

眼底映像 解析을 위한 特徵領域의 分割에 관한 研究

°강 전 권, 김 승 범, 구 자 일, 한 영 환, 홍 승 흥
인하대학교 전자공학과

A Study on the Feature Region Segmentation for the Analysis of Eye-fundus Images

JeonKwun Kang, SeungBum Kim, JaYI Ku, YoungHwan Han, HongSeung Hong
Dept. of Electronics Eng., Inha University

Abstract

Information about retinal blood vessels can be used in grading disease severity or as part of the process of automated diagnosis of diseases with ocular manifestations. In this paper, we address the problem of detecting retinal blood vessels and optic disk (papilla) in Eye-fundus images. We introduce an algorithm for feature extraction based on Fuzzy clustering(FCM). The results are compared to those obtained with other methods. The automatic detection of retinal blood vessels and optic disk in the Eye-fundus images could help physicians in diagnosing ocular diseases.

1. 서 론

인간의 눈은 매우 복잡한 요소로 구성되어 있고 고도로 분화된 신경 조직인 망막을 포함하여 혈관이 전혀없는 투명한 조직과 풍부한 혈관망을 가진 맥락막 등이 있어, 각종 전신질환에 있어서 여러가지 특색있는 병변을 나타낸다. 근래에는 진단방법의 개선으로 조기의 미세한 변화도 정밀하게 관찰이 가능하게 되었다. 전신병에 있어서 눈의 진찰은 눈의 각종 고유질환과의 감별 진단에도 필요하고, 전신질환의 정확한 임상 평가에도 중요한 정보를 제공한다[1].

본 연구에서는 안저사진의 자동해석을 위해서 안과진단에 유용한 정보를 제공할 수 있는 시신경 유두(視神經乳頭)와 망막 혈관(網膜血管)을 검출하는 문제에 관해서 언급했다. 망막 혈관에 관한 정보는 병세 혹은 기타 안 질환의 진단에서 유용하게 사용되어질 수가 있다. 낮은 명도대비와 단일 모드 히스토그램 분포를 갖는 안저사진에서 특징 영역인 시신경 유두와 망막혈관을 효과적으로 검출하기 위해서, 퍼지클러스터링 알고리즘에 근거해서 특징영역인 망막혈관을 검출할 수 있는 방법과 안저사진의 칼라정보를 이용해서 시신경 유두를 검출하는 방법을 제시하였다. 제

안한 클러스터링 알고리즘에 의해서 망막혈관을 검출한 결과 영상의 전역적인 특성과 국소적인 특성을 고려해서 혈관을 효율적으로 검출할 수 있었다. 미분연산자에 의한 경계 검출 결과에서 볼 수 있는 잡음성분으로 인식되는 영역과, 문턱값 설정에 의한 방법에서 설정된 문턱값에 따른 영상 분할 결과의 미묘한 차이 없이 영상 전체적인 범위에서 혈관을 검출할 수 있었다. 또한, 영상에서 시신경 유두가 차지 하는 면적을 이용해 문턱값을 설정해서 이치화시킨 영상에서 시신경 유두의 경계를 추적함으로써 해서 시신경 유두의 위치와 면적의 정량적 해석의 가능성을 보였다. 안저 사진에 있어서 특정 영역인 혈관과 시신경 유두의 자동화된 검출은 안과 진단에 도움이 될 것이다.

2. 특징 영역의 분할

2.1 클러스터링에 의한 망막혈관의 검출

하드 클러스터링은 명확한 경계선을 넣어서 데이터 집합을 몇개의 클러스터로 분류하는 것이다. 하지만 실제로 두 클러스터의 경계부근에 있는 데이터를 어느 한 쪽의 클러스터에 완전히 귀속시키는 것은 부자연스럽다. 한편, Fuzzy 클러스터링 이론은 귀속도를 {0,1}의 두 개의 정수 값에서 [0,1]의 실수값으로 확장용 해서 경계부근에 위치한 데이터가 여러 클러스터에 분산되는 귀속도를 갖게 하는 이론이다[2]

$$J_m(u,v) = \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n (U_{ik})^m \|X_k - V_i\|^2$$

단, $U \in M_c$ 는 X의 퍼지 c 파티션이다.

$$v = (v_1, v_2, \dots, v_c) \in R^m \quad 1 \leq i \leq c$$

$$m \in [1, \infty)$$

FCM 알고리즘은, J_m 의 반복적 최적에 의해서, 데이터 집합 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 의 퍼지 c 파티션(partition)을 산출하는 것이다. 전형적인 FCM 알고리즘을 구현하는데는 상당한 연산시간과 기억 공간을 필요로 하므로, 이 계산을 pc수

준에서 효율적으로 수행하기 위해서는 연산시간(수렴 속도)과 공간(데이터 량)을 줄이는 것이 필요하다. 그러므로, 본 연구에서는 FCM 알고리즘의 연산량을 줄이기 위해서 연산의 대상이 되는 데이터를 줄이고, 또 수렴 속도를 향상시키기 위해서 수정된 알고리즘을 사용 하였다.

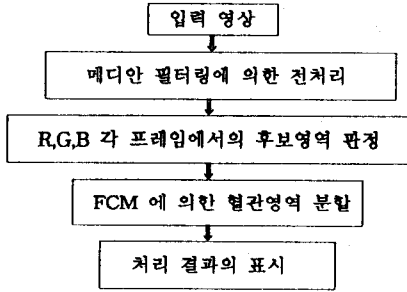


그림 1. 혈관 검출 알고리즘의 블록도

그림1.에 혈관 검출 알고리즘의 블록도가 있다. 입력된 안저 영상에서 혈관이 차지하는 면적은 보통 10픽셀 보다 작게 나타나게 되는 점을 이용한다. 우선, 처리대상이 되는 영상을 작은 블록으로 나눈후, 각 블록에 대한 편차율 기준(임계값)으로 하여서 영상을 균일한 영역과 혈관을 포함하는 불균일한 영역으로 구분을 하고, 불균일한 영역이 혈관을 포함하는 후보영역이 된다. 이 때 관심의 영역이 되는 혈관부위는 불균일한 영역내에 포함되도록 해야만 한다. 따라서 블록의 크기 설정은 중요하다. 같은 방법으로, 후보영역을 각 칼라 프레임 (R,G,B) 에 대해서 판정을 하고, 이 혈관을 포함하는 후보영역에 대한 각 픽셀(PIXEL)의 명암도를 처리대상으로 한다.

전형적인 알고리즘에서는 각 반복단계에서 모든 새로운 멤버십을 고려하므로, 아주작은 멤버십도 전체적인 처리과정에 계속적으로 영향력을 갖게 되는 단점이 있다. 실제적으로 임의의 X_k 가 특정 i 클러스터 중심으로 부터 비교적 많이 떨어져있을 경우에는 멤버십 U_{ik} 는 아주 작은 값을 갖게 된다. 그러므로 불필요한 계산과정을 줄이기 위해서 $U_{ik} \geq t(u)$ or $U_{ik} = 0$ 로 멤버십을 제한한다[6]. 이 방법을 이용하여서 FCM 알고리즘을 구현하면 그림2 과 같다. 혈관을 포함한 후보영역에 대해서 수정된 FCM 알고리즘을 적용한다. 그림2 에 알고리즘의 블록도가 있다. 여기서 각 변수가 의미하는 것은 다음과 같다.

- Z : 클러스터의 중심값
- U: 멤버십
- d : 유클리디안 거리
- λ : 임시저장 멤버십
- n : 데이터 수
- c : 클러스터의 수
- ε : 오차한계
- t(u): 멤버십의 문턱값

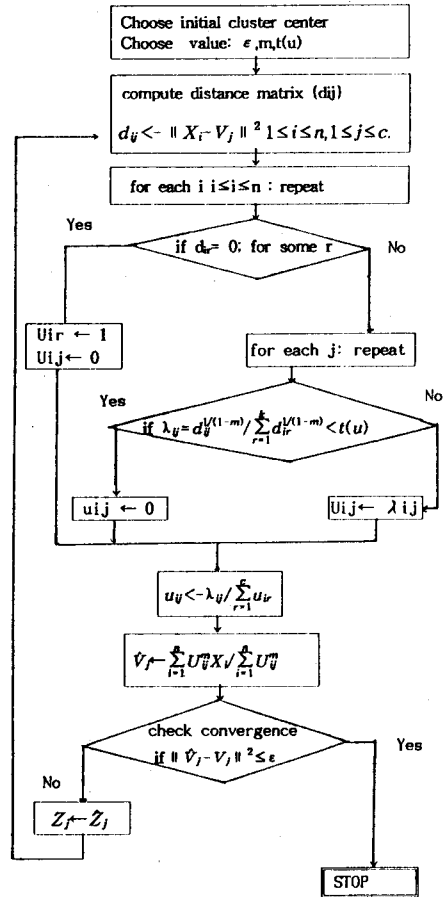


그림 2. 개선된 FCM 알고리즘의 순서도

예로, $X = (-5, -4, 1, 2, 5, 6)$ 의 데이터[5]를 $v^{(0)} = -4.5, c=2, m=2$ 로 실행한 결과는 표 1. 과 같다. 수렴속도의 비교는 표 2.에 나타나 있다.

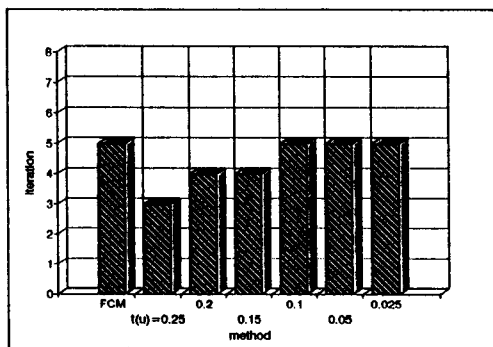
표 1. 개선된 FCM 알고리즘의 예 T(U)=0.033

데이터		X1	X2	X3	X4	X5	X6
1	U1	1.000	1.000	0.329	0.148	0.000	0.000
	U2	0.000	0.000	0.671	0.852	1.000	1.000
2	U1	1.000	1.000	0.261	0.101	0.000	0.035
	U2	0.000	0.000	0.739	0.899	1.000	0.965
3	U1	1.000	1.000	0.229	0.082	0.000	0.041
	U2	0.000	0.000	0.771	0.918	1.000	0.959
4*	U1	1.000	1.000	0.218	0.076	0.000	0.043
	U2	0.000	0.000	0.782	0.924	1.000	0.957

2.2 시신경 유두의 검출

본 연구에서는 입력된 칼라 안저사진의 영상으로 부터 특정영역인 시신경 유두(papilla or optic disk)를 검출하기 위해서 그림3의 절차를 거쳤다.

표 2. 수렴속도의 비교



첫째, 칼라 안저사진을 우선 처리에 용이하도록 RGB 좌표계로부터 ISH 좌표계로 변환을 한다.

둘째, 변환된 좌표계에서 시신경 유두의 명암도 값이 높다는 것을 이용하여서 문턱치를 설정하여서 이치화를 수행한다.

셋째, 문턱치에 의해서 이치화된 영상으로부터 시신경 유두의 경계를 추적한다.

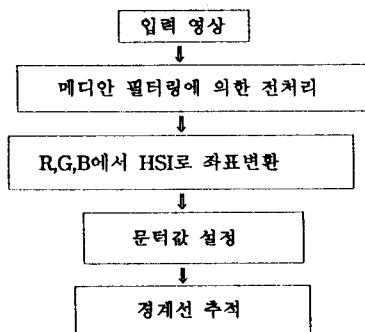


그림 3 시신경 유두의 검출 알고리즘의 블록도

입력된 안저 사진의 영상에서 시신경 유두는 아래의 특징을 가지고 있다[3].

- ① 시신경 유두는 각 프레임에서 높은 명도값 갖는다.
- ② 색상은 백황색이다.
- ③ 실제로 시신경 유두의 크기는 1.5mm 정도이고, 입력된 영상에서 차지하는 부분은 3% - 4.3% 정도가 된다.

본 연구에서는 RGB 에서 HSI 좌표계로 변환된 영상에서 I 영역에서의 문턱값을 이용해서 시신경 유두를 이치화 한다. 이치화를 수행하기 위해서 p-tile 방법을 사용한다. p-tile 방법은 영상에서 물체가 차지하는 비율을 이용해서 문턱값을 설정하는 방법이다. 입력된 영상에서 시신경 유두의 면적은 전체면적(256×240픽셀)의 대략 3% - 4.3% 정도를 차지하고 있다. 이치화된 안저 영상은 시신경 유두를 분리해서 나타내게 된다. 이때 시신경은 유두 영역의 경계를 찾기 위해서 경계 추적을 수행하게 된다.

3. 실험 결과 및 고찰

본 연구에서는 칼라 CCD카메라(Panasonic 社:CL320)에 의해서 입력된 안저 사진의 영상을 그 처리대상으로 한다. 처리대상이 되는 영상은 256×240의 해상도를 갖고 R, G, B 각 프레임은 8 bit로 구성된다. PC 용 영상처리 하드웨어(MVP-AT)를 사용했고, 본 논문에서 제안한 알고리즘은 C 언어로 구현하였다. 입력 영상에 포함될 수 있는 전원에 기인한 잡음, 기타 잡음을 억제할 목적으로 3×3 메디안 필터(MEDIAN FILTER)로 전처리(preprocessing)를 하였다.

망막 혈관을 검출하기 위해서, 우선 혈관을 포함하는 후보영역을 검출하게 된다. 이때 후보영역의 판정을 위해서 4×4 크기의 윈도우를 사용하며, 그 균일성 판정은 각 블록내에서의 평균값과 표준편차를 사용하였다.

R,G,B 각 프레임에서 얻은 후보영역을 원화상에 마스크를 시켜FCM의 처리대상이 될 데이터로 선정하였다.

실험에서 클러스터의 갯수 c 는 2 로 하였다. 가중지수 m 의 값이 클수록 퍼지적인 클러스터링이 된다. 가장 적절한 m 값의 결정에 대한 지표는 없으나 다수의 실험적 보고에 의하면, 영상처리 목적으로는 통상 1.1 ≤ m ≤ 2.5 사이의 값이 유용하다는 것이 증명되어 있다. 제안한 알고리즘의 결과는 사진1에 나타냈고, 비교를 위해서 일반적으로 많이 사용되는 에지검출 연산자중 하나인 소벨(Sobel) 연산자를 이용한 결과와 형상학적 그레디언트(morphological gradient)에 의한 결과를 사진 2에 나타낸다.

일반적으로 소벨 연산자는 경계의 검출에 있어서 경계의 방향에 대해서 민감한 결과를 나타낸다. 미분연산자의 단점으로 잡음성분에 민감하다는 점을 들 수가 있다. 형상학적 그레디언트 장점은 경계의 방향에 소벨연산자 보다는 훨씬 덜 의존한다는 장점이 있다. 그러나 소벨연산자에 비해서는 연산량이 많아지게 된다. 형상학적 그레디언트의 방법에서도 구조적 요소의 크기를 변화시키면서 실험한 결과를 보면, 구조적 요소의 크기가 커짐에 따라서 잡음성분이 억제되는 효과를 얻을 수 있으나, 영상의 전체적인 예리한 정도가 떨어짐을 알 수가 있다. 이것은 실험결과에서도 알 수가 있다. 그림2.(a)는 원영상이고, 사진 2의 (b)는 구조적 요소의 크기가 3×3 일 때의 경우로 (d)에 비해서 의미없는 잡음 영역의 검출이 되고 있다. 사진2의 (d)에서는 잡음영역이 줄어들어 있는 것을 알 수가 있다. 하지만 영상의 전체적인 선명도가 떨어졌다. 사진 2의 (c)는 소벨 연산자에 의한 경계검출 결과인데 경계에서의 강조는 잘 되어있으나 잡음 영역(의미 없는 영역)이 너무 많이 포함되어 있다. 하지만 같은 영상을 제안한 방법으로 실험한 결과는 사진 1의 (b) 나타난 것처럼 의미없는 잡음영역이 억제 되어 있고, 혈관의 영역을 영상전체적으로 잘 분리한 것을 알 수가 있다. 시신경 유두의 검출결과는 사진1의 (d)에 나타나 있다.

제안한 알고리즘에 의한 결과는 혈관검출에 있어서 영상

전체적으로 혈관의 영역을 분리해서 나타내고, 미분연산자에 의한 결과에서 볼 수 있는 잡음 성분의 검출이 거의 억제되어 있음을 알 수가 있다. 또 제안된 시신경 유두의 검출방법은 영상의 히스토그램을 이용해서 영상의 전역적인 특성을 고려한 검출이기 때문에 기타 다른 부위를 제거하여서 검출할 수가 있었다.

4. 결론

본 연구에서는 진단 자동화와 재관화를 위한 연구의 일환으로서 안과진단에 유용한 정보를 제공해줄 수 있는 망막혈관(網膜血管)과 시신경 유두(視神經乳頭)를 특정 영역으로써 자동적으로 검출할 수 있는 알고리즘을 제시하였다. 혈관영역을 검출하기 위해서 퍼지클러스터링 기법의 FCM 알고리즘을 수정해서 계산의 효율성을 꾀하였고, 안저사진에서 색채 정보를 이용해서 시신경 유두를 검출하였다. 안저영상의 해석에 있어서 다음과 같은 결과를 얻었다.

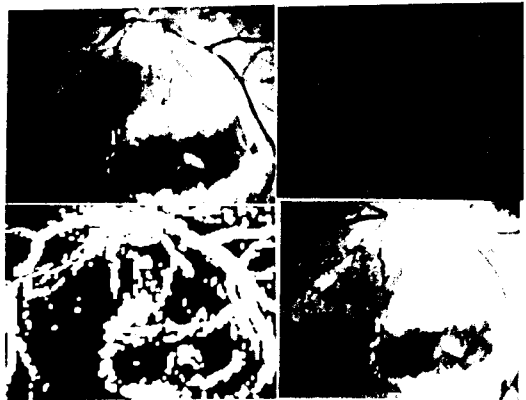
- ① 제안한 클러스터링 알고리즘에 의해서 망막혈관을 검출한 결과 영상의 전역적인 특성과 국소적인 특성을 고려해서 혈관을 효율적으로 검출할 수 있었다.
- ② 전형적 FCM 알고리즘의 단점인 과도한 연산량을 줄이고, 멤버십의 계산에 있어서 영향이 적은 멤버십을 고려하지 않도록 하여서 수렴속도를 증가 시켰다.
- ③ 영상에서 시신경 유두가 차지 하는 면적을 이용해 문턱값을 설정해서 이치화시킨 영상에서 시신경 유두의 경계를 추적함으로써 해서 시신경 유두의 위치와 면적의 정량적 해석의 방법을 보였다.
- ④ 안저 영상에서 망막혈관과 시신경 유두의 자동화된 해석은 의사의 진단에 도움을 줄 수 있을 것이다. 또, 집단검진 등의 목적에도 이용될 수가 있을 것이다.

추후 연구과제로서 더 향상된 영상 분할 결과를 얻기 위해서 FCM 수행시 필요한 상수값 m, c 등을 최적하게 결정하도록 하는 문제와 수렴속도의 개선은 계속 연구되어야 할 과제이다. 또, 얻어진 결과를 실제적으로 진단에 응용하기 위해서 혈관의 직경, 분포상태의 해석, 혈관의 색채 등 관련된 데이터를 정량화 해야한다.

參考文獻

[1] 윤동호 외, 眼科學, 一潮閣, 1986.
 [2] 崔祐榮 외, "국부적용 Fuzzy C-means 알고리즘을 이용한 영상분할", 전자공학회 논문집, 88-25-6-12
 [3] Shinichi Tamura et al., "ZERO-CROSSING INTERVAL CORRECTION IN TRACING EYE-FUNDUS BLOOD VESSELS", Pattern Recognition Vol.21.No3.
 [4] Shokri et al., "SOFTCLUSTERING OF MULTIDIME

-NSIONNAL DATA: A SEMI-FUZZY APPROACH", Pattern Recognition, Vol.17,NO.5,
 [5].M.S.KAMEL, "A THRESHOLDED FUZZY c-MEANS ALGORITHM FOR SEMI-FUZZY CLUSTERING", Pattern Recognition, Vol.24, No.9, pp826-829.
 [6].H.S.Hwang, "Fuzzy Identification of A System Using SCM Clustering and Hopfield Neural Network", KITE JOURNAL OF ELECTRONICS ENGINEERING, VOL.3, NO.1, MAY, 1992, pp.66.



(a)	(b)
(c)	(d)

사진 1. 제안한 알고리즘의 결과

- (a) 원 영상
- (b) 혈관의 검출
- (c) 혈관의 후보영역
- (d) 시신경 유두의 검출



(a)	(b)
(c)	(d)

사진 2. 기타 방법의 결과

- (a) 원 영상
- (b) 형상학적 그라디언트(5×5)
- (c) 소벨 연산자의 결과
- (d) 형상학적 그라디언트(3×3)