

안저영상 해석을 위한 특징영역의 분할에 관한 연구

강전권 · 한영환 · 이응혁* · 민흥기** · 홍승홍

=Abstract=

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

Jeon Kwun Kang, Young Hwan Han*, Eung Hyuk Lee**, Seung Hong Hong

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 algorithm (fuzzy c-means). A method of finding the optic disk (papilla) is proposed in the eye-fundus images. Additionally, the informations such as position and area of the optic disk are extracted. The results are compared to those obtained from other methods. The automatic detection of retinal blood vessels and optic disk in the eye-fundus images could help physicians in diagnosing ocular diseases.

Key words : Eye-fundus, Blood vessels, Segmentation, FCM, Clustering

서 론

인간의 눈은 매우 복잡한 요소로 구성되어 있고 고도로 분화된 신경 조직인 망막을 포함하여 혈관이 전혀 없는 투명한 조직과 풍부한 혈관망을 가진 맥락막 등이 있어, 각종 전신질환에 있어서 여러가지 특색있는 병변을 나타낸다. 근래에는 진단방법의 개선으로 조기의 미세한 변화도 정밀하게 관찰이 가능하게 되었으며, 특히 눈의 진찰은 눈의 각종 고유질환과의 감별 진단에도 필요하고, 전신질환의 정확한 임상 평가에도 중요한 정보를 제공한다. 또한 정밀진단을 위한 형광안저 촬영술(ocular fundus fluor-

escein angiography)은 안과계의 임상적 응용뿐만 아니라 당뇨병, 고혈압 등 내과계 질환의 조기 발견수단으로 이용되고 있다¹⁾.

현재 안저 사진의 해석은 의사들에 의해서 정성적, 주관적으로 행하여지고 있으나 분석결과의 객관성을 기하고 자동화를 위하여 영상처리기술을 이용하는 연구가 진행되고 있다. 영상처리를 이용한 안저사진의 인식에 관한 최초의 연구는 야마모토(山本) 등에 의한 고혈압 환자의 동, 정맥 교차 현상에 관한 연구였다. 이 연구에서는 혈관의 경계를 강조하기 위하여 한점 주위의 정보를 이용한 2차 미분처리를 하고 문턱치 0으로 영상을 분할하였다. 그러나

인하대학교 전자공학과

Dept. of Electronic Eng., Inha Univ.

* 건양대학교 컴퓨터공학과

* Dept. of Comp. Eng., Konyang Univ.

** 인천대학교 정보통신공학과

** Dept. of Info. & Telecom. Eng., Incheon Univ.

통신저자: 강전권, (402-020) 인천시 남구 용현동 253번지, Tel. (032) 868-4691, Fax. (032) 868-3654

문턱값의 설정만으로는 낮은 명도대비인 혈관 교차부위에 서의 미세한 변화를 추출할 수 없다. 토미오카(富岡) 등은 이치화된 영상에 대한 미분처리에 의해 혈관의 경계선과 혈관쪽을 산출하였으나 문턱값 결정에 관한 문제가 있다²⁾.

본 논문에서는 진단자동화를 위해서 안저사진에서 진단에 유용한 정보를 갖고있는 시신경 유두와 망막 혈관 부위를 추출하는 알고리즘을 제안하였다. 이들 시신경유두와 혈관을 검출하는 것은 영상을 의미있는 영역으로 분할하는 과정이다.

본 논문에서는 망막혈관과 시신경 유두를 효과적으로 검출하기 위해, 칼라안저사진에서 국소적 특성과 전역적 특성을 고려하였다. 망막 혈관의 검출에는 퍼지 클러스터링 기법을 수정하여 사용하였으며 그 결과를 일반적으로 많이 쓰이는 소벨(Sobel)연산자를 사용한 경우, Otsu에 의한 자동적인 문턱값(threshold value)을 이용한 결과, 형상학(morphology)을 이용한 에지 검출 결과와 비교 하였다. 시신경 유두의 검출은 안저 사진의 칼라 정보를 이용하여서 좌표변환을 한 후 이치화 시킨 영상에서 시신경 유두의 경계를 추적하여서 검출하였다.

특징 영역의 분할

퍼지 클러스터링은 Fuzzy ISODATA 혹은 Fuzzy c-mean(FCM) 이라고 불리며 반복적 기법에 의해서 데이터를 의미있는 부류로 분류하는 알고리즘이다. Fuzzy ISODATA (Iterative Self-Organizing Data Analysis Techniques A)은 이완법의 한 부류로서 Dunn이 제창하고 James. C. Bezdek이 일반화 하였다. 이것은 여러분야에서 사용되고 있는 일반적인 클러스터링(하드 클러스터링) 기법을 확장한 개념이다³⁾.

그림 1에 단순 클러스터링과 퍼지 클러스터링의 비교를 나타내었다. 하드 클러스터링은 명확한 경계선을 넣어서 데이터 집합을 몇개의 클러스터로 분류하고 있으나 실제로 두 클러스터의 경계부근에 있는 데이터를 어느 한 쪽의 클러스터에 완전히 귀속시키는 것은 부자연스럽다. 한편, Fuzzy Set 이론은 귀속도를 {0, 1}의 두 개의 정수 값에서 [0, 1]의 실수값으로 확장을 해서 그림 1에서 처럼 경계부근에 위치한 데이터가 여러 클러스터에 분산되는 귀속도를 갖게 하는 이론이다⁴⁾.

2.1 FCM 알고리즘

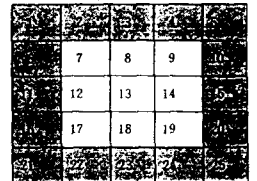
FCM 알고리즘은 반복적 기법을 사용하여서 목적함수의 최소를 근사화 한다. 목적함수는 $R^p \times R^p$ 상의 유사도

1	2	3	4	5
6	7	8	9	10
11	12	13	14	15
16	17	18	19	20
21	22	23	24	25

(a) 원 영상
(a) Original image

1	2	3	4	5
6	7	8	9	10
11	12	13	14	15
16	17	18	19	20
21	22	23	24	25

(b) 단순 클러스터링
(b) Simple clustering



(c) 퍼지 클러스터링
(c) Fuzzy clustering

Fig. 1. Simple and Fuzzy clustering
그림 1. 단순 및 퍼지 클러스터링

측정으로써 특별한 내적의 놈(norm)을 사용하는데 정의는 다음과 같다.

$U \in M_{fc}$ 을 X의 퍼지 c 파티션(partition), v는 c 차원(tuple) (v_1, v_2, \dots, v_c) 이고 $v_i \in R^p$ 라 할때, 퍼지 c-mean 함수 $J_m: M_{fc} \times R^{cp} \rightarrow R^+$ 는 다음과 같이 정의 된다.

$$J_m(U, v) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (U_{ik})^m (d_{ik})^2 \quad (1)$$

여기서 $v_i \in R^p$ 는 클러스터 중심 혹은 클래스 i의 원형인데 i의 범위는 $1 \leq i \leq c$ 이다. $d_{ik}^2 = \|x_k - v_i\|^2$, $\|\cdot\|$ 는 임의의 내적의 놈(norm)행렬이고, $m \in (1, \infty)$ 이다.

FCM 알고리즘은, J_m 의 반복적 최적에 의해서, 데이터 집합 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 의 퍼지 c분할(partition)을 산출하는 것으로 이 알고리즘의 기본적 단계는 다음과 같다.

① 클러스터의 갯수 c와 가중지수 m을 결정한다.

여기서 c와 m의 범위는 $2 \leq c \leq n, 1 < m < \infty$ 이며 n은 데이터의 갯수이다.

② 퍼지 c파티션 $U^{(0)}$ 를 초기화한다.

③ $b=0, 1, 2, \dots$,

④ $U^{(b)}$ 와 i번째 클러스터 센터의 방정식으로 c클러스터 센터 $\{v_i^{(b)}\}$ 를 계산한다.

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m X_{ki}}{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m} \quad 1=1,2,\dots, p \quad (2)$$

⑤ $U^{(b)}$ 를 개선한다.

다음에 의해서 $U^{(b+1)}$ 에서의 멤버십 (membership)을 계산한다.

For $k=1$ to n

a) I_k 와 \tilde{I}_k 를 계산한다.

$$I_k = \{i \mid 1 \leq i \leq c, d_{ik} = \|x_k - v_i\| = 0\} \quad (3)$$

$$\tilde{I}_k = \{1, 2, \dots, c\} - I_k \quad (4)$$

b) 각 데이터 항목 k 에 대해서 새로운 멤버십을 계산한다.

i) if $I_k \neq \emptyset$,

$$U_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{jk}}{d_{ik}}\right)^{2/(m-1)}} \quad (5)$$

ii) else $U_{ik} = 0$ for all $i \in \tilde{I}_k$ and $\sum_{i \in I_k} U_{ik} = 1$; next k

⑥ $U^{(b)}$ 과 $U^{(b+1)}$ 를 적절한 행렬의 놈(norm)을 사용하여 비교한다.

if $\|U^{(b)} - U^{(b+1)}\| < \epsilon$, stop;

else $b=b+1$ 로 한후 step ④로 간다.

m 값을 선택하는 이론적 근거는 없지만, 일반적으로 $1.1 \leq m \leq 5$ 가 유용한 범위이고, 영상처리 목적에는 $1.1 \leq m \leq 2.5$ 가 실질적으로 유용한 범위라는 것이 보고 되었다 3).

2. 2 클러스터링에 의한 망막 혈관의 검출

앞에서 논의된 전형적인 FCM 알고리즘을 효율적으로 수행하기 위해서는 연산시간(수렴 속도)과 데이터 량(연산량)을 줄이는 것이 필요하다.

본 논문에서는 FCM 알고리즘의 연산량을 줄이기 위해서 연산의 대상이 되는 데이터를 줄이고, 또 수렴 속도를 향상시키기 위해서 전형적인 알고리즘을 수정하여서 사용하였다. 혈관 검출을 위한 FCM 알고리즘의 전체적인 처리과정은 그림 2와 같다.

FCM 알고리즘의 연산대상이 되는 데이터의 선택을 위해서 처리대상이 되는 영상을 작은 블록으로 나눈 후, 각 블록에 대한 편차를 기준으로 하여서 영상을 균일한 영역과 불균일한 영역으로 구분한다. 이때 불균일한 영역이 혈관을 포함하는 후보영역이 된다. 한편 블록화 현상을 제

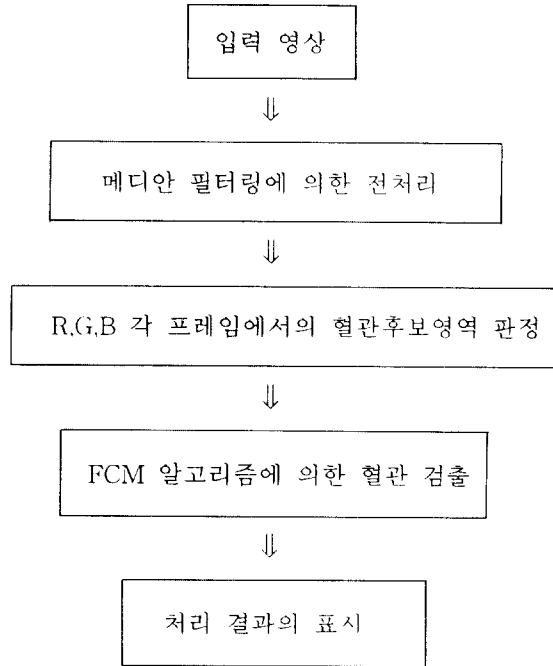


Fig. 2. Detection algorithm of blood vessels

그림 2. 혈관 검출 알고리즘

거하기 위해서 이웃블록간에 서로 중첩이 되도록 해야하며 블록의 크기 설정도 중요하다. 같은 방법으로 후보영역을 각 칼라 프레임(R, G, B)에 대해서 판정을 하고, 이 혈관을 포함하는 후보영역에 대한 각 화소의 명암도를 처리대상으로 취한다.

식 (1)을 계산하는 전형적인 알고리즘에서는 각 반복단계에서 모든 새로운 멤버십을 고려하므로, 아주 작은 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. 이 멤버십 제한에 의하여 개선된 FCM 알고리즘을 그림 3과 같이 나타낼 수 있는데, 각 블록에서의 처리내용은 다음과 같다.

- ① 초기클러스터의 중심값을 설정하고, FCM 수행시 필요한 상수들을 초기화 한다. m 은 가중지수이고, ϵ 는 오차한계 이다. 그리고 개선된 알고리즘에서 필요한 멤버십의 문턱값 $t(u)$ 를 주게된다.
- ② 이 과정에서는 데이터와 클러스터 중심값 사이의 거리

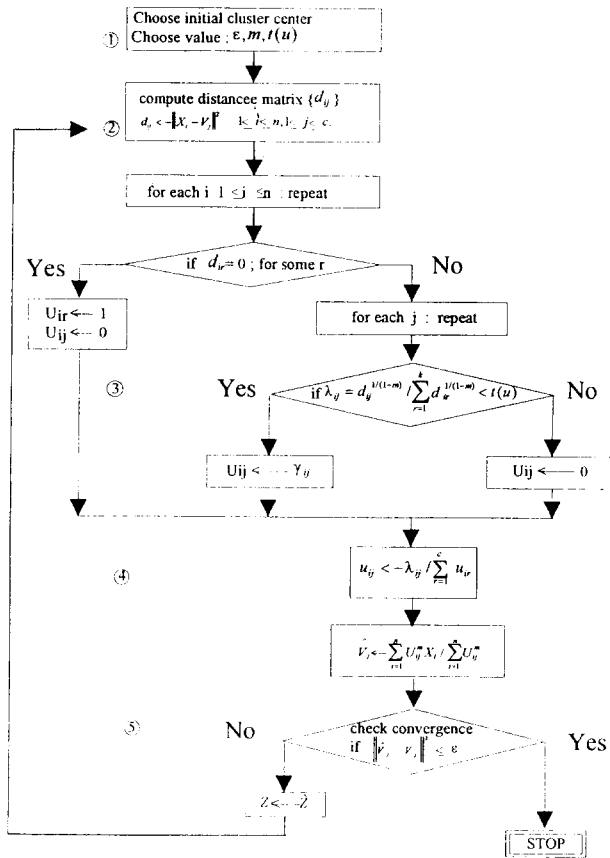


Fig. 3. Flowchart of modified FCM algorithm
 그림 3. 수정된 FCM 알고리즘의 순서도

- (distance)를 계산하여 저장한다.
- ③ 둘째 과정에서 계산된 거리와 데이터를 이용해서 멤버십을 계산한다. 이때, 제안한 알고리즘에서는 실제로 계산된 멤버십 중에서 고려할 필요가 없는 아주 작은 값의 멤버십을 0으로 세팅한다.
 - ④ 멤버십을 정규화 하는 과정이다.
 - ⑤ 전단계의 클러스터 중심값과 새로계산된 클러스터의 차이를 계산하여서 오차한계내에 들면 수행을 마친다. 수렴조건이 만족되지 않을 때에는 클러스터의 값을 새로계산된 클러스터값으로 대체하고, 과정 ②로 간다. 여기서 각 변수가 의미하는 것은 다음과 같다.^{5, 6)}
 Z: 클러스터의 중심값
 U: 멤버십을 나타낸다.
 d: 유클리디안 거리를 나타낸다.
 λ: 임시저장 멤버십을 나타낸다.
 n: 데이터의 갯수를 나타낸다.
 c: 클러스터의 갯수를 나타낸다.

ε: 오차한계를 나타낸다.

t(u): 멤버십의 문턱값을 나타낸다.

혈관을 포함한 후보영역에 대해서 수정된 FCM 알고리즘을 적용한다. 이렇게 해서 얻어진 결과를 디스플레이 하기위해, 분할행렬에 대해서 각 데이터 X_k 를 U_{ik} 값이 최대가 되는 클러스터 i에 대응되는 명암도(구분을 위하여 정해진 값)로 표시한다. 이런 과정으로 FCM을 수행함으로써 처리할 데이터의 양을 줄일 수 있고, 수렴속도를 향상시킬 수 있다.

2.3 시신경 유두의 검출

S. Tamura⁷⁾는 시신경 유두를 검출하기 위해서 Hough 변환에 의한 시신경 유두 검출 알고리즘을 제안하였으나, Hough 변환시에는 많은 연산시간을 수반하는 단점이 있다. 본 논문에서는 입력된 칼라 안저사진 영상에서 시신경 유두(papilla or optic disk)의 검출을위한 특징추출을 위해서 다음의 과정을 거친다.

1. 처리를 용이하게 하기위해 칼라안저사진을 RGB 좌표계로부터 HSI 좌표계로 변환 한다.
2. 변환된 좌표계에서 시신경 유두의 명암도 값이 높다는 특징을 이용하여서 문턱치에 의한 이치화를 수행한다.
3. 문턱치에 의해서 이치화된 영상으로부터 시신경 유두의 상대적인 면적을 구하고 시신경 유두의 경계를 추적한다. 이것에 의해서 영상에서의 위치를 추정할 수 있다.

(1)칼라 좌표계의 변환

칼라 영상의 화질에 영향을 미치는 요소는 밝기(brightness), 대비도(contrast), 색포화도(saturation)가 있다. 밝기는 너무 어둡거나 밝지 않아야 하고, 대비도는 밝기의 상대적인 비율을 나타내는 것으로 일반적으로는 클수록 좋다. 색포화도는 색상의 순도를 나타내며 영상의 생동감을 표현하므로 강하게 하는 것이 좋다. 그러나 대비도와 색포화도가 지나치게 강하면 오히려 부자연스러워진다⁸⁾. 칼라 좌표계에서 색요소들을 변화시키려면, 좌표계의 기하학적인 모양이 처리과정에 영향을 미치게 된다. RGB 좌표계는 하드웨어에 적합하여 많이 사용되고 있다. 그러나 이 좌표계의 모양이 색요소를 변화시키기에 적합하지 않으므로 처리하기가 곤란하다. HSI 좌표계는 인간의 색 인지(perception)를 가장 잘 표현해 주는 좌표계로서 색조(hue), 색포화도(saturation) 및 명도(intensity)의 성분을 갖고 있다.

칼라 안저 사진 영상의 시신경 유두는 다음의 특징을 갖

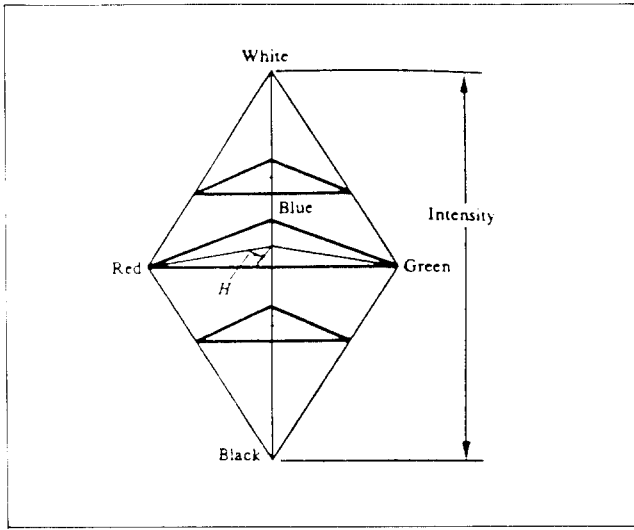


Fig. 4. HSI coordinate systems
그림 4. HSI 좌표계

고 있다.

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

이상의 특징을 이용해서 칼라 안저 사진의 영상에서 시신경 유두를 검출하기 위해 RGB 좌표계에서 HSI 좌표계로의 변환을 수행한다. HSI 좌표계는 다른 좌표계와는 달리, 최종적으로 변환되어 얻어진 값이 영상 향상에 있어서 다루기 좋은 변수 형태로 존재한다. 실제적으로 시신경 유두의 특징을 잘 나타내주는 I와 H영역만을 고려한다. 그림 4는 HSI 좌표계를 나타낸다.

(2) 문턱값의 설정

RGB에서 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 방법으로, 화면에서 물체가 차지하는 비율을 알 수 있을 경우에만 적용 가능하다. 본 연구에 사용된 영상에서 시신경 유두의 면적은 전체면적(256×240픽셀)의 대략 3~4.3% 정도를 차지하고 있음을 알 수 있다. 그림 5는 이 방법에 의한 문턱값 설정을 나타낸 것으로 빗금친 S의 면적에 해당되는 부분이 시신경 유두의 면적이 되는 것이다.

(3) 시신경 유두의 경계 추적

경계 추적은 도형경계가 만드는 폐곡선을 모든 성분

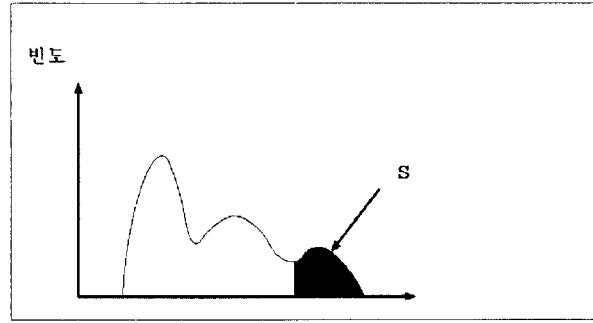


Fig. 5. Threshold selection method
그림 5. 문턱값 설정방법

대해 추출하는 처리이며, 주로 도형의 윤곽형을 해석하는데 중요한 역할을 한다. 본 논문에서는 문턱값의 설정에 의해 I 영역에서 이치화된 안저영상 내에서 경계를 추적한다. 이치화된 안저영상은 시신경유두의 특징에 의해 시신경 유두를 분리해서 나타내는데 시신경 유두 영역의 경계를 찾아 표시하기 위해서 경계 추적을 수행하게 된다. 시신경 유두의 경계는 8방향의 체인코드를 사용하여 추적한다.

실험 및 고찰

본 논문에서는 칼라 CCD카메라(Panasonic 社:CL320)에 의해서 입력된 칼라안저 사진의 영상을 그 처리대상으로 한다. 원래의 입력영상은 512×480의 해상도이며, 이것을 256×240으로 변환한다. R, G, B 각 프레임은 8 bit로 구성된다. PC용 영상처리 하드웨어(MVP-AT)를 사용했고, 본 논문에서 제안한 알고리즘은 C언어로 구현하였다. 입력 영상에 포함되어 있는 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(실험에서는 편차 3에서 6이상의 영역을 혈관후보영역으로 한다). R, G, B 각 프레임에서 혈관 후보 영역을 원화상에 마스크를 시켜 FCM의 처리대상이 될 데이터를 선정하였다. 실험에서 클러스터의 개수 c는 2로 하였고, 가중지수 m은 2로 하였다. 가중지수 m의 값이 클수록 퍼지적인 클러스터링이 된다.

가장 적절한 m값의 결정에 대한 지표는 없으나 다수의

Table 1. Experimental example 1 of modified FCM algorithm
표 1. 수정한 FCM 알고리즘 실험예 1

데이터 X		-5	-4	1	2	5	6
반복 횟수							
1	U1	1.000	1.000	0.329	1.148	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

Table 2. Experimental example 2 of modified FCM algorithm
표 2. 수정한 FCM 알고리즘 실험예 2

데이터		x1	x2	x3	x4
반복 횟수					
1	U1	0.590	1.000	0.000	0.148
	U2	0.262	0.000	0.000	0.262
	U3	0.148	0.000	1.000	0.590
2	U1	0.719	0.838	0.000	0.088
	U2	0.193	0.161	0.165	0.193
	U3	0.088	0.000	0.835	0.719
3	U1	0.824	0.573	0.048	0.049
	U2	0.127	0.379	0.390	0.127
	U3	0.049	0.048	0.562	0.824
4	U1	0.953	0.354	0.053	0.000
	U2	0.046	0.590	0.622	0.046
	U3	0.000	0.056	0.325	0.953
5	U1	1.000	0.251	0.047	0.000
	U2	0.000	0.695	0.742	0.000
	U3	0.000	0.054	0.211	1.000
6*	U1	1.000	0.231	0.045	0.000
	U2	0.000	0.716	0.770	0.000
	U3	0.000	0.053	0.185	1.000

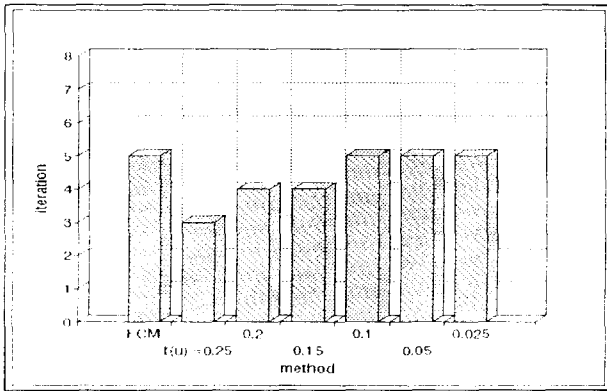


Fig. 6. Compare of convergence rate of FCM and modified algorithm.

그림 6. FCM과 수정한 알고리즘과의 수렴속도 비교

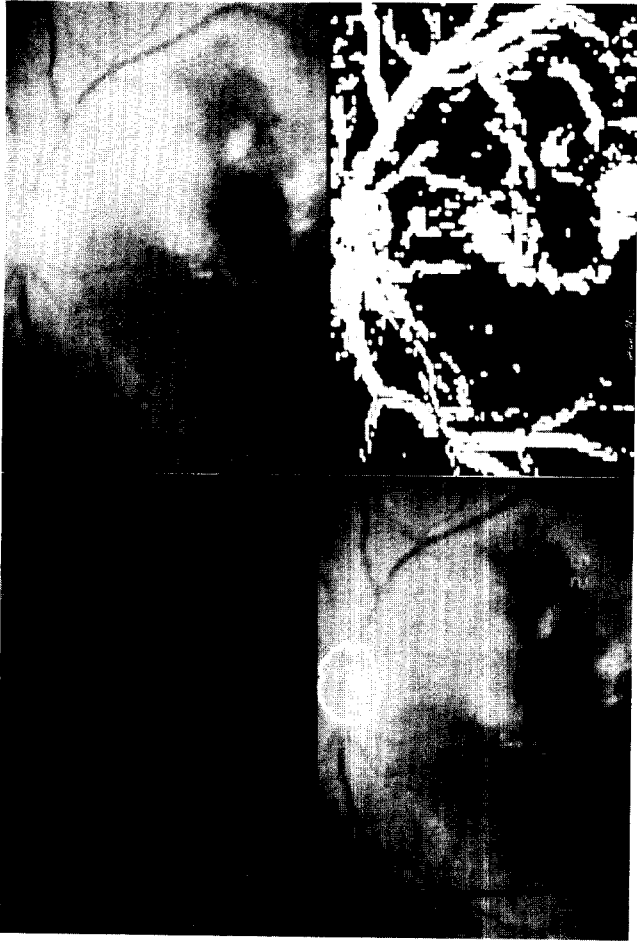
실험적 보고에 의하면, 영상처리 목적으로는 통상 $1.1 \leq m \leq 2.5$ 사이의 값이 유용하다는 것이 증명되어 있다²⁾. 반복수행의 종결 조건은 클러스터 중심과 데이터 간의 유클리디안 거리 (euclidean distance)를 이용한다.

본문에서 수정한 클러스터링 알고리즘의 수치적인 실험 예를 보이기 위해서 $X = \{-5, -4, 1, 2, 5, 6\}$ 의 데이터⁶⁾를 $v^{(0)} = -4, 4.5, c=2, m=2$ 로 실험한 결과를 표 1에 나타내었다. 여기서 U1, U2는 귀속도값인데 설정한 멤버십 문턱값 t(u) 내의 값은 반복회수 4에서 수렴하는 것을 알 수 있다. 전형적 FCM 알고리즘과 수정된 알고리즘에서 다른 멤버십 문턱값에 따른 수렴속도 비교를 그림 6에 나타내었다. 그림 6에서 알 수 있듯이 오차한계값의 설정에 따라서 수

렴속도는 변하는데, 최악의 경우(worst case)에 전형적 FCM 알고리즘과 같다. 또한 Sabin의 데이터⁹⁾ $X = \{-3, -1, 1, 3\}$ 를 $c=3, v^{(0)} = (-1, 0, 1) m=2$ 의 값을 사용해서 수정한 알고리즘에 적용했을 경우에도 반복회수 6에서 수렴하였다. Sabin의 데이터를 사용했을때의 결과를 표 2에 나타내었다.

각기 다른 안저영상에서 제안한 알고리즘에 의한 혈관과 시신경 유두의 검출 결과를 사진 1에 나타내었다. 이 사진은 망막혈관(정맥) 폐쇄증 환자의 것으로 사진 1(a)에는 원래의 영상을 사진 1(b)에는 혈관의 후보 영역을 나타내었다. 사진 1(c)에는 제안한 알고리즘에 의한 혈관의 검출 결과로 사진 1(b)와 비교해서 다른부분은 출혈부분이다. 이 사진에서 출혈부위가 상당히 분포 되어 있음을 알 수 있다. 사진 1(d)에 시신경 유두의 검출 결과를 나타내었다.

제안한 알고리즘과의 비교를 위해서 일반적으로 많이



Plc. 1. The result of the proposed algorithm.

사진 1. 제안한 알고리즘의 결과 1

- ㉠ 원래의 영상
- ㉡ 혈관후보 영역
- ㉢ 제안한 알고리즘에 의한 혈관의 검출 결과(c=2, m=2.0)
- ㉣ 시신경 유두의 검출 결과

사용되는 에지검출 연산자중 하나인 소벨(Sobel) 연산자를 이용한 결과와 형상학적 그래디언트(morphological gradient)에 의한 결과 그리고, Otsu가 제안한 문턱값설정 에 의한 영상분할 결과를 사진 2에 보였다.

Otsu에 의한 문턱값 설정방법을 이용한 결과는 사진 2(a)에 있다. 혈관 영역이 잘 분리되지 않고 있음을 알 수가 있다. 일반적으로 소벨 연산자는 경계의 검출에 있어서 방향에 대해서 민감한 결과를 나타내나 미분연산자의 단점으로 잡음성분에 민감하다는 점을 들 수가 있다. 형상학적 그래디언트는 경계의 방향에 소벨연산자 보다 덜 의존한다는 장점 있으나 소벨연산자에 비해서는 연산량이 많아



Plc. 2. The result of application of other methods.

사진 2. 다른 방법의 적용 결과

- ㉠ 문턱값 설정에 의한 결과(Otsu의 방법)
- ㉡ 형상학적 그래디언트의 결과(구조적요소의 크기가 3×3 일때)
- ㉢ 소벨 연산자의 적용결과(3×3)
- ㉣ 형상학적 그래디언트의 결과(구조적요소의 크기가 5×5 일때)

지게 된다. 형상학적 그래디언트의 방법에서도 구조적 요소(structuring element)의 크기가 커짐에 따라서 잡음성분이 억제되는 효과를 얻을 수 있으나, 영상의 전체적인 예리한 정도가 떨어짐을 알 수가 있다. 사진 2의(b)는 구조적 요소의 크기가 3×3 일 때의 경우로(d)에 비해서 의미 없는 잡음 영역의 검출이 되고 있다. 사진 2의(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 되어 있으나 잡음 영역(의미없는 영역)이 너무 많이 포함되어 있다. 같은 영상을 제안한 방법으로 실험한 결과는 사진 1의(c)에 나타난 것처럼 불필요한 잡음영역이 억제되어 있고, 혈관의 영역이 영상전체에서 잘 분리된 것을 알 수가 있다. 사진 1의(d)에 경계추적에 의한 시신경 유두의

검출결과를 나타내었다.

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 수 있다. 또 제안된 시신경 유두의 검출방법은 영상의 히스토그램을 이용해서 영상의 전역적인 특성을 고려한 검출이기 때문에 기타 다른 부위를 제거하여서 검출할 수 있었다.

결 론

안저 사진은 안과관련 질병의 진단 뿐만아니라 고혈압, 동맥경화, 당뇨 등의 내과 진단과 기타 건강진단 등의 목적에 있어서도 그 유용가치가 매우 높다. 본 논문에서는 진단 자동화와 객관화를 위한 연구의 일환으로 안과진단에 유용한 정보를 제공해 줄 수 있는 망막 혈관(網膜血管)과 시신경 유두(視神經乳頭)를 특징 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 과다한 연산량을 줄이고, 멤버십의 계산에 있어서 영향이 적은 멤버십을 고려하지 않도록하여 수렴속도를 향상 시켰다.
3. 미분 연산자에 의한 경계 검출 결과에서 볼 수 있는 잡음성분으로 인식되는 영역과, 문턱값 설정에 의한 방법에서 설정된 문턱값에 따른 영상분할 결과의 미묘한 차이를 제거하여 영상 전체적인 범위에 있어서 혈관을 효과적으로 검출할 수 있었다.
4. 시신경 유두의 면적을 고려한 문턱값 설정에 의해서 안저영상에서 시신경 유두를 검출하고, 시신경 유두의 경계를 추적함으로써 위치와 면적의 정량적 해석의 방법을 보였다.

안저 영상에서 망막혈관과 시신경 유두의 자동화된 해석은 의사의 진단에 도움을 줄 수 있을 것이다. 또, 집단검진, 건강진단등의 목적에도 이용될 수가 있을 것이다. 추후 연구과제로서 더 향상된 영상 분할 결과를 얻기위해서

FCM 수행시 필요한 상수값 m, c 등을 최적으로 결정하는 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.

참 고 문 헌

1. 윤동호 외, 眼科學, 一潮閣, 1986.
2. 高昌林, "螢光眼底畫像의 特徵領域分割 및 認識" 1987.
3. Robert, L. CANNON, et al, "Efficient Implementation of the Fuzzy c -Means Clustering Algorithms" IEEE Trans. PAMI, Vol PAMI. 8 No. 2.
4. 이광형, 오길록, "퍼지 이론 및 응용", 홍릉과학출판사, 1991, pp. 719-728.
5. Shokri et al., "SOFT CLUSTERING OF MULTIDIMENSIONAL DATA: A SEMI-FUZZY APPROACH". Pattern Recognition, Vol. 17, NO. 5, pp. 559-568, 1984.
6. M. S. Kamel et al., "A THRESHOLDED FUZZY c -MEANS ALGORITHM FOR SEMI-FUZZY CLUSTERING". Pattern Recognition, Vol. 24, No. 9, pp. 825-833, 1991.
7. Shinichi Tamura et al., "ZERO-CROSSING INTERVAL CORRECTION IN TRACING EYE-FUNDUS BLOODVESSELS". Pattern Recognition Vol. 21. No3. pp 227-233, 1988.
8. 전자공학회논문집 92-28B-9-7, "갈라리영상의 향상을 위한 준선형 IHS 기반 좌표계"
9. T. H. Kim et al, "OPTIMALITY TESTS FOR FIXED POINTS OF THE FUZZY c -MEANS ALGORITHM", Pattern Recognition, Vol. 21, No. 6, pp 657-
10. 崔祐榮 외, "국부적응 Fuzzy C-means 알고리즘을 이용한 영상분할", 전자공학회 논문집, 88-25-6-12
11. Zimmermann, "Fuzzy Set and it's Application" pp. 220-233.
12. Sing-Tze Bow, "Pattern Recognition and Image Preprocessing", pp. 280-290., Marcel Dekker, Inc.
13. T. L. Huntsberger. C. L, etal. "ITERATIVE FUZZY IMAGE SEGMENTATION", Pattern Recognition Vol. 18, No. 2.
14. Ronald R. Yager, Lotfi A. Zadeh "AN INTRODUCTION TO FUZZY LOGIC APPLICATIONS IN INTELLIGENT SYSTEMS". KAP, pp. 122-133. 1992.
15. Pratt, "Digital Image Processing", A WILEY-INTERSCIENCE PUBLICATION, pp 65-72.
16. SUBHASIS CHAUDHURI, et al: "Detection of Blood Vessels in Retinal Images Using Two-Dimensional Matched Filters", IEEE Trans. MEDICAL IMAGING, Vol. 8, No. 3.
17. Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, "Digital Image Processing", pp 228-239. Addison Wesley, 1992.
18. 한영환, "細胞診 自動化에 있어서의 特徵抽出 및 認識에 관한 研究" 1991.