

논문 2007-44SP-4-11

일방향 순차층위 스네이크 모델에 의한 디지털영상의 특징점 추적

(Feature Points Tracking of Digital Image By One-Directional Iterating Layer Snake Model)

황 중 원*, 황 재 호**

(JungWon Hwang and JaeHo Hwang)

요 약

2D 영상의 특징점을 추적하는 이산동적 모델을 고안한다. 종래의 스네이크 접근은 내외 추진력으로 구성된 에너지함수를 최소화하도록 구획을 변형시켜가면서 영상 내의 원하는 특징에 밀착시켜간다. 이 때 스네이크화소를 중심한 인접화소군은 사각형 같은 평면 2차 행렬이다. 본 논문에서는 유사 특성점들을 상호 연결하는 모델 구조를 제시한다. 에너지모델은 그 국부최소점이 활성치리에 유용한 교차 해법에 적합하도록 설계한다. 추적시 선 형태의 1차 행렬 블록을 사용한다. 진행 방향의 반대 끝 라인으로부터 굴곡상태를 만족하는 시발점들을 선정하고 에너지 최소화처리를 통해 이웃 라인으로 순차 자동 이동한다. 추적 경로는 상승·하강점 또는 극대·극소점과 같은 굴곡 한계에 의존한다. 이와 같은 층위적 접근은 인접데이터 라인 사이에 수직 또는 수평 방향으로 높은 상관성을 갖는 일방향 특성이 있는 디지털 영상의 특징점 추적에 유용하다. 그리고 인체 경동맥초음파영상에서 그 내·외막 시점을 추적하는 실험으로 알고리즘의 효과를 확인하였다.

Abstract

A discrete dynamic model for tracking feature points in 2D images is developed. Conventional snake approaches deform a contour to lock onto features of interest within an image by finding a minimum of its energy functional, composed of internal and external forces. The neighborhood around center snaxel is a space matrix, typically rectangular. The structure of the model proposed in this paper is a set of connected vertices. Energy model is designed for its local minima to comprise the set of alternative solutions available to active process. Block on tracking is one dimension, line type. Initial starting points are defined to the satisfaction of indent states, which is then automatically modified by an energy minimizing process. The track is influenced by curvature constraints, ascent/descent or upper/lower points. The advantages and effectiveness of this layer approach may also be applied to feature points tracking of digital image whose pixels have one directional properties with high autocorrelation between adjacent data lines, vertically or horizontally. The test image is the ultrasonic carotid artery image of human body, and we have verified its effect on intima/adventitia starting points tracking.

Keywords : Snakes, Energy model, Feature Tracking, Curvature Constraints, Intima-Media Thickness

I. 서 론

카스(M. Kass, 1988) 등이 고안한 스네이크(snake)로 불리는 활성구획모델(active contour model, ACM)은

영상 공간으로부터 구획을 분할 검출하거나 대상물을 추적하는 유용한 수단이다^[1]. 내적 및 외적 에너지 함으로 에너지함수를 정의하고 영상영역 내부에 설정한 폐곡선이나 개곡선을 이 함수가 최소화되도록 변형하면서 이동한다. 내적 에너지는 곡선 자체의 기하학적 형태로부터 형태변경과 확대 및 축소에 따른 추진력을 발생하여 구획형태를 재형성한다. 외적 에너지는 영상데이터로부터 산출된 값으로 명암도의 향배와 경사도와 관련한 추진력을 형성하여 목표 특징으로 구획을 밀착시켜나간다. 특징의 유형에 따라 내적 및 외적 에너지의 기

* 학생회원, 숭실대학교 미디어학과
(Dept. of Media, Soongsil University)

** 정회원, 한밭대학교 전자공학과
(Dept. of Electronic Engineering, Hanbat National University)

접수일자: 2007년11월3일, 수정완료일: 2007년6월1일

여 정도가 가중치(weight factor)로 결정되며 여러 단계를 거쳐 구획을 변형하면서 영상 내부 경계부분이나 에지 및 기타 목표로 하는 특징들로 접근한다.

스네이크의 이러한 특성은 보다 개선 보완된 형태로 에지 검출을 비롯한 형태 모델링, 영역분할, 특징추출과 추적 및 동영상에서의 동작 추적 등 여러 응용분야에 널리 활용되었다. 아미니(A. A. Amini, 1990) 등은 카스 방식이 수치적 불안정에 의해 이동 중인 구획점들 가운데 목표 영역과는 별개의 영역에 안착할 수 있음을 지적하고 동적 프로그래밍(dynamic programming, DP)으로 이를 해결하고자 하였다^[2]. 윌리엄과 샤프(D. J. Williams and Shah, 1992)는 그리디(greedy) 알고리즘을 제시하여 처리속도를 향상시키고 구획 찾기와 대상 목표 추적 성능을 개선하였다^[3]. 이살드(M. Isard, 1998) 등은 강인한 추적을 위한 알고리즘을 개발하였으며^[4], 쉘(C. Xu, 1998) 등은 외적 추진력으로 경사벡터흐름 (gradient vector flow, GVF)을 에너지 함수에 도입하여 협소 에지구획의 밀착 문제를 해결하였다^[5]. 또한 활성 구획의 기하학적 모델에 근거하여 이를 다양화함으로 영상 내에 존재하는 여러 유형의 목표 대상물들을 선별 추출하거나 추적하는 기법이 고안되기도 하였다^[6].

이와 같은 ACM을 활용한 기법들이 형태 추적과 추출에 효과가 있으나 알고리즘 적용을 위해서는 대상 목표물이 영상 내부에서 영역형태로 존재해야한다. 그것이 파라미터적 활성구획^[1]이든 기하학적 활성구획^[6]이든 관계없이 대상 목표물이 배경 및 기타 주변 구역들로부터 색도분포와 기하학적으로 구별되어 있어야 한다. 시발구획(initial deformable contour)에서 목표물로 접근할 때 계산 시간이 오래 걸리는 점은 그만두고라도 영역들 사이의 색도혼재와 영역 자체의 색도고유성 훼손 및 분포상의 불규칙성이 존재하면 에너지 최소구역으로의 안착과 특징밀착에 실패할 확률이 높다. 연구 초기의 접근에서는 적어도 영상의 배경이 균일 색도를 유지하고 대상 목표물이 영역으로 그와 차별되어 있을 뿐만 아니라 시발구획도 목표물과 형태적으로 유사하였기 때문에 접근이 가능하였다. 이러한 조건이 충족되지 않으면 영상 고유의 영역특성에 부합하는 조건을 추출해야 한다. 더욱이 ACM방식은 이동의 매 단계마다 적지 않은 양의 계산 시간이 필요하여 최종 안착까지는 긴 소요시간이 걸리는 단점이 있다. 파라미터적 활성구획 모델은 시발구획이 목표물과 최근접함에도 불구하고 그러한 기하학적 활성구획 모델 역시 매 단계마다 기하학적 구도를 부합시킴에 따른 많은 시간이 소요된다.

영상 내부로부터 특징을 추출하고 원하는 데이터를 얻기 위해서는 계산 시간이 짧아야 하는 동시에 대상 목표물 자체와 영상 전체의 구도 및 색도형성에 관한 특성 파악이 선행되어야 한다. 본 연구에서는 종래의 공간적 시발구획을 지양하고 일정 조건을 충족하는 영상 내의 점들을 시발점(initial points)으로 선정하여 특징점들을 추적하는 기법을 제시한다. 배경영역이 존재하지 않고 영역 색도분포의 고유성이 없으며 영역들 사이에 색도혼재가 있고 영역의 실체가 단지 수직 또는 수평 일방향으로의 흐름에서만 유지되는 영상을 대상으로 한다. 스네이크화소(snaxel)를 중심한 블록은 수직 또는 수평 일차 화소배열의 선형블록(line block)이다. 블록의 경사에너지(gradient energy) 추진력과 만곡에너지(bending energy) 추진력으로 에너지모델을 정의한다. 경사에너지는 상승 및 하강 추진력을 형성하고 만곡에너지는 최대 및 최소 추진력의 합이다. 각 추진력에 가중치를 부여하여 특징점들의 속성을 추종토록 한다. 추적에 따른 블록이동은 영상의 수직 및 수평 배열을 좇아 에너지모델을 최소화하는 차기점(next point)에 위치한다. 에너지 최소점은 블록을 형성하는 화소군(畫素群)에 속하는 화소이다. 영상 내 대상 영역의 흐름특성에 의존하여 그 경계선을 특징점으로 판별하여 추적하도록 한다.

II. 영상 및 에너지 모델

1. 영상 모델

디지털 영상데이터 X 가 공간좌표 (i, j) 에서, $(i = 1, 2, \dots, n_1, j = 1, 2, \dots, n_2)$ n (개)의 화소($n = n_1 \times n_2$)로 구성되고 화소 x_{ij} , ($X = \{x_{ij}\}$)의 회색조는 g_{ij} , ($0 \leq g_{ij} \leq 255$) 이다. X 는 영역 R_p , ($p=1, 2, \dots$)와 영역의 색도 CR_p 에 대하여 $X = \bigcup_p R_p$ 이 성립하고 $\bigcap_p CR_p \neq \emptyset$ 와 같이 영역 사이에 색도혼재가 존재한다.

2차원적 배열을 갖고 있는 영상데이터 가운데 영역들이 수평 또는 수직의 일정 방향으로 흐름 특성을 보이는 경우가 있다. 영상 X 의 행렬데이터 $X \in R^{n_1 \times n_2}$ 를 수평 또는 수직 배열의 화소집합 L_k , ($L_k \in R^{m_1}$, m_1 은 n_1 또는 n_2)로 구분한다. 이때 $X = \sum_k L_k$ 로서 L_k 는 상호간 서로 독립이다.

조건 1: $k=1,2,\dots,m_2$, ($m_1=n_1$ 이면 $m_2=n_2$ 역도 성립)에 대하여 (L_k, L_{k+1}) 의 상관계수를 ρ_l , ($l=1,2,\dots,m_2-1$)라 할 때, 집합 $\{\rho_l\}$ 에서 확률 $P(\rho_l > \gamma) \cong 1$, ($0 \ll \gamma \leq 1$)이다.

조건 1이 성립하면 영상 데이터를 일방향의 층위적 일차원 배열로 접근한 경우 색도혼재에 따른 영역간 중복도가 급격히 감소하여 화소 배열상에서 영역간 분할이 용이할 뿐만 아니라, 그러한 일방향으로의 확률분포적 유사성이 상대측 진행방향에 지속적으로 보존된다^[7]. 영역은 층위적 특성을 보존하면서 지향적 흐름을 형성한다. 층위특성이 평면특성보다 우수하여 배열상에서의 군집처리와 배열축과 수직한 배열로의 순차적 확장이 가능하다. m_1 (개)의 화소 집합 L_k 상의 일차원적 인접 화소군의 화소 순차행(順次行)에 따른 인접화소들 간의 상호 관련 특성에 의해 군집을 형성하는 영역분할이 가능하다^[8].

2. 에너지 모델

스네이크는 대상목표물의 기하학적이며 명암도 정보에 근거하여 파라미터적으로 구획을 형성하는 $v_s=(x_s, y_s)$, ($s=1,2,\dots,n_3$, $n(\{v_s\})=n_3$)를 에너지 공간에서 식 (1)의 에너지모델을 최소화하도록 영상 공간영역을 통해 이동시킨다.

$$E_s = \alpha E_{int} + \beta E_{ext} \tag{1}$$

여기서 E_s , E_{int} 및 E_{ext} 는 행렬이고 α 와 β 는 가중치이다. 내적에너지 E_{int} 는 구획의 형태변경과 팽창 및 수축을 제어하고 외적에너지 E_{ext} 는 영상 자체와 관련한 경계부나 에지 및 선과 같은 특징으로 접근함에 관여한다. E_{int} 는 스네이크화소 v_s 를 중심으로 설정한 블록화소군과 $V=\{v_s\}$ 와의 기하학적 상관관계에 의해 산출되고 통상 1차 미분과 2차 미분의 합이다. E_{ext} 는 블록의 명암도와 명암경사도(intensity gradient)를 반영한다. 식 (1)의 가중치 α 와 β 는 자체 구성 성분에 의해 다시 세부가중치로 나누어진다. 이들 가중치 조정에 의해 대상목표물로의 순차적 이동 및 근접 향배가 결정된다.

이러한 활성구획모델 기반 접근은 V가 폐곡선이나 개곡선이다. 시발구획은 대상목표물과 유사한 형태로서 그 주변에 위치한다. 에너지 최소화지점들로 전체적인 윤

곽을 변형 이동한다. 그러나 제 II 장 1절과 같은 선군 집특성이 우수한 영상데이터는 특징점이 층위별로 진행하기 때문에 종전의 $\{v_s\}$ 와 같은 구획으로서의 접근이 어렵다. 시발점들도 구획으로서가 아니라 일차원 선 상의 군집간 경계부에서 개별적으로 선정해야한다. 추적 처리를 위한 모든 스네이크화소들 사이의 차기점 선정도 탐색공간에서 궤적추정(track estimation)에 근거한다. 궤적추정을 위해 스네이크화소 u_s 를 중심한 블록 b_s , ($b_s \in R^{q \times 1}$ 또는 $R^{1 \times q}$, $q < m_1$)을 선정한다. b_s 는 사각형과 같은 평면이 아니라 선(line) 형태이다. 이때 b_s 는 화소들의 집합으로서 그 원소개수 $n(b_s)$ 는 궤적추정을 통한 차기점 선정 계산에 필요한 근사적으로 최소한의 화소들이다. 후보 L_k 상에서 군집들 사이의 경계점을 이탈점과 만곡점으로 분류하고 그에 따른 에너지 상태를 이탈에너지와 만곡에너지로 구분, 각 에너지 추진력에 가중치 δ 와 ρ 를 부여하여 식 (2)와 같이 모델을 구성한다.

$$E_{trk} = \delta E_{sece} + \rho E_{curv} \tag{2}$$

여기서 E_{trk} , E_{sece} , $E_{curv} \in R^{q \times 1}$ 또는 $R^{1 \times q}$ 인 행렬이다. E_{sece} 와 E_{curv} 는 명암도 정보에 근거한 이탈에너지와 만곡에너지이다.

i) E_{sece} : 화소색도 변화의 2차 미분치로서 색도변화의 이탈점을 추정하여 에너지 추진상태를 보여준다. 스네이크블록 b_s 의 명암도 I_b 에 대하여 식 (3)과 같이 에너지모델을 정의한다.

$$E_{sece} = -|\nabla^2 I_b| \tag{3}$$

식 (3)의 추진력 개념도를 그림 1에 보였다.

여기서 이탈점은 상승이탈(ascent secession)과 하강이탈(descent secession)로 구분되며 ∇I_b 의 부호에

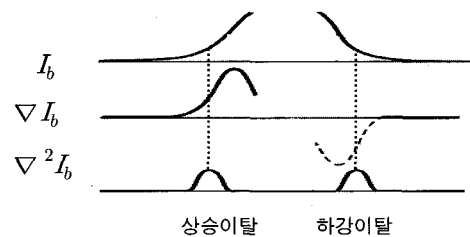


그림 1. 이탈에너지 추진력 개념도
Fig. 1. Secession force idea.

의해 상승과 하강 상태를 판정한다. $\nabla^2 I_b$ 는 두 경우 모두 (+)이므로 $\nabla I_b(+)$ 이면 상승, $\nabla I_b(-)$ 이면 하강이다.

ii) E_{curv} : 만곡추진력은 색도변화의 1차 미분치를 사용하여 식 (4)와 같이 구성한다.

$$E_{curv} = |\nabla I_b| \quad (4)$$

여기서 만곡점은 만곡최대점과 만곡최소점으로 구분한다. 스네이크블록에서 식 (4)로 판별되는 만곡점 이전 화소색도의 $\{\nabla I_b\}$ 부호가 (+), 이후의 부호가 (-)이면 만곡최대점으로 판정한다. 역의 경우는 만곡최소점이다.

이상의 식 (3)과 (4)로 순차층위(iterating layer) 에너지모델을 정리한다.

$$E_{trk} = -\delta |\nabla^2 I_b| + \rho |\nabla I_b| \quad (5)$$

식 (5)의 가중치 δ 와 ρ 그리고 E_{sece} 및 E_{curv} 판별 조건을 스네이크블록 화소군의 화소 순차행(順次行)을 쫓아 적용한다.

III. 특징점 추적

층위별로 선별된 L_k 화소군의 명암도 G_{L_k} 의 색도변화에 따른 굴곡의 기점을 상승 및 하강이탈점과 만곡최대 및 최소점으로 분류한다. 이들 네 종류의 기점은 특징점으로서 L_k 상에서 군집들을 분할하는 근거로 활용한다. 특징점들의 궤적을 추적함으로써 영상내에 존재하는 특징이나 정보를 추출한다. G_{L_k} 에서 해당 특징점 이전의 한정범위내의 화소색도군를 $G_{L_{bef}}$, 이후를 $G_{L_{af}}$ 라 할 때 특징점의 특성은 다음과 같다.

- i) 상승이탈점(pa_k): $\nabla^2 G_{L_k} > 0$ and $\nabla G_{L_k} > 0$
- ii) 하강이탈점(pd_k): $\nabla^2 G_{L_k} > 0$ and $\nabla G_{L_k} < 0$
- iii) 만곡최대점(pm_k): $\nabla G_{L_k} = 0$ and $\nabla G_{L_{bef}} > 0$
and $\nabla G_{L_{af}} < 0$
- iv) 만곡최소점(px_k): $\nabla G_{L_k} = 0$ and $\nabla G_{L_{bef}} < 0$
and $\nabla G_{L_{af}} > 0$

특징점들로 분할되는 선 형태의 군집이 층위 순차별로 조건 1을 만족하면 특징점들은 궤적추적을 위한 순차진행방향으로 연속성을 갖는다. 이 때 순차진행방향은 층위분할방향과 수직이며 일방향이다.

궤적추적은 L_k 가 $k=1,2,\dots$ 로 진행하면서 특징점이 선정되는 L_{int} 로부터 비롯된다. L_{int} 의 시발점은 특징점 주변이나 임의로 주어지는 것이 아니라 순차진행방향의 한 극단 L_1 으로부터 시작하여 설계자가 특징점 집합 $P_c = \{pa_k, pd_k, pm_k, px_k\}$ 가운데 필요에 따라 지정한 특징점 특성을 만족하는 화소에서 결정된다. 그 선택과 개수 및 순서는 영상의 영역특성에 의존한다.

L_{int} 상의 특징시발점 화소 x_{ik} , (여기서 $k=int, L_k \in R^{n_1 \times 1}$) 또는 x_{ki} , ($L_k \in R^{1 \times n_2}$)로부터 차기 스네이크화소는 인접층위 L_{int+1} 상의 화소 $x_{i(k+1)}$ 혹은 $x_{(k+1)i}$ 이다. 이 스네이크화소를 중심으로 L_k 와 동일한 방향의 배열로 구성된 블록 $b_{S(k+1)}$ 을 형성한다. 블록의 화소 개수는 q (개)로서 에너지모델 식 (2)의 행렬 원소개수와 동일하다. 이미 P_c 특성에 의해 특징시발점이 정해졌으므로 시발점 인접블록 $b_{S(k+1)}$ 에서도 특징점에 관한 동일한 조건을 부여하고 식 (2)의 에너지모델을 적용한다. 이탈점과 만곡점은 $\nabla^2 G_{L_k} > 0$ 과 $\nabla G_{L_k} = 0$ 에 의해 구분되고, 이어서 상승/이탈 및 최대/최소도 조건에 따라 다음 두 경우에 걸쳐 구별된다.

경우 1: 특징점 pa_k 와 pd_k

공동의 $\nabla^2 G_{L_k} > 0$ 조건과 개별 ∇G_{L_k} 조건에 의해 특징시발점 선정 단계에서 pa_k 와 pd_k 중의 하나가 선택되므로 L_{int+1} 상의 블록 $b_{S(int+1)}$ 에서는 ∇G_{L_k} 조건은 배제되고 $\nabla^2 G_{L_k}$ 조건만 사용된다. 따라서 식 (2)의 가중치 $\delta \geq 1, \rho = 0$ 이 되어 $E_{trk} = -\delta |\nabla^2 I_b|$ 이다.

경우 2: 특징점 pm_k 와 px_k

공동의 $\nabla G_{L_k} = 0$ 조건과 개별 ($\nabla G_{L_{bef}}, \nabla G_{L_{af}}$) 조건에 의해 특징시발점 선정 단계에서 pm_k 와 px_k 중의 하나가 선택되므로 L_{int+1} 상의 블록 $b_{S(int+1)}$ 에서는 ($\nabla G_{L_{bef}}, \nabla G_{L_{af}}$)조건은 배제되고 ∇G_{L_k} 조건만 사용된다. 따라서 식 (2)의 가중치 $\delta = 0, \rho \geq 1$ 이 되어 $E_{trk} = \rho |\nabla I_b|$ 이다.

경우 1과 2에서 제시한 바와 같이 P_c 특성에 의한 가

중치가 조정된 에너지모델을 블록의 원소들에 적용하여 다음 식 (6)과 같이 에너지 최소점을 산출하고 추정특징점 \hat{u}_s 로 지정한다.

$$\hat{u}_s = \min(E_{trk}) \tag{6}$$

여기서 $\hat{u}_s \in b_{s(k+1)}$ 이고 에너지 최소점은 L_{int} 상의 특징시발점특성을 차기 층위에서 연속시킨다.

이후 $k=int+1$ 의 특징점 추정과 동일한 방법으로 $k=int+2$ 에서 스네이크화소를 지정하고 마찬가지로 P_c 특성 조건과 식 (2)의 에너지모델을 적용하여 차기 특징점들을 추정한다. 이 과정을 순차층위진행방향으로 순차적으로 반복하면서 특징점들을 추적한다. k 진행에 따른 스네이크화소는 이전 인접층위 L_{k-1} 에서의 추정 특징점의 수평이동이며 해당 블록에서 추정되는 특징점은 P_c 의 고유특성을 보존하면서 순차공간에서 연속된다. 그림 2는 본 방식의 개념도이다.

그림 2에서 ■는 스네이크화소, 블록 $b_s \in R^{5 \times 1}$, ●는 추정 특징점 그리고 화살표는 블록 진행에 따른 추적 경로이다. 순차적으로 인접 층위에서 스네이크화소를 선정하고, 그것을 중심으로 블록을 형성한 후 특징점 선별 조건과 식 (2)를 적용하여 에너지최소점인 특징점을 추정한다. 이 과정을 순차층위진행 방향으로 진행하면서 층위별로 특징점들을 추적하여 영상데이터 전체의 특징을 추출한다. 블록별로 에너지 추정이 이루어지므로 계산이 간단하고, 전체영상 영역들 사이에 색도 혼재가 존재하더라도 조건 1을 만족하면 특징점 추적이 가능하다. 이 때 블록의 크기는 추적하고자 하는 특징의 궤적 굴곡상태에 의존하고 굴곡 화소를 내포할 수 있는 최소한으로 정한다.

알고리즘을 단계별로 정리한다.

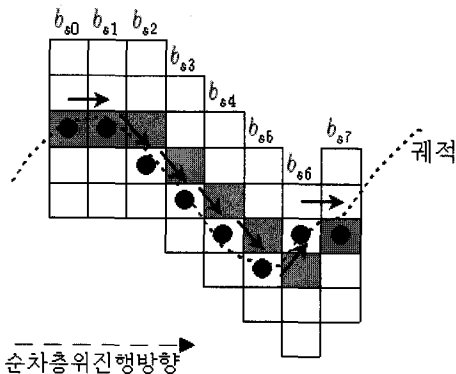


그림 2. 일방향 궤적추정 추적 개념도
Fig. 2. One directional track-estimation tracking idea.

단계 1: 대상영상에 조건 1을 적용 분석하여 영상데이터가 영역의 일방향성 흐름 특성이 있는 경우, 영상으로부터 층위분할방향축과 순차진행방향축 및 특징점들을 결정한다.

단계 2: 층위 L_k 에 대하여 $k=1,2,\dots$ 로 순차적으로 특징점별 선별 조건을 적용하여 조건에 부합하는 시발층위 L_{int} 와 L_{int} 상의 특징시발점을 선정한다.

단계 3: L_{int} 상의 특징시발점을 L_{int+1} 로 수평 이동한 화소를 스네이크화소로 설정하고 그 화소를 중심으로 층위와 동일한 일차 배열의 q (개)의 화소군을 블록으로 구성한다. L_{int+1} 상의 블록에 경우 1과 2를 적용하여 블록 원소들 중 에너지가 최소인 특징점을 추정한다.

단계 4: 단계 3을 $L_k, k>int+2$ 에 동일한 방법으로 순차적 적용하면서 특징점들을 추적한다.

IV. 실험 및 결과

실험대상은 인체 경동맥초음파영상이다. 영상데이터는 상부에 혈액의 통로인 내강, 중간부분에 내막과 중막(intima and media) 그리고 아래 외막과 외곽부분(adventitia)의 세 부분으로 영역이 나누어져 있다(그림 3). 영역 사이의 색도혼재가 심한 반면 수평방향으로 흐름을 형성하여 조건 1을 만족한다^[8]. 영역들 가운데 내막과 중막의 두께(Intima-media thickness, IMT)는 뇌졸중 진단과 사전 예방 및 치료의 중요한 예측인자인 동시에 순환기 전반의 병리 현상 진단의 척도로서 그 활용도와 중요성이 높다^[9~10]. 본 실험에서는 제 III 장의 알고리즘을 사용하여 내막의 시점과 외막의 시점을 특징점으로 추적한다.

영상은 회색조로 처리하고 수직축을 층위분할방향축,

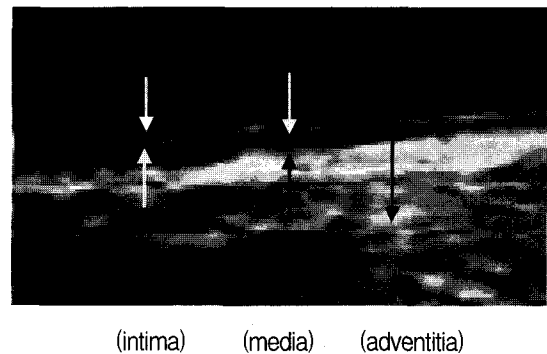


그림 3. 초음파 경동맥 샘플영상
Fig. 3. Ultrasonic sample image of carotid artery.

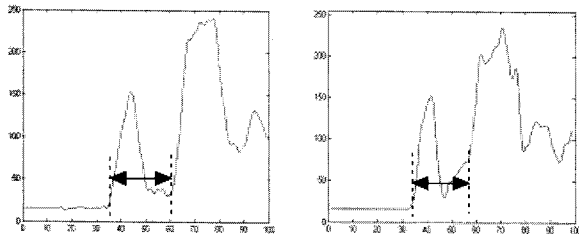
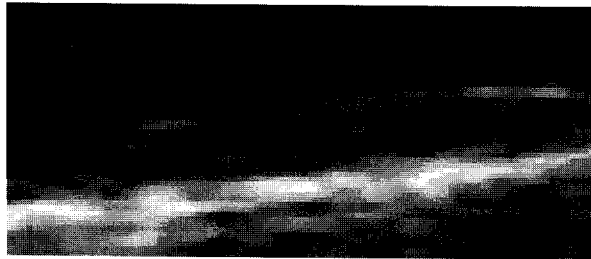
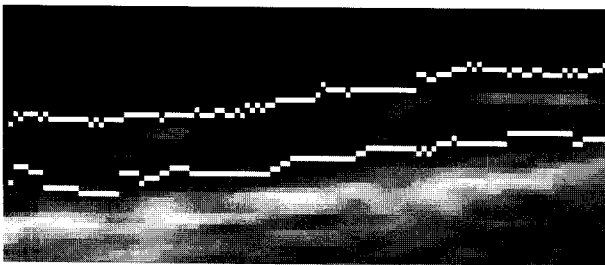


그림 4. 경동맥영상 수직총위와 IMT
Fig. 4. Perpendicular patterns of the image of carotid artery and IMT.



(a) 인체경동맥 초음파 실험영상



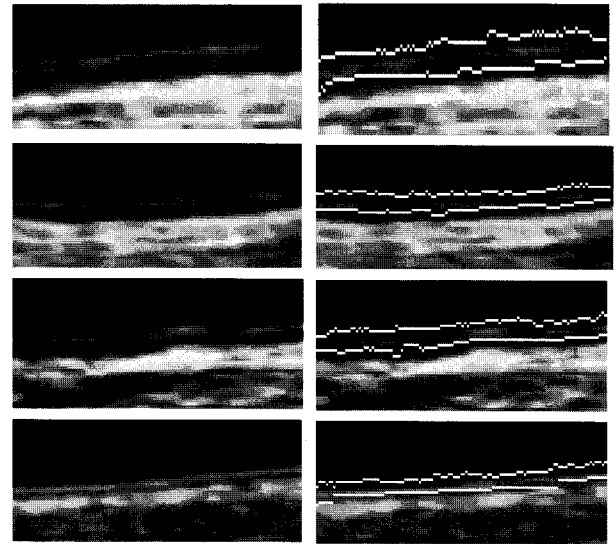
(b) IMT 특징점 추적결과

그림 5. 실험영상과 특징점 추적 결과
Fig. 5. Sample image and feature points tracking result.

수평축을 순차진행방향축으로 정한다. 그림 4는 IMT 측정을 위한 수직총위 I_k 중의 하나로서 내막 및 외막 시점의 일반적인 형태이다^[8]. 상승이탈점, 만곡최대점 그리고 다시 상승이탈점의 순으로 진행하며 전후의 상승이탈점에서 특징 데이터를 추출한다.

실험 대상은 아래 그림 5(a)의 화소수 (50×120)의 회색조 인체 경동맥초음파영상이다. 영역은 크게 나누어 앞의 그림 3과 같이, 수직축으로 네 부분이다. 상부는 혈액이 지나가는 부분이고, 다음 층은 아래로 내막, 중막 그리고 외막과 외곽부분이다. 수평축 방향으로 영역들이 진행하고 있다. $\delta=1, \rho=0$ 에서 순차총위모델을 적용하여 내막 및 외막 시점을 특징점으로 추적하였다.

고찰: 순차총위진행방향인 수평방향으로 두 개의 특징점(내 및 외막의 시점)을 추적하고 있다. 이들 두 개의 추적곡선의 사이가 IMT이다.

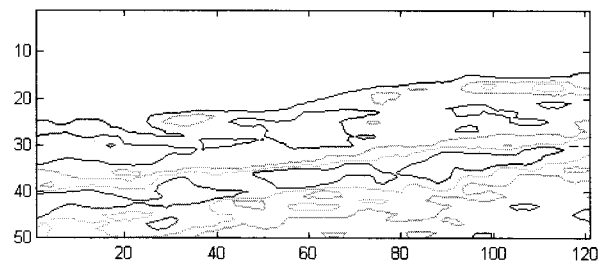


(a) 샘플영상들 (b) 특징점 추적 결과

그림 6. 샘플영상들과 처리결과
Fig. 6. Sample images and process result.

그림 6은 임의 추출한 인체 경동맥초음파영상들을 본 기법으로 처리한 결과이다. 그림의 좌측은 샘플영상들이고 우측은 처리한 결과들이다.

고찰: 임의 추출한 샘플영상들에서도 특징점들을 추적하고 있다.



(a) 기존 스네이크기법에 의한 결과



(b) K-Means 기법에 의한 처리 결과

그림 7. 다른 기법에 의한 처리 결과
Fig. 7. Result by another methods.

그림 7은 그림 5(a) 실험영상을 종래의 스네이크 기법(구획수: 4)과 K-Means 기법으로 처리한 결과이다.

고찰: 부분적인 색도차이에 의한 영역처리나 영역형성은 가능하나 특징점 추적 자체가 불가능하다. 그에 따른 IMT 측정도 무리이다.

V. 결 론

일방향의 일관된 영역흐름특성을 갖는 영상데이터의 특징점을 추적하는 이산동적 에너지모델을 고안하였다. 영역흐름 방향에 근거하여 층위분할방향축과 순차진행방향축으로 구분하고 분할된 층위 화소군 내에서 상승 및 하강 이탈점과 만곡 최대 및 최소점의 네 가지 지점을 군집구분을 위한 특징점으로 지정하였다. 에너지 모델은 이들 특징점에서의 에너지 추진력에 가중치를 부여한 합으로 구성하였다. 특징점 특성 조건을 만족하는 시발층위로부터 차기층위로 순차 진행하면서 특징점을 수평 이동한 스네이크화소와 그 화소를 중심한 블록을 형성한다. 이와 같이 층위별로 선정된 블록에 에너지모델을 적용하여 그 국부최소점으로 차기 특징점을 추정하였다. 추적경로는 순차층위진행방향을 좇아 해당 블록의 에너지 모델 최소지점을 추정하면서 진행한다. 이와 같은 층위적 접근은 인접데이터 라인 사이에 수직 또는 수평 방향으로 높은 상관성을 갖는 일방향 특성이 있는 디지털 영상의 특징추적에 유용하다. 그리고 인체 경동맥초음파영상을 대상으로 내막 및 외막 시점을 특징점으로 추적하는 실험을 통해 그 효과를 확인하였다.

참 고 문 헌

[1] M. Kass, A. Witkin and D. Terzopoulos, "Snakes: Active contour models," Int. J. Comp. Vision, Vol. 1, no. 4, pp. 321-331, 1988.

[2] A. A. Amini, T. E. Weymouth, and R. C. Jain. "Using dynamic programming for solving variational problems in vision," IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. 12, no. 9, pp. 855-867, Sept. 1990.
[3] D. J. Williams and M. Shah, "A fast algorithm for active contours and curvature information." CVGIP: Image Understanding, Vol. 55, no. 1, pp. 14-26, Jan. 1992.
[4] M. Isard and A. Blake, "Condensation: conditional density propagation for visual tracking," Int. J. Computer Vision, Vol. 29, no. 1, pp.5-28, 1998.
[5] C. Xu and J. L. Prince, "Snakes, shapes and Gradient vector flow," IEEE Trans. Image Proc., Vol. 7, no. 3, pp. 359-369, Mar. 1998.
[6] I. Matthews, T. F. Cootes, J. A. Bangham, S. Cox, and R. Harvey, "Extraction of visual features for lipreading," IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. 24, no. 2, pp. 198-213, Feb. 2002.
[7] 황재호, "선군집분할방법에 의한 특징추출", 정보처리학회논문지 B, 제13권 B편 제4호, 401-408쪽, 2006년 8월
[8] 황재호, 김원식, "순차적 층위군집(層位群集)판별에 의한 경동맥 내중막 두께 측정", 전자공학회논문지 제43권 SC편, 제5호, 89-100쪽, 2006년 9월
[9] 박재형의 15, "좌삼실 비대가 있는 고혈압에서 경동맥 내막-중막 두께의 변화," 한국심초음파학회지, 제11권, 제2호, 94-101쪽, 2003년
[10] 박병현의 9, "관상동맥질환의 유무와 심한 정도를 예측하는데 있어 경동맥 내막-중막 두께와 죽상경화반의 의의," 한국심초음파학회지, 제8권, 제1호, 45-53쪽, 2000년

저 자 소 개



황 중 원(학생회원)
2006년 2월 경인교육대학교
교육학사
2006년 3월~현재 숭실대학교
대학원 미디어학과,
석사과정
<주관심분야: 컴퓨터비전처리, 알고리즘개발, 교육미디어>



황 재 호(정회원)
1982년 2월 아주대학교
전자공학과 공학사
1986년 2월 서울대학교
전기공학과 공학석사
1994년 2월 서울대학교
전기공학과 공학박사
1982년~1992년 전력연구원 부장대리
1992년~현재 한밭대학교 전자공학과 교수
<주관심분야: 영상신호처리, 비전, DSP, 멀티미디어>