

Active Contour Model을 이용한 임의의 물체 윤곽선 추출

문창수*, 유봉길*, 오승재*, 정종필*, 전희정*

Arbitrary Object Contour Extraction using Active Contour Model

Chang Soo Moon*, Bong Gil Yoo*, Seung Jae Oh*, Jong Pil Jeong*, Hee Jeong Jeon*

요 약

본 논문은 Kass가 제안한 수식을 수정했다. 첫 번째로, 물체의 내부나 외부에 초기 값을 설정할 수 있도록 하였으며, 물체의 윤곽선을 보다 빨리 쉽게 추출할 수 있고 에지가 강한 곳으로 움츠러드는 것을 개선하였다. 두 번째로 내부에너지 수식을 개선하였고, 3×3 행렬을 사용하였다. 세 번째로 에너지 항을 부과하여 한 점에 모이는 현상을 처리했고, 임계값을 사용하여 윤곽선을 정확하게 추출하도록 알고리즘을 수정하였다. 알고리즘을 수정한 결과, 초기 값을 쉽게 설정했고 높은 곡률의 물체도 추출했다. 피드백시스템을 사용하여 처리속도를 개선했다.

ABSTRACT

In this paper, improved the formula of Kass. First of all, improved initial guess inside and outside of an object. So, prevent the of shrink, find more easily and faster the contour of object. Secondly, proposed the algorithm which moved to local minimum with the improvement of formula of the internal energy and 3×3 matrix. Process the noise of local minimum with use of medial filtering. In third, process the phenomenon which edge points gather one point with imposing energy to the energy term. Improve the algorithm to find the contour precisely with the use of threshold. The result of these improvements, make an initial guess easily and find the contour of objects which have higher curvature. Improve the speed of process by reducing the repetition of feedback system.

* 순천청암대학 컴퓨터정보과학부 교수
논문접수: 1999.9.20, 심사완료: 1999.11.27

I. 서론

이미지에서 관심 있는 특징을 추출하기 위하여 윤곽선을 변형시키는 알고리즘인 능동적 윤곽선 모델(Active Contour Model)을 Kass, Witin, Terzopoulos[1]등이 제안했다. Kass등은 변형된 윤곽선이 뱀들이 움직이는 모습과 유사하기 때문에 스네이크(Snakes) 알고리즘이라고 명명했다. 스네이크는 능동적 윤곽선 모델이다. 능동적 윤곽선 모델의 일반적인 특징은 에지(edge), 선(line) 및 종점(termination)의 물체 경계선으로 구성되어 있으며, 이미지에서 물체의 경계에 근사한 초기 값이 주어졌을 때, 실제적인 경계선을 발견할 수 있다.

Kass 등이 제안한 능동적 윤곽선 모델은 이전의 에지와 선의 검출[2,3,4,5,6]방법과 달리 벡터의 집합으로 이루어진 곡선으로 이미지의 관심 있는 물체주변에 초기화시킨 후, 에너지 함수를 최소화 알고리즘에 의해 물체의 윤곽선을 찾는 변분적 접근 방법이다. 스네이크 모델은 사용자들에 의한 외부조건에 의해 유도되고 선들과 에지를 특징쪽으로 끌어당기는 이미지 힘들에 의해 영향을 받는 에너지 최소화 스플라인(spline)으로 가까이 있는 윤곽선을 정확하게 인식한다. 연속적인 작업 공간은 이미지 특징 주위의 영역을 확대하여 사용할 수 있다.

스네이크 모델은 에지, 곡선, 경계선 검출과 영역 분할 등 정적인 영상에 많이 적용되었다. 또한 스네이크 모델이 복잡한 생물학적 구조에 쉽게 일치하기 때문에 생물 의학 계통의 영상을 분석하는데 많이 사용되고 있다. 시간에 따라서 변하는 영상에서 물체를 추적하는 목적이 적용된 것은 Kass에 의해 제안되었다. Kass는 영상으로부터 정의된 동적인 힘을 부과하여 말하는 사람의 입술을 추적하였다. 그 이후 Terzopoulos와 Waters에 의해 여러 개의 스네이크를 사용하여 사람의 얼굴의 특징을 추적하였다. 그리고 Cipolla와 Blake는 움직이는 로봇 팔에 카메라를 장착하여 실시간으로 3차원 물체를 추적하는데 스네이크 모델을 사용하였다.

스네이크의 초기 모델은 에너지 최소화 과정에서 미분 방법을 사용하였고, 차분에 의한 결과 값인 해에 접근하

는 방법을 사용했다. 스네이크의 윤곽선 모델은 에너지 함수의 특성상 움츠려 드는 경향을 지니고 있으며, 또한 에너지 최소화 알고리즘의 수식의 복잡성으로 기인한 수학적 불안정성을 지니고 있다. 처음의 능동적 윤곽선 모델의 가장 큰 단점은 스네이크에 대한 정확한 초기화 작업이 필요하다는 것이다. 스네이크 주위에 여러 개의 지역 최소가 존재한다면 찾고자하는 윤곽선이 아닌 다른 윤곽선을 따라 움직이는 결과를 발생한다는 것이다. 이러한 단점을 해결하기 위해 여러 가지 새로운 스네이크 모델들이 제안되었다.

본 논문에서 제안하는 알고리즘은 Kass의 수식에 이미지 힘을 부과하여 각 점의 윤곽선에 수직 방향으로 움직이는 항을 부가하고, 기존의 스네이크의 에너지 최소화 알고리즘을 수정하여 개선한다. 입력된 윤곽선의 모양에 관계없이 모든 점에 동일하게 힘이 미치는 에너지 항을 부가하였다. 이 새로운 모델은 내부 매개변수와 초기 윤곽선에 민감하지 않고, 모서리의 특성을 갖는 높은 곡률 점에 대해 수렴할 수 있다 윤곽선의 이동 방향을 제어하기가 쉬우며, 스네이크가 움츠러들거나 팽창할 수도 있다. 따라서 제안한 알고리즘의 장점으로 입력한 임의의 물체에 대해 초기 설정을 외부 또는 내부에 주기 때문에 물체의 윤곽을 쉽고 빠르게 찾을 수 있다. 그러나 내부 힘은 실제로 제로이며 윤곽선은 작은 틈들이 있다. 따라서 강한 제약 조건을 사용하여 윤곽선들 사이를 일정하게 유지하도록 한다.

II. Active Contour Model

2.1 Active Contour Model

기본적인 능동적 윤곽선 모델은 내부에너지와 이미지 힘과 외부 제약조건 힘인 외부에너지의 영향으로 제어된 연속성(7)을 가진 스플라인이다. 내부에너지 스플라인 힘은 윤곽선을 보다 매끄럽게 하기 위하여 제약조건을 부과한다. 이미지 힘은 선, 에지 그리고 주요 윤곽선과 같은 돌출한 이미지 특징을 찾기 위하여 스네이크를 접근시킨다. 외부 제약조건 힘은 입력된 이미지의 영역에 근접하게 스네이크를 놓기 위한 것이다. 이러한 힘들은 주로 사

용자에 의해 설정되지만, 자동화 처리 메커니즘 (mechanism)으로 수행할 수 있다.

$v(s) = (x(s), y(s))$ 에 의해 스네이크의 위치 표현을 다음과 같이 에너지 함수로 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} E_{snake}^* &= \int E_{snake}(v(s)) ds \\ &= \int (E_{int}(v(s)) + E_{image}(v(s)) + E_{con}(v(s))) ds \end{aligned} \quad (2.1)$$

E_{int} 은 스네이크가 휘어지는 속성을 제어하는 스플라인의 내부 에너지를 나타내고, E_{image} 은 이미지 힘을 증가하기 위해 주어졌고, E_{con} 은 외부 제약조건 힘을 증가하기 위해 주어졌다.

2.1.1 내부 에너지

능동적 윤곽선 모델의 내부 스플라인 에너지는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$E_{int} = \frac{(\alpha(s)|v_s(s)|^2 + \beta(s)|v_{ss}(s)|^2)}{2} \quad (2.2)$$

스플라인 에너지는 가중치 $\alpha(s)$ 와 $\beta(s)$ 에 의해 제어되는데, $\alpha(s)$ 는 스네이크의 탄력성을 제어하여 직선의 모양을 매끄럽게 처리하는 막조직(membrane)처럼 움직이게 하는 스네이크를 만들고, $\beta(s)$ 는 스네이크 점들이 서로 동일한 거리를 유지하도록 하는 얇은 판(thin plate)처럼 움직이게 한다. 얇은 판은 윤곽선에 부드럽게 접근하기 위한 방법으로 스네이크 점들이 서로 가까워지도록 하는 것이며, 주로 모서리를 찾기 위한 가중치이다. 가중치 $\alpha(s)$ 와 $\beta(s)$ 를 조절하는 것은 입력한 이미지에 대한 스네이크 점들의 연결을 부드럽게 처리하고 점들 사이의 거리를 일정하게 하기 위하여 제어한다. 스네이크의 한 점에서 $\alpha(s)$ 값을 0으로 주는 것은 그 점이 불연속 점을 의미하고, 한 점에서 $\beta(s)$ 을 0으로 놓으면, 스네이크를 두 번째 항이 불연속이 되고, 모서리를 찾게된다. $v_s(s)$ 는 윤곽선 방향을 따라 s 대한 1차 미분을, $v_{ss}(s)$ 는 2차 미분을 나타낸다.

2.1.2 외부에너지

능동적 윤곽선 모델의 외부에너지는 $E_{ext} = E_{image} + E_{con}$ 수식으로 표현할 수 있다. $\alpha(s) = \alpha$ 이고, $\beta(s) = \beta$ 는 상수일 때, 방정식 (2.1)의 에너지 함수의 최소화는 다음 오일러 방정식을 따른다.

$$\alpha x_{ss} + \beta x_{ssss} + \frac{\partial E_{ext}}{\partial x} = 0 \quad (2.3)$$

$$\alpha y_{ss} + \beta y_{ssss} + \frac{\partial E_{ext}}{\partial y} = 0 \quad (2.4)$$

$\alpha(s)$, $\beta(s)$ 가 상수가 아닐 때, 방정식 (2.2)에서 에너지 함수 수식을 이산적인 형태로 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$E_{snake}^* = \sum_{i=1}^n (E_{int}(i) + E_{ext}(i)) \quad (2.5)$$

$v_i = (x_i, y_i) = (x(ih), y(ih))$ 를 벡터 표시로 변환하고 수치적으로 해결하기 위하여 도함수를 차분으로 구하면, $E_{int}(i)$ 를 다음과 같이 변형할 수 있다.

$$\begin{aligned} E_{int}(i) &= \frac{1}{2h^2} (\alpha_i |v_i - v_{i-1}|^2) \\ &+ \frac{1}{2h^4} (\beta_i |v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1}|^2) \end{aligned} \quad (2.6)$$

여기서, $v(0) = v(n)$ 으로 정의한다.

$f_x(i) = \frac{\partial E_{ext}}{\partial x_i}$ 이고 $f_y(i) = \frac{\partial E_{ext}}{\partial y_i}$ 라 하면, 도함수를 차분으로 구할 수 있고 행렬 형태로 쓸 수 있다.

$$Ax + f_x(x, y) = 0 \quad (2.7)$$

$$Ay + f_y(x, y) = 0 \quad (2.8)$$

여기서 A 는 5중 대각 행렬이다. 행렬 A 는 원소를 $a(i, j)$ 라하고 구간을 $0 \leq i, j \leq N-1$ 이라 할 때 다음과 같이 정의한다.

$$A = \begin{cases} a(i, i-1) = \beta_{i-1} \\ a(i+1, i) = -(\alpha_i + 2\beta_{i-1} + 2\beta_i) \\ a(i, i) = \alpha_i + \alpha_{i+1} + \beta_{i-1} + 4\beta_i + \beta_{i+1} \\ \quad \quad \quad \quad \quad \quad \quad \quad \quad (i=0 \cdots N-1) \\ a(i, i+1) = -(\alpha_{i+1} + 2\beta_i + 2\beta_{i+1}) \\ a(i, i+2) = \beta_{i+1} \quad (\text{그외 } 0) \end{cases}$$

방정식 (2.7)과 (2.8)를 풀면, 오일러 단계에 도달한다. 그 결과는 다음과 같다.

$$Ax_t + f_x(x_{t-1}, y_{t-1}) = -\gamma(x_t - x_{t-1}) \quad (2.9)$$

$$Ay_t + f_y(x_{t-1}, y_{t-1}) = -\gamma(y_t - y_{t-1}) \quad (2.10)$$

여기서 γ 는 스텝 크기이며, 평형을 이루면, 도함수가 소멸되는 시간과 방정식 (2.7), (2.8)의 해를 구한다. 이 방법은 스텝 크기가 큰 스네이크를 구하는데, 내부에너지의 힘을 사용한다. 만약 외부 힘을 크게 한다면, 외부 힘의 오일러 단계는 보다 작은 스텝 크기를 요구할 것이다. 수행 순서는 최소행렬 방법을 사용하여 반복적인 기법으로 복잡성은 $O(n)$ 이다. 효과적인 반복으로 내부에너지와 외부에너지는 오일러 단계의 반복에서 구한다.

III. 에너지 최소 알고리즘

3.1 능동적 알고리즘의 장단점

Kass 방법의 장점은, 힘들은 보다 빠른 수렴을 허용하면서, 한 번 반복에 윤곽선을 따라 넓은 거리를 움직여 갈 수 있다. 단점으로 이미지 힘과 제약조건은 수렴을 보장하기 위해서 미분할 필요가 있다. 따라서 점들 사이의 최소거리와 같이 강한 제약조건을 포함시키는 것은 불가능하며, 중간결과는 의미가 없다. 윤곽선은 최소 값에 순조롭게 접근하지 않는다. 그 이유는 스네이크 명칭이 윤곽선에 주어졌다는 이유 때문이다.

Cohen의 방법은 스네이크가 물체의 내부로 움츠린다는 성질을 이용하여 물체의 내부에 초기 곡선을 주어 윤곽선에 접근한다. 이미지의 영역을 지역으로 구분하여 최소화하였으나 내부의 질감이 평형을 이루지 못할 경우 잡음에 민감하여 지역에 고립되어 정확한 에지 점을 찾을 수 없다.

Amini의 Dynamic 방법은 수식의 불안정성과 에지의 강력한 부분으로 점들이 모이는 경향을 제거하기 위한 강한 제약조건을 제시했다. 이 방법은 점들이 실수에 대하여 점 좌표를 연산하는 Kass 방법과 달리 이산적 좌표들 사이에서 발생하는 점들을 허용하는, 이산적 좌표 상으로 이동되므로 수치적으로 안정하다. 그러나 필요 하는 메모

리가 크고, 복잡도는 $O(nm^3)$ 으로, 계산속도가 매우 느리다. 여기서 n 은 윤곽선 상의 점들의 수이고 m 은 한 번 반복에서 이동할 수 있는 점의 가능한 위치의 수이다.

Williams의 Greedy 방법은 주변 화소를 조사하여 최소 에너지 점을 찾으며, 높은 곡률을 가진 윤곽선을 추출한다. 알고리즘의 반복에 의해 이동한 화소의 수가 일정 수 이하일 때 종료한다. 또한, 물체 주위에 놓여진 닫힌 윤곽선은 에지 영역에서 틈들을 연결시킬 수 있다. 마찬가지로, 만약 질감을 지닌 물체가 몇 개의 더 작은 물체처럼 보이게 하는 에지를 가지고 있다면, 윤곽선은 완전한 물체에 대해 연속적인 에지 윤곽선이 주어지면, 전체 그 물체의 전체 윤곽을 그릴 수 있다.

일반적으로 이들 모델이 가지고 있는 단점을 정리해 보면, 첫 번째는 초기 위치에 매우 민감하다는 것이다. 같은 이미지에 대해 초기 값 설정이 각각 다르게 줄 수 있다는 것이다. 따라서 가장 좋은 초기 설정을 위해서는 사용자의 반복 실험과 부단한 노력이 필요하다는 것이다. 또한 초기 위치 설정의 실패로 인한 물체 윤곽선 추출이 발산하므로 초기의 설정이 아주 중요하지만 어떤 조건이 없이 사용자가 입력된 이미지의 특징을 인식한 후 그 물체에 가장 알맞은 초기 값을 설정해야 한다. 두 번째는 복잡한 모양의 특징을 가진 물체에 대해서는 윤곽선을 정확하게 찾지 못한다는 것이다. 즉, 스네이크는 곡선이 완만할수록 작은 에너지를 산출하기 때문에 곡률이 높은 영역의 물체를 인식하지 못한다. 세 번째는 입력받은 이미지의 윤곽선을 추출하는데 피드백 방법으로 수행하기 때문에 윤곽선을 찾을 때까지 처리 속도가 많이 걸린다는 것이다.

3.2 에너지 최소 알고리즘

스네이크라고 알려진, 능동적 윤곽선은 1987년 Kass 등에 의해 처음 소개된 이래, 넓게 응용되어 알고리즘을 개선하여 발전해왔다. 그러나 이 모델이 가지고 있는 많은 문제점들 중 가장 중요한 문제는 알맞은 매개변수 값의 설정에 대한 초기 윤곽선 위치에 의존하여 실행한다는 것이며, 알고리즘이 수정되어 오면서도 매개변수에 대하여 어떤 사실을 결정 할 수 없다는 것이다. 매개변수와 초기 윤곽선 위치를 조화하기 위한 작업이 필요하다는 것이다. 원래 모델은 $v(s) = (x(s), y(s))$ 이 호의 길이 s 의 매개변수를 갖는 벡터에 의해 표현되었으며, 에너지 함수는 수식 (2.1)과 같이 정의되었다. Kass는 스네이크

이루고 있는 모든 화소들의 움직임을 고려하여 가장 에너지가 작은 형태가 되도록 스네이크를 변형시키는 알고리즘을 제안하였다[1]. 알고리즘은 오일러 방정식을 이용한 행렬 연산에 의해 반복적으로 수행된다. 이 알고리즘은 방정식의 고차미분에 의해 많은 시간을 필요로 하며 수학적으로 불안정하다[2]. 따라서, 이러한 문제점을 해결하고자 한다.

3.2.1 에너지 최소화 수식

능동적 윤곽선은 $x(s) \in [0, x_{\max}]$ 이고 $y(s) \in [0, y_{\max}]$ 일 때, $v(s) = (x(s), y(s))$ $s \in [0, 1]$ 으로 표현한다. 능동적 윤곽선의 총 에너지를 수식(4.1)과 같이 수정하여 제안한다.

$$E^* = \int [E_i(v(s)) + E_f(v(s)) + E_c(v(s))] ds \quad (3.1)$$

여기서 내부에너지 E_i 는 Kass의 모델에서 일반적으로

$$E_i = \frac{1}{2} (\alpha(s)|v_s(s)|^2 + \beta(s)|v_{ss}(s)|^2)$$

으로 표현한다. 수식(2.2)의 내부에너지 E_{int} 는 윤곽선에서 모양을 만들어 가면서, 점들 사이 거리를 일정하게 유지하도록 하는데, 입력한 영상의 영역에서 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$E_i(v_i) = \alpha \|v_i - v_{i-1}\| + \beta \|v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1}\| \quad (3.2)$$

입력된 물체의 이미지를 고려하여 사용자가 직접 입력하여 사용할 수 있도록 하였다. $\|v_i - v_{i-1}\|$ 은 내부에너지의 1차 미분으로 좌표 (x, y) 에 있어서 농도의 기울기를 표시하는데 크기와 방향을 가진 벡터 량 $G(x, y) = (f_x, f_y)$ 로 표현된다. f_x 는 x 방향의 미분을 f_y 는 y 방향으로 미분을 나타내며, 디지털 영상을 계산한다. $\|v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1}\|$ 는 2차 미분으로 기울기를 다시 미분하여 화소의 농도만 검출하는데 디지털 영상에서는 처리한다.

실제적인 실험으로 프로그램을 (3.2)식에 의해 작성하면, 몇 가지의 문제점이 발생된다. 첫 번째는 모든 i 에 대하여 $v_i = v$ 일 경우, 스네이크는 강한 에지 점 주위로

모이는 원인이 발생된다. 가중치에 대한 어떤 제약 조건도 정해진 것이 없으므로 사전의 이미지에 대한 정보를 알 수 없기 때문에 움직이는 경향을 제약할 수 없다. 두 번째는 E_i 가 입력 영상의 입력의 크기의 변화와 회전에 대해 화소들이 변한다는 것이다. 따라서 스네이크 상에서 매끄럽게 처리하는 것이 어렵다는 것이다. 따라서 1차 미분 식을 다음과 제안한다.

$$v'_i = \frac{1}{l(V)} \|v_i - \alpha(v_{i-1} + v_{i+1})\|^2 \quad (3.3)$$

여기서 $l(V)$ 는 내부에너지로 스네이크 점들 사이 평균거리로 다음과 같이 구한다.

$$l(V) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|v_i - v_{i-1}\|^2 \quad (3.4)$$

1차 미분 값은 이웃하는 주변 화소들 중 가장 큰 함수 값으로 나누어 0과 1사이 값으로 정규화 한다. E_f 는 스네이크 상의 이미지의 힘이다.

$$E_c(v(s)) = \sigma(v(s)) - v_{old}(s) \quad (3.5)$$

수식(4.8)에서 E_c 는 이미지의 특징에 대한 함수로 스네이크에 대한 모든 외부 조건이지만, 본 논문에서는 이미지 특징에 대한 스네이크 점들의 연결과 스네이크 점들 사이 일정거리를 유지하도록 하는 제약 조건으로 스네이크가 윤곽선에 도달할 수 있도록 물체의 윤곽선으로 이동하는데 사용한다. v_{old} 는 벡터로 이전의 이미지에서 최소 값을 구한 후 도착한 화소의 위치이다. σ 는 가중치로 스네이크의 모든 원소에 대하여 같은 값을 갖는데, 에너지 최소화하는 동안 스네이크의 이동을 제한한다.

3.2.2 초기 매개변수 설정

제안한 알고리즘은 초기 설정을 사용자가 자유롭게 사용할 수 있다. 사용자의 경험에 의해 초기 설정을 적절하게 사용하여 물체의 윤곽선을 추출하는데, 사용된 매개변수를 사용하였다. α , β , γ 는 가중치로써 스네이크를 제어하며, 기본 값으로는 1을 설정하였다. 윈도우 크기는 지역최소화를 하기 위한 영상이미지의 어느 부분을 선택하기 위한 것으로 초기 값을 3으로 하여 이미지를 분할한다.

Edge_Th는 메디안 필터의 가중 값으로 이웃하는 화소의 값들을 구하여 임계값과 비교하여 스네이크의 다음 이동할 방향을 설정한다. 메디안 필터를 사용하여 화소의

주변 영역에 대한 화소의 중앙값을 구하고, 그 화소를 목적 화소의 농도로 처리하여 잡음을 제거한다. Horizontal은 입력된 영상 이미지의 수평크기이며, Vertical은 수직크기로 제안한 알고리즘에서 초기 값 설정할 경우 사용자에게 의한 임의의 물체에 대한 수평, 수직의 정보를 획득하여 물체의 중심을 구하는데 사용된다. 영상 이미지의 크기는 300 화소 이하로 제한하여 실험하였다.

Radian은 초기 설정의 중심에서 반지름에 해당되며, Amplitude는 스네이크가 임의의 장소로 이동할 때 이동하는 화소의 크기를 나타내며 접선에 수직방향으로 이동한다. 임계값은 화소의 기준 점을 중심의 수평, 수직으로 현재 점에서 이전 점을 뺀 것으로 스네이크의 이동을 제한하는 것이다. 입력 이미지를 받아들여 초기 매개변수를 설정하여 이미지의 좌표와 이미지에 대한 위치, 색상 정보등을 인지하여 1차적으로 알고리즘을 실행한다. 그 후 피드백 시스템으로 윤곽선을 찾는다. [그림 3-1]는 제안한 알고리즘의 시스템 흐름도이다. 그레이 레벨과 256 컬러의 이미지를 입력받아 초기 이미지 정보를 분석한 후 1차 처리한다. 1차 처리는 사용자가 입력한 매개변수 값을 기초로 하여 윤곽선에 접근하기 위한 1차 시도이다. 2차 실행은 1차 실행 값을 가지고 실행한다. 반복 실험 후 결과를 산출한다.

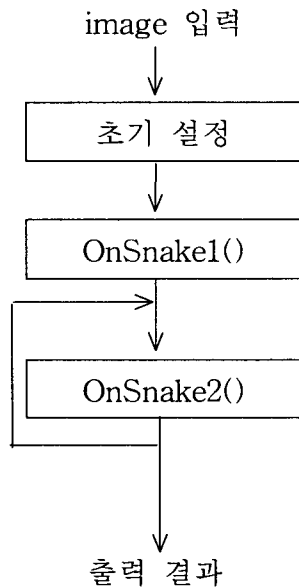


그림 3-1. 제안한 알고리즘 흐름도

3.2.3 초기 설정 방법

Kass가 제안한 알고리즘은 초기설정을 물체의 외부에 주어서 스네이크가 물체 내부로 향하여 물체의 윤곽선을 추출하였고, Cohen은 물체의 내부에 에너지의 힘을 부과하여 물체의 윤곽선을 추출하였다. 이러한 모델은 에지가 강한 점에 움츠러들게 하였고, 물체의 공간이 균일하다는 제약 조건이 필요했다.

제안한 알고리즘은 물체의 내부와 외부에 초기 설정을 할 수 있도록 알고리즘을 개선하였다. 제안한 알고리즘에 대한 초기 값의 설정은 [그림 3-2]에서는 초기 위치를 물체의 내부에 주었을 경우이며, [그림 3-3]에서는 초기 위치를 물체의 외부에 주었을 때 스네이크의 이동방향을 표시하고 있다.

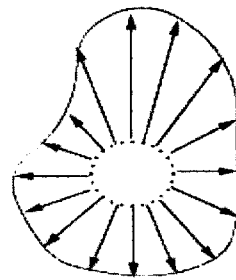


그림 3-2. 스네이크의 이동 방향

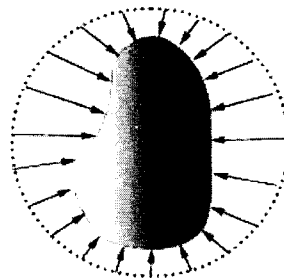


그림 3-3. 스네이크의 이동 방향

3.2.4 스네이크의 이동

제안한 알고리즘은 화소를 이동시킬 때 화소의 적합성을 고려한다. 화소의 윈도우 내에 임계치 보다 높은 밝기 값의 기울기를 지닌 화소가 하나라도 존재한다면 그 화소

는 적합하며 그렇지 않을 때는 적합하지 않다. 현재 이동할 화소의 적합성을 조사하여 만약에 적합하다고 판정되면 화소의 윈도우 내에 존재하는 화소들 중 가장 작은 에너지를 나타내는 화소의 위치로 화소를 이동시킨다. 그러나 화소가 적합하지 않다고 판정되면 화소를 적당한 방향으로 일정 거리만큼 다시 화소를 이동시킨다. 이러한 과정을 화소가 적합하다고 판정될 때까지 반복을 수행한다.

화소의 적합성을 측정하는 특징으로써 화소의 윈도우 내에 존재하는 화소들이 지니는 밝기 값의 기울기를 이용한다. 그 이유는 물체의 윤곽선상에 존재하는 화소들은 높은 밝기 값의 기울기를 지니기 때문이다. 본 논문에서는 임계값을 이용하여 이러한 화소를 찾아낸다. 임계값을 어떻게 정하느냐에 따라 결과가 달라진다. 예를 들어 임계값을 너무 낮게 정하면 화소가 잡음에 민감하게 되어 올바른 윤곽선을 추출하지 못하는 경우가 있다. 반면 임계값을 너무 높게 정하면 화소가 이동하면서 윤곽선을 지나치게 되므로 또한 올바른 윤곽선을 추출하지 못하는 경우가 발생된다. 그러므로 적당한 임계값을 선정하는 작업이 필요하다. 이러한 임계값은 보통 인간의 경험적 지식에 의해 결정된다. 이것은 많은 경험을 지닌 사용자의 판단이 필요하며 영상에 따라 매년 적절한 임계값을 설정해야 하는 단점이 있다.

화소의 윈도우 내에 존재하는 화소들 중 임계값보다 높은 밝기 값의 기울기를 지닌 화소가 하나도 없을 경우, 화소를 고려중인 화소에서 델타만큼 이전 화소와 델타만큼 이후 화소가 이루는 탄젠트 벡터의 방향을 계산한다. 계산된 탄젠트 벡터의 방향과 직각을 이루는 방향이 화소가 이동할 방향이 수식 (3.9)과 같으며, 화소는 계산된 방향과 그 반대 방향으로 이동한다.

$$\varphi = \tan^{-1} \frac{y(s_i) - y_i}{x(s_i) - x_i} = \tan^{-1} \frac{x_s(s_i)}{y_s(s_i)} \quad (3.9)$$

3.3 실험 및 결과

본 논문에서 매개변수를 이용하여 초기 위치를 적절하게 부여하여 기존의 모델을 수정하였다. 강한 제약조건들을 포함하였으며, 매개변수와 초기 위치를 적절하게 선택하여 원 이미지의 어려운 점들을 극복하는데 새로운 능동적 모델을 설명했다. 모든 점에 대한 일반적인 매개변수에 대한 선택의 어려움과 지역 윤곽선 모양에 의존하는

점으로부터 다양한 윤곽선을 찾는다. 에지에 수렴하기 위해, 모든 윤곽 점에 대해 동일하게 다른 힘을 부가하였다. 이 힘의 크기와 방향을 제어함으로써 능동적 윤곽선의 팽창과 수축의 방향을 변화할 수 있고 에지의 농도를 제어하여 수렴 가능하게 할 수 있다.

3.3.1 컵 이미지 실험 및 결과

[그림 3-4]는 컵 영상으로 큰 컵과 작은 컵을 겹쳐 디지털 카메라로 입력을 받은 원 영상이며, [그림 3-5]는 원 영상에 초기 값을 설정 한 것이다. [그림 3-6]은 제안한 알고리즘을 1회 실행한 결과이고, [그림 3-7]과 [그림 3-8]은 중간 실행과정으로 작은 컵 이미지에 강한 에지 점에 스네이크의 한 화소가 정지되어 있는 상황을 볼 수 있다. 이 에지 점은 이미지의 힘을 초과하여 [그림 3-9]에서 보여 주듯이 정확하게 윤곽선을 추출하였다. 중간과정 처리 중에 작은 컵에 잡음이 있으나 외부 이미지에 의해 임계값과 비교하여 지역 최소화에 빠지지 않고 정확하게 윤곽선을 추출하였다.

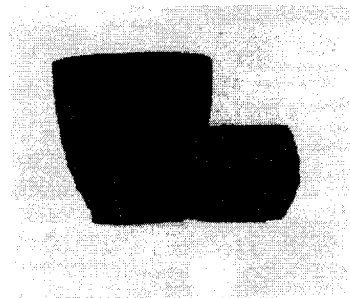


그림 3-4. 원 영상

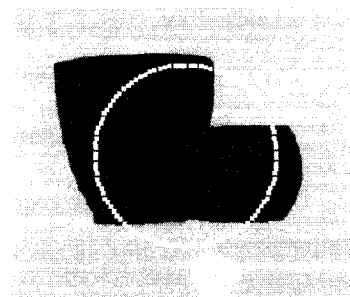


그림 3-5. 초기 설정

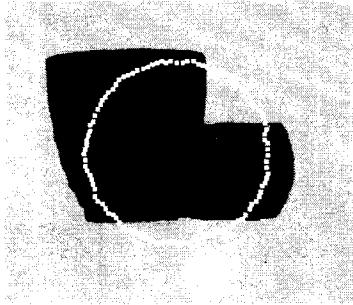


그림 3-6. 실행 과정

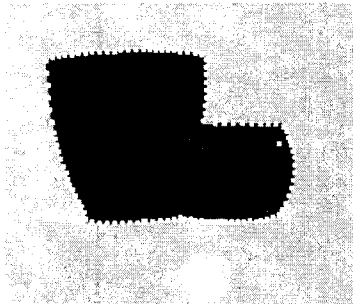


그림 3-7. 실행 과정

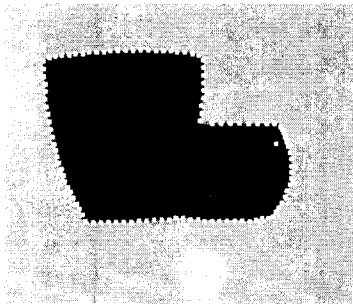


그림 3-8. 실행 과정

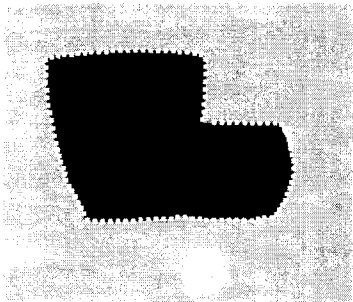


그림 3-9. 실행 결과

IV. 결 론

4.1 결론

제안한 논문에서 알맞은 매개변수를 선택하여 원상의 이미지를 추출하는데 일반적인 어려운 점들을 극복하는 새로운 능동적 모델을 구현했다. 윤곽선의 모든 점에 대한 매개변수를 선택하는 어려운 점과 윤곽선 모양에 의존하는 것과 지역 최소 점이 발생하는 다양한 문제들이 있다. 이러한 문제들을 해결하기 위하여 곡률에 의해 윤곽선에 접근하는 에너지의 힘을 정규화 하였고, 모든 윤곽선 점에 동일한 힘을 추가하였다. 또한 에너지의 힘과 벡터의 방향을 제어하여 능동적으로 윤곽선을 팽창, 수축하여 스네이크의 이동 방향을 제어하였다. 또한, 임계값을 사용하여 이미지의 농도 값을 제어하여 에지에 수렴하게 하였다. 알고리즘의 수행은 이 논문의 실험 결과에서 보여주듯이 인공 이미지의 사각형의 모서리와 실제 컵 이미지에서 발생하는 교차점과 같은 높은 곡률의 윤곽선에 수렴하였다.

실험 영상은 실제 컵 이미지를 사용하였으며, 이미지의 한 화소가 나타낼 수 있는 농도 값의 밝기는 256이다. 모든 실험에서 스네이크의 초기화는 인터페이스를 통해 사용자에게 의해 에너지의 힘을 부과하여, 스네이크를 구성하여 윤곽선을 추적하여 추출하였다. 에너지 함수에 대한 가중치는 사용자에게 의한 임의의 값을 주어 가장 적절한 값을 찾아 실행하였다. 제안한 알고리즘은 초기위치에 민감하지 않았으며, 모서리와 에지 같은 곡률이 높은 윤곽선에 수렴하였다. 단점으로 내부의 힘이 원상의 이미지에 강하지 않기 때문에 윤곽선을 원래 모델로 매끄럽게 하지 못하는 결과를 가져온다. 따라서 새로운 모델은 부 윤곽선과 넓은 간격을 가진 에지를 추출할 수 없지만, 일반적인 에지에 대해서는 문제가 없다. 제안한 알고리즘은 Ms Visual C++5.0을 사용하였으며, 컴퓨터 기종은 IBM-PC 호환용을 사용하였다.

참고 문헌

- [1] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, snakes: Active contour models, in Proceedings of First International Conference on Computer Vision, London, 1987, pp.259-269.
- [2] M. Brady, W.E.L. Grimson, and D. Langridge, "Shape encoding and subjective contours," PROC. AM. ASSOC. ARTIF. INTEL., Stanford University, 1980.
- [3] D. J. Burr, "Elastic matching of line drawings." IEEE TRANS. PAMI-8, p. 708, 1986.
- [4] A. Martelli, "An application of heuristic search methods to edge and contour detection." CACM. vol. 19. p. 73, 1976.
- [5] S. Zucker, R. Hummel, and A. Rosenfeld, "An application of relaxation labeling to line and curve enhancement," IEEE TRANS. ON COMPUTERS, vol. C-26, p. 394, 1977.
- [6] S. Zucker, "Computational and psychophysical experiments in grouping: Early orientation selection." In HUMAN AND MACHINE VISION, Jacob Beck, et al. (eds.), Academic Press: New York, pp. 545-567, 1983.
- [7] D. Terzopoulos, "Regularization of inverse visual problems involving discontinuities," IEEE TRANS. PAMI-8. p. 413, 1986.
- [8] 문창수, 유봉길, 이용기 : 개선된 Dual Active Contour Model을 이용한 물체 윤곽선 검출에 관한 연구, 한국 OA학회 논문지, pp.81-94, 1998.
- [9] NHK 방송 기술연구소 화상 연구부 : C 언어에 의한 화상처리 실무

저자 소개



문 창 수

1989년 조선대학교 전산통계학
과졸업(이학사)
1994년 조선대학교 전산통계학
과졸업(이학석사)
1999년 조선대학교 전산통계학
과졸업(이학박사)
현재 순천청암대학 컴퓨터정보
과학부 조교수



유 봉 길

1973년 목포교육대학졸업
1983년 조선대학교 경영학과졸
업(경영학사)
1988년 조선대학교 경영학과졸
업(경영학 석사)
현재 순천청암대학 컴퓨터정보
과학부 학부장

오 승 재

1988년 조선대학교 전산기공학
과졸업(공학사)
1992년 조선대학교 전산기공학
과졸업(공학석사)
현재 순천청암대학 컴퓨터정보
과학부 조교수

정 종 필

1992년 조선대학교 전산통계학
과졸업(이학사)
1995년 조선대학교 전산통계학
과졸업(이학석사)
1998년 조선대학교 전산통계학
과 박사과정수료
현재 순천청암대학 컴퓨터정보
과학부 전임강사

전 희 정



1992년 이화여자대학교 전자계
산학과졸업(이학사)
1995년 연세대학교 교육대학원
전산교육학과졸업(교육
학석사)
현재 전남대학교 전산통계학과
박사과정, 순천청암대학 컴퓨터
정보과학부