한국지능시스템학회 논문지 2009, Vol. 19, No. 1, pp. 102-107

# 패턴인식을 위한 Interval Type-2 퍼지 PCM 알고리즘

# An Interval Type-2 Fuzzy PCM Algorithm for Pattern Recognition

민지희 · 이정훈

Ji-Hee Min and Frank Chung-Hoon Rhee

한양대학교 전자 컴퓨터 제어 계측 공학과

요 약

Fuzzy C-Means(FCM)의 단점을 극복하기 위해 제안되었던 PCM은 잡음에는 강하지만 초기 파라미터 값에 민감하고, 상대적으로 가까이에 위치한 prototype들을 형성하는 패턴들의 경우에는 최종 prototype의 위치가 겹치는(동일한) 결과가 나올 수 있다는 단점이 있다. 이러한 PCM의 단점을 극복하기 위해 여러 방법이 제안되었지만, 본 논문에서는 PCM 알고리즘에 Interval Type 2 Fuzzy 접근 방법을 적용하여 PCM 알고리즘의 파라미터에 존재하는 uncertainty를 제어함으로써 성능을 향상시키는 방법을 제안한다.

Abstract

The Possibilistic C-means(PCM) was proposed to overcome some of the drawbacks associated with the Fuzzy C-means(FCM) such as improved performance for noise data. However, PCM possesses some drawbacks such as sensitivity in initial parameter values and to patterns that have relatively short distances between the prototypes. To overcome these drawbacks, we propose an interval type 2 fuzzy approach to PCM by considering uncertainty in the fuzzy parameter $m$ in the PCM algorithm.

Key Words : PCM, Type 2 Fuzzy Sets, Interval Type 2 Fuzzy Sets, Fuzzy Clustering.

## 1. 서 론

Fuzzy clustering에 일반적으로 많이 사용되는 알고리즘은 prototype과의 상대적인 거리를 이용해 멤버쉽을 할당하는 Fuzzy C-Mean(FCM)이다[1]. 하지만 FCM 알고리즘은 모든 클러스터의 멤버쉽 합이 항상 1이 되어야 한다는 조건 때문에 잘못된 클러스터링을 하거나 노이즈가 있는 데이터에서는 좋지 못한 결과를 보인다. 이러한 FCM의 단점을 극복하기 위해 typicality membership을 사용하는 Possibilistic C-Means(PCM)이 제안되었다[2]. PCM은 잡음에는 강하지만 초기 파라미터 값에 민감하고, 상대적으로 가까이에 위치한 prototype들을 형성하는 패턴들의 경우에는 최종 prototype의 위치가 겹치는(동일한) 결과가 나올 수 있다는 단점이 있다[3]. 이러한 단점을 개선하기 위해 여러 알고리즘들이 제안되었지만[4-6], 대부분 다른 수식을 사용하거나 새로운 알고리즘을 만들어 PCM의 단점을 개선하였다. 하지만 본 논문에서는 PCM에 있는 파라미터들에 존재하는 uncertainty를 효율적으로 다룸으로써 성능을 개선하는 방법을 제안하겠다.

대부분의 패턴인식이나 클러스터링 문제에서, 식별하고자 하는 패턴에 대한 모든 정보를 알 수 없기 때문에 항상 파라미터 값에 대한 uncertainty가 존재한다. Type 1 fuzzy set은 패턴에 대한 uncertainty를 표현하기 위해 사용되어져 왔는데[1], type 1 fuzzy set으로 모든 uncertainty를 나타내지 못할 경우에는 대부분 type 2 fuzzy set을 통해 효율적으로 조절할 수 있다[7-15]. 하지만 type 2 fuzzy set을 수행하기 위해서는 너무 많은 계산량을 필요로 한다. 따라서 계산량을 줄이기 위해 type 2 fuzzy set의 secondary degree 멤버쉽 값을 모두 똑같이 함으로써 type 1 fuzzy set처럼 사용할 수 있는 interval type 2 fuzzy set이 제안되었다[7].

본 논문에서는 PCM 알고리즘에 interval type 2 fuzzy set을 적용하여 PCM 알고리즘의 파라미터 중 퍼지화 상수에 존재하는 uncertainty를 효율적으로 제어함으로써 성능을 향상시키는 방법을 제안한다. 본 논문의 나머지 부분은 다음과 같이 구성된다. 2절에서는 PCM 알고리즘에 존재하는 uncertainty에 대해 알아보고, 3절에서는 알고리즘에 대한 이해를 돕기 위해 interval type 2 fuzzy set의 개념에 대해 간단하게 알아보겠다. 4절에서는 본 논문에서 제안하는 interval type 2 fuzzy set을 PCM 알고리즘에 적용하는 방법에 대해 알아보고, 5절에서는 알고리즘의 타당성을 보이기 위해서 몇 가지 간단한 실험 결과를 제시한 다음 마지막으로 6절에서 결론을 맺겠다.

접수일자 : 2008년 11월 1일
완료일자 : 2009년 1월 20일
본 연구는 한국과학기술원 영상정보특화연구센터를 통한 국방과학연구소의 연구비 지원으로 수행되었습니다.

## 2. PCM 알고리즘의 Uncertainty

Typicality membership을 이용해 클러스터링을 하는 PCM 알고리즘은 다음과 같은 식으로 각 클러스터에 대한

멤버쉽 값을 구할 수 있다.

$$u_j(X_i)=\frac{1}{1+\left(\frac{d_{ji}^2}{\eta_j}\right)^{1/(m-1)}} \quad (1)$$

식 (1)에서 $X_i$는 $i$번째 입력 패턴이고 $u_j(X_i)$는 $i$번째 입력패턴이 클러스터 $j$에 속하는 멤버쉽 값을 나타낸다. 그리고 $d_{ji}$는 입력패턴과 prototype간의 거리, $m$은 퍼지화 상수, 마지막으로 $\eta_j$는 $j$번째 클러스터의 멤버쉽 값이 0.5일 때의 거리를 가르킨다. PCM 알고리즘은 초기 파라미터 값에 민감하기 때문에, $m$과 $\eta_j$값을 잘 설정하는 것이 알고리즘의 성능에 중요한 역할을 한다.

두 파라미터 중 퍼지화 상수 $m$이 멤버쉽 값에 어떤 영향을 주는지 알아보기 위해, 다양한 $m$값에 대한 멤버쉽 값을 $d_{ji}^2/\eta_j$거리에 따라 나타내면 다음과 같다. 그림 1에서 볼 수 있듯이, $m$값이 커질수록 그래프의 기울기가 완만해져서 0이나 1이 아닌 멤버쉽 값을 가지는 거리(퍼지 지역)가 점점 넓어진다.

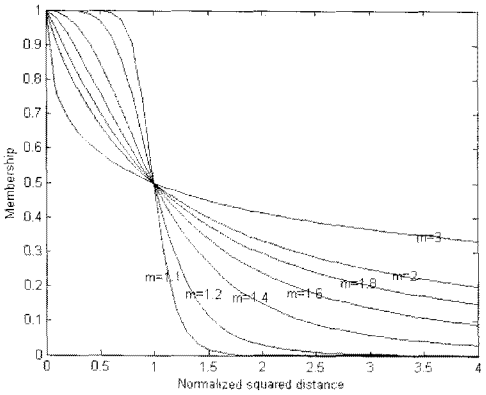



그림 1. 다양한 $m$값에 따른 멤버쉽 함수.
Fig 1. A plot of the membership function for various values of the fuzzifier parameter $m$.

클러스터들의 부피가 비슷하거나 같을 경우에는 $m$값을 조절함에 따라 좋은 성능을 기대할 수 있지만, 아래 그림과 같이 클러스터들의 부피가 다를 경우에는 하나의 $m$값으로는 좋은 성능을 보일 수 없다. 그림 2는 2개의 부피가 다른 클러스터가 있을 때 하나의 $m$값에 따른 결과를 보여준다. 작은 $m$값을 설정했을 때인 그림 2(a)를 보면 $C_2$ 클러스터에 0이나 1이 아닌 퍼지 멤버쉽 값을 가지는 지역이 걸쳐 있기 때문에 상대적으로 $C_1$ 클러스터에 패턴들이 많이 할당이 된다. 반대로 그림 2(b)와 같이 큰 $m$값을 설정했을 때에는 비슷한 멤버쉽 값이 할당되기 때문에 좋은 성능을 보일 것 같지만, $C_1$ 클러스터의 센터 값이 $C_2$ 클러스터로 이동하는 경향을 보인다.

그래서 다른 부피를 가진 클러스터의 경우에는 다음 그림과 같이 $m$을 설정하는 것이 가장 이상적이다[12-13].

하지만 위와 같이 퍼지 지역을 형성하기 위해서는 두 개의 $m$값이 필요하지만 PCM 알고리즘에서는 불가능하다. 따라서 본 논문에서는 interval type 2 fuzzy set 이론을 이용하여 그림 3과 비슷한 성능을 보이게 하겠다.

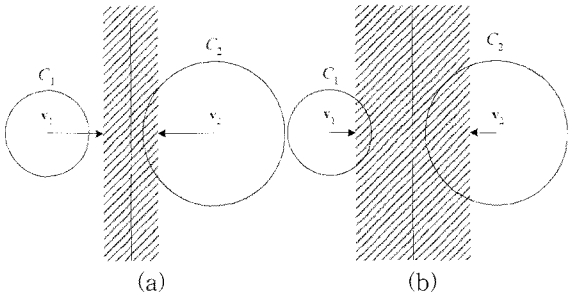



그림 2. 부피가 다른 2개 클러스터에서의 $m$에 따른 퍼지 지역 : (a) 작은 $m$값 (b) 큰 $m$값.
Fig 2. Fuzzy region for two clusters of different volume by fuzzifier $m$ of (a) low degree (b) high degree.

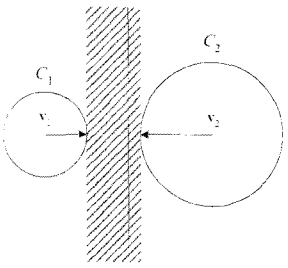


그림 3. 적합한 퍼지 지역.
Fig 3. Desirable fuzzy region.

## 3. Interval Type 2 Fuzzy Set

Interval type 2 fuzzy set은 Type 2 fuzzy set에서 secondary 멤버쉽 값이 모두 1일 때이며, 이를 식으로 나타내면 다음과 같다[15].

$$\tilde{A}=\int_{x\in X}\left[\int_{u\in J_x} 1/u\right]/x \qquad J_x\subseteq[0,1] \quad (2)$$

Interval type 2 fuzzy set에 대한 이해를 돕기 위해 아래 그림과 같은 예를 보겠다. 그림 4(a)와 같은 FOU를 가진 fuzzy set이 있을 때, $x'$에 대한 primary 멤버쉽 값은 그림 4(b)와 같이 secondary 멤버쉽 값이 모두 같기 때문에 $[\underline{u}(x'),\overline{u}(x')]$와 같이 구간으로 표현할 수 있다.

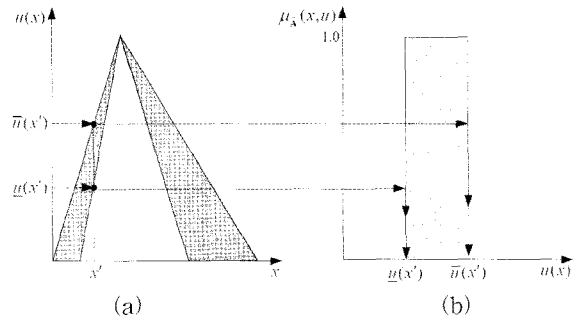



그림 4. Interval type 2의 예 : (a) Type 2 fuzzy set의 FOU (b) Interval secondary function.
Fig 4. Example of (a) an interval type 2 fuzzy set (b) the vertical slice of sample $x'$.

이와 같은 interval type 2 membership set의 특징을 이용하여 $m$값에 따른 퍼지 지역을 설정하면 다음과 같다. 그림 3과 같이 클러스터 크기에 정확하게 퍼지 지역을 설정할 순 없기 때문에, 2개의 $m$값을 이용하여 uncertainty를 줌으로써 클러스터 부피에 맞는 적당한 퍼지 지역을 형성할 수 있다.

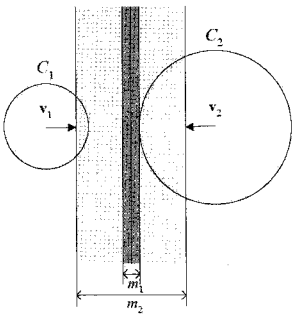



그림 5. 2개의 $m$값으로 만든 퍼지 지역.
Fig 5. Uncertain fuzzy region by two fuzzifiers.

## 4. Interval Type 2 퍼지 PCM 알고리즘

### 4.1 Extension to Interval Type 2 Fuzzy Sets

PCM 알고리즘에 interval type 2 fuzzy set 개념을 적용하여 $m$에 따른 uncertainty를 나타내기 위해서는, 먼저 2개의 $m$값에 따른 멤버쉽 함수를 만들어야 한다. PCM 알고리즘의 멤버쉽 함수인 식 (1)에 $m_1$,$m_2$을 각각 대입하여 만든 interval type 2 멤버쉽 함수는 다음과 같다 ($m_1 \neq m_2$). 만약 $m_1$과 $m_2$가 같으면 하나의 $m$을 사용하는 것과 같기 때문에 PCM 알고리즘과 동일하다.

$$\overline{u_j}(X_i)=\begin{cases}\dfrac{1}{1+\left(d_{ji}^2/\eta_j\right)^{1/(m_1-1)}} \text{ if } \dfrac{1}{1+\left(d_{ji}^2/\eta_j\right)^{1/(m_1-1)}} > \dfrac{1}{1+\left(d_{ji}^2/\eta_j\right)^{1/(m_2-1)}} \\ \dfrac{1}{1+\left(d_{ji}^2/\eta_j\right)^{1/(m_2-1)}} \; otherwise\end{cases}$$

$$\underline{u_j}(X_i)=\begin{cases}\dfrac{1}{1+\left(d_{ji}^2/\eta_j\right)^{1/(m_1-1)}} \text{ if } \dfrac{1}{1+\left(d_{ji}^2/\eta_j\right)^{1/(m_1-1)}} < \dfrac{1}{1+\left(d_{ji}^2/\eta_j\right)^{1/(m_2-1)}} \\ \dfrac{1}{1+\left(d_{ji}^2/\eta_j\right)^{1/(m_2-1)}} \; otherwise\end{cases} \tag{3}$$

그림 6은 $m_1$,$m_2$값이 1.2와 1.7일 때의 interval type 2 멤버쉽 함수에 대한 uncertainty를 보여주고 있다. 이와 같은 uncertainty를 통해 하나의 $m$값을 사용하는 PCM 알고리즘보다 좋은 성능을 보일 수 있다.

### 4.2 Type Reduction and Defuzzification

각 클러스터에 대한 interval type 2 멤버쉽 값을 구하고 나면, PCM 알고리즘에 따라 center 값을 갱신해야 한다. 그런데 멤버쉽 값은 interval type 2 fuzzy set이고, center는 crisp한 값이기 때문에 갱신이 불가능하다. 따라서 center의 갱신을 위해 interval type 2 fuzzy 멤버쉽 값을 type 1 fuzzy set으로 바꾸는 type reduction과 type 1 fuzzy set에서 crisp한 값으로 바꾸는 defuzzification 과정이 필요하다.

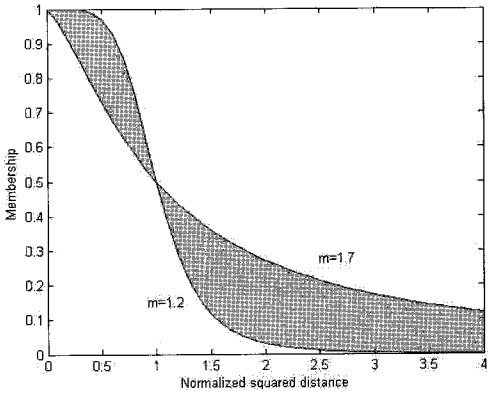



그림 6. 2개의 $m$에 따른 멤버쉽 함수의 FOU.
Fig 6. FOU of an interval type 2 membership function.

Type reduction을 위한 여러 알고리즘들이 제안되었지만, 본 논문에서는 KM 알고리즘을 사용하였다[7]. KM 알고리즘을 통해 가장 작은 왼쪽 값과 가장 큰 오른쪽 값을 구하여 이 두 개의 값으로 다음과 같이 interval type 1 fuzzy set을 만들 수 있다.

$$\begin{aligned}&V_j = 1{:}0/[V_L, V_R]\\ &V_L : \text{The least value of left side.}\\ &V_R : \text{The most value of right side.}\end{aligned} \tag{4}$$

식 (4)로 interval type 1 fuzzy set을 구하고 나면, 다음과 같은 식으로 defuzzification 하여 crisp한 center 값을 구한다.

$$\text{Crisp } V_j = \frac{\sum_{V\in J_{V_j}}(u(V))\,V}{\sum_{V\in J_{V_j}}(u(V))} = \frac{V_L+V_R}{2} \tag{5}$$

### 4.3 Hard partitioning

알고리즘에 의해 최종 center값을 구하고 나면, 주어진 패턴들을 멤버쉽 값에 따라 클러스터별로 구분할 수 있다. 하지만 uncertainty를 위해 interval type 2 fuzzy set 멤버쉽 함수를 사용했기 때문에 hard partitioning을 위해서는 type reduction을 수행해야한다. Center의 type reduction을 위해 KM알고리즘을 수행할 때 구했던 각 패턴들의 왼쪽 멤버쉽($u_j^L$)과 오른쪽 멤버쉽($u_j^R$)값을 이용하여 type reduction을 구할 수 있다.

$$u_j(X_i)=\frac{u_j^L(X_i)+u_j^R(X_i)}{2} \quad j=1,\ldots,C \tag{6}$$

마지막으로 위에서 구해진 멤버쉽 값으로 다음과 같이 hard partition 할 수 있다.

$$\begin{aligned}&\text{If } u_j(X_i) > u_k(X_i) \;\; k=1,\ldots,C \text{ and } j\neq k\\ &\text{then, } X_i \text{ is assigned } j\end{aligned} \tag{7}$$

본 논문에서 제안하는 알고리즘을 요약해서 나타내면 그림 7과 같다.

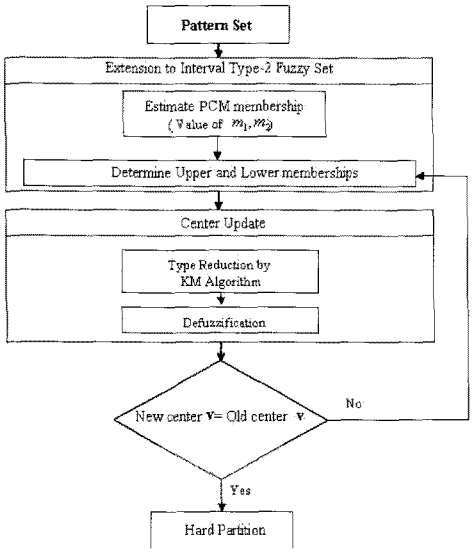


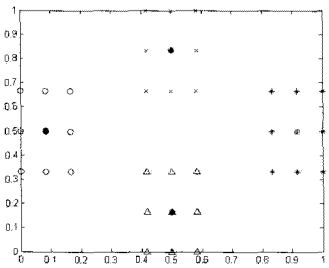

그림 7. Interval type 2 퍼지 PCM 알고리즘
Fig 7. Interval type 2 fuzzy PCM algorithm

## 5. 실험 결과

제안한 interval type 2 퍼지 PCM 알고리즘과 PCM 알고리즘의 성능을 비교하기 위해 몇 가지 패턴에 대한 실험을 하였다. 모든 실험에는 FCM 알고리즘을 이용해 PCM 알고리즘의 파라미터들의 초기 값을 설정 하였고, 패턴과 이미지는 0~1 값으로 normalize 하여 입력하였다.

### 5.1 Four Square 데이터

첫 번째 실험에서는 동일한 부피의 정사각형 모양을 가진 패턴에서의 성능 비교를 위해 같은 크기의 정사각형 패턴에 대한 실험 결과를 보겠다.



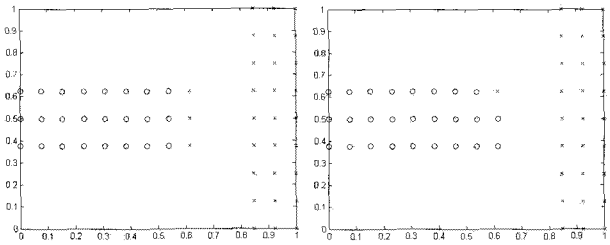
● : 최종 클러스터 center

그림 8. Four Square 데이터의 클러스터링 결과
Fig 8. Clustering result of four squares.

위 실험에서 볼 수 있듯이 같은 부피를 가진 패턴의 경우에는, PCM 알고리즘을 사용했을 때와 interval type 2 퍼지 PCM 알고리즘을 사용한 것과 차이 없이 정확한 center 값을 찾았고, 클러스터링도 정확하게 되었다.

### 5.2 Two Square 데이터

이번 실험에서는 같은 부피를 가지고 있지만, 다른 클러스터 모양을 가지고 있는 데이터에 대한 결과를 보겠다. 그림 9는 PCM과 Interval type 2 PCM의 클러스터링의 결과 중 가장 좋은 성능을 보일 때만 나타내었다. PCM 알고리즘에서 $m=1.4$로 설정한 그림 9(a)를 보면 왼쪽 클러스터의 가장자리 한 줄 부분이 오른쪽 클러스터로 분류되었다는 것을 볼 수 있다. 하지만 Interval type 2 PCM 알고리즘을 사용한 결과인 그림 9(b)를 보면 오른쪽의 클러스터의 영향을 상대적으로 덜 받아 PCM 알고리즘을 사용한 결과보다 좋다는 것을 알 수 있다.



(a) (b)

그림 9. Two Square 데이터의 클러스터링 결과 : (a) PCM($m=1.4$) (b) Interval type 2 PCM($m_1=1.1$, $m_2=1.6$).
Fig 9. Clustering results of two square : (a) PCM($m=1.4$) (b) Interval type 2 PCM($m_1=1.1, m_2=1.6$).

그림 10에서는 Two Square 데이터의 $m$값에 따른 PCM 알고리즘과 Interval type 2 PCM 알고리즘의 인식률을 보여주고 있다. Interval type 2 PCM 알고리즘의 실험에서는 PCM 알고리즘의 $m$값을 $m_1$과 동일하게 한 뒤, 각 $m_1$값에 따른 가장 좋은 성능을 보이는 $m_2$값 일 때의 결과를 보여준다. 두 개의 그래프를 비교해 보면, $m$이 1.4, 1.5 일 때를 제외하고는 Interval type 2 PCM 알고리즘이 더 좋은 성능을 보였다.

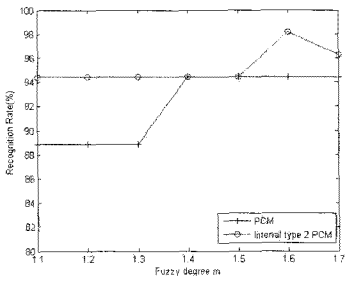
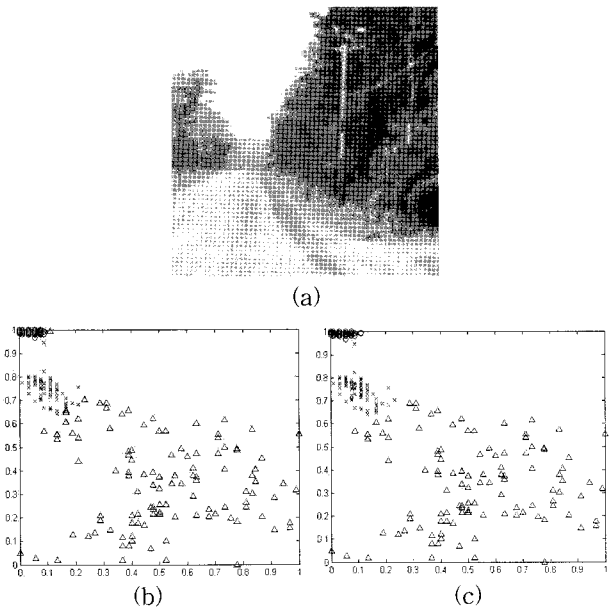



그림 10. Two Square 데이터에 대한 인식률 비교($m=m_1, m_2$=가장 좋은 성능을 보이는 값).
Fig 10. Recognition plot($m=m_1, m_2$=value for best result).

### 5.3 이미지 데이터(길, 숲, 하늘)

마지막 실험으로 길, 숲, 하늘 세 부분으로 이루어진 이미지에 대한 두 알고리즘의 성능 차이를 비교해 보겠다. 그림 11(a)는 분할하고자 하는 200×200 사이즈의 길, 숲, 하늘의 실제 영상이다. 영상 분할에는 이미지 전체 데이터를 사용하지 않고, 세 가지 영역(길, 숲, 하늘)에서 각각 100개씩의 샘플 데이터를 추출하여 학습하였다. 그림 11(b)와 (c)는 샘플 데이터를 PCM과 Interval type 2 PCM 알고리즘

으로 클러스터링 한 결과이다.

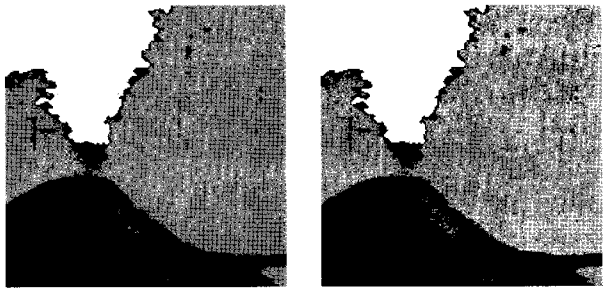


(a) (b) (c)

그림 11. 클러스터링 결과 : (a) 본래 이미지 (b) PCM($m=1.8$) (c) Interval type 2 PCM($m_1=1.2, m_2=1.7$).

Fig 11. Results of Clustering : (a) original image (b) PCM (c) Interval type 2 PCM.

300개의 샘플 데이터를 통해 학습시킨 뒤, 세 영역으로 구분되어 있는 mask로 실제 영상분할을 한 결과는 다음과 같다.



(a) (b)

그림 12. 이미지 분할 결과 : (a) PCM(95.0022%) (b) Interval type 2 PCM(95.2431%).

Fig 12. Results of Image segmentation : (a) PCM (b) Interval type 2 PCM.

그림 13에서는 길, 숲, 하늘 이미지의 $m$값에 따른 PCM 알고리즘과 Interval type 2 PCM 알고리즘의 인식률을 보여주고 있다. Interval type 2 PCM 알고리즘의 실험에서는 PCM 알고리즘의 $m$값을 $m_1$과 동일하게 한 뒤, 각 $m_1$값에 따른 가장 좋은 성능을 보이는 $m_2$값 일 때의 결과를 보여준다. 두 개의 그래프를 비교해 보면, Interval type 2 PCM 알고리즘이 PCM 알고리즘보다 더 좋은 성능을 보였다.

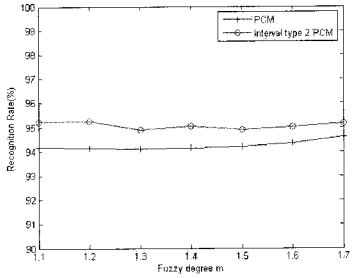



그림 13. 이미지 데이터에 대한 인식률 비교($m=m_1, m_2$=가장 좋은 성능을 보이는 값).

Fig 13. Recognition plot($m=m_1, m_2$=value for best result).

## 6. 결 론

본 논문에서는 PCM의 단점을 극복하기 위해, interval type 2 fuzzy set을 적용하여 2개의 $m$값에 대한 uncertainty를 표현함으로써 성능을 개선시키는 방법을 제안하였다. 여러 패턴에 대해 실험한 결과 제안한 알고리즘이 PCM 알고리즘보다 좋은 성능을 나타냄을 알 수 있었다. 향후 PCM 알고리즘의 $\eta$에 대한 uncertainty를 표현하거나 type reduction 부분에서 속도를 개선시키는 연구가 이루어질 수 있을 것이다.

## 참 고 문 헌

[1] J. Bezdek, *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*, Plenum, 1981.

[2] R. Krishnapuram and J. Keller, "The Possibilistic Approach to Clustering," *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, Vol. 1, No. 2, pp. 98-110, May 1993.

[3] M. Barni, V. Cappellini, and A. Mecocci, "Comments on 'A possibilistic approach to clustering'," *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, Vol. 4, pp. 393-396, June 1996.

[4] R. Krishnapuram and J. Keller, "The Possibilistic C-means Algorithm:Insights and recommendations," *IEEE Trans. Fuzzy Sys.*, Vol. 4, pp. 385-393, 1996.

[5] J. S. Zhang and Y. W. Leung, "Improved possibilistic c-means clustering algorithms," *IEEE Trans. Fuzzy Sys*,. Vol. 12, No. 2, April 2004.

[6] Adam Schneider, "Weighted Possibilistic c-Means Clustering Algorithms," *IEEE Int. Conf. Fuzzy Systems*, Vol. 1, pp. 176-180, May 2000.

[7] J. Mendel, *Uncertain Rule-Based Fuzzy Logic Systems: Introduction and New Directions*, Prentice Hall, 2001.

[8] F. Rhee and C. Hwang, "A type-2 fuzzy *C*-means clustering algorithm," in *Proc.* 2001 *Joint Conf. IFSA/NAFIPS*, pp. 1926-1919, Jul 2001.

[9] F. Rhee and C. Hwang, "An interval type-2

fuzzy perceptron," in *Proc. 2002 Int. Conf. Fuzzy Syst.*, Vol. 2, pp. 1331-1335, May 2001.
[10] F. Rhee and C. Hwang, "An interval type-2 fuzzy *K*-nearest neighbor," in *Proc. 2003 Int. conf. Fuzzy Syst.*, Vol. 2, pp. 802-807, May 2003.
[11] F. Rhee and C. Hwang, "An interval type-2 fuzzy *C* spherical shells algorithm," in *Proc. 2004 Int. conf. Fuzzy Syst.*, Vol. 2, pp. 1117-1122, Jul 2004.
[12] F. Rhee and C. Hwang, "Uncertain fuzzy clustering: interval type-2 fuzzy approach to *C*-means," *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, Vol. 15, No. 1, pp. 107-120, Feb 2007.
[13] F. Rhee, "Uncertain fuzzy clustering: insights and recommendations," *IEEE Computational Intelligence Magazine*, Vol. 2, No. 1, Feb 2007.
[14] N. Karnik, J. Mendel, and Q. Liang, "Type-2 fuzzy logic systems," *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, Vol. 7, pp. 643-658, Dec 1999.
[15] J. Mendel, and R. John, "Type-2 fuzzy set made simple," *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, Vol. 10, No. 2, April 2002.

## 저 자 소 개

민지희(Ji-Hee Min)
2005년 : 신라대학교 컴퓨터 정보통신학과 졸업
2005년~2007년 : 한양대학교 전자전기제어계측공학과 석사
2007년~현재 : 동 대학원 전자전기제어계측공학과 박사과정

관심분야 : Fuzzy Systems, Pattern Recognition, Computer Vision.
E-mail : jhmin@fuzzy.hanyang.ac.kr

이정훈 (Frank Chung-Hoon Rhee)
1981년~1985년 : University of Southern California (USC), Dept. of Electrical Eng., BSEE.
1985년~1987년 : University of Missouri, Dept. of Electrical & Computer Eng., MSEE.
1990년~1993년 : University of Missouri, Dept. of Electrical & Computer Eng., Ph.D.
1994년~1995년 : 한국전자통신연구원 선임연구원
1995년~현재 : 한양대학교 전자컴퓨터공학부 교수
2003년~현재 : 세계 퍼지 학회(IFSA) 한국 지부 대표
2007년~현재 : IEEE Computational Intelligence Society Fuzzy Systems Technical Committee Member

관심분야 : Computer Vision, Pattern Recognition, and all aspects of Computational Intelligence.
E-mail : frhee@fuzzy.hanyang.ac.kr