

논문 2006-43SC-5-10

순차적 층위군집(層位群集)판별에 의한 경동맥 내중막 두께 측정

(Carotid Artery Intima-Media Thickness Measured by Iterated
Layer-cluster Discrimination)

황 재 호*, 김 원 식**

(JaeHo Hwang and Wuon-Shik Kim)

요 약

두꺼워진 경동맥 내중막 두께는 일과성 뇌 허혈, 뇌졸중, 그리고 심근경색과 같은 관상동맥질환을 예고하는 독립적 인자로서 매우 중요하다. 경동맥 내중막 두께를 측정하기 위한 기존의 영상처리 방법은 전체 초음파 영상 가운데 수작업에 의해 구획을 임의로 설정한 다음, 그 부분만의 색도분포 미분치 산출에 의한 구간 분할로 두께를 추정하는 것이었기 때문에 임의성에 의한 한계는 물론이고 구간별 색도분포가 혼재하는 경우 정확한 두께 측정에는 역부족이었다. 우리는 본 논문을 통하여 경동맥과 같이 영상입력 대상물이 일관된 벡터 형성 특성을 갖고 관측영상의 화소 색도 집합의 원소들 또한 그 고유한 방향성을 내재하고 있는 경우, 이를 층위별로 군집 처리하여 원하는 특징을 효과적으로 추출하는 새로운 영상처리기술을 소개한다. 우리는 보다 정확한 측정을 위해, 인체를 구성하고 있는 장구나 혈관과 같은 여러 조직이 동일조직 내에서 타조직과 다른 층위적 특성이 있음에 착안하여, 이의 초음파영상을 수직 및 수평축으로 성분 분석하여 차별된 군집들로 분류해 내고 군집들 사이의 색도 특성과 상호 연관을 수학적으로 규명한 다음, 특징별로 축진행에 따른 순차적인 영역처리를 시행함으로써 혈관 조직에 대한 층위적 형성 판별과 혈관 막(膜)들의 정확한 두께측정이 가능함을 보이고 영상 분석과 실험을 통해 입증하였다. 이러한 접근 방법은 경동맥영상과 같이, 영역간 색도분포의 혼재와 문턱치 산출의 어려움에도 불구하고 일관된 벡터 흐름과 방향성을 형성하고 있는 영상인 경우, 그 영역처리와 특징추출에 효과가 높으므로 응용이 가능하다.

Abstract

The carotid intima-media thickness (IMT) is very important, because the severity of it is an independent predictor of transient cerebral ischemia, stroke, and coronary events such as myocardial infarction. The conventional image processing to measure the IMT has not been satisfactory, because the methods have relied on the manual section drawing and a regional segmentation by differential estimation. We propose a new image processing technology effective to extract features from the carotid artery image whose pixels have the directional vector properties with composed color distribution. The technique we presented here is not by differential variation but by verification of the layer properties of carotid artery image. Iterated vertical and horizontal analysis and segmentation of the IMT image show the vector characteristics. This new technique makes it possible to cluster the layers statistically, and to classify mathematical correlation between regions, and resulting in correct measurements of thickness and its variation. The advantages and effectiveness of this approach are applicable to region process and character extraction of such a vector image.

Keywords : Iterated Layer-cluster Discrimination, Carotid Artery, Intima-Media Thickness, Cluster

I. 서 론

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

** 정회원, 한국표준과학연구원 생체신호계측연구원
(Bio-signal Research Center, Korea Research Institute of Standards and Science)

접수일자: 2006년2월8일, 수정완료일: 2006년8월13일

디지털화된 관측영상으로부터 원영상(true image)을 복원하거나 원하는 특징을 추출하려는 시도들은 관측영상 속에 원영상의 전형이 내재되어 있다는데 근거한다. 그것이 벡터적이든지 확률적이든지 영역분할의 요소를

갖고 있거나 짐치리나 영역처리의 효과가 높든지 간에, 원영상의 화소배열이나 색도 특성이 관측영상에 거의 전체 또는 부분에서 나타난다. 관측영상이 원영상의 특성을 근본적으로 대표할 수 있다면 그로부터 얻은 원영상에 대한 사전인지(事前認知)는 영상처리의 방향을 설정하는 중요한 정보를 제공한다. 초음파영상도 그러한 부류 중의 하나이다.

초음파영상은 현미경이나 엑스레이 사진과 같이 정밀하지는 않지만 적절한 알고리즘을 사용하여 영역이나 경계면에서 군집 내지는 분할 처리함으로써 인체의 여러 조직과 장기들의 형태적 특성을 분별하고 특징을 식별해 왔다. 측정오차나 잡음 또는 초음파 기술의 한계에 의해 인체 내부의 정밀한 영상은 얻기 어렵지만 부위별로는 군집으로 처리되어 영상 내에 여러 구간과 영역들로 나타난다. 그러나 이러한 것도 정성적으로 파악할 수 있을 뿐 영역 사이의 경계 분할이나 정밀한 측정과 같은 정량적 식별은 쉽지 않다. 이는 각 부위의 원영상이 색도나 형성 벡터 면에서 자신의 특성을 일관되게 갖고 있음에도 불구하고 초음파로 얻은 관측영상에는 색도분포의 혼재와 그에 따른 영역간 경계면의 불확실이 발생하기 때문이다.

이를 극복하고 원영상의 특징을 복원하기 위해서는 원영상의 사전인지에 근거한 관측영상의 정밀한 분석이 선행되어야 한다. 원영상으로의 복원 가능성은 분석 결과에 따라 결정할 수밖에 없다. 이 때 사전인지의 판별인자들도 함께 결정해야한다. 그에 따라 가능성 여부가 정해지고, 영상처리 알고리즘 구현의 향배가 달라지기 때문이다. 본 연구에서는 “순차적 층위분석법(Iterated layer analysis)”이라 명명한 분석기법을 고안하여 이를 해결하고자 한다. 이 기법은 대상영상을 행렬데이터로 놓아 수평이나 수직축으로 분할한 후 나누어진 행이나 열 각각에 대하여 순차적인 벡터 분석과 상관관계 분석을 시도 한 다음 이를 수직한 상대편 행이나 열로 확장함으로 영상을 형성하고 있는 각 구획의 특성을 층위적으로 식별한다. 대상 영상으로는 인체의 경동맥(頸動脈, Carotid artery) 초음파영상이고, 특징 판별인자는 내막과 중막의 두께(Intima-media thickness : IMT)이다.

초음파 영상으로부터 측정된 IMT값은 뇌졸중 진단과 사전 예방 및 치료의 중요한 예측인자인 동시에 순환기 전반의 병리현상 진단척도로서 그 활용도와 중요성이 더욱 고조되어 왔다³. 뇌졸중에 대한 진단으로 현재까지 많이 사용하고 있는 대상 혈관이 경동맥이다. 경동맥은 대동맥 궁에서 나누어져 머리로 향하는 총경

동맥이 목의 원위부에서 내경동맥과 외경동맥으로 분기하여 올라가는 혈관으로서 이곳을 통해 뇌에 공급하는 혈류의 상태를 가늠할 수 있다. 혈관은 혈액의 통로인 내강(內腔, Lumen)과 혈액이 닿는 부분인 내막(Intima), 내막과 외막 사이의 중막(Media) 그리고 최외각의 외막(Adventitia)으로 이루어져 있다. 혈관 내부의 형상은 주로 고해상도 B-모드(mode) 초음파를 이용하여 영상으로 관측하며, 그로부터 IMT를 측정한다. 이 방식에 의한 측정은 비교적 간단하고, 안전한 비침습적 검사로서, 반복성과 재연성이 뛰어나다는 장점과 함께 혈관두께 변화를 정량적으로 측정할 수 있다는 큰 이점이 있어 임상에서 널리 사용하고 있다³.

초음파 영상으로부터 경동맥 IMT를 측정하는 기법으로는 다음의 네 가지 방법을 주로 사용하고 있다⁴.

- 동적 프로그래밍(dynamic programming: DP)
- 최대경사법(maximum gradient method: MG)
- 모델부합법(model-based method: MB)
- 정합필터법(matched filter method: MF)

이 네 가지 기법들은 사각형태의 초음파 영상을 수평배열(perpendicular array)로 분해한 일차배열들의 합으로 재구성한 후, 각각의 일차배열에 내막과 중막의 두께를 측정 조합한다. DP 방식은 각 배열의 평가함수 판정에 의한 최적치 산출로 순차적으로 차기 연속점을 추적함으로써 일차배열의 연속과 배열흐름의 굴곡을 추정함에는 우수하나 내막과 중막, 중막과 외막의 경계가 굴곡의 흐름과 일치하지 않는 경우에는 큰 오차를 발생시킨다. MG기법은 측정하고자 하는 막의 층 변화가 경사도로 대별되는 지점에서는 추정치를 신뢰할 만하지만 경사도가 오히려 낮은 부분에서 층 변화가 일어나는 경우 오차를 피할 수는 없다. 또한 수작업에 의존해야하는 단점이 있다. DP나 MG의 미흡한 면을 보완하려고 고안된 방식이 MB와 MF이다. MB기법은 일차배열을 구성하고 있는 데이터에 수치해석에 의한 보간 함수를 발생한 다음 그 함수에서 두 막의 양 최대 경사도 사이나 두 굴곡점의 거리를 임의로 측정한다. MF는 더 극단적으로 아예 전체 데이터를 일차 내지는 이차 미분한 결과로부터 함수변화의 양극단을 구한다. 그러나 이 두 방법 또한 측정의 임의성 때문에 정확한 측정을 기대하기는 어렵다.

이상의 네 가지 기법들은 나름대로의 장점에도 불구하고 오차 발생을 피할 수 없으며, 특징이 서로 다른

로 인하여 측정자의 선호나 초음파영상의 유형에 따라 선택적으로 사용되고 있다^[5]. 또한 측정이 곤란한 부분이 발생하면 오차를 줄이기 위해 측정 범위를 수작업에 의해 임의로 설정하고 그를 벗어나는 측정값은 두께 계산과정에서 배제시킨다. 범위 내에 들어온 값들로만 두께 계산에 참여시키기 때문에 네 방식 모두 측정 결과는 IMT 자체의 두께 변화로 나타난다. 선별된 데이터들의 평균치와 표준편차로 표현될 수밖에 없다.

초음파 영상으로부터 경동맥 IMT두께 측정이 쉽지 않은 이유는 관측영상이 갖고 있는 한계 때문이다. 그 자세한 특성은 이어지는 '제 II 장 문제의 제기'에서 고찰하겠지만, 근본적인 이유는 색도분포의 혼재와 색도 변화의 불균일성이라 할 수 있다. 사전에 인지된 원영상은 내강, 내막, 중막 그리고 외막을 영역별로 선명하게 분할하고 있으나 초음파로 관측된 영상에서는 그 영역들이 색도혼합을 수반하면서 부분 파괴된다.

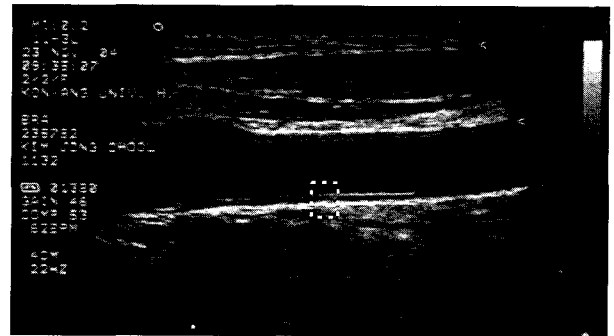
이를 복원하기 위해서는 관측영상으로부터 원영상 속에 내재된 특성인자들의 잔류 정도를 확인하고 복원 가능성을 규정해야한다. 그러기 위해 먼저 수집된 다수의 경동맥 초음파 영상들을 대상으로 특성에 관한 사례 분석을 수행한다. 영역을 혈액이 지나가는 내강, 내막-중막 및 외막부의 세 영역으로 분할함을 전제로 각각의 영상 데이터를 기하학적, 확률적 내지는 벡터적으로 분석한다. 그리하여 영역 고유의 특성을 다른 영역과 차별할 수 있는 인자들을 찾아내고 각 인자를 통한 복원 가능 한계의 정량적 수치를 구한다. 특성인자들과 허용 수치들은 각 영역을 구간 전체에서 군집 분류하는 기준이다. 여기서 영역분할 군집분류에는 확률적 방법을 사용한다.

이하 제 II 장에서는 관측 초음파경동맥영상을 수학적으로 모델링한 다음 실제 영상을 사례로 영상모델이 담고 있는 영역별 색도혼합 상태와 수평분해 일차배열들의 색도변화 유형을 제시함으로써 문제를 제기한다. 제 III 장에서는 무작위로 수집한 초음파경동맥영상들을 대상으로 특성을 분석하여, 관련 인자들과 허용 한계 수치를 구한다. 제 IV 장은 제 III 장의 결과를 토대로 영상을 처리하여 IMT변화의 측정을 실험을 통해 확인하고, 제 V 장에 결론을 맺었다.

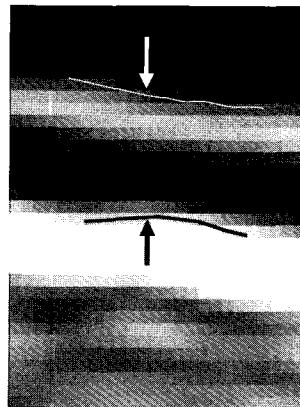
II. 문제의 제기

1. IMT 측정을 위한 초음파 영상 특성

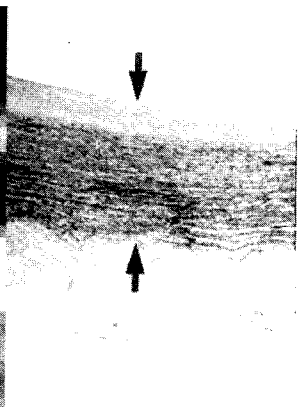
초음파 영상은 초음파 투사와 반사라는 일련의 과정



(a) 경동맥 초음파영상



(b) IMT부분의 초음파영상



(c) IMT부분의 원영상

그림 1. 경동맥 초음파영상 및 원영상과 IMT

Fig. 1. Ultrasonic/photo image of carotid artery and IMT.

을 통해 편집, 재구성되기 때문에, 포토셀들에 의해 관측하는 일반적인 영상과는 해상도나 명료도 면에서 매우 저조한 것이 사실이다. 현재까지의 기술로는 영상의 미세한 부분을 색도차로 추출하거나 영역간 차이를 색도변화의 미분치로 바꾸어 재현하는 것이 어렵다. 그림 1은 B-모드 초음파로 관측한 경동맥영상과 원영상의 한 사례를 보이고 있다.

경동맥 부분의 초음파영상은 그림 1(a)와 같이 관측되며, IMT 측정을 위해 그림 (a)에서 해당 부분을 부분 캡처(그림의 \square 부분)한다. 그림 (b)는 부분 캡처한 부분인데, 미소구간으로 한정됨에 따라 그림 (a)에 비해 화소의 수가 현저히 감소한다. 그림 (c)는 IMT 부분의 원영상이다. 원영상에는 영역간 구분과 함께 가로축 방향으로의 화소 색도변화의 벡터적 일관성은 물론이고 영역 내부의 조직 형태도 명확히 식별 할 수 있다. 반면에 그림 (b)의 초음파영상은 해상도나 명료도뿐만 아니라 각 층 사이의 경계는 물론이고 조직형성의 미세한 부분들 모두가 혼탁하게 변형된다. 식별 가능한 것이라고는 단지 각 영역 사이의 불명확한 구획에 지나지 않는다. 그

림 (c)에서 명확한 IMT 두께(화살표로 표시된 중간 부분의 거리)도 초음파영상인 그림 (b)에서는 그 경계조차 모호하다. 문제는 현재까지 관측 가능한 대부분의 경동맥 초음파 영상이 그림 1의 경우와 거의 유사하다는 점이다. 따라서 그러한 데이터로부터 원영상에서 관찰할 수 있는 영역간 뚜렷한 구별이나 각 층 자체의 원형을 유추하여 복원하기란 쉬운 일이 아니다. 초음파 영상의 한계라 할 수 있다.

2. 영상 모델

원영상의 유형적 형태만 남아 있는 관측 초음파영상으로부터 원영상의 특징을 추출하기 위해서 관측영상의 모델을 살펴볼 필요가 있다. 부분 캡처한 초음파 영상데이터 S 가 2차 평면에서 $n_1 \times n_2$ 의 사각 배열을 형성하고, 각 화소를 p , $p \in S$, $p = 1, 2, \dots, n$, $n = n_1 \times n_2$, 화소의 gray 색도가 $c=0, 1, 2, \dots, k_1$ ($k_1 \leq 255$) 일 때, 평면 분포된 화소들은 k_1+1 (개)의 색도 가운데 하나의 색도를 갖는 랜덤변수로 취급되며, 관측영상 $y=(y_p)$ 의 랜덤벡터 Y , 원영상 $x=(x_p)$ 의 랜덤벡터 X 에 대하여, 영상 입력과정에서 발생하는 매 화소 p 의 색도변화와 노이즈 혼합에 의한 오염 및 훼손을 나타내는 일반적으로 사용하고 있는 영상모델은 식 (1)과 같은 형태를 갖는다.

$$y_p = g(x_p)N_p^1 + N_p^2 \quad (1)$$

여기서 $g(x_p)$ 는 매 화소 p 에서의 색도변화함수이며 경우에 따라 선형 또는 비선형 형태를 갖는다. N_p^1 는 색도변화 시 결합되는 노이즈, N_p^2 는 변화 후 혼합되는 노이즈이다. 식 (1)은 일반식이지만, 간단한 영상실험이나 시뮬레이션용으로는 $y_p = x_p + \eta_p$ 와 같은 단순한 모델을 사용하기도 한다.

일반적인 훼손영상 모델이 식 (1)의 형태를 갖는 것은 다양한 빛환경이나 입력조건 하에서 입력된 관측영상이 원영상의 영상정보를 직접적으로 내포하고 있기 때문이다. 비록 $g(\cdot)$ 에 의해 변형되고 N 에 의해 오염된다 하더라도 관측영상 y 는 원영상의 유형(類型)을 유지하고 있다. 만약 이러한 전제가 성립하지 않으면, 영상복원이나 회복은 곤란할 뿐만 아니라, 실령 무리하게 알고리즘을 적용한다 하더라도 부분 또는 전체의 영상 손상을 피할 수는 없다.

그에 비해 초음파 영상은 그런 종류의 훼손영상과는 입력 방식부터 다르다. 신호처리 된 결과로 얻는 영상

이기 때문에 원영상의 정보는 상당부분 센서특성에 의존할 수밖에 없다. 센서로부터 방사되는 초음파와 인체 조직이나 장기와의 신호적 반응이 선별적으로 검출되므로 그 반응이 현저히 다른 매질들에서는 차별된 결과를 보이지만, 유사한 매질들에서는 거의 동일한 결과를 보여 매질 내부의 미세하고 세부적인 형태차이들은 무시된다. 경우에 따라서는 뚜렷한 영역 경계면에서조차 색도변화의 완만함과 부분과괴를 야기한다. 앞 절의 그림 1(b)와 (c)를 비교해 보면, 그 차이를 실제로 확인할 수 있다. 이는 결국 형태의 부분적 변형을 동반한 색도변화와 더불어 혼탁효과(blurring effect)가 동시에 나타남을 의미한다. 식 (2)는 그러한 모델을 보이고 있다.

$$y_p = [g(x_p)d]*g_1(x_p) \quad (2)$$

여기서, 수식의 *은 합성적분(convolution)이고, 변형인자 $d \in R^{n_1 \times n_2}$, $g_1(\cdot)$ 은 필터이다. 이 때 식 (1)에서 보이는 노이즈 N_p^1 , N_p^2 의 영향은 거의 나타나지 않는다. 다음의 제 III장의 영상 분석과정에서 보다 명확해지겠지만, 실제 초음파영상 내의 동일 구간에서 노이즈의 영향은 무시할 수 있다.

결국 IMT측정은 원영상 x_p 의 랜덤벡터 X_p , 관측 초음파영상 y_p 의 랜덤벡터 Y_p 에 대하여, 식 (2)로 모델링된 영상 벡터 Y_p 로부터 내막-중막의 영역을 관별함으로서 원영상 x_p 에 내재하여 있던 IMT정보를 추출하는 것이다.

III. 영상특성분석을 통한 관련인자 추출

초음파경동맥영상의 특성 분석을 위해 그림 1(a)와 같은 영상을 수집한 후, 부분캡처에 의해 그림 1(b)와 같은 사각형태 영상들을 구축한다. 분석에 앞서 대상영상을 다음과 같이 혈액의 통로인 내강, 내중막 그리고 외막의 세 부분으로 영역 구분한다.

- 영역 1: 혈액이 지나가는 내강 부분(blood)
- 영역 2: 내막과 중막(intima and media)
- 영역 3: 외막과 외각 부분(adventitia)

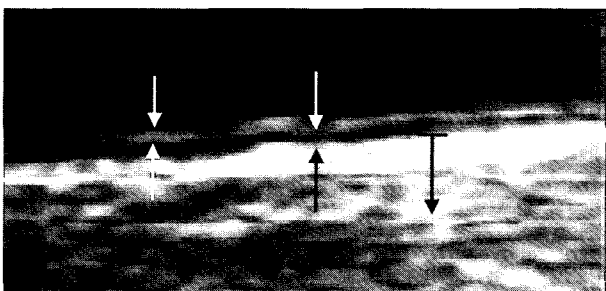
이들 영상들에 대하여 이하 제시하는 두 가지 방법으로 영상을 분석하여 종합 정리하고 통계적 결과를 얻는다.

1. 평면 영역분석

샘플영상을 수작업에 의해 위의 세 영역으로 임의 분할한 후, 각 영역의 색도 분포에 관한 확률밀도함수(probability density function: pdf)를 구하여 비교한다. 그림 2는 그와 같이 구한 pdf와 해당 초음파경동맥 샘플영상의 한 예를 보이고 있다. 세 영역의 pdf가 하나의 평면에 그래프로 그려져 있다.

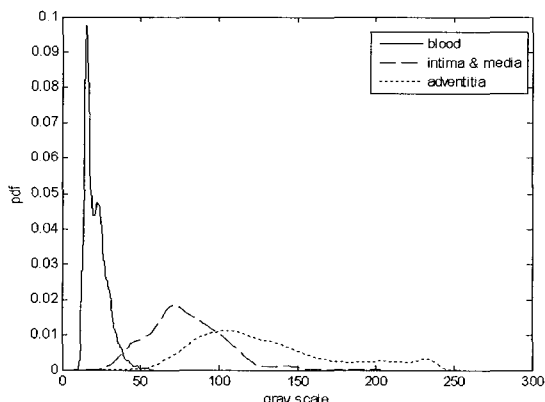
그림 2의 샘플영상 분석에서 알 수 있듯이, 영역 1은 다른 영역과의 중복부가 낮는데 비해, 영역 2와 영역 3은 색도분포가 상당부분 중복되어 있다. 영역 사이의 중복 정도를 정량화하기 위해 중복도를 정의한다.

정의 1: 영상 $S = \bigcup R_i, i=1,2,\dots, n. (R_i: \text{영역}),$ 각 영역의 히스토그램을 H_{R_i} 라고 할 때, 영역 $R_r \cap R_s \neq \emptyset, r \neq s, r, s \leq n,$ 을 만족하는 영역쌍이 $m(\text{개}), m \leq {}_n C_2,$ 이고, $\sum H_{R_{i=1}} = \sum H_{R_{i=2}} = \dots = S$ 로 정규화(normalize) 된 히스토그램에서 중복구간이 존재하는 영역쌍의 중복색도 빈도의 합 $C_j = \sum \min(H_{R_r}, H_{R_s}), j=1,2,\dots,m,$ 에 대한 영역간 중복도(overlapping factor)를 식 (3)과 같이 정의한다.



(intima) (media) (adventitia)

(a) 초음파경동맥 샘플영상(예)



(b) 영역별 pdf 곡선

그림 2. 초음파 경동맥 샘플영상과 영역별 확률밀도함수

Fig. 2. Ultrasonic sample image of carotid artery and pdf.

$$k_s = \frac{\sum C_j}{S_{R_n} C_2} \tag{3}$$

식 (3)의 중복도는 $0 \leq k_s \leq 1$ 의 범위이며 퍼센트(%)로 표기하기도 하는데, 그 값이 클수록 영역간 색도혼재 정도가 커진다. 색도분포의 문턱치(threshold value) 산출이나 영역별 색도분포의 확률적 Bayes 결정(Bayes' decision)에 의존하여 현재 고려중인 화소(current pixel)의 귀속을 판정해야하는 경우, 중복도의 크기는 영역복원의 부담으로 작용한다. 더욱이 IMT측정과 같이 영역간 차별을 통한 미세거리 산출의 정밀도를 요하는 영상에는 치명적이다. 이하 그림 2(a)와 같은 영상을 무작위로 40(개)를 추출하여 다음의 단계에 따라 초음파경동맥영상 전반에 걸친 색도분포의 혼재상태를 파악한다. 이러한 분석 방법을 평면영역분석이라 명한다.

- 단계 1: 초음파경동맥 샘플영상을 무작위로 40(개) 수집
- 단계 2: 각 샘플에서 수작업에 의해 세 영역을 강제 분할하고 사각영상데이터 파일로 분류한다. 이 때 영역간 교차부분이 불명확한 부위는 제외시킨다.
- 단계 3: 각 샘플에 대하여 식 (3)에 의해 중복도와 상관계수를 산출한다.
- 단계 4: 샘플들의 중복도와 상관계수를 통계 처리한다.

그림 3은 평면영역분석을 통해 샘플들의 중복도를 영역 1과 2, 영역 1과 3, 영역 2와 3 및 식 (3)에 의한 영상 전체에 대하여 산출한 결과를 보였다. 표 1은 이들 값들의 평균과 표준편차이다.

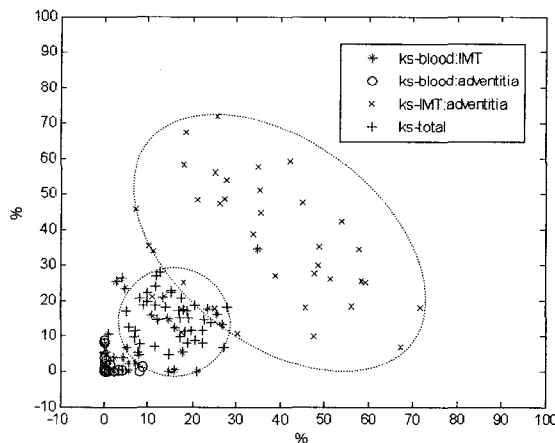


그림 3. 샘플영상들의 영역간 중복도, k_s .

Fig. 3. Overlapping factors k_s of sample images.

표 1. 영역간 중복도들의 평균과 표준편차
Table 1. Mean and standard deviation of overlapping factors.

(단위: %)

영역구분	영역1과2	영역1과3	영역 2와3	전 체
평 균, μ	8.48	0.96	35.34	15.26
표준편차, σ	9.04	2.04	17.27	6.01

표 2. 영역간 상관계수들의 평균과 표준편차
Table 2. Mean and standard deviation of correlation coefficients.

영역구분	영역1과2, ρ_{12}	영역1과3, ρ_{13}	영역2와3, ρ_{23}
평 균	0.01	0.02	0.01
표준편차	0.07	0.02	0.06

그림 3에서 네 개의 중복도 모두 넓은 범위에 걸쳐 산개하여 있음을 볼 수 있다. 값이 가장 낮은 영역 1과 3의 중복도가 10(%) 미만에 밀집되어 있음에 반해, 영역 2와 3의 중복도는 40(%)를 근방으로 넓은 범위에 흩어져 있다. 분산의 정도는 표 1을 통해 확인된다.

그림 3과 표 1에 알 수 있듯이, 전체 영상 평면상의 색도 분포를 통한 영역 분할이 영역1과 2, 영역 1과 3에서는 부분적으로 가능하나, 영역2와 3에서는 거의 불가능할 정도로 영역간 색도의 혼재가 심각한 양상을 보이고 있다. 중복도의 산만한 분포는 일관성 있는 영역분할 알고리즘 적용이 평면영역처리에서는 무의미함을 보여준다. 이를 더 확인하기 위해 모든 표본 샘플영상들에 대하여 영역간 상관계수(correlation coefficient) $\rho_{12}, \rho_{13}, \rho_{23}$ 을 산출하고, 그 평균과 표준편차를 표 2로 정리하였다.

표 2에서 알 수 있듯이 세 영역 사이의 확률적 유사성은 거의 없는 것으로 판정되었다. 이는 그림 1의 원영상을 통해서도 이미 확인한 바이다. 세 영역 사이의 상관계수들 모두가 0에 가까운 것은 화소들의 분포특성이 영역들 사이에서는 확률적으로 상호 독립을 유지하고 있음을 시사하고 있지만, 상호계수들 사이의 편차가 평균에 비해 상대적으로 적지 않음을 감안할 때, 원영상이 갖고 있는 분할 구도의 손상 정도가 경우에 따라 심하게 진행되었음을 보여준다.

이상의 샘플분석을 통한, 초음파 경동맥영상의 특성을 정리하면 다음과 같다.

첫째, 측정오차와 초음파 입력의 한계에 따른 식 (2)의 변형인자 d의 큰 가변폭에 의해 영역간 색도 혼재를 야기할 뿐만 아니라, 혼재의 양상도 큰 폭으로 변

한다.

둘째, 관측 초음파 영상에는 원영상의 영역 분할 구도가 잔존해 있다.

셋째, 영역간 색도 혼재와 그 다양성 때문에 영상 전체에 대한 색도분포에 근거한 영역분할은 거의 불가능하다.

평면 영역분석의 결과, 전체 영상을 대상으로 한 종래의 영역분할적 접근에는 분명한 한계가 있음이 밝혀졌다. 이러한 문제를 해결하기 위해, 원영상의 특성 정보 중의 하나인 벡터적 일관성이 관측영상에도 존재하는가와 그 정도를 가늠하기 위한 층위적 분석을 시도한다.

2. 층위분석

IMT측정시 수평배열 화소집합으로부터 변화나 굴곡의 정보를 유추하는 층위적 접근은 제 I 장의 서론에서 소개한 기존의 네 가지 측정기법에 이미 부분적으로 적용하여 사용하고 있다. 경동맥영상의 가로축 방향 벡터적 일관성에 착안하여 영상데이터 $S \in R^{n_1 \times n_2}$ 를 수평배열의 화소집합 $L_k, L_k \in R^{n_1 \times 1}, k=1,2,\dots,n_2$ 로 구분한다. 그들 사이에는 식 (4)의 관계가 있도록 L_k 상호간은 서로 독립이다.

$$S = \bigcup L_k = \sum L_k \tag{4}$$

이와 같이 분리한 각각의 L_k 에 대하여 이미 소개한 네 가지 기법을 적용하여 IMT를 측정하였다. 수평배열이라는 단층특성이 영상평면 전체의 그것에 비해 특징 추출 면에서 보다 유리한 정보를 제공하기 때문이었으리라 생각되지만, 여기서도 초음파영상 자체가 담고 있는 색도혼재는 여전히 악재로 작용하여 분석 알고리즘 상에 여러 편법과 경우 및 수작업들이 덧붙여졌다. 그 자세한 측정 기법은 이미 제시한 참고문헌을 참고하면 되겠으나, 각각의 방법이 측정변수 설정은 물론이고 측정부위조차 서로 차이가 있었다. 그렇게 할 수밖에 없었던 이유는 수평배열 구조의 다양한 양상 때문이었다. 그림 4는 그 대표적인 네 가지 예를 보이고 있다. 그림에서 화살표로 표시하고 있는 부분은 내막-중막 구간인데, 그 가운데 값이 큰 폭으로 올라갔다 내려가는 부분이 내막이고 그 이후가 중막이다. 화살표의 좌측은 혈액이 지나가는 구간이며, 그 우측은 외막이 시작하여 혈관 외부조직과 이어지는 구간이다.

여기서 혈관구간은 비교적 일관성을 보이고 있으나, 중막과 외막의 양상에 차이가 있다. 유형 1은 식별이

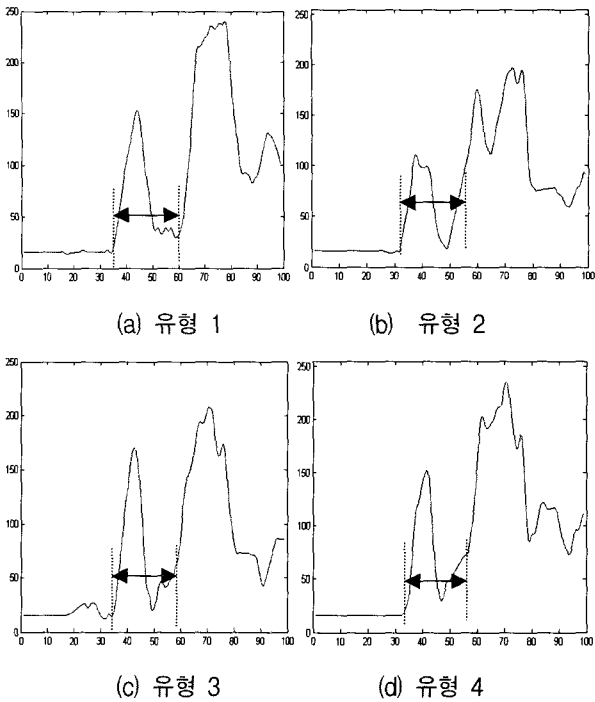


그림 4. 경동맥영상 세로축 대표유형들 IMT 두께
Fig. 4. Typical perpendicular patterns of the image of carotid artery, and thickness measurement.

가장 용이한 경우이고, 유형 2는 중막과 외막의 경계가 모호한 동시에 외막으로 추정되는 부분이 여러 개로 갈라져 있고, 유형 3은 중막 구간이 불분명하고, 유형 4는 중막과 외막의 구분은 어느 정도 되나 외막부분이 약간씩 갈라지기 시작한다.

그림 4의 네 가지 예는 가장 두드러진 경우에 불과하나, 실제로 IMT를 측정할 때는 중막의 끝점을 선정하기가 애매하다. 이러한 난제에 대해 DP법은 양단에 나타나는 마루와 마루 사이를, MB법은 근접함수를 발생시킨후 두 굴곡선에서의 구간을, MF는 전체 굴곡선을 미분하여 미분값 변화의 처음 두 지점을, 각각 IMT로 측정하였으나 정확한 측정에는 미치지 못하였다. 이상의 세 가지 기법의 단점을 수작업으로 보완하려는 것이 MG기법이다. 초음파 영상의 내막-중막 부위를 컴퓨터 마우스로 직접 작도하여 측정 구간을 줄여 줌으로 정밀도를 높이고자 하였으나, 중막과 외막의 경계 구분을 찾는 작업이 쉽지 않았다.

수평배열적 접근을 보다 효과 있게 하려면, 초음파경동맥영상 데이터에 대한 수평/수직 양방향의 종합적인 확률분석이 필요하다. 본 연구에서는 이를 ‘층위분석(layer analysis)’이라고 명한다.

일반적으로 영상데이터가 전체 또는 부분적으로 일정 방향 흐름을 형성하거나 지향성이 있는 경우, 혹은

일률적인 군집특성이 뚜렷한 경우, 전체처리(global process)나 국부처리(local process)로 영역을 구획하고 특징을 추출한다. 전체처리 방식은 처리 알고리즘이 하나의 화소집합을 대상으로 하기 때문에, 유사성이 높은 화소집합에서 진행시킬 때에는 색도 분포확률의 편차가 작아서 크게 문제가 나타나지 않으나, 유사성이 혼재되어 있는 군집간의 경계 부분이나 동일 군집이라 하더라도 차별되는 색도 영역이 공존하는 경우에는 그 부분의 색도분포간 확률적 근사성으로 인하여 색도 결정에 장애를 초래할 우려가 적지 않아 군집간 경계의 명확성이 떨어지고 노이즈 발생에 매우 취약하다. 특히 군집 사이의 명확한 경계 설정과 추출로 구획의 정확한 정보가 절대적으로 필요한 영상은, 비록 적은 양의 화소들이라 하더라도 그들의 소속에 따라 전혀 다른 치명적인 결과를 초래할 수도 있다. 우리는 제 III장 1절의 샘플영상 분석을 통해 이를 확인한 바 있다.

기본적으로 2차원적 배열을 갖고 있는 영상데이터는, 경우에 따라 전체처리가 아닌 부분처리에서 보다 우수한 영역분할 효과를 보이기도 한다. 그것이 일정 방향으로의 벡터 특성을 보일 때에는 수평/수직 배열로의 1차원적 부분접근이 보다 유리할 수 있다. 이를 실험적으로 확인하기위해 제 III장 1절에서 수집한 동일한 표본집단에 대하여 배열의 화소집합에 대한 양방향으로의 확률특성을 조사 분석한다. 수집한 각 샘플영상 S 자체에 이미 세 개의 영역분할 $R_j \in R^{m_1 \times m_2}$, $j=1,2,3$, $R_j \subset S$, 이 이루어져 있는 상태이므로, 영역별로 수평과 수직 배열 $LH_j \in R^{1 \times m_2}$, $LV_j \in R^{m_1 \times 1}$, $R_j = \sum_{m_1} (LH_j)_{m_1} = \sum_{m_2} (LV_j)_{m_2}$ 과 이들의 집합 $Rh_j = ((LH_j)_1, (LH_j)_2, \dots, (LH_j)_{m_1})$, $Rv_j = \{(LV_j)_1, (LV_j)_2, \dots, (LV_j)_{m_2}\}$, $R_j = Rh_j = Rv_j$ 에 대하여 1차원 배열에서의 원소간 확률적 유관 관계를 측정한다. 판별 인자로는 앞 절에서와 같이 중첩도와 상관계수를 사용하였다. 평면분석과 구분하기 위해 kl_s, ρ_L 로 표기한다. 그림 1과 그림 4에 근거하여 경동맥영상은 수직배열 형태를 가지므로 Rv_j 분석을 수행한다. 분석 단계는 다음과 같다.

단계 1: 제 III장 1절의 평면영역분석시 수집한 샘플영상 40(개)와 각 영상의 영역별 영상 3(개), 도합 $40 \times 3 = 120$ (개)를 대상으로 선정한다.

단계 2: 샘플영상에서 집합 $Lv_q = \{(LV_1)_q, (LV_2)_q, (LV_3)_q\}$, $q = 1, 2, \dots, m_2$, 에 대하여 각 q 위치에서의

세 부분집합 $(Lv_j)_q, j = 1, 2, 3$, 각각의 영역간중복도 kl_s 를 산출한다.

단계 3: Lv_q 의 세 부분집합 각각에서, $(LV_1)_q$ 와 $(LV_1)_{q+1}, (LV_2)_q$ 와 $(LV_2)_{q+1}$, 그리고 $(LV_3)_q$ 와 $(LV_3)_{q+1}$ 의 상관계수 $\rho_{L_{q,q+1}}$ 를 q 에 대하여 순차적으로 산출한다. 이 때 $q \leq (m_2 - 1)$ 까지 진행한다.

단계 4: 단계 2와 3 과정에서 얻은 결과의 평균과 표준편차를 구한다.

단계 5: 단계 2~4를 나머지 샘플들에 적용하여 그 평균과 표준편차를 산출한다.

단계 2에서는 샘플 영상의 한 개 수직배열을 형성하는 세 영역에 속하는 부분배열(sub-array) 상호 영역간 확률적 중복성과 유사성을 판별하고, 단계 3에서는 수평축으로 진행되는 각 영역 수직배열들의 확률적인 순차적 유사성을 평가한다.

그림 5는 층위적 접근에 의한 영역간 중복도의 분포를 나타내었다. 각 샘플의 수직 배열에서의 영역간 중복도의 집합 $K_{L_s}, n(K_{L_s}) = m_2$ 의 평균과 표준편차를 구하고, 전체 샘플 40(개)에 대해 산출한 다음 다시 그 결과의 평균과 표준편차, 그리고 상관계수도 마찬가지로 구하였다.

그림 3의 평면영역분석과 비교할 때, 10분의1 정도로 급격히 감소한 것을 알 수 있다. 특히 색도혼재가 심각하였던 내중막과 외막 사이의 중복도의 감소가 두드러진다. 표 3에는 층위분석 결과를 정리하였다.

그림 5와 표 3의 분석 결과를 고찰할 때, 1차원적 배열로 접근한 경우 영역간 중복도가 급격히 감소하여 색

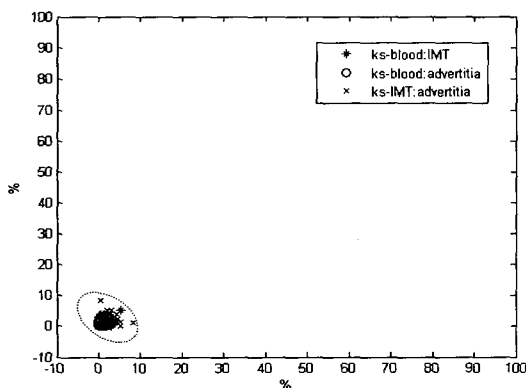


그림 5. 층위적 접근에 의한 샘플영상들의 영역간 중복도

Fig. 5. Overlapping factors of sample images by layer approach.

표 3. 층위분석 결과

Table 3. Results of layer analysis.

영역	중복도(%)		중복도 평균집합		중복도 표준편차집합	
	평균	표준편차	평균	표준편차	평균	표준편차
영역 1과 2	1.099	1.344	2.239	2.112		
영역 1과 3	0.137	0.399	0.410	1.012		
영역 2와 3	2.702	1.755	3.892	1.312		
영역	상관계수		상관계수 평균집합		상관계수 표준편차집합	
	평균	표준편차	평균	표준편차	평균	표준편차
영역 1	0.907	0.049	0.129	0.060		
영역 2	0.984	0.007	0.002	0.015		
영역 3	0.988	0.004	0.013	0.006		

도 혼재에 따른 영역분할 부담이 낮아질 뿐만 아니라, 배열 상호간의 상관계수가 각 영역 모두 1로 근사하고 있다. 이는 층위적 접근시 화소 배열상에서 영역간 분할이 용이할 뿐만 아니라, 그러한 단일방향으로의 확률 분포적 유사성이 가로축 진행 방향에 지속적으로 보존되고 있음을 의미한다. 또한 영역별 층위적 상관계수를 비교할 때, 영역 2의 내중막부와 영역 3의 외막부가 영역 1의 혈액부보다 벡터적 방향성이 보다 우수하게 나타난다. 결국 초음파로 측정하는 과정에서 심하게 훼손되었으나, 초음파경동맥영상 속에는 그림 1의 원영상에서 볼 수 있는 층위적 진행 정보가 영역분할 구도와 함께 내재하고 있다.

3. 확률적 층위군집 판별

이상의 두 가지 표본분석을 통해, 평면영역분석의 영역간 중첩도 k_s 와 층위분석의 중첩도 kl_s , 그리고 후자의 상관계수 ρ_L 사이에서 다음과 같은 조건을 도출한다.

조건 1: $k_s \gg kl_s$

조건 2: 상수 $\eta, 0 \ll \eta < 1$, 에서 $\eta < \rho_L \leq 1$

경동맥 원영상이 갖고 있는 영역분할과 층위적 진행이 초음파 관측 영상 가운데 보존되어 있음을 이 두 가지 인자분석을 통해 확인하였으므로, 조건 1과 2는 배열상에서 효과적으로 영역을 분할하여 군집처리하기 위한 필요조건이다. 영상이 위의 두 조건을 만족하면 층위특성이 평면특성보다 우수하여 배열상에서의 군집처리와 배열축과 수직한 배열로의 순차적 확장이 가능하다. 이미 제 III장 2절의 그림 4에서 제시한 바와 같이

관측영상 $S \in R^{n_1 \times n_2}$ 의 배열 $S_{L_u} \in R^{n_1 \times 1}$, $u = 1, 2, \dots, n_2$, $S = \{S_{L_u}\}$ 상의 화소의 순행(順行) $\{\dots, p-1, p, p+1, \dots\}$ 을 따라 영역 1, 영역 2 및 영역 3의 순으로 영역 분할이 이루어지므로, 영역 경계는 인접화소들 간의 상호 관련 특성에 기인한다. 표 2의 결과, 평면분석에서 조차 세 영역간 확률적 유사성의 회박함이 판명되었으므로, S_{L_u} 를 구성하는 원소들 사이의 순행에 따른 확률적 관련에 근거하여 군집처리를 실시한다.

Bayes 정리를 이용한 영역분할은 확률모델을 근거로 한다^[6-8]. 원영상 $x(x$ 의 랜덤벡터 X), 관측 초음파영상 $y(y$ 의 랜덤벡터 Y)에 대하여, 추정영상 \hat{x} 는 $\arg \max [P(X=x|y)]$ 하도록 하고, x 를 구성하는 각 화소 x_p 별로 사후주변확률(posterior marginal probability)을 극대화하는 \hat{x}_p 를 산출할 수 있다^[9]. 이미 알고 있는 x 의 사후확률밀도(posterior probability density) $P(X=x|y) \propto p(y|x)P(x)$, $p(y|x) = \prod_p f(y_p|x_p)$ 에 대하여 확률밀도함수 $f(\cdot)$ 와 $\{p(x)\}$ 를 알고 있으며 원하는 패턴으로의 변환이 영상 내에서 국부적으로 Mrf(Markov random field)를 형성하면 Besag (1986)가 제시한 바와 같이,

$$P(X_p = x_p | x_{sp}) = p_p(x_p | x_{\delta p}) \quad (5)$$

가 성립한다. 여기서 sp 는 S 평면상에서 화소 p 를 제외한 나머지 화소들의 집합이고, δp 는 p 와 인접주변화소들이다. 이 때 영상 전체에서 결합확률을 극대화하는 것이 실제로 어려우나, y_p 가 주어진 x 에 대하여 조건적으로 상호 독립이고, 각 y_p 가 x_p 에만 의존적인 기지(既知)의 동일한 $f(y_p|x_p)$ 를 갖고 x 가 Mrf를 만족한다면, 영상을 국부적으로 분할하여 화소 p 와 그 인접화소들 δ_p 로 구성된 집합의 조건부확률 $p(x_p|y, x_{\delta p})$ 를 극대화하는 \hat{x}_p 를 추정하고, 이를 전 화소들로 순차적으로 확대함이 가능하다^[6].

이와 같은 접근은 현재 고려중인 화소 p 에 대하여 $N_p = \{p, \delta_p\}$ 인 정사각창(正四角窓, 1차 Mrf는 $n(N_p)=5$, 2차 Mrf는 $n(N_p)=9$)을 행과 열로 순차적으로 진행시켜 화소 p 의 색도를 확률적으로 결정하는데, IMT측정과 같이 k_1 (개)의 색도로 구성된 영상으로부터 m (개)의, $m \ll k_1$, 색도대표값을 갖는 특징 분류를 추출해야 하는 경우, N_p 의 색도 집합 $CR(N_p) = \bigcup_{j=1}^d CR_j$,

$CR_j \subset CR(N_i)$, (j 는 색도값, $d \ll k_1$), 이 $n(CR_j) \cong n(CR_k)$, $j \neq k$, $1 \leq j, k \leq d$ 가 발생하여, 화소 진행에 따른 색도대표값을 선정하기 어렵다. 군집간 경계부의 명료화에 의한 특징 추출이 색도변화의 미분치 $d[CR(x)]$ 에 의존하는 경우에도 마찬가지이다. 영상 형태에 따라 불가능할 수도 있다.

따라서 초음파경동맥영상과 같이 대표색도 부여에 의한 특징추출을 해야 하면서 앞의 조건 1과 2를 만족하는 영상의 경우, N_p 를 평면이 아닌 선형태인 N_{Lp} 로 선정하여 일차원 배열의 순행에 근거한 확률처리를 통해 순차적으로 대표색도를 부여한다. 배열에서의 군집 분류는 $\arg \max P(X_L = x_{Lp} | y_L, x_{Lp})$ 에서 군집의 대표색도 \hat{x}_{Lp} 를 추정함에 의한다. 이 때 N_{Lp} 는 Mrc(Markov random chain)이고, $N_{Lp} = \{p, p+1, p+2, \dots, p+v\}$, $1 \leq p \leq q$, $q = n_1 - v - 1$, $n(N_{Lp}) = v + 1$ 이며, p 의 색도 c_p 의 집합은 $C_{Lp} = \{c_p, c_{p+1}, \dots, c_{p+v}\}$ 이다. 순행에 따른 C_{Lp} 의 인접원소 사이의 색도 기울기 $g_u = c_{p+j+1} - c_{p+j}$, $j = 0, 1, 2, \dots, v$,의 집합 $G_L = \{g_u\}$, $u = 1, 2, \dots, v$,에 대하여 층위분석 결과로부터 얻은 그림 4의 군집간 분할을 적용한다. 군집은 세 영역으로 분할되며 경계부의 판정 기준은 p 의 순행에 따라 파라미터 $\delta_1 \sim \delta_6$, $\eta_1 \sim \eta_4$ 에 대하여 다음과 같다.

- ① 영역 1과 2의 경계부 화소 p_{12} : $P(g_u \geq \delta_1) > \eta_1$ 시점.
여기서 $1 < \delta_2$, $\delta_2 < \delta_1$, $0 \ll \eta_1 \leq 1$
- ② 영역 2와 3의 경계부 화소 $p_{12}p_{23}$:
 - i) p_{12} 이후 굴곡부: $P(g_u \geq \delta_1) > \eta_1$ 와 $P(g_u \leq \delta_3) > \eta_2$
여기서 $-1 > \delta_4$, $\delta_3 < \delta_4$, $0 \ll \eta_2 \leq 1$
 - ii) 하단부: $P(g_u \geq \delta_5) > \eta_3$, $\delta_5 > 0$, $\eta_3 < 1$
 - iii) p_{23} : $P(g_u \geq \delta_6) > \eta_4$ 시점
여기서 $1 < \delta_6$, $\delta_6 < \delta_5$, $0 \ll \eta_4 \leq 1$

이상의 단계에 의해 결정된 배열 상의 경계 p_{12} 와 p_{23} 로 세 군집을 분할하고, $N_{Lp} = \bigcup_{j=1}^3 L_{Vp-j}$ 의 각각의 군집에 대표색도 $\hat{x}_{Lp-j} = m_j$, $j = 1, 2, 3, \dots$ 를 부여한다.

배열 상에서 군집분류된 영상 $N_L(k)$, $k = 1, 2, \dots, n_2$, 배열의 수직축 상에서 분할처리가 순차적으로 진행되어 식 (6)과 같은 새로운 형태의 영상을 형성하고 특징을 추출한다.

$$S_M = \sum_k N_{L(k)} \quad (6)$$

여기서 $S_M = \hat{S}$ 이며 \hat{S} 는 식 (4) S 의 추정이다. 그리고 각 수직배열에서 산출한 P_{12} , P_{23} 의 수평축 확장에서의 집합 P_{12} , P_{23} , $n(P_{12})=n(P_{23})=n_2$ 에 의해 IMT 측정 곡선을 얻는다.

IV. 실험 및 결과

실험 대상은 아래 그림 6의 초음파경동맥영상이다. 영상은 gray톤(0~255)으로 처리되었으며, 화소의 수 $n_1 \times n_2$ 는 99×295 이다. 영역은 앞의 그림 2(a)와 같이 크게 나누어 수직축으로 네 부분이다. 상부는 혈액이 지나가는 부분이고, 다음 층은 아래로 내막, 중막 그리고 외막이다. 각 층은 수평축 방향으로 영역들이 진행하고 있다.

층위 분석 인자 $n(N_{Lp})=6$, $v=5$, $\delta_1=5$, $\eta_1=0.85$, $\delta_3=-5$, $\eta_2=0.85$, $\delta_5=1$, $\eta_3=0.6$, $\delta_6=3$, $\eta_4=0.85$ 에 대하여 제 III장 3절의 알고리즘을 적용하여 샘플영상을 세 영역으로 분할 처리하여 각 영역에 대표색도 $m_1=10$, $m_2=250$, $m_3=100$ 을 부여하고, IMT를 측정하여 그래프를 그린다.

그림 7은 영역별로 분할시킨 결과영상이다. 세 가지 색도로 영역분할의 시각적 효과를 나타내었고, 윗부분



그림 6. 초음파경동맥 샘플영상
Fig. 6. An ultrasonic sample image of carotid artery.

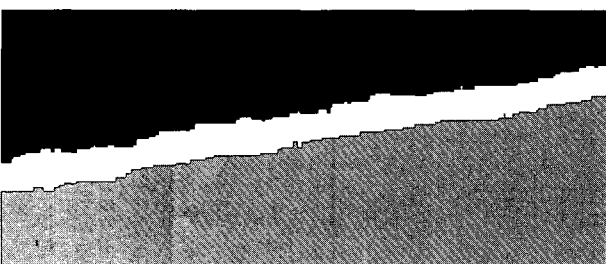


그림 7. 층위군집 판별 결과 영상
Fig. 7. Result of layer-cluster discrimination.

이 영역 1인 혈액($m_1=10$), gray 색도 $m_2=250$ 으로 처리된 중간 부분이 내막-중막 영역이다.

영역 분할에 의해 내막-중막 부분을 별도의 색도로써 처리할 수 있으므로 그 특징 추출이 가능하다.

특징추출된 IMT(내막-중막 두께) 변화를 그림 8에 보였다. 그림의 세로축 눈금은 영상의 픽셀수이며 실제 두께는 교정인자 (0.09 mm/픽셀)을 곱하여 얻을 수 있

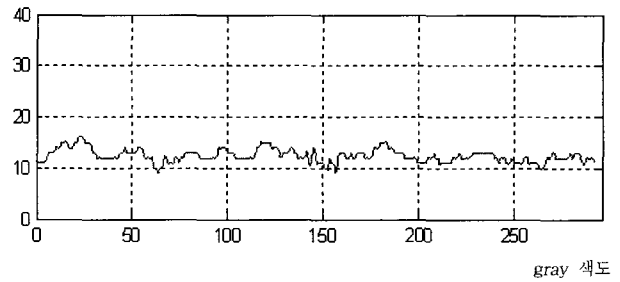
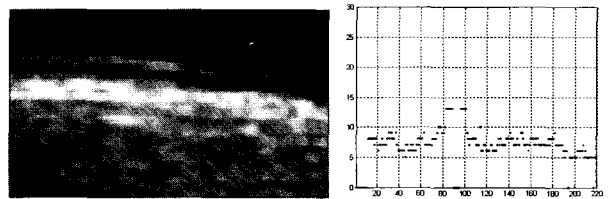
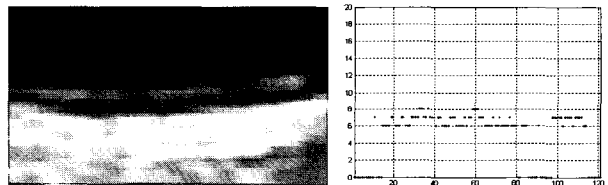


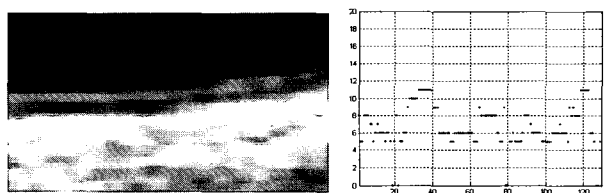
그림 8. IMT 변화
Fig. 8. Result of IMT variation.



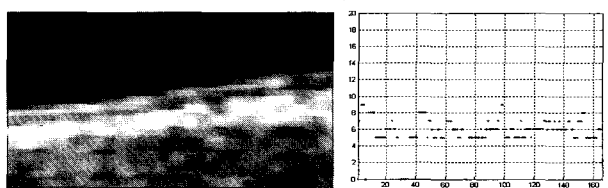
(a) 샘플영상 1과 IMT 측정 결과



(b) 샘플영상 2와 IMT 측정 결과



(c) 샘플영상 3과 IMT 측정 결과



(d) 샘플영상 4와 IMT 측정 결과

그림 9. 샘플영상들과 IMT 측정결과
Fig. 9. IMT measurement result of sample images variation.

다. 결과로서 IMT는 12.42 ± 1.20 픽셀 (1.12 ± 0.11 mm) 이다. 이와 같이 IMT측정의 계량화가 가능하므로 평균이나 표준편차 계산은 물론이고, 연속적인 변화 양상도 파악이 가능하다.

그림 9에는 무작위로 추출한 초음파경동맥 영상들에 대하여 알고리즘의 성능의 객관화와 재현성 확인을 위해 그래프로 얻은 IMT측정 결과들을 보이고 있다. 그림 9의 결과에서 다양한 형태의 영상임에도 불구하고 IMT변화를 측정하고 있음을 확인할 수 있다.

V. 결 론

관측영상으로부터 원영상을 복원하거나 특징을 추출하기 위한 선결 과제는 관측영상 속에 내재되어 있는 원영상의 정보를 파악하는 일이다. 원영상의 색도분포를 비롯한 원형의 상당 부분이 훼손이나 오염 내지는 변질되어 관측되므로 이에 대한 면밀하고 다각적인 분석 결과는 본래의 양상을 회복하거나 특성을 측정하는 기법과 알고리즘의 향배를 결정하기 위해 중요하다. 본론에 제시한 종래의 접근들은 그들 기법으로 영상처리가 안되는 부분들은 삭제하고, 가능한 것들만으로 수집된 데이터의 평균과 편차만을 산출함으로 변화 양상을 보기가 곤란한 것은 물론이고 정확도마저 떨어졌었다.

본 연구에서는 뇌졸중을 비롯한 순환기 계통의 이상 징후를 진단하는 지표로 활용되고 있는 초음파 경동맥 영상들의 표본집단에 대한 평면 영역분석과 층위분석을 통해 관측된 초음파 영상 속에 내재된 원영상의 정보인 벡터적 방향성과 층위적 유사성이 있음을 알게 되었고, 이를 판별하는 인자들과 조건들을 도출하였다. 그 결과, 초음파경동맥영상처리의 평면적 접근에는 분명한 한계가 있음이 밝혀졌고, 일차원적 배열의 순차적 접근인 층위적 기법이 효과가 있음이 판명되었다. 이는 배열상에서 특성이나 부위별로 군집처리가 가능함을 말하는 것으로, 초음파경동맥영상과 같이 방향성 배열을 갖고 있는 영상을 처리하는데 매우 유리하다. 수직 배열에서 순행으로 화소들을 확률적 영역별로 군집처리한 후, 같은 방식을 수평축으로 확장함으로써 전체 영상의 구성이 영역분할 구도를 갖는다. 이러한 순차적 층위군집판별을 사용하여 대상영상을 내막-중막 영역을 중심으로 별도 색도를 부여한 특성추정 영상으로 변환하여 판별의 시각적 효과를 도모하였으며, IMT 변화의 평균이나 표준편차와 같은 데이터는 물론이고, 변화 양상의 그래프를 아울러 제시하였다. IMT측정시 전체 측정 구간에

서의 변화 그래프는 환자의 병적 진행과 치료에 중요한 정보를 제공한다.

참 고 문 헌

- [1] 박재형외 15, "좌심실 비대가 있는 고혈압에서 경동맥 내막-중막 두께의 변화," 한국심초음파학회지, 제11권, 제2호, 94-101쪽, 2003년
- [2] 박병현외 9, "관상동맥질환의 유무와 심한 정도를 예측하는데 있어 경동맥 내막-중막 두께와 죽상경화반의 의미," 한국심초음파학회지, 제8권, 제1호, 45-53쪽, 2000년
- [3] 김기식, "심장의 초음파 영상: 동맥경화증의 조기평가에 고해상도 초음파도의 이용," 한국심초음파학회지, 제13권, 제2호, 66-73쪽, 2005년
- [4] D. Jegelevičius and A. Lukoševičius, "Ultrasonic measurement of human carotid artery wall intima-media thickness," ISSN 1392-2114, Ultragarsas, Vol. 43, no. 2, pp. 43-47, 2002.
- [5] T. Gustavsson, R. Abu-Gharbieh, G. Hamarneh and Q. Liang, "Implementation and comparison of four different boundary detection algorithms for quantitative ultrasonic measurements of the human carotid artery," Computers in Cardiology, pp. 69-72, Sept. 1997.
- [6] J. Besag, "On the statistical analysis of dirty pictures," J. R. Statist. Soc., Vol. 48, no. 3, pp. 259-302, 1986.
- [7] F. Forbes and A. E. Raftery, "Bayesian morphology: Fast unsupervised Bayesian image analysis," American Statist. Associ., Vol. 95, no. 446, pp. 555-568, June 1999.
- [8] S. Lee and M. M. Crawford, "Unsupervised multistage image classification using hierarchical clustering with a Bayesian similarity measure," IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 14, no. 3, pp. 312-320, Mar. 2005.
- [9] G. J. McLachlan, *Discriminant analysis and statistical pattern recognition*, John Wiley, 1992.

저 자 소 개



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



김 원 식(정회원)
 1979년 아주대학교 전자공학과
 (공학사)
 1984년 고려대학교 물리학과
 (이학석사)
 2004년 연세대학교 의공학과
 (공학박사)
 1984년~현재 한국표준과학연구원 생체신호계측
 연구단 책임연구원
 <주관심분야 : 의용전자, 생체신호처리>