

선군집분할방법에 의한 특징 추출

황 재 호[†]

요 약

영상신호의 수직축 및 수평축 화소 성분 분석을 통해서, 영상 내부에 존재하는 각 영역의 군집적 특성을 통계 및 영역적으로 처리 분류함으로써 필요한 특징을 추출할 수 있는 새로운 형태의 영역분할처리 알고리즘을 제시한다. 종래의 점처리나 면처리 방식에 비해 이 방식은 수평축과 수직축 상에서의 연속적인 선처리 방식이라고 할 수 있다. 영상을 구성하는 영역간 경계가 암시적으로 구분되어 있으나, 명시적으로는 불투명하고, 영상 특성의 분기점 또한 불명확하고 중복되어 있음으로 인하여 문턱치처리나 분기점처리로 그 영역간 특징을 분할, 추출하기가 곤란한 경우에 이 방식은 우수한 효과가 있다. 수평축 및 수직축 선처리를 통해 각 영역들의 특성들을 군집으로 처리한 다음 처리한 축과 수직 방향으로 축차적 적용진행처리한다. 그 결과 영상 내 각 영역은 화소값의 중복에도 불구하고 하나의 군집으로 자리매김하면서 군집 고유의 화소값을 갖는다. 그리고 처리후 영상은 각 군집에 부여한 새로운 화소값으로 변환함으로써 필요한 특징이 추출된다. 이 방식은 특히 영역 분할을 통해 시각적 효과를 극대화시킬 필요가 있는 경동맥 초음파 의료영상에서 우수한 결과를 보였다.

키워드 : 선군집처리, 특징추출, 분할, 문턱치, 경동맥 의료영상

Feature Extraction by Line-clustering Segmentation Method

Hwang, Jae Ho[†]

ABSTRACT

In this paper, we propose a new class of segmentation technique for feature extraction based on the statistical and regional classification at each vertical or horizontal line of digital image data. Data is processed and clustered at each line, different from the point or space process. They are designed to segment gray-scale sectional images using a horizontal and vertical line process due to their statistical and property differences, and to extract the feature. The techniques presented here show efficient results in case of the gray level overlap and not having threshold image. Such images are also not easy to be segmented by the global or local threshold methods. Line pixels inform us the sectionable data, and can be set according to cluster quality due to the differences of histogram and statistical data. The total segmentation on line clusters can be obtained by adaptive extension onto the horizontal axis. Each processed region has its own pixel value, resulting in feature extraction. The advantage and effectiveness of the line-cluster approach are both shown theoretically and demonstrated through the region-segmental carotid artery medical image processing.

Key Words : Line Cluster, Feature Extraction, Segmentation, Threshold, Carotid Artery Medical Image

1. 서 론

디지털화된 원영상으로부터 원하는 특징을 추출하려는 시도는 이미 영상처리 초기부터 연구되어 왔다. 영상을 구성하는 각 화소들의 색도값이 영역이나 특징에서 식별 가능한 군집을 형성하고 있음에 근거하여 각 부분들이 히스토그램 상에서 구분 내지는 선별 가능하다고 보았다. 영역 사이의 분할이 뚜렷할수록 문턱치(threshold value)에서의 영상 극단처리가 가능했다. 특히 배경과 전경으로 양분시킬 필요가 있는 영상의 경우 문턱치 산출은 영상처리의 중요한 관건이었나[1], 영역들 사이의 히스토그램 분포들이 차이를 보이지만 중복되

는 부분이 심한 경우에 그 문턱치를 구하여 무리하게 화소값 변환을 하면 중복된 화소값이 영상잡음으로 작용한다. 잡음제거를 위해 다시 필터 처리해야하는 문제점이 발생한다.

점처리나 영역처리로 대별되어 연구되어 왔던 분할기법(segmentation technique) 들은 대부분의 경우 각 영역을 구성하는 화소들의 색도정보가 하나의 집합으로 처리할 수 있음에 근거한다. 이러한 접근은 전체처리(global approach)나 분할처리(local approach) 모두 예외가 아니다[2]. 원영상으로부터 글자나 특징 등을 추출함에 화소값의 영역적 집합 특성은 영상처리의 중요한 접근이다. 그러나 영역 사이의 히스토그램적 경계가 불분명하고 전체 또는 부분의 분할도 거의 불가능한 영상의 경우, 문턱치를 구하여 영상 분할을 시도하거나 영역 사이의 색도차를 미분하여 윤곽을 찾고자 하는 것은 별 의

[†] 정회원: 한밭대학교 전자공학과 교수
논문접수: 2005년 11월 2일, 심사완료: 2006년 7월 11일

미가 없다. 출력 영상의 혼미만을 가중시킬 뿐이다. 문턱치들을 구하는 것 자체가 거의 불가능 할 뿐만 아니라 무리하게 계산하여 적용하였다 하더라도 그 결과는 동일하다. 영역들의 분할은 물론이고 그들 사이의 간격을 수치적으로 제시하기는 더욱 어렵다. 이는 종래의 점처리나 영역처리의 한계이다.

물이나 기름 같은 유체의 흐름이나 인체 내 혈액의 흐름을 나타내는 영상 등은 흐름이나 성형에 따른 경계치가 분명히 존재하지만 영역을 형성하는 화소값들의 분포가 인접 영역과의 중복을 피할 수 없는 경우가 많다. 이러한 영상은 전체 공간에서의 평면적 접근이 아닌 영상을 형성했던 패턴에 맞추어 분석하고 그 분석 결과를 토대로 영상처리의 진행을 결정하는 것이 필요하다. 본 논문에서는 “선군집처리(line cluster, LC)”로 명명한 방식으로 이를 접근하여 해결하고자 하였다. 영상데이터가 X, Y 축 상의 행렬로 배열하므로 “수평수직축 선군집처리(X-Y line cluster, XYLC)”라고도 할 수 있다. 영상 형성 진행 방향에 따른 선(line)상의 화소들을 특별로 군집처리한다. 그리고 군집특성을 유지한 채 그 수직 방향으로 적용 확대함으로 선상에서 선별한 특징을 전체 영상에서 실현토록 한다. 선군집처리는 확률적 기법과 집합 개념을 사용하였다. 인체의 경동맥 초음파 영상을 사례연구 영상으로 채택하였고 분석을 통해 영상 특성을 먼저 제시한 후 알고리즘을 적용하여 필요한 정보를 추출한다.

2. 문제의 제기

영상의 영역식별을 결정하는 주된 요소로서 영역의 백터 특성과 영역을 구성하는 화소들 집합의 색도 특성을 들 수 있다. 전자는 영역의 존재유무, 후자는 영역간 차별을 보여준다. 두 요인이 독립적으로 작용하는 경우는 드물고 거의 공동으로 작용하여 영상을 형성한다. 영상데이터 S가 2차 평면에서 $n_1 \times n_2$ 배열을 형성하고 각 화소를 $i, (i \in S, i = 1, 2, \dots, n, n = n_1 \times n_2)$ 화소의 색도를 $c = 1, 2, \dots, k_1$ 로 나타낼 때, 평면 분포된 화소들은 k_1 개의 색도 가운데 하나의 색도를 갖는 랜덤 변수로 취급할 수 있다. 관측을 통해 수집된 영상 $x = \{x_i\}$ 의 랜덤백터를 X, 분할 또는 복원 및 변형시키려는 영상 $y = \{y_i\}$ 의 랜덤백터를 Y라 할 때, 빛환경이나 측정시 센서에 의해 오염된 영상 X에 대하여 영상 Y는 원시영상(true image)이거나 패턴인식이나 정보 및 특징 추출을 목적으로 변형시킨 영상이다. 영상 X로부터 영상 Y를 구하는 문제는 대상영상에 대한 정확한 분석 결과에 의존한다. 현재까지 연구되어온 패턴 추출에서 구획 분할의 접근법은 인접 화소들 사이의 근사적 특성을 감안한 타인접 구간과의 차별성을 수학적으로 규정하고 극대화하여 구획 사이의 경계를 명확히 재설정함이었다. 이 과정에서 유사 색도들끼리의 군집형성은 물론이고 서로 다른 다양한 색도들의 집합이라 하더라도 그 양상의 벡터적 일관성이 있을 때는 하나의 군집으로 처리됨이 일반적이었다. 그러나 영상을 구성하고 있는 각 군집과 군집들 사이의 양상에 대한 수학적 특성 분석에 근거한 처리보다는 경험 또는 육안이나 확률적 차이에 의해 군집을 설정하고 처리하는 것이

대부분이었다. 영상은 실로 다양한 분포를 하고 있기 때문에 적어도 처리하려는 영역과 군집에 대한 군집간의 차별성과 군집을 형성하는 화소들 사이의 인접 정도나 유사 정도 및 색도간 중복 정도에 대한 정량적인 시도가 필요하다.

[정의 1] 영상 S, ($S \in \mathbb{R}^{n_1 \times n_2}$), $S = \{i\}$, 임의의 화소 $i(p, r)$ 와 $i(p+a_1, r+a_2)$ 의 인접도(neighborlity)를 식 (1)로 정의한다.

$$f_n = \exp(-\beta_1 |2 - |a_1| - |a_2||), \beta_1 \text{은 파라미터; } 0 < \beta_1 \leq 1 \quad (1)$$

여기서 a_1, a_2 는 상수, $2 \leq p+a_1 \leq n_1, 2 \leq r+a_2 \leq n_2$ 이다. 인접도는 해당화소와 다른 화소 사이의 근접 정도를 가늠하는 인자이다. 이격 거리가 멀수록 값이 지수함수로 감소하므로 거리에 따른 비중인자(weighting factor)의 역할을 한다. 구획 설정을 위한 동일영역확산 시 차후보화소(次候補畫素)의 인접 여부를 평가한다.

[정의 2] 임의의 화소 i 와 m_1 개의 인접화소들 NR_i 의 집합 $S_i = \{i, NR_i\}$ 의 평균인접도를 식 (2)로 정의한다.

$$f_\mu = \frac{1}{m_1} \sum_{j=1}^{m_1} f_{n_j} \quad (2)$$

일반적으로 영역처리에서 $\{i, NR_i\}$ 선정 시, f_μ 를 극대화하도록 한다.

[정의 3] 화소 i 와 인접화소들 NR_i 의 색도가 각각 x_i 와 x_{NR_i} , $S_1 = \{i, NR_i\}$, $S_2 = \{j | j \in S_1 \text{ and } (\mu_x - \beta_2 \sigma_i) \leq x_j \leq (\mu_x + \beta_2 \sigma_i)\}$ ($S_2 \subset S_1, x_j$ 는 화소 j 의 색도)라 할 때, 파라미터 $\beta_2 \geq 0$ 에 대하여 식 (3)을 S_1 의 유사도(similarity)로 정의한다.

$$f_s = \exp[-\beta_3 \{n(S_1) - n(S_2)\} / n(S_1)] \quad (3)$$

$$\beta_3 = \sigma_{iN}^2 / f(\mu_{x_i}) \quad (4)$$

여기서 $\mu_{x_i} = \text{mean}(x_i, x_{NR_i})$ 와 $\sigma_i = \sqrt{\text{var}(x_i, x_{NR_i})}$ 는 각각 평균과 표준편차, f_s 는 0~1이고 β_3 는 영역 S_1 의 분포상태를 나타내는 인자이다. $f(\cdot)$ 는 확률밀도함수이고 σ_{iN} 은 전색도 범위에서 정규화(normalization)하여 환산한 분산값으로 $\sigma_{iN} \leq 1$ 이다.

인접도 f_n 은 화소들 사이의 위치적 연속성을 판단하고 유지하는 값이고 유사도 f_s 는 고유의 영역 분할로 추출될 유사 색도 군집 특징의 지속성을 판별하고 가늠하는 값이다. 영상 S는 이 두 값의 적절한 선정과 조절에 의해 영역분할이 이루어진다. 파라미터 β_1 과 β_2 는 영상의 특징과 영역 분할 정도를 결정하는 값이다.

영상 평면상에서 구획된 영역들을 군집들(clusters) C_k , ($k = 1, 2, \dots, m_2, \bigcup_k C_k = S$)에서 각 군집을 구성하는 화소들의

색도 벡터 X_{C_k} 사이에 $\bigcap_k X_{C_k} = \emptyset$ 이면 군집간 색도분포가 상호 독립이다. 그러나 이러한 경우는 거의 드물고 대부분 $X_{C_i} \cap X_{C_j} \neq \emptyset, (i \neq j, 1 \leq i, j \leq m_2)$ 이다. 후자의 경우 군집들 C_k 의 각 색도 x_{ik} 사이에 중복이 존재한다. 그 정도는

$$f_p = \sum_{i,j} f(x_{i,j}, x_{i,j}) \quad (5)$$

에 의존한다. 이때 식 (5)에서 $f(\cdot)$ 는 군집을 구성하는 색도분포 사이의 결합확률밀도함수(joint probability density function)이다. 이 값이 클수록 군집들 사이의 분할에 의한 패턴 분류는 어려워지고 오류가 증가함은 주지의 사실이다.

종래의 패턴분류는 대부분 전체처리(global process)나 국부처리(local process)를 통해 선점된 점(point)이나 마스크를 평면에서 순차적으로 확산 적용하여 분석이나 변환 및 추출을 위한 정보를 산출하였다[9]. 영상데이터가 전체 또는 부분적으로 일정 방향 흐름을 형성하거나 지향성이 있는 경우나 일률적인 군집 특성이 뚜렷하여 영역 설정을 통한 특징추출이 필요할 경우, 앞의 처리 방식은 군집간 경계의 명확성 보장이나 노이즈 발생에 매우 취약하다. 특히 처리의 진행이 2차원적이기 때문에 유사성이 높은 화소집단에서 진행시킬 때에는 색도 분포확률의 편차가 작아 크게 문제가 나타나지 않는다. 그러나 유사성이 혼재되어 있는 군집간의 경계 부분이나 동일 군집이라 하더라도 차별되는 색도 영역이 공존하는 경우 양방향으로의 무리한 진행은 그 부분의 색도분포간 확률적 근사성으로 인하여 색도 결정에 장애를 초래할 우려가 적지 않다. 더욱이 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.

3. 영상데이터의 공간(space) 및 선특성 비교

기본적으로 2차원적 배열을 갖고 있는 영상데이터는 경우에 따라 다소 차이의 있지만, 구획이나 다소 여러 영역으로의 분할 가능한 공간 특성을 갖고 있다. 각 영역은 수학적으로 규명한 나름대로의 군집특성과 확률적 분포 양상이 있다. 그러나 2절에서 제시했던 것처럼 군집간 색도분포의 불규칙성과 동일 군집 내에서도 있을 수 있는 색도분포의 차별성은 군집을 대표하는 확률적 확신에 의문을 제기한다. 이는 공간처리를 무리하게 적용한 결과라고 생각한다. 물론 모든 경우를 만족시킬 수 있는 영상처리방법은 있지 않지만 육안으로 식별 가능한 군집들임에도 실제 처리해 보면 만족할 만한 결과를 얻기 힘든 일이 종종 발생하며 이들의 원인들 중에는 그러한 면도 없지 않음을 간과할 수 없다.

3.1 공간 및 선특성

영상처리에 앞서 해당 영상이 갖고 있는 벡터적 특성에 대한 고찰이 선행될 필요가 있다. 대상 영상 화소군 구성의 방향성을 결정해야한다. 이하 방향성을 고려하지 않은 경우를

공간특성, 고려한 경우를 선특성이라 부르겠다. 만약 전체 영상 데이터를 군집 분할하여 각 군집 화소 확률분포함수의 분산이 평면이 아닌 화소배열의 행이나 열로 표현되는 선(線, line) 상에서 보다 적은 값을 갖고 있고 이러한 특성이 배열상에 일관성이 존재한다면 평면 공간적 접근보다는 선특성에 근거한 1차원적 접근이 보다 효과적일 수 있다. 영상데이터를 공간적으로 군집간 분할하였을 때의 공분산(covariance)과 상관계수(correlation coef.) 및 1차원으로 분할 후 각 선(線)별로 군집분할 처리하였을 때 각 선에서의 공분산이나 상관계수 등은 영상처리시 두 접근법의 영역특성 차이를 보여준다. 이하 각 선(線)별로 군집분할 처리를 선군집(線群集, line cluster)이라 부르겠다. 또한 공간과 선에서의 유사도와 중복도를 각각 f_{sS}, f_{sL} 및 f_{pS}, f_{pL} 라 할 때, 선특성이 우수한 경우 직관적으로 이들 인자들은 군집간 분할이 불량한 것과 양호한 것에 대하여 다음의 조건을 갖는다.

$$\text{조건 1: } f_{sS} \ll f_{sL} \text{ 및 } f_{pS} \gg f_{pL}$$

조건 1에서 인자들 상호 관계는 “and”와 “or”로 나누어 고찰할 수 있다.

영상 S, ($R^{n_1 \times n_2}$)를 선특성으로 접근할 때 2차원 영상데이터에는 선군집처리할 축과 이 특성을 확장할 축으로 나뉜다. 이하 전자를 “선군집축” 및 후자를 “확장축”으로 부르겠다. 통상 세로축과 가로축으로 분류한다면 조건 1에 근거하여 세로축(R^{n_1}) 선특성이 가로축(R^{n_2})의 그것보다 우수하면 세로축을 선군집처리한다. 이 때 세로축에 수직인 가로축은 확장축이 된다. 그 반대의 경우도 마찬가지이다. 선군집축 L_i , (R^{n_1} 또는 R^{n_2} , $i=1,2,\dots,n_1$ 또는 n_2)에 대하여 전체 영상데이터 $S = \sum_i L_i$ 가 되고, k 번째 선 L_k , ($1 \leq k \leq n_1$ 또는 n_2)은 군집 C_{k_j} 의 집합 $L_k = \sum_j C_{k_j}$, ($j=1,2,\dots,m_3$)이다. 이 때 군집의 개수 m_3 는 축확장시 동일하게 유지되며, 확장축으로 확장하여 선군집처리된 영상은 군집 C_{k_j} , ($R^{m_3 \times (n_1 \text{ or } n_2)}$)의 새로운 배열을 갖는다. 이들 군집들은 고유의 확률적 분포특성을 갖고 있으며 군집들 상호 간에 배열상 인접상하좌우로의 상관계수가 있다.

인접좌우로의 상관계수를 ρ_{pq} , ($p=i, q=i-1$ 또는 $i+1$), 인접상하로의 상관계수를 ρ_{rs} , ($r=j, s=j-1$ 또는 $j+1$)라 하자. 세로축을 선군집축 그리고 가로축을 확장축으로 선정하였다면 군집으로서 확장축 상에서 유사 패턴을 지속하기 위해서는 다음의 조건 2가 성립해야한다.

$$\text{조건 2: 상수 } \alpha_1, \alpha_2, \alpha_1 \gg \alpha_2 \text{에 대하여, } \alpha_1 \leq \rho_{pq} \leq 1 \text{ 과 } \rho_{rs} \leq \alpha_2 \text{를 만족한다.}$$

조건 2는 확장축 상에서 패턴유형의 연속성을 보장한다. 여기에서 가로축을 선군집축으로 세로축을 확장축으로 선정하였다면, ρ_{rs} 와 ρ_{pq} 의 조건은 반대이다.

조건 1과 2는 선군집처리를 위한 필요충분조건이다. 영상

이 이 두 조건을 만족하면 선특성이 공간특성보다 우수하여 선정된 선(line) 상에서 효과적인 군집처리와 그 수직축으로의 확장이 가능하다. 이하 다음의 사례연구를 통해 공간 및 선특성 차이를 고찰한다.

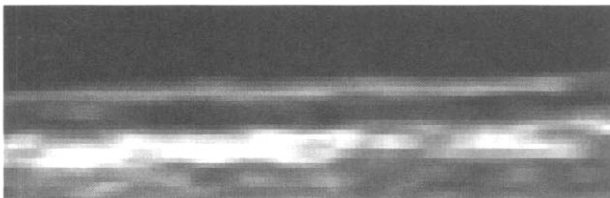
3.2 공간 및 선군집특성 분석 사례연구

3.2.1 영상특성과 분석 방법

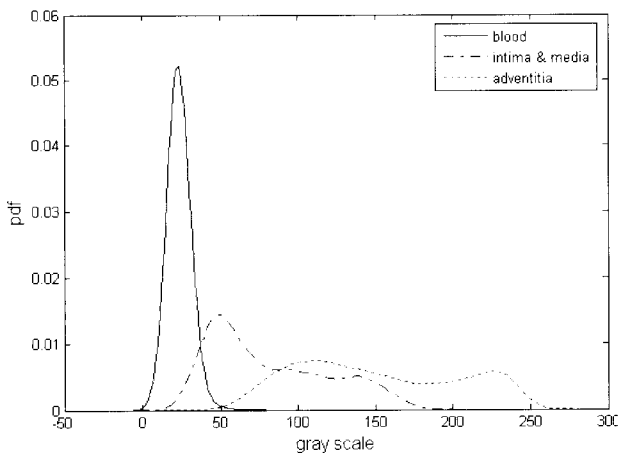
사례연구를 통해 두 특성 적용 시 군집처리 효과를 공간 및 선군집특성의 관점에서 비교 분석해 보기로 한다. 대상영상은 경동맥 혈관 초음파 영상(그림 1)이다. 취득한 영상에는 경동맥 혈관을 흐르는 혈액의 상태와 혈관을 둘러싼 조직들의 구조가 나타난다.

영상은 회색조(0~255)로 처리되었으며 화소의 수 $n_1 \times n_2$ 는 99×309이다. 영역은 크게 나누어 세로축으로 네 부분이다. 상부는 혈액이 지나가는 부분이고 다음 층은 아래로 내막, 중막 그리고 외막이다. 각 층은 가로축 방향으로 영역들이 진행하고 있다. 영상의 상태와 상관없이 영역처리는 혈액과 각 조직별로 이루어져야 한다. 즉 군집처리는 가로축 상에서 일률적으로 진행한다. 의학적으로는 내막과 중막의 두께와 상태를 측정하여 환자의 질환과 병의 진행 상태를 판단하므로[3] 영상은 혈액, 내중막 그리고 외막의 세 부분으로 영역처리하여 내중막의 두께를 측정한다.

- 영역 1: 혈액이 지나가는 부분(blood)
- 영역 2: 혈액을 둘러싼 내막과 중막(intima and media)
- 영역 3: 혈관의 최외곽인 외막 부분(adventitia)



(그림 1) 경동맥 초음파 영상
(Fig. 1) An ultrasonic image of carotid artery



(그림 2) 경동맥 영상의 세 영역별 확률밀도함수
(Fig. 2) pdf of three clusters for a carotid artery image

특성분석은 일차적으로 히스토그램과 확률밀도함수(pdf: probability density function)를 기본으로 하고 상관계수, 유사도 및 중복도를 판단 인자로 하여 조건 1을 중심으로 실시한다. 먼저 공간특성은 수작업에 의해 (그림 1)을 영역 1,2 및 3으로 군집처리한다. 그 다음 각 군집에 대한 확률적 분석을 통해 평균과 표준편차, 확률밀도함수 및 군집 사이의 상관계수를 구하여 각 군집 및 군집간 화소색도의 특성과 분포상태를 본다. 이 작업이 끝난 다음 단계로 선특성을 분석한다. 대상영상에서 세로축 양상이 가로축으로 일관적인 흐름을 형성하고 있음을 감안하여 좌측으로부터 세로축 라인을 하나씩 순차적으로 추출한다. 이 때 한 라인은 $n^{99 \times 1}$ 행렬이 된다. 해당 라인을 세 영역으로 분할 군집한 다음 각 영역의 색도평균, 표준편차, 유사도 및 군집 사이의 상관계수와 중복도를 산출한다. 이러한 과정을 가로축 309(개) 전체 라인들로 확장하면서 반복하여 파라미터들을 구해 나간다. 세로축 상의 각 라인들에서 구한 파라미터들을 종합적으로 처리하여 공간특성과 비교한다.

3.2.2 특성분석 결과 및 고찰

공간군집특성과 선군집특성으로 나누어 고찰한다.

가. 공간군집특성

(그림 2)는 세 영역별 확률밀도함수를 보이고 있다.

세 영역별 색도 평균과 표준편차를 <표 1>, 영역간 상관계수를 <표 2>에 제시한다.

고찰: (그림 2)와 <표 1> 및 2에서 알 수 있듯이 영역 1은 색도분포가 비교적 좁은 구간에 제한적이거나 영역 2와 3은 색도분포가 광범위하다. 넓은 구간에 걸쳐 상호 중복되어 있다. 또한 영역 2와 3은 영역 1의 혈액부분과는 달리 같은 혈관 조직이어서 형질이 상호 유사하나 상관계수는 매우 낮다. 중복도 $f_{p,s}$ 는 <표 3>, 영역별 유사도 $f_{s,s}(\beta_2=2)$ 는 <표 4>와 같다. 여기서 중복도 $f_{p,s}$ 는 영역 1과 2, 영역 1과 3, 영역 2와 3, 그리고 이들 셋의 평균한 값으로 세분하였다.

<표 1> 영역별 색도평균과 표준편차
<Table 1> Mean and standard variance of regions

| 내용 \ 영역 | 영역 1 | 영역 2 | 영역 3 |
|---------|------|------|------|
| 색도평균 | 24 | 82 | 162 |
| 표준편차 | 4 | 38 | 50 |

<표 2> 영역별 상관계수
<Table 2> Correlation coefficients of regions

| 내용 \ 영역 | 영역 1과 2 | 영역 1과 3 | 영역 2와 3 |
|-------------------|---------|---------|---------|
| 상관계수 ρ_{Srs} | -0.02 | 0.0075 | 0.006 |

<표 3> 공간군집 중복도
<Table 3> Space cluster overlap factors

| $f_{p,s}$ [영역 1과 2] | $f_{p,s}$ [영역 1과 3] | $f_{p,s}$ [영역 2와 3] | $f_{p,s}$ [평균] |
|---------------------|---------------------|---------------------|----------------|
| 0.6813 | 0.0043 | 0.7485 | 0.4780 |

〈표 4〉 영역별 유사도
 〈Table 4〉 Similarity for regions

| f_{SS} [영역 1] | f_{SS} [영역 2] | f_{SS} [영역 3] |
|-----------------|-----------------|-----------------|
| 0.996 | 0.030 | 0.0002 |

〈표 5〉 상하 선군집간 상관계수
 〈Table 5〉 Correlation coefficients between vertical line clusters

| 내용 \ 영역 | 영역 1과 2 | 영역 1과 3 | 영역 2와 3 |
|-------------------|--------------|---------------|-------------|
| 상관계수 ρ_{Lrs} | -0.06 (0.26) | -0.045 (0.34) | 0.30 (0.36) |

(괄호 안은 표준편차)

〈표 6〉 좌우선군집간 상관계수
 〈Table 6〉 Correlation coefficients of horizontal line clusters

| 내용 \ 영역 | 영역 1 | 영역 2 | 영역 3 |
|-------------------|------------------|-----------------|-----------------|
| 상관계수 ρ_{Lpq} | 1 ($\equiv 0$) | 0.9931 (0.0296) | 0.9810 (0.1077) |

(괄호 안은 표준편차)

고찰: 세 영역 사이의 중복도의 평균이 50(%)에 근접해 있다. 특히 내중막과 외막 영역의 분산이 크다. 넓은 범위에 걸쳐 색도값을 공유하고 있으며 이들 사이의 중복도는 부러 75(%)나 된다. 또한 영역 1은 유사도가 양호하나 내중막과 외막으로 갈수록 유사도가 현저히 떨어진다. 이는 (그림 2)에서 보는 바와 같이 혈액영역을 제외한 나머지 두 영역의 분산이 낮게 넓은 범위에 걸쳐있음에 기인한다.

나. 선군집특성

〈표 5〉는 각 세로축 상($R^{99 \times 1}$)에서 선군집처리한 것을 가로축 전체($R^{1 \times 309}$)로 확장하여 얻은 데이터의 평균과 표준편차이다. 가로축 확장에 따른 선군집 세 영역 상관계수의 변화를 보이고 있다. 선군집의 확장축으로의 확장은 결국 공간군집에서의 동일 영역으로 수렴하기 때문에 영역별 색도평균과 표준편차가 동일하다.

고찰: 영역 2와 영역 3은 혈관 피하조직으로서 그 형질은 서로 유사하며 혈액과는 근본적으로 다르다. 공간군집특성에서는 이 상관계수가 0.6(%)이었으나(〈표 2〉) 선군집특성에서는 30(%)가 되었다. 후자의 영상분석이 원영상의 상태에 보다 근접해 있음을 보여주고 있다.

〈표 5〉가 인접상하군집간의 관계를 보였다면, 〈표 6〉은 인접좌우군집 사이의 상관계수 변화 추이를 전체 확장축에 걸쳐 구한 평균과 표준편차를 보였다.

고찰: 세 영역 모두 동일영역에서 가로축 확장 군집들 사이에 상관계수가 거의 1 이다. 선군집처리된 세로축을 가로축으로 확장하였을 때 해당 패턴의 동질성이 지속적으로 유지되고 있음을 알 수 있다.

〈표 7〉은 선군집의 가로축 확장에 따른 중복도 f_{pL} , 〈표 8〉은 영역별 유사도 $f_{sL}(\beta_2=2)$ 의 변화를 평균과 그 표준편차로 보이고 있다. 공간군집에서와 마찬가지로 영역별, 영역간 그리고 평균을 구하였다.

〈표 7〉 선군집 확장시 중복도
 〈Table 7〉 Overlap factors for lines expansion

| f_{pL} [영역 1과 2] | f_{pL} [영역 1과 3] | f_{pL} [영역 2와 3] | f_{pL} [평균] |
|--------------------|--------------------|--------------------|---------------|
| 0.1495 (0.1538) | 0 | 0.1304 (0.057) | 0.093 (0.05) |

(괄호 안은 표준편차)

〈표 8〉 선군집 확장시 영역별 유사도
 〈Table 8〉 Similarity for lines expansion

| f_{sL} [영역 1] | f_{sL} [영역 2] | f_{sL} [영역 3] |
|-----------------|-----------------|-----------------|
| 0.999 (0.0013) | 0.123 (0.212) | 0.011 (0.040) |

(괄호 안은 표준편차)

고찰: 영역 1과 2 그리고 영역 2와 3은 서로 맞닿아 있는 부분이므로 영역간 중복이 존재한다. 공간군집에 비하여 수치가 다섯 배 정도 떨어진 것을 확인할 수 있다. 영역별 유사도도 공간군집에 비해 매우 향상되었다. (그림 1)의 혈액영역 확률밀도함수에서 알 수 있듯이 이 특성이 유지된다. 두 방식에서 모두 높은 유사도를 보인다. 영역처리가 어려운 영역 2와 3에서 선군집이 공간군집보다 각각 4(배) 및 50(배) 정도 향상되었다.

사례연구로 주어진 (그림 1) 영상은 영상 내 군집들이 일관성은 있으나 군집간 색도분포의 차별성이 떨어진다. 공간적 접근에서는 군집간의 중첩도가 낮다. 군집별 유사도가 높은 선군집 접근이 보다 유리하다. 이 때 조건 1은($f_{s,s} \ll f_{s,L}$ and $f_{p,s} \gg f_{p,L}$)에 해당하고 또한 조건 2를 만족한다. 군집간 차별성과 패턴의 확장축상으로의 높은 지속성에 의해 선군집적 접근으로 패턴을 추출함이 요망된다.

4. 영역분할과 특징 추출

평면적 공간특성보다 선특성이 군집처리에 유리하여 3장의 조건 1과 2를 만족하는 영상데이터를 선군집처리축과 확장축으로 나누어 군집처리를 실시한다. k번째 선(line)을 $L_k = \{C_k\}$ 의 군집들로 분할하기 위한 확률적 접근을 시도한다. 통상 베이즈정리(Bays' theorem)를 이용한 영역분할작업은 확률모델을 근거로 한다[4, 5, 7]. 확률적 접근에 의한 다양한 시도 가운데 영상 분할, 패턴분류 및 영상복원 등이 그 대표적인 예라고 할 수 있다.

제2장에서 제시한 바와 같이, 관측영상 $x(x$ 의 랜덤벡터 X), 패턴분류영상 $y(y$ 의 랜덤벡터 Y)에 대하여 추정영상 \hat{y} 는 확률적으로 $P(Y=y|x)$ 를 극대화하도록 한다. 또한 y 를 구성하는 각 화소 y_i 별로 사후주변확률(posterior marginal probability)을 극대화하는 \hat{y}_i 를 산출할 수 있다[8]. 베이즈적 분류의 기본적인 접근 방법은 변환될 영상 \hat{y} 는 다음 식 (6)에서와 같이 y 의 사후확률밀도(posterior probability density)를 알고 있음에 근거한다.

$$P(Y=y|x) \propto p(x|y)P(y) \tag{6}$$

식 (6) 우변의 누적분포함수(cdf, cumulative distribution

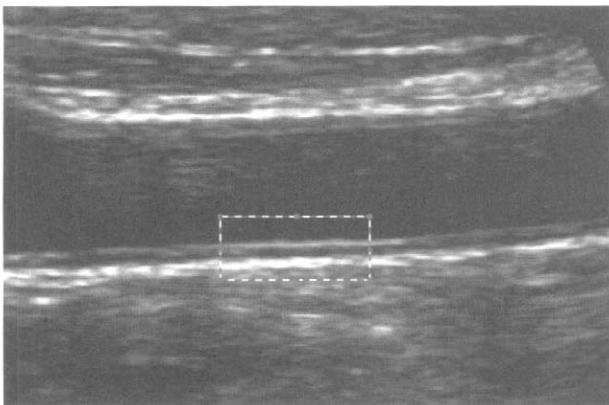
function) $p(x|y) = \prod_{i=1}^n f(x_i|y_i)$ 가 성립하고 밀도함수 f 와 $\{p(y)\}$ 를 알고 있으며 원하는 패턴으로의 변환이 영상 내에서 국부적으로 MRF(Markov random field)를 형성하면, Besag(1986)가 제시한 바와 같이

$$P(Y_i = y_i | y_{s_i}) = P_i(y_i | y_{\delta_i}) \quad (7)$$

가 성립한다[4]. 여기서 s_i 는 S 평면상에서 화소 i 를 제외한 나머지 화소들의 집합이고 δ_i 는 i 와 인접주변화소들이다. δ_i 는 화소 i 를 둘러싸고 있는 최인접화소수에 따라 1차 또는 2차 MRF로 구분한다[4, 6]. 또한 영상 전체에서 결합확률을 극대화하는 것이 실제로 어렵기 때문에 Besag(1986)는 영상을 국부적으로 분할하여 분할시킨 조건부확률의 극대화를 순차적으로 하는 ICM(iterated conditional modes) 방식을 제시하였다. 이 알고리즘은 해당화소와 그 인접화소들 사이의 색도값이 확률적으로 같아야한다는 데 착안하여, x_i 가 주어진 y 에 대하여 조건적으로 상호 독립이고, 각 x_i 가 y_i 에만 의존적인 기지(既知)의 동일한 $f(x_i|y_i)$ 를 갖고 y 가 MRF를 만족한다면, 화소 i 와 그 인접화소들 δ_i 로 구성된 집합의 조건부확률 $p(y_i|x_i, y_{\delta_i})$ 를 극대화하는 \hat{y}_i 를 추정하고 이를 전 화소들로 순차적으로 확대함이 가능하다[4]. k_1 (개)의 색도로 구성된 영상으로부터 m (개)($m \ll k_1$)의 색도대표값을 갖는 특징이나 정보를 분할이나 패턴분류로 추출하기 위해 $N_i = \{i, \delta_i\}$ 를 평면사각형(1차 MRF는 $n(N_i)=5$, 2차 MRF는 $n(N_i)=9$)로 선정하면, N_i 의 색도분포 집합 ($CR(N_i) = \bigcup_{j=1}^d CR_j$, $CR_j \subset CR(N_i)$, j 는 색도값, $d \ll k_1$)이 다음 두 가지 중에 하나에 해당하는 경우 대표색도값 선정이 어렵다.

- 경우 1: $n(CR_j) \cong n(CR_k)$, $j \neq k$, $1 \leq j, k \leq d$
- 경우 2: 군집간 경계부의 명세화에 의한 특징 추출이 색도 변화의 미분치 $d[CR(y)]$ 에 의해 결정된다.

이와 같은 두 가지 경우와 3장에서 논의된 조건 1과 2를 만족



(그림 3) 경동맥 초음파 영상
(Fig. 3) Ultrasonic carotid artery image

하는 영상의 경우, N_i 를 평면이 아닌 선형태 ($N_{Li} = \sum_{j=-p}^p i_j$, j 는 정수)로 선정함이 유리하다. 이때의 데이터는 MRC(Markov random chain)이어야 한다. 선군집축 한 선(line)에서의 패턴 분류는 다음 식 (8)에서 선 \hat{y}_{Li} 을 추정함이다.

$$\arg \max P(Y_L = y_{Li} | x_L, y_{Li}) \quad (8)$$

화소 i 와의 최근접화소 집합을 y_{L, δ_i} 라 할 때, 다음 식 (9)가 성립한다.

$$\ln P(Y_L = y_{Li} | x_{Li}, y_{L, \delta_i}) \propto f_{Li}(X_L = x_{Li} | y_{Li}) + \ln P(Y_L = y_{Li} | y_{L, \delta_i}) \quad (9)$$

제 3장에서 제시한 조건 1과 2를 만족하는 영상에서 선군집축 L_k 에 대해 특징추출을 위한 군집별 대표색도값 c_j , ($j=1, 2, \dots, m$)과 패턴양상의 개수 m_3 을 설정한다. N_{Li} 의 평균을 $\mu_{NL(i)}$, 표준편차를 $\sigma_{NL(i)}$, 화소 i 의 색도를 c_i , $1 \leq c_i \leq k_1$,라 할 때, 선군집패턴분류 모델은 식 (10)과 같다.

$$P(Y_{L(i)} = c_j | y_{L(i)}) = \exp\left(-\frac{|\mu_{NL(i)} - c_j|}{\eta_1 \sigma_{NL(i-1)}}\right) \quad (10)$$

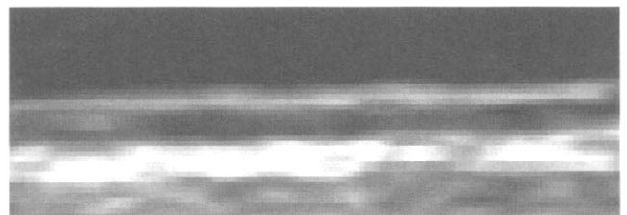
여기서 η_1 은 파라미터이고, $i=1$ 인 경우 분모의 표준편차 초기치는 $\sigma_{NL(1)}$ 로 한다. 식 (10)은 선군집축 상에서의 N_{Li} , ($i=1, 2, \dots, n_1$ 또는 n_2)의 진행에 따른 군집을 분류하여 패턴을 부여하는 동시에 군집간 경계부에서 급격한 확률변화를 감지하여 경계부분을 판별한다.

선군집축상에서 패턴분류된 영상 $S_{L(k)}$, ($k=1, 2, \dots, n_1$ 또는 n_2)는 확장축상에서 분할처리가 순차적으로 진행되어 식 (11)의 새로운 형태의 영상을 형성하고 특징을 추출한다.

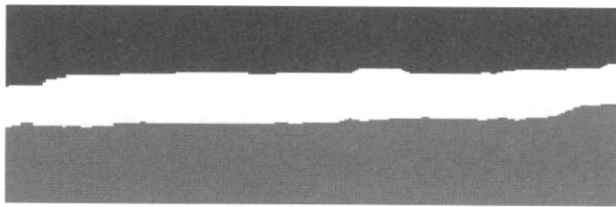
$$S_M = \sum_k S_{L(k)} \quad (11)$$

5. 실험 및 결과

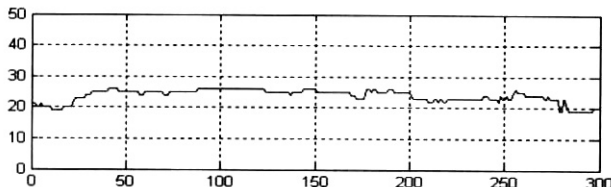
실험은 경동맥 초음파영상에 대하여 실시하였다. (그림 3)은 경동맥 전체영상이다. (그림 3)에 보는 바와 같이 사각창을 올려내어 (그림 4)의 영상을 구성하였다. (그림 4)가 본 실험의 대상영상이다. 이 영상은 제 3장 2절의 (그림 1)과 동일하다. 대상영상에서 세로축을 선군집축으로, 가로축을 확장축으로



(그림 4) 그림 3의 부분영상
(Fig. 4) Capture image of Fig. 3 image



(그림 5) 선군집처리 결과 영상
(Fig. 5) Result of line-cluster



(그림 6) 내중막 두께 변화

(Fig. 6) Thickness variation of IMT in-middle layer

선정했다. $n(N_{l,i})=5$, 식 (10)의 $\eta_i=2.5$ 로 하여 내막과 중막, 중막과 외막의 경계부를 산출하고, 영역 1, 2 및 3에 대해 각각 회색조 $c_1=10$, $c_2=250$, $c_3=100$ 로 할당, 선군집처리하고 식 (11)에 따른 의 최종 결과영상인 (그림 5)를 얻었다.

고찰: 영상이 세 영역으로 분할되었다. 위로부터 영역 1인 혈액영역(회색조 10), 영역 2인 내중막영역(회색조 250) 및 영역 3의 외막영역(회색조 100)이다. 영역 2의 내중막 부분이 구하려는 최종 영역이다. 본 영역 세로축에서의 화소 개수에 화소 한 개의 실제 두께를 곱함으로 내막과 중막의 두께 측정이 가능하다. 또한 가로축 진행 방향으로의 두께 변화와 값들의 평균 및 표준편차는 환자의 질병과 그 진행 상태를 가늠하는 중요한 정보를 제공한다. (그림 6)에는 (그림 5)의 영역 2로부터 구한 내중막 두께 변화를 보이고 있다.

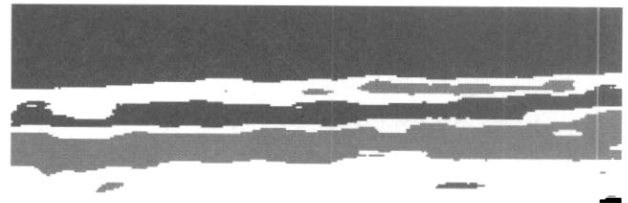
여기서 (그림 6)의 세로축은 화소의 개수이다.

(그림 7)은 다른 기법에 의해 군집 수 3 에 대하여 대상영상을 처리한 결과이다. (그림 7)-(a)는 FCM 방식으로 군집처리한 후 각 군집에 각각 회색조 $c_1=10$, $c_2=250$, $c_3=100$ 로 할당한 결과 영상이다. (그림 7)-(b)는 K-Means 방식으로 처리한 결과이다. 각 군집에 대해 FCM 방식과 동일한 색도처리를 하였다. 그리고 (그림 7)-(c)는 대상영상을 Ostu(N. Otsu) 방식 [10]으로 1차 문턱치(결과: 95)를 산출한 후 그 문턱치 이상의 색도들로 이루어진 영상 데이터에서 2차 문턱치(결과: 185)를 산출하였다. 그 다음 이들 두 개의 문턱치를 기준으로 영역을 분할하고 마찬가지로 각각에 대해 회색조 $c_1=10$, $c_2=250$, $c_3=100$ 로 할당한 결과 영상이다.

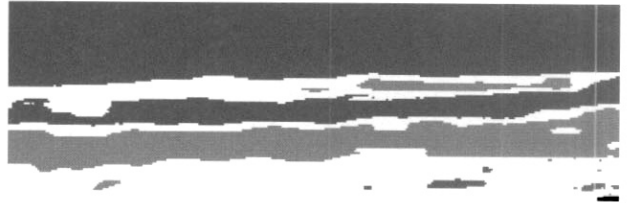
고찰: 세 방식에 의한 결과 모두 내막과 외막 사이에 다른 영역의 색도가 혼재되어 있다. 세 영역 사이의 영역분할이 불명확하고 그로인한 두께 측정이 곤란하다.

6. 결 론

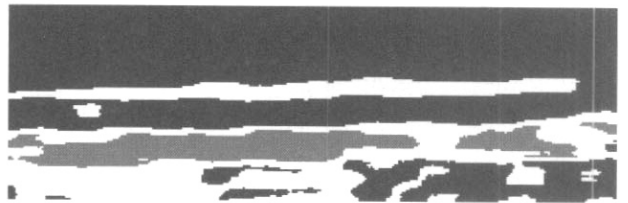
영상 고유의 특징이 평면이나 점이 아닌 선에 있는 경우,



(a) FCM 방식에 의한 처리 결과



(b) K-Means 방식에 의한 처리 결과



(c) 문턱치 분할처리 방식에 의한 결과

(그림 7) FCM, K-Means 및 문턱치 분할처리 방식에 의한 결과
(Fig. 7) Results of FCM, K-Means and threshold segmentation method

일차적으로 선특성을 고려한 선군집축을 선정하여 선군집처리에 의한 패턴을 분류한 다음 이 패턴을 확장축에 순차적으로 확장 적용함으로써 전체 영상의 패턴분류를 통한 특징추출이 가능한 알고리즘을 제시하였다. 선군집축과 확장축으로의 분할은 각 선군집을 구성하는 화소들의 근접성이 보장되고 유사성이 높으며 선군집들 사이의 상관관계가 낮을 뿐만 아니라, 확장축으로는 해당 군집들 간의 상관관계가 상대적으로 매우 높아야한다는 본문 3장의 조건 1과 2를 만족할 필요가 있다. 두 조건이 충족된 영상에 대하여 확률적 유사성이 높은 근접 화소들의 집합으로 선군집처리하면서 특징 추출을 위한 색도를 부여하고 이를 확장축으로 전개함으로써 영상의 특징이 패턴적으로 분류된 영상을 얻을 수 있다. 그리고 이를 강동맥 영상을 예로서 사례분석 연구를 통하여 보였다.

참 고 문 헌

- [1] Y. Solihin and C. G. Leedham, "Interlar ratio: A new class of global thresholding techniques for handwriting images," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.21, No.8, pp.761-768, Aug., 1999.
- [2] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, Digital image processing, 2'nd ed., Prentice Hall, 2001.
- [3] 박기락 외4, "경동맥 내막-중막 두께와 관상동맥질환의 심한 정도와의 상관관계," 순환기학회논문지, Vol.33, No.7, pp.401-408, May, 2003.

[4] J. Besag, "On the statistical analysis of dirty pictures," J. R. Statist. Soc., Vol.48, No.3, pp.259-302, 1986.

[5] F. Forbes and A. E. Raftery, "Bayesian morphology: Fast unsupervised Bayesian image analysis," American Statist. Associ., Vol.95, No.446, pp.555-568, Jun. 1999.

[6] C. Lu, S. M. Pizer and S. Joshi, "A Markov random field approach to multi-scale shape analysis," Proc. of IEEE Conf. on Scale Space Methods in Computer Vision, Isle of Skye, UK, pp.416-431, Jun. 2003.

[7] 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.

[8] G. J. McLachlan, Discriminant analysis and statistical pattern recognition, John Wiley, 1992.

[9] H. Bensmail, G. Celeux, A. E. Raftery and C. P. Robert, "Inference in Model-Based Cluster Analysis," Technical

Report no. 285, Depart. of Statistics, Univ. of Washington, Mar., 1995.

[10] N. Otsu, "A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms," IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Vol.9, No.1, pp.62-66, 1979.

황재호



e-mail : hwangjh@hanbat.ac.kr

1982년 아주대학교 전자공학과(학사)

1986년 서울대학교 대학원
전기공학과(공학석사)

1994년 서울대학교 대학원
전기공학과(공학박사)

1982년~1992년 전력연구원 부장대리

1992년~현재 한밭대학교 전자공학과 교수

관심분야 : 영상신호처리, 비전, 멀티미디어, DSP