

## 갱신된 직감적모호무리짓기에 의한 화상의 영역분할방법

리광철, 김금주

모호C-평균알고리즘(Fuzzy C-Means : FCM)[1]은 자료무리짓기와 화상의 영역분할에 광범히 이용되는 방법들중의 하나이다. 화상에 잡음이 포함되어있거나 외곡된 경우 표준 FCM알고리즘은 잡음화소들을 정확히 분류할수 없으므로 이를 극복하기 위한 알고리즘으로 2형태모호C-평균무리짓기, 직감적모호무리짓기[2], 가능성C-평균무리짓기, 잡음성무리짓기 등이 제안되었다.

논문에서는 직감적모호모임의 무지도를 이용한 직감적모호무리짓기알고리즘을 제안하고 의학화상의 영역분할실험을 통하여 논문에서 제안한 방법의 효과성을 검증하였다.

### 1. 직감적모호모임의 무지도에 기초한 갱신된 직감적모호무리짓기

무리짓기를 진행하려는 원천자료모임을  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ , 무리의 개수를  $c$ ,  $i$ 번째 무리(직감적모호모임)를  $A_i$ 라고 하자. 그리고  $A_i$ 에 대한 자료  $x_k$ 의 성원도, 비성원도, 무지도를 각각  $u_{ik}, v_{ik}, \pi_{ik}$ 로 표시한다.

먼저 갱신된 직감적모호무리짓기의 질평가를 위한 목적함수를 설정한다.

무리짓기에서 성원도  $u_{ik}$ 에 의한 최량화기준을 다음과 같이 설정한다.

성원도  $u_{ik}$ 는 자료  $x_k$ 와 무리  $A_i$ 사이의 거리에 반비례하여야 하기때문에  $u_{ik}$ 에 의한 무리짓기의 질평가기준은 보통의 FCM에서와 같이 설정할수 있다.

$$J_U = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m d_{ik}^2 \quad (1)$$

여기서  $m$ 은 상수로서 모호화척도를 나타내며 무리짓기의 모호성을 조종한다. 보통 실험에서는  $m=2$ 로 한다.

논문에서는 무지도  $\pi_{ik}$ 에 의한 최량화기준을 다음과 같이 설정한다.

자료  $x_k$ 와 매 무리중심까지의 거리들의 유사성정도는 중심들까지의 최소거리와 최대거리의 비

$$R_k = \frac{\min_{j=1, c} d_{jk}^2}{\max_{j=1, c} d_{jk}^2}$$

에 의하여 표현할수 있으며 따라서 무지도행렬  $\Pi = \{\pi_{ik} | i = \overline{1, c}, k = \overline{1, n}\}$ 에 의한 무리짓기의 질평가기준을 다음과 같이 설정할수 있다.

$$J_{\Pi} = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n \pi_{ik}^m (1 - R_k) d_{ik}^2 \quad (2)$$

$J_{\Pi}$ 의 최소화는  $(1 - R_k) d_{ik}^2$ 이 작을 때 즉  $x_k$ 와 매 무리사이의 거리가 모두 유사하여  $R_k$

$\approx 1$ 로 되는 경우  $\pi_{ik}$ 가 큰 값을 취하고  $(1-R_k)d_{ik}^2$ 이 클 때 즉  $R_k \ll 1$ 이고  $d_{ik}^2$ 이 크게 되는 경우  $\pi_{ik}$ 가 작은 값을 취할 때 이루어진다.

마지막으로 자료가 무리에 속하지 않을 가능성은 자료와 무리사이의 거리에 비례하여야 한다. 즉 무리  $A_i$ 에 대한 자료  $\mathbf{x}_k$ 의 비성원도  $v_{ik}$ 는  $A_i$ 와  $\mathbf{x}_k$ 사이의 거리에 비례한다.

한편 비확정점인 경우에도 최량화기준 (1)과 (2)에 의하여 무지도는 크고 성원도는 작은 값을 가지기때문에 결국 고립점과 비확정점을 구별할수 없다. 고립점은 모든 무리에 대한 성원도  $u_{ik}$ 와 무지도  $\pi_{ik}$ 는 작고 비성원도  $v_{ik}$ 는 큰 값을 가지는 자료이다.

이로부터 논문에서는 직감적모호무리짓기의 속박조건을 다음과 같이 변경한다.

$$\forall k, \sum_{i=1}^c (u_{ik} + \pi_{ik}) = \varphi_k \quad (3)$$

$$\varphi_k = 1 - \frac{(1 - \theta(t))\gamma_k}{D} \quad (4)$$

여기서  $D$ 는 무리중심들사이거리의 최대값으로서 무리의 최대반경으로 볼수 있다. 그리고  $\gamma_k$ 는  $k$ 번째 자료와 가장 가까운 무리중심까지의 거리에 의하여 결정되는 값이다.

$$D = \max_{i,j=1,c} \|\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_j\|^2, \quad \gamma_k = \begin{cases} D, & \min_{i=1,c} \|\mathbf{v}_i - \mathbf{x}_k\|^2 \geq D \\ \min_{i=1,c} \|\mathbf{v}_i - \mathbf{x}_k\|^2, & \min_{i=1,c} \|\mathbf{v}_i - \mathbf{x}_k\|^2 < D \end{cases} \quad (5)$$

자료  $\mathbf{x}_k$ 가 가장 가까운 무리의 최대반경범위밖에 있으면 고립점으로, 최대반경범위안에 있으면 고립점이 아닐 가능성이 크다. 그리고 파라메터  $\theta(t)$ 는 무리의 최대반경범위밖에 있는 고립점이 가질수 있는 유효성원도(성원도와 무지도의 합)로서 반복회수  $t$ 에 따라 감소한다.

$\theta(t)$ 는 초기값  $\theta_0$ 과 최대반복회수  $T_{\max}$ 에 의하여 다음과 같이 정의한다.

$$\theta(t) = \left(1 - \frac{t}{T_{\max}}\right) \theta_0 \quad (6)$$

초기값  $\theta_0$ 은 1에 가까운 값으로 설정하여 무리짓기의 초기에는 유효자료들과 고립점들이 다 무리짓기에 영향을 주도록 한다.

갱신된 직감적모호무리짓기(Modified Intuitionistic Fuzzy C-Means : MIFCM)의 목적함수와 속박조건은 다음과 같이 설정할수 있다.

$$\text{목적함수 : } J(U, \Pi, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m d_{ik}^2 + \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n \pi_{ik}^m (1 - R_k) d_{ik}^2 \quad (7)$$

$$\text{속박조건 : } \forall k, \sum_{i=1}^c (u_{ik} + \pi_{ik}) = \varphi_k, \quad \varphi_k = 1 - \frac{(1 - \theta(t))\gamma_k}{D} \quad (8)$$

성원도와 무지도, 무리중심의 갱신식은 다음과 같다.

$$u_{ik} = \varphi_k \left\{ \sum_{j=1}^c \left[ \left( \frac{\|\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_i\|^2}{\|\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_j\|^2} \right)^{\frac{1}{m-1}} + \left( \frac{\|\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_i\|^2}{(1 - R_k)\|\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_j\|^2} \right)^{\frac{1}{m-1}} \right] \right\}^{-1} \quad (9)$$

$$\pi_{ik} = \varphi_k \left\{ \sum_{j=1}^c \left[ \left( \frac{(1-R_k)\|\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_i\|^2}{\|\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_j\|^2} \right)^{1/m-1} + \left( \frac{\|\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_i\|^2}{\|\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_j\|^2} \right)^{1/m-1} \right] \right\}^{-1} \quad (10)$$

$$\mathbf{v}_i = \frac{\sum_{k=1}^n [(u_{ik}^m + \pi_{ik}^m - R_k \pi_{ik}^m) \mathbf{x}_k]}{\sum_{k=1}^n (u_{ik}^m + \pi_{ik}^m - R_k \pi_{ik}^m)} \quad (11)$$

## 2. 갱신된 직감적모호무리짓기에 의한 화상의 영역분할

선행한 방법에 비한 본문의 방법의 효과성을 검증하기 위하여 MR뇌화상과 CT뇌화상에 대한 FCM, KFCM, BCFCM, MIFCM의 비교실험을 진행하였다.

먼저 MR뇌화상에 대한 영역분할실험을 진행하였다. 영역분할에 리용된 MR뇌화상은 크기가 318×384인 흑백색농담화상이며 잡음이 포함되어있다. 또한 영역(무리)의 수는 뇌수의 회백질(Grey Matter : GM), 뇌수의 백질(White Matter : WM), 뇌척수액(Cerebrospinal Fluid : CSF), 배경(Background : BKD)의 4개로 하였다.

매 무리짓기알고리즘에 의한 영역분할결과들을 그림 1에 보여주었다.

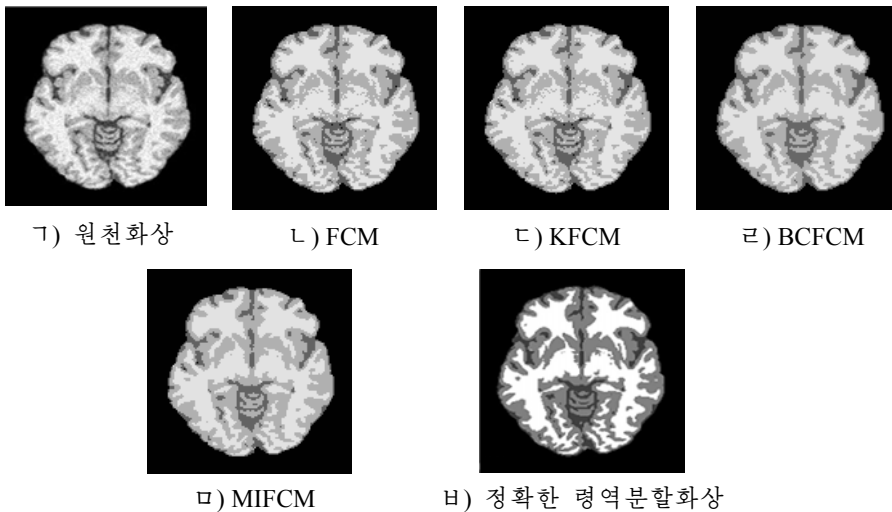


그림 1. MR뇌화상에 대한 영역분할결과

우의 결과에서 보는것처럼 FCM이나 KFCM은 잡음에 약한 결함을 가지고있다. 그러나 BCFCM, MIFCM의 결과는 바)의 정확한 결과와 아주 유사하며 특히 MIFCM은 다른 무리짓기알고리즘에 비하여 더 균일하고 원할하다.

다음으로 가우스잡음과 균등잡음이 포함되어있는 MR뇌화상에 대한 영역분할실험을 진행하였다. 가우스잡음과 균등잡음은 원천화상에 각각 10, 20%씩 첨가하였다. 가우스잡음이 첨가된 MR뇌화상에 대한 영역분할결과를 그림 2에 보여주었다. 이 화상의 영역(무

리)의 개수는 회백질(GM), 백질(WM), 배경(BKD)의 3개로 하였다.

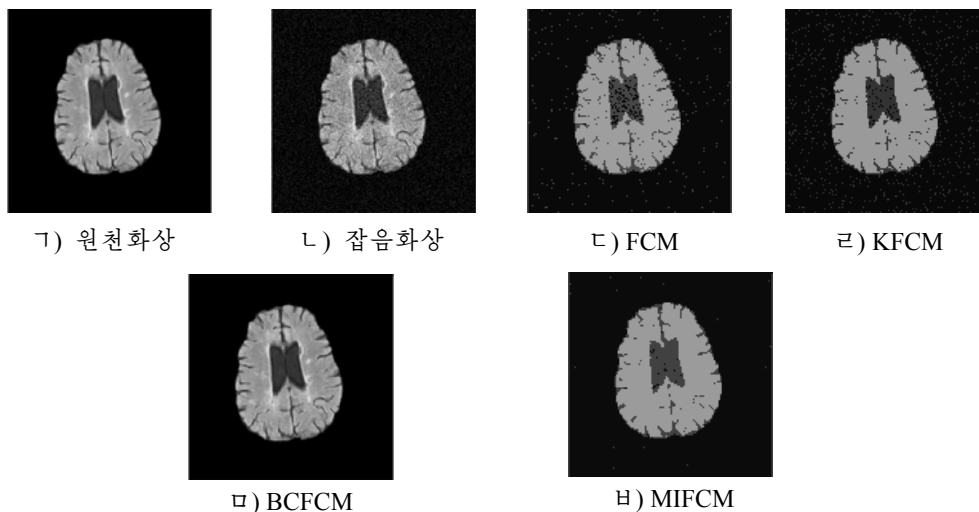


그림 2. 가우스잡음이 포함된 MR뇌화상에 대한 영역분할결과

그림 2에서 보여주는것처럼 FCM이나 KFCM은 잡음에 약한 결함을 가지고있다.

그러나 BCFCM, MIFCM은 배경잡음에 대해서는 강하였다. 백질영역에 대해서는 BCFCM이나 MIFCM의 결과는 거의 유사하지만 회백질영역에 대해서는 MIFCM의 결과가 다른 무리짓기알고리즘들의 결과들보다 더 정확하였다.

## 참 고 문 헌

- [1] James C. Bezdek; Fuzzy Models and Algorithms for Pattern Recognition and Image Processing, Springer, 168~201, 2005.
- [2] Prabhjot Kaur et al.; Pattern Recognition Letters, 34, 163, 2013.

주체106(2017)년 11월 5일 원고접수

## Image Segmentation using Modified Intuitionistic Fuzzy Clustering

*Ri Kwang Chol, Kim Kum Ju*

In this paper, we propose a method of noise identification based on indeterminacy of intuitionistic fuzzy set decreasing the influence of noise in clustering and enhancing the accuracy of clustering at the same time.

Key words: fuzzy C-means(FCM), intuitive fuzzy C-means clustering, image segmentation