

상완동맥 색조 도플러 초음파 영상에서 FCM과 퍼지 의사 결정 트리를 이용한 혈류 속도 추출

김광백*, 정영진*, 남윤민^o, 이재열*

신라대학교, 컴퓨터소프트웨어공학부*

신라대학교, 일반대학원 컴퓨터공학전공^o

e-mail: gbkim@silla.ac.kr*, {wls7728, kedin13579, dlwoduf1230}@naver.com^o*

Extraction of Blood Velocity Using FCM and Fuzzy Decision Trees in Doppler Ultrasound Images of Brachial Artery

Kwang Baek Kim*, Young Jin Jung*, Youn Man Nam^o, Jae Yeol Lee*

Dept. of Computer Software Engineering, Silla University*

Major in Computer Engineering, Graduate School of Silla University^o

● 요약 ●

상완동맥은 어깨에서부터 팔꿈치까지 내려오는 상완골의 내측부에 존재하며 혈압을 측정할 때 사용되는 혈관이다. 이 혈관은 골절로 인해 찢어지거나, 또는 혈액순환에 문제가 생겨 혈관이 막히는 경우가 발생한다. 이러한 경우 혈관의 상태를 확인하기 위하여 색조 도플러 초음파 검사를 사용하지만, 사용자에 따라 영상을 통한 판단 기준이 다르다는 문제점이 발생한다. 따라서 본 논문에서는 FCM과 Fuzzy Decision Tree를 이용한 영상 처리를 통해 일관성 있는 판단기준을 세우기 위한 혈류의 속도를 제안한다. 색조 도플러 초음파 영상에서의 상완 동맥을 추출하여 기울기를 이용한 FCM 알고리즘을 통해 소속도를 추출한 뒤 퍼지 룰에 적용하여 의사 결정 트리로 등급을 분류하고 결과적으로 혈류 속도를 추출한다. 색조 도플러 초음파 영상에서 환자의 개인 정보를 보호하기 위해 개인 정보 영역을 제거하여 ROI 영역을 추출하고 ROI 영역을 이진화를 통하여 상완동맥이 있는 영역을 추출한다. 이진화 된 ROI 영역에서 혈관 영상의 혈류 방향으로의 무게 중심을 설정하고 각각의 픽셀과 무게중심 선과의 거리를 이용하여 소속도를 추출한 후 FCM을 사용하여 최적의 기울기를 선정한다. FCM을 통해 추출한 최종 소속도를 이용하여 퍼지 룰에 적용한 뒤 계산된 T-norm 과 소속도의 분산을 이용하여 의사 결정 트리를 형성 트리의 단말 노드들은 각 픽셀을 분류한다. 분류되어진 데이터들의 노드별 소속도 평균을 구한 뒤 디퍼지화를 통해 COG(Center of Gravity)를 계산한다. 마지막으로 그 값을 이용하여 혈류 속도에 영향을 미치는 정도를 계산한 뒤 최종 혈류의 속도를 제안한다.

키워드: 상완동맥(Brachial Artery), FCM(FCM), 퍼지 의사결정나무(Fuzzy Decision Tree)

I. Introduction

동맥(Artery)은 심장에서부터 혈액을 운반하는 혈관이다. 흔히 모든 동맥은 산소가 풍부한 혈액을 운반하고, 모든 정맥은 산소가 부족한 혈액을 운반한다고 생각하지만, 허파순환의 혈관의 경우에는 그렇지 않다. 허파순환에서 동맥은 산소를 받아들이기 위해 산소가 부족한 혈액을 허파로 운반한다.

동맥을 통한 혈액의 흐름은 탄성동맥(Elastic artery), 근육형동맥[Muscular (distributing) artery], 세동맥(Arterioles) 순서대로 운반이 된다.

그 중에서 근육형동맥에 속하는 상완동맥(위팔동맥, Brachial Artery)은 안쪽두갈래근교랑(Medial bicipital furrow)에 있는 두갈래근의 깊은 쪽에 있는 위팔뼈의 안쪽부분을 따라 위행하여 팔 앞쪽의

근육에 혈액을 공급한다. 위팔의 맥박은 이 지점에서 촉지할 수 있고 이곳의 강한 압력은 팔의 더 먼 곳에서의 출혈을 막을 수 있다. 중요한 가지는 깊은 위팔동맥으로 노신경(Radial nerve)과 함께 위팔뼈의 뒷표면을 감싸고 위팔세갈래근(상완삼두근, Triceps brachii mude)으로 혈액을 공급한다. 위팔동맥이 팔꿈치 근근에 있기 때문에 몇 개의 작은 가지들을 아래로 내보내는데, 지쪽결동맥(척추측부동맥, Ulnar collateral artery)은 아래팔의 동맥에서 상행하는 가지들과 함께 연결을 이루고 팔꿈관절(주관절, Elbow joint)로 혈액을 공급한다. 이 혈관들은 팔꿈치가 굽혀지면 팔의 먼 부분으로 결순환(Collateral circulation)을 제공한다. 위팔동맥은 팔꿈관절의 앞쪽 깊은 부분으로 교차해 팔의 정중선에 있는, 맥박이 쉽게 측정되고

혈압을 측정할 때 소리를 듣는 장소인 두갈래근널힘줄 (상완이두근건막, Bicipital aponeurosis)로 들어간다. 팔꿈관절을 지나서 상완동맥은 바로 노동맥과 자동맥으로 분지한 후 아래팔의 앞쪽부분으로 내려가는 동맥이다.[1]

이 상완동맥은 위팔부터 팔꿈치까지 커프를 감아서 사용하는 혈압계로 혈압을 측정하는 데 사용되며 팔의 굴절로 인한 혈관의 찢어짐과 혈액순환에 문제가 생겨 혈관이 막히는 문제가 발생한다. 따라서 상완 동맥을 자동으로 분석하기 위한 전 단계로 본 논문에서는 제안된 추출 방법은 Fig. 1. 초음파 영상에서의 상완동맥 분류 과정과 같다.

II. Preliminaries

이러한 경우 혈관의 상태를 확인하기 위하여 색조 도플러 초음파 검사를 사용하지만, 사용자에 따라 영상을 통한 판단 기준이 다르다는 문제점이 발생한다. 따라서 본 논문에서는 FCM과 Fuzzy Decision Tree를 이용한 영상 처리를 통해 일관성 있는 판단기준을 세우기 위한 혈류의 속도를 제안한다.

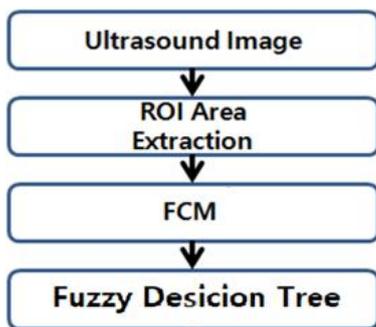


Fig. 1. 초음파 영상에서의 상완동맥 분류 과정

III. The Proposed Scheme

1. 초음파 영상에서의 ROI 영역 추출 및 이진화

기존의 초음파 소재 영상에서는 명확한 상완동맥을 추출하는 방법이 없기 때문에 의사가 주관적으로 판단을 하여 정확한 진단을 하기 어려운 점이 있다.

이러한 문제점을 개선하기 위해 본 논문에서는 상완 동맥을 추출하기 전에 개인 정보를 보호하기 위해 초음파 영상에서 개인 정보 영역을 제거한 후에 상완 동맥을 추출할 수 있는 ROI 영역을 설정한다. ROI 영역을 추출한 결과는 Fig. 2. ROI 영역 추출결과와 같다.

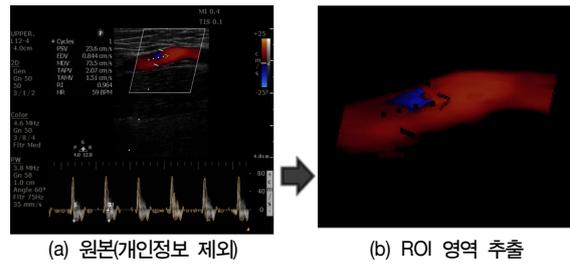


Fig. 2. ROI 영역 추출결과

2. FCM (Fuzzy C-Means) Clustering Method

FCM은 하나의 클러스터에 속해져있는 각각의 데이터 점을 소속 정도에 의해서 클러스터에 대한 데이터의 소속 정도를 일일이 열거한 데이터 분류 알고리즘이다.

클러스터링은 주어진 데이터를 미리 정해진 클래스와 비교하여 가장 근접한 클래스로 분류하는 기법이며 패턴인식, 의사결정, 데이터 분석 등에서 가장 핵심적인 작업의 하나이다.

이전의 제안 된 논문에서는 후보 상완 동맥 영역을 추출한 영역에서 혈관 영역을 양자화 하기 위해 FCM 알고리즘을 적용하였다. 하지만 본 논문에서는 초음파 영상의 주요 데이터의 중심과 각각의 데이터 점의 무게 중심에 의한 기울기 기반 소속 정도를 결과내기 위해 본 논문의 진행 방향과 적합하게 개선 된 FCM을 제안한다.

FCM의 순서는 다음 Fig. 3. FCM(Fuzzy C-Means) Clustering Method 순서도와 같다.

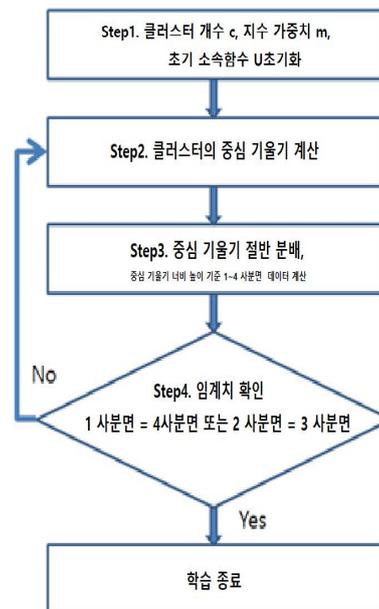


Fig. 3. FCM(Fuzzy C-Means) Clustering Method 순서도

Step1.에서 초기 소속 함수 U 와 클러스터의 개수 c , 자수의 가중치 m 을 초기화한다.

Step2.에서 Eq.(1)과 같이 클러스터 중심 기울기 값을 계산한다.

$$v_{ij} = \sum_{k=1}^n (u_{ik})^m x_{kj} / \sum_{k=1}^n (u_{ik})^m \quad (1)$$

Eq.(1)에서 i 는 클러스터의 개수를 의미하며 n 은 데이터의 수, x 는 입력 데이터, j 는 데이터의 노드 수, m 은 지수의 가중치를 의미한다.

클러스터의 중심 벡터를 구한 뒤 Step3.에서 Eq.(2)와 같이 각 데이터들과 클러스터의 중심 기울기와의 거리를 계산한다.

$$d_{ik} = \left[\sum_{j=1}^l (x_{kj} - v_{ij})^2 \right]^{1/2} \quad (2)$$

계산 된 데이터와 클러스터 중심 기울기와의 거리에서 Eq.3과 같이 1을 뺀 절대 값은 벽과의 거리를 기준으로 한 소속도라고 한다.

$$Wd_{ik} = 1 - d_{ik} \quad (3)$$

벽과의 소속도까지 계산이 끝나는 동시에 Step4의 임계치 확인을 시작한다. Fig. 4. 1~4 사분면 영역 분배와 같이 +형태로 되어있는 영상에 각각 다른 집합으로 1~4 사분면 형태로 나눈다.

각각의 데이터 집합(사분면)과 4사분면을 비교, 2사분면과 3사분면을 비교 하여 벽과의 소속도의 평균을 계산한다.

벽과의 소속도의 평균이 더 높을 경우 해당 사분면의 영역으로 데이터가 몰집 되어 있으므로 기울기를 소속도의 평균이 더 낮은 사분면으로 이동하여 균등화한다. 이러한 형태로 반복하여 기울기의 선이 위 아래로 반복할 경우 1사분면, 2사분면이 3사분면, 4사분면의 소속도가 같다고 판단하여 학습을 종료한다.

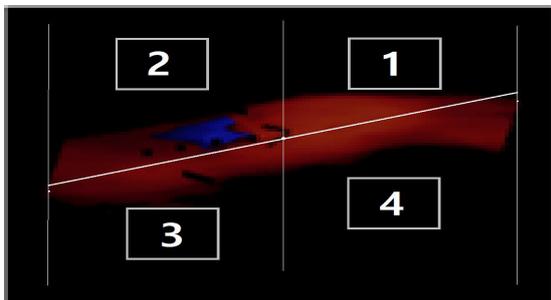


Fig. 4. 1~4 사분면 영역 분배

Clustering Method 학습이 종료 되면 각각의 색 영역 픽셀에 대한 벽과의 소속도와 역과의 소속도가 나오게 된다.

3.Fuzzy Decision Tree

혈관이 벽에 부딪히면서 나는 마찰은 혈관의 속도에 관여된다. 예를들어 혈류는 벽에 가까울수록 벽과의 마찰이 깊어지므로 해당 영역 혈류의 속도는 감속된다. 벽과 거리가 멀어질수록 혈류 속도의 감속은 줄어든다. 이러한 통계로 Clustering Method의 소속도는 Fuzzy rule의 계산에 적용 된다. 그렇기 때문에 정방향 혈류를 기준으로 혈관벽과 역방향 혈류의 거리, 역방향 혈류를 기준으로 혈관벽과 정방향의 거리를 활용하여 table 1. Fuzzy rule을 만든다

Clustering Method의 소속도를 벽과 역류의 소속도를 가깝다(근), 멀다(원)으로 나눈뒤 수식을 통하여 각 픽셀들의 소속도를 부여하고 Fuzzy rule인 8가지 규칙을 만들고 제어값 종류는 5개를 만들어 table 1의 각 픽셀의 소속도를 대입하여 8가지 규칙에 대응하는 제어값의 최소값을 찾고, 각각의 제어값 종류 중 최대값을 찾는다. 그리고 제어값의 최대값을 Fig. 5. Fuzzy Function에 대입하고 클리핑을 이용하여 함수들의 교집합을 계산한다. 이값을 Fig. 6. T-norm이라고 정의한다.

트리의 분류 기준을 벽과의 소속도와 역류 혈류와의 소속도 중 T-norm이 포함된 Eq(4)을 통하여 분산을 구하고 그 값이 큰 속성으로 한다.

$$\max \left(\sum_{i=1}^n \frac{a_i (X_i - \text{mean}(X))^2}{n}, \sum_{i=1}^n \frac{a_i (Y_i - \text{mean}(Y))^2}{n} \right) \quad (4)$$

그리고 분류 값은 선정된 속성의 T-norm이 포함

되지 않은 순수한 소속도를 이용하여 평균을 구하고 그 값을 분류값으로 한다. 이러한 방식으로 의사결정 트리를 형성하면서 각노드에 속하는 픽셀의 개수가 전체 데이터 대비 몇 퍼센트 인지 확인하고 벽과의 소속도 근, 원 과 역과의 소속도 근, 원을 곱하여 가장 높은값이 어느정도의 값 이상이 되었을 때 분류를 멈추게 한다. 그리고 트리가 일정 층수 이상으로 형성이되면 분류를 멈추게한다.

분류가 끝난 각각의 노드에 속하는 데이터들의 소속도 평균을 이용하여 다시 Fig. 5에 적용하여 클리핑 후 COG를 구하여 그 값을 이용하여 Eq.5에 적용후 최종 속도를 계산해 낸다.

$$\begin{aligned} \text{if } (COG > 0) \quad \text{target}V &= \text{original}V \cdot (1 + COG) \\ \text{if } (COG < 0) \quad \text{target}V &= \text{original}V \cdot (-1 + COG) \end{aligned} \quad (5)$$

Table 1. Fuzzy rule

	벽	역	방향	속도
R1	근	근	정방향	유지
R2	근	원	정방향	가속
R3	원	근	정방향	가속
R4	원	원	정방향	급가속
R5	근	근	역방향	급감속
R6	근	원	역방향	감속
R7	원	근	역방향	감속
R8	원	원	역방향	유지

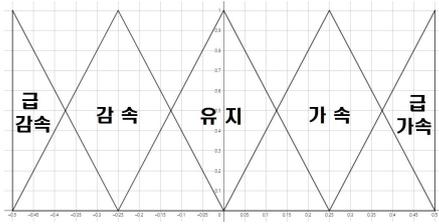


Fig. 5. Fuzzy Function

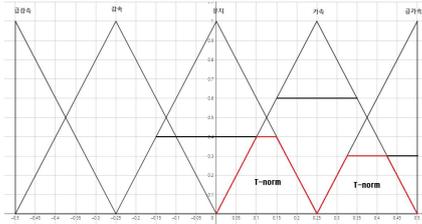


Fig. 6. T-norm

[4] Kdhong,, "C Programming Language" Korea-Press, pp.100-120, 1991.

[5] SIMGRID Project, <http://simgrid.gforge.inria.fr>

IV. Conclusions

벽과 역류 헬류와의 소속도에 의해서 발생하는 영향을 확인하기 위하여 각각의 클러스터의 색채값을 랜덤하게 표현한 결과이다. K-means나 FCM등 정적 클러스터링 알고리즘들을 이용한 결과보다는 좀더 많은 클러스터를 생성해 낼수 있었으며 트리생성 기준을 변경 함으로써 결과값또한 상이하게 달라질수 있다는것을 확인할 수 있었다. 따라서 전문가의 의견을 반영하여 가장 현실적인 결과값에 맞는 조건을 찾고 실질적인 진단에 사용할 수 있을것으로 기대 한다.

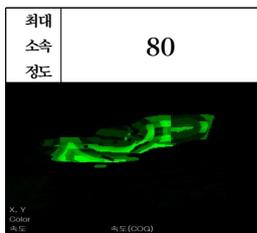


Fig. 7. Max Affiliation 80

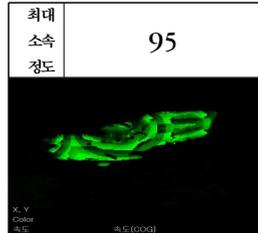


Fig. 8. Max Affiliation 95

REFERENCES

[1] E. Smirmi, and G. Ciardo, "Workload-Aware Load Balancing for Cluster Web Servers," IEEE Trans. on Parallel and Distributed Systems, Vol. 16, No. 3, pp. 219-232, March 2005.

[2] Kdhong, "An Efficient Dynamic Workload Balancing Strategy," Journal of The Korea Society of Computer and Information, Vol. 15, No. 1, pp. 1-10, Nov. 2010.

[3] D.H.Ballard, "Computer Vision," Prentice-Hall, pp.76-79, 1991.