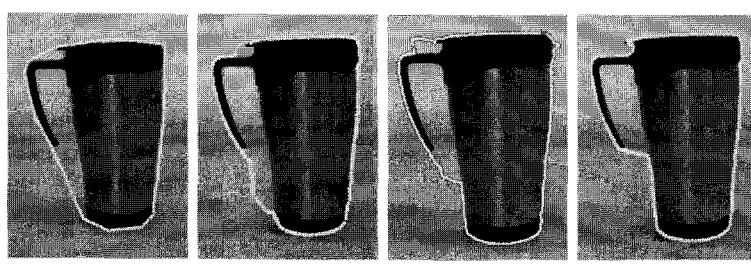


그림 6 정확성 비교

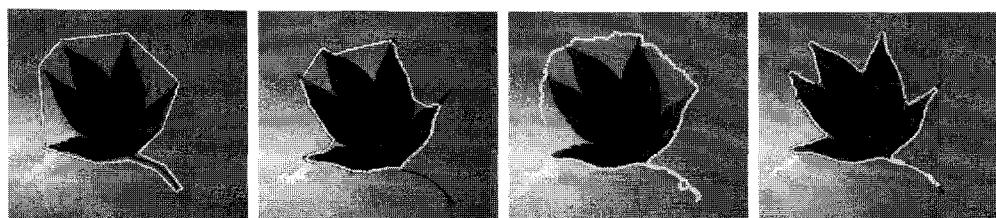
의 방법은 복잡한 물체가 아니라 복잡한 배경이 존재하는 상황에서 잘 동작하는 방법으로, 배경이 복잡한 경우에는 다른 방법에 비해 좋은 성능을 보이나 그렇지 않은 상황에서는 제안된 방법과 Greedy 방법이 보다 우수하였다.

한편, 시간적인 측면에서는 Greedy 알고리즘이 반복 횟수는 보다 많으나 탐색의 속도가 빨라 결과적으로는 제일 빠른 결과를 보이며, 본 논문에서 제안한 방법도 후반부에 갈수록 빨라지고 반복 탐색의 횟수가 적으므로 Greedy 알고리즘과 속도 면에서는 큰 차이가 나지는 않았다. Shih의 방법의 경우에는 새로운 에너지 항이 2개가 추가되므로 속도 면에서는 다른 방법에 비해 느린 결과가 나왔다.



(a) 초기 스네이크 (b) Greedy 방법 (c) Shih의 방법 (d) 제안한 방법

그림 4 윤곽선 탐색 결과(물통)



(a) 초기 스네이크 (b) Greedy 방법 (c) Shih 방법 (d) 제안한 방법

그림 5 윤곽선 탐색 (나뭇잎)

## 5. 결론 및 향후연구

본 논문에서는 근접 에지라는 새로운 에너지 항을 이용한 개선된 스네이크 알고리즘을 제안하였다. 즉, 스네이크 셀 주위에 근접하는 에지가 있을 경우 이 에지와 스네이크 셀 간의 거리를 에너지로 나타내고, 이 에너지를 전체 에너지 합수에 포함시켜 물체의 윤곽선 탐색을 보다 효과적으로 수행하였다. 제안된 스네이크 알고리즘은 셀이 물체의 오목한 경계 부분으로 휘감겨지듯이 탐색하는 것을 가능하게 하며, 에너지 항 사이에 실험적인 가중치 조정을 거치지 않고도 복잡한 물체의 윤곽선을 강인하게 검출할 수 있었다. 실험 결과에서 확인할 수 있듯이 정확도 측면에서는 본 논문의 방법이, 그리고 속도 측면에서는 Greedy 알고리즘이 보다 빨랐음을 알 수 있었다. 그러나 비교적 단순한 영상에 대해서는 거의 동일한 윤곽선 추출 결과를 산출하였으며, 이 때 두 알고리즘의 속도는 큰 차이가 나지 않았다.

향후에는 제안된 방법이 반복적 탐색이 적음에도 불구하고 내부 연산 처리량이 많으므로 이 부분의 개선 방안에 대한 연구를 수행할 예정이며, 제스처 인식이나 얼굴 추적 등의 보다 다양한 응용분야에 대해 테스트를 수행하여 제안된 방법의 실용성을 입증할 계획이다.

## 참 고 문 헌

- [1] K. Zhang, H. Song, and L. Zhang, "Active Contours Driven by Local Image Fitting Energy," *Pattern Recognition*, vol.43, no.4, pp.1199-1206, 2010.
- [2] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes: Active Contour Models," *International Journal of Computer Vision*, vol.1, no.4, pp.321-331, 1988.
- [3] D. J. Williams and M. Shah, "A Fast Algorithm for Active Contours and Curvature Estimation," *CVGIP: Image Understanding*, vol.55, no.1, pp.14-26, 1992.
- [4] A. Hill, T. F. Cootes, and C. J. Taylor, "Active Shape Models and the Shape Approximation Problems," *Image and Vision Computing*, vol.14, no.8, pp.601-607, 1996.
- [5] T. F. Cootes, G. J. Edwards, and C. J. Taylor, "Active Appearance Models," *IEEE Transactions on Pattern Recognition and Machine Intelligence*, vol.23, no.6, pp.681-685, 2001.
- [6] C. Xu and J. L. Prince, "Snakes, Shapes, and Gradient Vector Flow," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.7, no.3, pp.359-369, 1998.
- [7] C. Li, C. Xu, C. Gui, and M. D. Fox, "Level Set Evolution without Re-initialization : A New Variational Formulation," *In Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol.1, pp.430-436, 2005.
- [8] F. Y. Shih and K. Zhang, "Locating Object Contours in Complex Background Using Improved Snakes," *Computer Vision and Image Understanding*, vol.105, no.2, pp.93-98, 2007.
- [9] S. T. Lee, Y. J. Han, and H. S. Han, "Extended Snake Algorithm Using Color Variance Energy," *Journal of Korea Society of Computer and Information*, vol.14, no.10, 2009.

## 장 석 우

정보과학회논문지 : 소프트웨어 및 응용  
제 37 권 제 7 호 참조



## 온 진 육

2003년 서울산업대학교 전자공학과 졸업(학사). 2007년 숭실대학교 컴퓨터학과 졸업(석사). 관심분야는 영상분석, 패턴인식, 컴퓨터 비전 등

## 김 계 영

정보과학회논문지 : 소프트웨어 및 응용  
제 37 권 제 7 호 참조