

논문 2009-46TC-12-15

퍼지기반의 두뇌영상 영역분할 알고리즘

(Fuzzy-based Segmentation Algorithm for Brain Images)

이 효 종*

(Hyo Jong Lee)

요 약

기술의 발달로 의료장비의 현대화가 이루어지고 PACS와 같은 시스템이 보편화되면서 디지털 의료영상처리 기술에 대한 관심이 높아지고 있다. 영역분할 기술은 디지털의료영상처리에서 첫 번째 단계로 필요한 전처리기술이다. 영역분할을 통하여 특정 부위가 종양, 부종, 파손 및 괴사세포와 같은 이상 현상을 나타내는 것을 조기에 발견할 수 있도록 해주고, 의사들이 적절한 처방을 내려줄 수 있도록 도와줄 수 있다. 특히 두뇌영상에서 백질, 회백질 및 CSF(cerebral spinal fluid)의 영역분할은 두뇌연구의 핵심기술이다. 이들 의료영상에서 기존의 윤곽선이나 영역 확장법은 애매한 경계선과 장기내의 물리적 특성이 비균질하여 영역분할의 실패율을 높게 한다. 퍼지기반의 영역분할 알고리즘은 불분명한 경계를 이루는 장기의 영역분할에 강하다고 알려져 있다. 본 연구에서는 자기공명영상에서 강하게 나타내는 잡음에도 안정적인 퍼지기반의 영역분할 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 이웃화소들을 군집시킬 때에 평균과 분산의 정보를 이용하여 최소한의 계산을 추가함으로써, 기존의 퍼지기반 영역분할 방법에 비하여 실패율이 대략 30% 이하로 낮은 것을 확인하였다.

Abstract

As technology gets developed, medical equipments are also modernized and leading-edge systems, such as PACS become popular. Many scientists noticed importance of medical image processing technology. Technique of region segmentation is the first step of digital medical image processing. Segmentation technique helps doctors to find out abnormal symptoms early, such as tumors, edema, and necrotic tissue, and helps to diagnoses correctly. Segmentation of white matter, gray matter and CSF of a brain image is very crucial part. However, the segmentation is not easy due to ambiguous boundaries and inhomogeneous physical characteristics. The rate of incorrect segmentation is high because of these difficulties. Fuzzy-based segmentation algorithms are robust to even ambiguous boundaries. In this paper a modified Fuzzy-based segmentation algorithm is proposed to handle the noise of MR scanners. A proposed algorithm requires minimal computations of mean and variance of neighbor pixels to adjust a new neighbor list. With the addition of minimal computation, the modified FCM(mFCM) lowers the rate of incorrect clustering below 30% approximately compared the traditional FCM.

Keywords : 퍼지기반분할(Fuzzy-based segmentation), FCM, 개선 FCM(modified FCM),
두뇌영역분할(brain segmentation), 과분할(over segmentation), 자기공명영상(MRI)

I. 서 론

최근에 의료계에서는 디지털의료 영상의 활용이 PACS(Picture Archiving and Communication System)

의^[1] 보급으로 중대형 병원을 중심으로 보편화되고 있다. 기술의 발달로 스캐너가 정밀해지고 디지털 영상으로 수집된 자료는 고속으로 전송이 가능하며 디지털 아카이브의 형태로 보관이 용이함은 물론이고, 의료진에 의하여 정밀한 진단과 처방을 내릴 수 있도록 커다란 도움을 주고 있다^[2]. 심장, 폐, 간 및 두뇌를 비롯한 기타 인체 주요 장기들의 디지털 영상을 처리하여 관심 부위의 두께를 측정하거나 체적을 계산하여 종양, 부종,

* 정회원, 전북대학교 전기전자컴퓨터공학부,
영상정보신기술연구센터
(Div. of Computer Science and Engineering,
Chonbuk National University, CAIT)

접수일자: 2009년11월20일, 수정완료일: 2009년11월30일

파손 및 괴사세포 등과 같은 위험징후를 쉽게 찾아낼 수 있다^[3]. 특히 자기공명영상(MRI)은 초기에 병인을 찾아내어 진단하는데 도움을 줄 수 있으며^[3], 두뇌 영상의 경우 CT(Computerized Tomography) 영상보다도 우수한 밝기 대조를 이루어 널리 활용되고 있다^[4].

동일한 부위를 구성하는 화소끼리 그룹을 지어주는 영역분할기법은 의료영상처리에서 필수적이며 아주 중요한 역할을 수행한다^[5]. 그러나 장기들의 생체적 특성이 유사하여 의료영상의 영역분할은 쉽지 않다. 예를 들어서 두뇌 영상의 경우 동일한 대뇌부에서 백질과 회백질을 정확히 구분하기는 매우 어렵다. 기존의 시작화소(seed point)에서부터 확장하여 영역을 찾는 방법이나 윤곽선을 중심으로 특정장기를 구분하는 대부분의 방법들은^[6~8] 의료영상의 영역분할에서는 실패할 확률이 높다. 의료영상에서 영역들은 윤곽선이 애매하고, 동일 영역이라 할지라도 물리적 특성이 불균일하며 잡음이 내재되어 있기 때문이다.

따라서 불균일한 경계를 가지는 의료영상의 영역분할 방법으로 퍼지 기법을 적용하는 알고리즘들이 소개되었으며, 최초로 퍼지군집에 대한 적용을 시도한 Ruspini의 C-means 방법을^[9] 들 수 있다. 퍼지 C-means (FCM) 영역분할 방법은 경계가 모호하게 접해있는 두 그룹을 그들의 특징에 따라서 퍼지화시킨 후 분리할 수 있도록 한 것이다.^[4, 10~11] Bezdek^[10] 등은 가중지수값(weighted exponent)의 구간을 무한대로 확장한 퍼지 목적함수를 일반화시켜서 초기의 퍼지 영역분할 방법의 기초를 닦아 놓았다.

자기장에서 비균질성이 발생할 경우 촬영되는 MRI에서는 민감하게 반응하여 잡음으로 나타나게 되며^[12], 이 잡음은 비균질강도(intensity nonuniformity) 잡음이라고 부른다. 이러한 잡음은 동일한 장기를 나타내는 화소들은 비슷한 강도를 나타낸다는 가정을 벗어나기 때문에 분할의 어려움이 발생하게 된다. 비균질강도 잡음을 수정하기위한 몇 가지 방법들이 제시되었다. 다항식 표면과 스플라인 표면을 이용하여 편중된 영상의 밝기를 근접하게 추정하는 방법들이 소개되었다.^[13~14] Sled^[15] 등은 반복적 기법으로 영상의 히스토그램의 형상을 날카롭게 변형하면서 잡음으로 편중된 영역의 강도를 추정하는 방법을 제안하기도 하였다.

비균질강도 잡음 이외에도 MRI에서 흔히 나타나는 문제로 영상의 콘트라스트가 취약하다는 것과 두 영역의 경계를 일관된 화소값을 통하여 구분할 수 없다는

점이다. 이러한 문제를 해결하기위해서 공간정보를 활용하는 방안이 제기되기도 하였다. 공간의 연속성이 이루어져야 된다는 조건을 이용하여 멤버쉽 값을 조절하고 퍼지 군집에 적용한 사례도 발표되었다^[9].

본 논문에서는 FCM 방법에 기반하여 비균질강도의 잡음을 축소화하고 공간의 연속성을 퍼지 객체함수에 반영하는 개선된 퍼지 영역분할 알고리즘을 제안하였다. 또한 유사도의 함수를 개선하여 영역분할의 정확도의 향상을 시도하였다. 이후 논문의 구성으로는 제 II장에서 기본 FCM 알고리즘과 제안 알고리즘을 구체적으로 설명하였다. 제 III장에서는 실험결과를 분석하였고, 제 IV장에서 결론을 맺기로 한다.

II. 퍼지 알고리즘

1. FCM 알고리즘 개요

FCM 알고리즘은 특징공간에서 형성된 그룹의 중앙점에 근접한 정도에 따라 각 데이터에 퍼지 멤버함수의 값을 할당한다^[13]. 퍼지 멤버쉽을 U , 그룹의 중앙점의 집합을 V 로 표기할 때, FCM 알고리즘은 U 와 V 에 대하여 객체함수를 최소화 하려는 것에서 출발하여^[10]. 식 (1)과 같이 정의할 수 있다.

$$J_m(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^C u_{ik}^m \|x_k - v_i\| \quad (1)$$

위식에서 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_k, \dots, x_n\}$ 의 데이터이며, 각 x_k 는 특징벡터를 나타낸다. $U = \{u_{ik}\}$ 는 퍼지 멤버쉽 행렬이며 벡터 x_k 에 대한 클러스터의 멤버임을 나타낸다. C 는 클러스터의 수를 나타낸다. 클러스터의 특징 중심점은 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_k, \dots, v_C\}$ 로 표현될 수 있다. x_k 에서 v_i 의 거리, 즉 데이터와 클러스터의 중심점 사이의 유사도는 $\|x_k - v_i\|$ 로 정의할 수 있다. 각 퍼지 멤버쉽의 가중 지수 m 은 퍼지도(degree of fuzzy)를 제어하며 $1 < m < \infty$ 의 범위로 설정하는데, 본 연구에서는 $m = 2$, 그리고 클러스터의 수 C 는 $2 \leq C < n$ 으로 정의하였다.

식 (1)에서 사용된 클러스터의 중앙함수와 멤버쉽 함수는 아래 식 (2)-(3)과 같이 정의된다.

$$v_i^{(t)} = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ik}^{(t)})^m x_k}{\sum_{k=1}^n (u_{ik}^{(t)})^m} \quad (i = 1, 2, \dots, C) \quad (2)$$

$$u_{ik}^{(t+1)} = \frac{1}{\sum_{j=1}^C \left(\frac{d_{ik}^{(t)}}{d_{jk}^{(t)}} \right)^{2/(m-1)}} \quad (i = 1, 2, \dots, C) \quad (3)$$

식 (3)의 $d_{ik}^{(t)} = \|x_k - v_i^{(t)}\|$ 는 유클리디안 거리를 계산하는 공식이며, 이때 $u_{ik}^{(t+1)} = 0$ 과 $d_{ik}^{(t)} = 1$ 의 관계를 만족하여야 한다. 또한 FCM 알고리즘은 U 와 V 를 $|U^{(t+1)} - U^t| \leq \varepsilon$ 의 조건을 만족시킬 때까지 반복적으로 계산하여 $J_m(U, V)$ 를 최적화 시킨다.

전통적인 FCM을 영상에 적용할 경우에 몇 가지 문제점이 발생된다. 첫째 문제점은 식 (1)에서 보이는 바와 같이 FCM의 객체함수는 X 사이의 공간 의존도를 고려하지 않고 분리된 점처럼 취급하는 것이다.^[13] 둘째는 식 (3)에 나오는 멤버십 함수 U 는 유클리디안 거리함수에 의하여 결정되는데, 이 함수는 화소와 클러스터의 중앙점 사이의 밝기 정도로 유사도를 측정하는 것이다. 멤버십은 클러스터의 중앙에 근접한 밝기 정도에 의하여 결정되므로 멤버십 함수는 잡음에 민감하게 작용하게 된다.^[13] 이 문제들은 FCM 알고리즘이 임의의 환경에서도 강건하게 작용하기 위해서는 필히 개선되어야 할 사항이다.

2. 개선된 FCM 알고리즘

앞서 언급한 FCM 알고리즘의 문제점들을 보완하기 위하여 여러 가지 알고리즘들이 제안되었다. 대표적인 알고리즘은 개선된 FCM (IFCM)으로 영상에 나타나는 잡음의 영향을 최소화시키고자 하는 것이다. FCM의 멤버십의 값이 영역분할의 결과를 결정하며, 멤버십 값은 $\| \cdot \|$ 에 의해 측정되는 유사도에 의하여 결정된다. 따라서 이 값의 측정이 영역분할의 결과에 심각한 영향을 미치는 것을 알 수 있다. FCM 알고리즘에서 $\| \cdot \|$ 는 화소값과 클러스터 중앙값의 차이를 나타내며 잡음을 고려하지 못하고 있다. 이 개선된 방법에서는 이웃화소들과의 유사도를 고려하여 유사도를 측정하고 있다. 군집과정에서 각 화소는 클러스터의 중앙값

에 가까운 방향으로 진행을 하게끔 한다. 이 과정은 화소의 밝기나 특징점의 유사도, 그리고 이웃 화소들의 밝기 또는 거리를 고려하여 최적의 이웃점을 찾으려는 것이다^[13].

따라서 IFCM 알고리즘은 $\| \cdot \|$ 을 식 (4)와 같이 개선할 수 있다.

$$d^2(x_k - v_i) = \|x_k - v_i\|^2 (1 - \lambda H_{ik} - \xi F_{ik}) \quad (4)$$

식 (4)에서 H_{ik} 와 F_{ik} 는 특징점의 선호도와 거리의 선호도를 나타내며, λ 와 ξ 는 0과 1사이의 상수로 두 이웃 화소의 선호도를 나타낸다.

$$H_{ik} = \frac{\sum_{j=1}^S u_{ij} g_{kj}}{\sum_{j=1}^S g_{kj}}, \quad g_{kj} = |x_k - x_j| \quad (5)$$

식 (5)의 g_{kj} 는 화소 k 와 이웃화소 j 사이의 밝기의 차이를 나타내며, S 는 인접한 화소에서 찾고자하는 화소의 수이다.

$$F_{ik} = \frac{\sum_{j=1}^S u_{ij}^2 q_{kj}}{\sum_{j=1}^S q_{kj}}, \quad q_{kj} = |k - j| \quad (6)$$

찾고자하는 화소들의 집합은 식 (7)과 같이 정의된다.

$$K_j = \{k \in n \mid 0 < (a_k - a_j)^2 + (b_k - b_j)^2 \leq 2\} \quad (7)$$

여기에서 (a_j, b_j) 는 화소 j 의 좌표를 나타낸다.

IFCM알고리즘은 기존의 FCM과 유사하며, $\| \cdot \|$ 의 계산방법이 다르고, 멤버십을 초기화하는 과정은 무작위로 생성되지 않는 것이 다르다. 제안한 방법은 잡음의 영향을 줄이는 것은 사실이나, 그룹의 경계선이 모호해진다.

3. 제안하는 FCM 알고리즘

잡음에도 강건하면서 클러스터 그룹간의 경계도 명확히 해결 수 있는 새로운 방법을 IFCM에 적용하였고, 이 제안방법은 mFCM이라고 부르기로 한다. mFCM에서는 이웃화소들을 계산할 때에 경계선을 보정해주는 시그마필터(Sigma filter)를 두뇌영상의 영역분할에 적용하였다.

식 (5)와 (6)의 계산에 앞서 두 가지 계산을 추가하여 성능을 향상시킬 수 있다. 첫째, 이웃화소들의 평균과 분산값을 계산한다. 둘째, 이웃에 인접하는 8-화소들의 선호도를 중심으로 식 (7)의 K_j 를 다시 계산한다. 평균과 분산값은 식 (8)과 (9)에 의하여 계산할 수 있다.

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{K_i} x_k \quad (8)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^{K_i} (x_k - \mu)^2} \quad (9)$$

이 방법에 의하여 오직 이웃화소들만을 고려하면서 K_j 를 식 (10)과 같이 구할 수 있다.

$$K_j = \left\{ \begin{array}{l} k \in n | 0 < (a_k - a_j)^2 + (b_k - b_j)^2 \leq 2 \\ x_k \in [\mu - \theta\sigma, \mu + \theta\sigma] \end{array} \right\} \quad (10)$$

식 (10)에서 θ 는 국소 보정을 위한 양의 계수이다. mFCM의 계산 절차는 다음과 같이 정리될 수 있다.

1. 클러스터의 수 C , 퍼지의 정도상수 m , 반복적 계산의 멈추는 문턱치 ϵ 를 결정한다.
2. 클러스터의 중심값을 초기화한다. 일반적으로 무작위 생성하여도 좋다.
3. 멤버십 행렬 $U(t)$ 를 초기화한다.
4. 향상된 유사도 $\| \cdot \|^2$ 를 식 (4)를 활용하여 계산한다.
5. 각 클러스터의 중앙 $V(t)$ 를 식 (2)를 사용하여 계산한다.
6. 식 (3)을 이용하여 $U(t+1)$ 을 갱신한다.
7. $U(t+1)$ 과 $U(t)$ 값을 비교하여, 만약 $|U^{(t+1)} - U^t| \leq \epsilon$ 관계를 만족하면 계산을 종료한다. 그렇지 않으면 4단계로 돌아가서 계산을 반복한다.

반복적인 계산을 통하여 mFCM 알고리즘은 모든 화소에 대하여 그룹화를 하며, 최종적으로 모든 화소들이 주어진 조건을 만족할 때 종료하게 된다.

III. 실험 및 결과

1. 실험

1.5T 강도의 MR 스캐너를 통하여 T1-가중된 영상

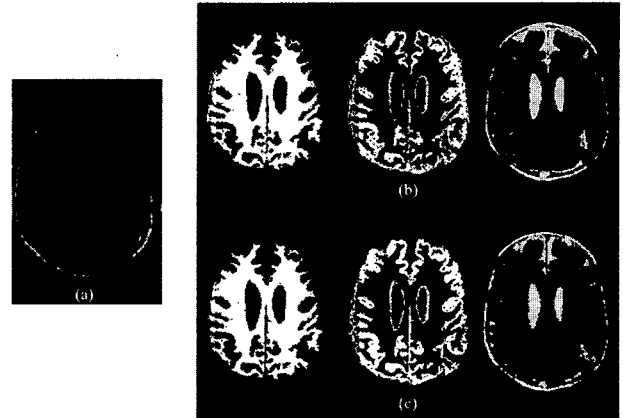


그림 1. FCM과 mFCM의 두뇌영역분할 결과. (a)원영상, (b)FCM 결과, (c)mFCM 결과. 왼쪽에서부터 백질, 회백질, CSF 영역

Fig. 1. Result of brain segmentation from FCM and mFCM. (a)Original image, (b)FCM result, (c)mFCM result. White matter, gray matter and CSF from left to right.

으로 건강한 남성의 두뇌를 촬영하였다. 원 영상은 A-P 방향, 즉 전면에서 후면 방향으로 256x240x160의 해상도로 촬영하였다. 원활한 검증을 위하여 두뇌영상의 슬라이스는 S-I방향, 즉 상면에서 하면의 방향으로 원래 데이터의 값은 수정 없이 방향성만 수정하여 재구성하여 실험하였다. 제안하는 mFCM 알고리즘의 성능을 측정하기 위하여 FCM 알고리즘도 함께 구동하였다. 대부분 슬라이스에 비슷한 결과를 나타내었으며 전형적인 슬라이스 70번을 선택하여 결과를 검증하였다.

입력영상에 대하여 클러스터의 수를 4개로 지정하였다. 즉 배경, CSF(cerebral spinal fluid), 백색질, 회백질로 지정하여 2개의 알고리즘을 각각 수행하였다. 그림 1의 (a)는 실험에 사용한 원래 영상이며, (b)와 (c)는 FCM과 mFCM 알고리즘이 찾아낸 백질부, 회백질부 및 CSF 영역의 결과 영상을 보여주고 있다. 실험에서 개선된 mFCM 알고리즘을 수행하기 위하여 필요한 변수로 $\lambda = 0.53$, $\xi = 0.47$, $\theta = 1.2$ 로 설정하였다.

2. 육안 검사

두 알고리즘의 결과를 육안으로 검사할 경우, 미미한 차이이나 FCM과 mFCM의 결과가 상이한 것을 볼 수 있다. FCM의 백질의 경우, 좌측을 과 우측 하단에 두 개골이 포함되어 있는 것을 볼 수 있다. 회백질의 경우에도 FCM에서는 두개골이 상당부분 혼재하고 있는 것을 볼 수 있다. CSF의 경우에도 mFCM 알고리즘은 좌측 하단부의 수액부분을 감지하고 있는 것이 뚜렷이 나

타나고 있다. 전반적으로 mFCM의 성능이 FCM에 비하여 우수하게 나타나고 있는 것을 알 수 있다. 그러나 mFCM 알고리즘도 회백질의 그룹화는 양호하게 보여주고 있으나, 전두엽부분의 백질부의 일부를 그룹화하지 못한 것을 알 수 있다. CSF 그룹화도 mFCM이 FCM에 비하여 양호하나 후두엽 부근에서 그룹화해야 할 화소들을 놓치고 있다.

3. 정량분석

육안 검사로는 정량적으로 얼마나 그룹화가 되고 있는지를 정확히 알 수 없기 때문에 영역분할이 과분할이 되었는지, 저분할이 되었는지를 판단할 수 없다. 정량분석을 하기위하여 4개의 변수, 즉 클러스터에 속하지 않으나 클러스터로 분류된 경우(N_{fp}), 클러스터에 속해야 되는데 클러스터로 분류되지 못한 경우(N_{fn}), 클러스터의 총 화소수(N_p), 그리고 클러스터에 속하지 않는 총 화소수(N_n)를 정의하였다. 이들 변수를 사용하여 저분할(Under segment), 과분할(Over segment) 및 오분할(Incorrect segment)을 정의하기 위하여 식 (11)을 활용하였다.

$$\begin{aligned}
 U &= \frac{N_{fp}}{N_n} \\
 O &= \frac{N_{fn}}{N_p} \\
 I &= \frac{(N_{fp} + N_{fn})}{N}
 \end{aligned}
 \tag{11}$$

표 1. 두뇌영상의 FCM과 mFCM 알고리즘의 영역분할의 결과

Table 1. Result of segmentations from FCM and mFCM algorithm.

종류	Parameter	FCM	mFCM
CFS	U(%)	2.31	1.08
	O(%)	8.28	3.12
	I(%)	1.78	0.78
White matter	U(%)	3.33	1.07
	O(%)	14.1	7.07
	I(%)	2.57	1.05
Gray matter	U(%)	4.09	0.55
	O(%)	8.23	1.08
	I(%)	3.16	0.39
Average	U(%)	3.24	0.90
	O(%)	10.3	3.76
	I(%)	2.50	0.74

표 1은 두 알고리즘 FCM과 mFCM의 결과를 전문가의 도움을 통하여 화소별로 검사하여 보여주고 있다. 각 항목별로 mFCM이 확연하게 FCM에 비하여 우수함을 보여주고 있는 것을 알 수 있다. mFCM 알고리즘의 저분할, 과분할 및 오분할은 FCM 알고리즘의 각각 27, 36 및 30%에 그치고 있다.

IV. 결 론

퍼지 기반의 영역분할 알고리즘은 경계선이 불분명하고, 물질의 상태가 균질하지 못하여 MRI와 같이 잡음에 민감한 영상의 분할에 많이 이용되어왔다. 전통적으로 사용되던 FCM 방법에서 화소값과 클러스터 중앙값의 차이를 작게 하는 방법에 대한 기능이 결여되어 있다. 이를 보완하기 위하여 대상 화소와 이웃 화소들과의 거리와 특징값의 차이들을 고려하여 유클리디안 거리함수를 재조정하는 mFCM을 구현하였다. 즉 평균과 분산을 계산한 후 이들 값을 기준으로 이웃을 갱신하는 새로운 방법을 제시하였다.

개선된 mFCM은 기존의 FCM에 비하여 과분할, 저분할 및 오분할의 오류가 각 영역에서 대략 30% 수준으로 낮아진 것을 확인하였다. 그러나 mFCM도 여전히 일부 영역의 분할에서 오분할이 발생하고 있기 때문에 분할의 정확도를 향상키는 방안이 장기적으로 필요하다 고 보인다.

참 고 문 헌

- [1] S. Franchi, M. Imperato and F. Prampolini, "Multimedia perspective for next generation PAC systems," IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems, pp. 156-169 June 1992.
- [2] H. Suzuki and J. Toriwaki, "Automatic segmentation of head MRI images by knowledge guided thresholding," Computing Medical Imaging and Graphics, vol.15,no.4,pp.233 - 240, 1991.
- [3] L. Lemieux, G. Hagemann, K. Krakow, and F. G. Woermann, "Fast, accurate, and reproducible automatic segmentation of the brain in T1-weighted volume MRI data," Magn. Reson. Med.,vol.42,pp.127 - 135,1999.
- [4] L. O. Hall, A. M. Bensaid, L. P. Clarke, R. P. Velthuizen, M. S. Silbiger, and J. C. Bezdek, "A comparison of neural network and fuzzy

clustering techniques in segmenting magnetic resonance images of the brain," IEEE Trans. Neural Netw., vol.3, no.5, pp.672 - 682, Sep.1992.

- [5] D. L. Pham and J. L. Prince, "Adaptive fuzzy segmentation of magnetic resonance images," IEEE Trans. Med. Imag., vol. 18, no. 9, pp. 737 - 752, Sep. 1999.
- [6] A. R. Robb, "Biomedical Imaging, Visualization, and Analysis." New York: Wiley, 2000.
- [7] R. Pohle and K. D. Toennies, "Segmentation of medical images using adaptive region growing," Proc. SPIE - Med. Imag., vol. 4322, pp.1337 - 1346, 2001.
- [8] T. Y. Law and P. A. Heng, "Automated extraction of bronchus from 3D CT images of lung based on genetic algorithm and 3D region growing," Proc.SPIE-Med. Imag., vol. 3979, pp. 906 - 916, 2000.
- [9] Y. A. Tolias and S. M. Panas. "Image segmentation by a fuzzy clustering algorithm using adaptive spatially constrained membership functions." IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics-PartA, vol. 28, no. 3, pp. 359-369, 1998.
- [10] J. C. Bezdek, "Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms." New York: Plenum, 1981.
- [11] J. C. Bezdek, L. O. Hall, and L. P. Clark, "Review of MR image segmentation techniques using pattern recognition," Med. Phys., vol. 20, pp. 1033 - 1048, 1993.
- [12] A. Simmons, P. S. Tofts, G. J. Barker and S. R. Arridge, "Sources of intensity nonuniformity in spin echo images at 1.5T," Magn. Reson. Med., vol. 32, pp. 121-128, 1994.
- [13] S. Shen, W. Sandham, M. Granat and A. Sterr, "MRI Fuzzy segmentation of brain tissue using neighborhood attraction with neural-network optimization," IEEE Transactions on information technology in biomedicine, vol. 9, no. 3, pp. 459-467, September 2005.

저 자 소 개



이 호 중(평생회원)

1986년 미국 유타대학교
컴퓨터과학과 학사 졸업.

1988년 미국 유타대학교
컴퓨터과학과 석사 졸업.

1991년 미국 유타대학교
컴퓨터과학과 박사 졸업.

1991년~현재 전북대학교 전기전자컴퓨터공학부
교수

<주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터비전, 의료영상,
병렬처리>