

개선된 FCM 클러스터링 영상 분할

Improved FCM Clustering Image Segmentation

이 광 규^{*}

Kwang-Kyug Lee^{*}

Abstract

Fuzzy C-Means(FCM) algorithm is frequently used as a representative image segmentation method using clustering. FCM divides the image space into cluster regions with similar pixel values, which requires a lot of segmentation time. In particular, the processing speed problem for analyzing various patterns of the current users of the web is more important. To solve this speed problem, this paper proposes an improved FCM (Improved FCM : IFCM) algorithm for segmenting the image into the Otsu threshold and FCM. In the proposed method, the threshold that maximizes the variance between classes of Otsu is determined, applied to the FCM, and the image is segmented. Experiments show that IFCM improves performance by shortening image segmentation time compared to conventional FCM.

요 약

클러스터링을 이용한 대표적인 영상 분할 방법으로 Fuzzy C-Means(FCM) 알고리즘을 많이 사용하는데, FCM은 영상의 공간을 픽셀 값이 비슷한 클러스터 영역으로 분할하므로 분할 시간이 많이 소요된다. 특히 웹이 보편화된 현재 사용자들의 다양한 패턴을 분석하기 위한 처리 속도 문제는 더욱 중요하다. 이러한 속도 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 Otsu의 영상 히스토그램의 임계값과 FCM으로 영상을 분할하는 개선된 FCM(Improved FCM : IFCM) 알고리즘을 제안한다. 제안 방법은 Otsu의 클래스 간의 분산을 최대화 시키는 임계값을 결정하여 FCM에 적용하고 영상을 분할하였다. IFCM은 기존의 FCM에 비해 영상 분할 시간을 단축시켜 성능이 향상되었음을 실험을 통해 보인다.

Key words : Fuzzy C-Means(FCM), Otsu Threshold, Clustering, Time Complexity, Image Segmentation

1. 서론

영상의 패턴과 분석을 통해 영상을 동일한 기능을 가진 부분으로 나누는 작업은 어려운 작업이다. 영상의 패턴 인식 및 분할에는 여러 유형이 있지만 주로 두 가지 분류의 유형이 사용된다. 감독 분류(Supervised classification)와 비감독 분류(Unsupervised classification)이다[1]. FCM은 클러스터링하기 쉬우므로 영상 처리 및 컴퓨터 비전에 널리 사용되는

비감독 클러스터링 알고리즘을 사용한다[2]. FCM은 하나의 클러스터에 속하는 각각의 데이터 점을 소속도 정도에 의해서 표현한다. 그리고 클러스터에 대한 데이터의 소속 정도를 일일이 열거하여 데이터를 분류하는 알고리즘이다[3, 4]. 그러나 FCM은 클러스터의 개수를 정하고 데이터의 양이 많은 경우 계산량의 증가로 영상 데이터를 직접 분할하기가 어려우며, 화소들의 위치가 균일하게 분포되기 때문에 입력 공간상에 데이터 패턴들의 분포를

* IT Convergence Engineering, Shinhan University,

★ Corresponding author

E-mail : kkleee@shinhan.ac.kr, Tel : +82-31-870-1744

※ Acknowledgment

Manuscript received Mar. 3, 2020; revised Mar. 17, 2020; accepted Mar. 18, 2020.

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

파악하기도 어렵다[5]. 하지만 FCM을 이용한 영상의 히스토그램 분석은 영상의 기본적인 방법을 추출하기 위한 방법으로서 적절하다. 히스토그램을 이용한 임계값 찾는 방법들 중에서 Otsu가 제안한 임계값 알고리즘이 대표적인 방법으로 알려져 있으며, Otsu의 임계값 방법은 클래스들 사이의 분산(Between-class Variance)을 최대화 시키는 최적의 임계값을 찾는 방법이다[6]. 그러나 Otsu 임계값 방법은 전체 영상의 히스토그램을 분석하여 클래스 사이의 분산을 최대화 시키는 최적의 임계값을 결정하는 방법이기 때문에 히스토그램의 지역적 특성을 분석할 수 없다는 단점이 있다.

본 논문에서는 Otsu 임계값 방법을 변형하여 클러스터링의 최대 중심값을 찾아 영상을 분할하고 기존의 FCM보다 수행시간을 단축시켜 영상 분할의 성능을 개선하고자 한다.

논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 2장에서 FCM에 대해 설명한다. 3장에서는 FCM의 목적함수 수행시간을 줄이기 위한 개선된 IFCM 알고리즘을 제안하고, 4장 실험결과를 통해 제안하는 알고리즘의 효율성을 보인다. 결론 및 향후 연구과제는 5장에서 언급한다.

II. FCM 알고리즘

FCM은 화소를 특정한 한 개의 클러스터에 할당하는 것이 아니라 각 클러스터에 얼마나 속하는지를 나타내는 소속도를 구하여 클러스터링에 대한 다양한 정보를 제공하는 방법이다[7]. FCM에서 클러스터링 하려는 데이터 집합을 $X = \{X_1, \dots, X_N\} \subseteq R^p$ 로 표현할 수 있는데, 여기서 p 는 특징차원이고 R^p 는 실수 벡터공간이며, N 은 전체 데이터(화소) 수이다. 칼라 영상의 각 화소는 $x_k = (x_{k1}, \dots, x_{kp})$ 와 같이 특징벡터로 표현되며, x_{kj} 는 x_k 의 j 번째 특징이다. 그리고 클러스터의 중심은 $V = (v_1, \dots, v_C)$ 로 표현되며, C 는 클러스터 수로 영상에서 균일영역의 수와 같다. FCM은 데이터 집합 X 와 클러스터 중심 V 가 주어지면 반복적인 최적화 알고리즘을 적용하여 식(1)의 목적함수 $J_m(U, V)$ 가 최소가 될 때의 소속도 행렬 U 를 구하는 방법으로 요약된다[8-10].

$$J_m(U, V) = \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^C u_{ik}^m \|x_k - v_i\|^2 \quad (1)$$

여기서, k 번째에 대해 $\sum_{i=1}^C u_{ik} = 1$ 을 만족해야 하며, u_{ik} 는 데이터 k 가 클러스터 i 에 속하는 소속도를 나타내는 값이다. 클러스터 중심 v_i 는 식(2)와 같이 계산된다.

$$v_i = \frac{1}{\sum_{k=1}^N u_{ik}} \sum_{k=1}^N (u_{ik})^m x_k, \quad m > 1 \quad (2)$$

즉, 클러스터 중심은 소속도 u_{ik} 에 퍼지화 상수 m 을 고려한 데이터 x_k 의 평균값이다. 이렇게 하면 소속도가 높은 데이터 x_k 는 클러스터 중심 v_i 에 더 많은 영향을 미치고, 그 반대의 경우는 영향이 감소된다. 이는 클러스터 중심과 데이터 사이의 척도를 유클리드 거리 $d_{ik} = \sqrt{\sum_{j=1}^n (x_{kj} - v_{ij})^2}$ 로 할 경우 클러스터의 중심으로부터 먼 데이터는 잡음으로 생각하여 소속도를 감소시키고, 반대로 중심으로부터 가까운 데이터는 소속도가 증가한다.

III. 제안 알고리즘(Improved FCM: IFCM)

영상의 패턴과 배경의 정확한 분할을 위해 FCM 클러스터링 방법을 많이 사용했으나, 초기값 설정의 국부적인 수렴문제나 영상의 공간을 픽셀 값이 비슷한 클러스터 영역으로 분할하므로 분할 시간이 많이 소요된다. 또한, 영상 분할의 경우에는 화소들의 위치가 균일하게 분포하기 때문에 입력 공간상에 데이터 패턴들의 분포를 파악하는 방법인 FCM 방법으로는 영상이 가지고 있는 정보를 파악해 내기가 어렵다. 다른 방법으로 영상의 히스토그램의 분포를 FCM으로 분석하는 방법이 있지만, 이 방법은 히스토그램 공간상에서 유효한 방법이며, 실제 영상을 분할하기 위한 방법으로는 적합하지 않다. 따라서 영상에서 유용한 정보를 얻기 위한 방법은 영상이 갖고 있는 객체들을 분리해야 한다. 이 작업 중 가장 단순한 방법이 이진화이다. 이진화는 그레이 값에 따라서 픽셀을 0과 1(또는 255)로 바꾸는 작업이다. 이러한 이진화 작업을 거치면 영상이 갖고 있는 객체를 배경에서 분리할 수 있는데, 이때 어떤 그레이 값으로 픽셀을 분리해야 하는 문제가 생긴다. 그 중에서 통계적인 방법을 이용한 Otsu 알고리즘이 임계값 설정의 기준이 된다. 일반

적인 Otsu 임계값 알고리즘은 영상에 따라 역광 영역의 밝기 정도가 다르기 때문에 영상에 따라 적응적으로 역광 영역을 검출하기 위해서는 영역 분류를 위한 최적의 임계값을 찾아야 한다. 영상의 밝기를 역광 영역과 배경 영역 두 개의 클러스터로 나눠져 있다고 가정하여 영상에서 클러스터 분류 방법을 통해 최적의 임계값을 찾는다. 제안 IFCM은 FCM의 목적함수에 이진화된 흑백 픽셀의 클래스내 분산을 최소화하는 비용함수 식(3)의 $1 < m < \infty$ 은 퍼지화 정도를 나타내는 상수로 일반적으로 2로 설정되며, N 은 데이터 포인트의 개수를, C 는 클러스터의 개수를, x_a 는 a 번째 클러스터 중심을, u_{ik} 는 k 번째 데이터 포인트가 i 번째 클러스터에 소속되는 정도를, 그리고 $\|x_k - v_i\|^2$ 은 k 번째 데이터 포인트와 i 번째 클러스터 중심 사이의 거리를 나타낸다. FCM에 비해 추가된 항은 Otsu 임계값인 $\alpha (> 0)$ 를 추가하였다. 임계값 α 는 클러스터링의 중심을 제외하고, 클래스 간의 분산을 최대화시키는 픽셀 중에서 클러스터링 중심을 재산출하고, 원본 영상에서 유클리디안 거리를 계산하여 효과적인 영상 분할을 해주는 보정 상수이다.

$$J_m(U, V) = \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^C u_{ik}^m \|x_k - v_i\|^2 + \alpha \left\{ \sum_{a=1}^N \sum_{b=1}^C \|x_a - v_b\|^2 \right\} \quad (3)$$

본 논문에서 제안된 IFCM은 영상의 히스토그램을 추출하고, Otsu 방법을 사용하여 이진화된 흑백 픽셀의 클래스내 분산을 최소로 하는 임계값 α 를 결정한다. 분할된 부분 영역은 패턴 영상과 배경의 명암도가 균일하게 분포되어 있지 않은 영역이 존재한다. 이는 경계부분의 명암도 차이가 크지 않은

영역 및 잡음이 존재하므로 영역 간 분산을 최대화하는 임계값이 요구된다. 따라서 패턴과 영상의 정확한 분할을 위해 FCM 클러스터링의 최대 중심값을 결정하고, 결정된 임계값 이하의 값을 제외하고 영상을 분할한다. 이어 식(3)을 재적용하여 영상 공간에서 클러스터 중심값이 더 이상 변하지 않을 때까지 반복실행하여 임계값을 결정한다. 이를 정리하면 그림 1과 같다.

IV. 실험결과

제안방법의 성능을 평가하기 위해 매트랩을 이용하여 영상 데이터베이스를 실험하였다. 클러스터는 표 1과 같이 1~6개 까지 다양하게 실험하였으며, 클러스터 수가 증가되면서 FCM과 제안된 IFCM의 분할 결과 차이를 보여주고 있다. 표 1은 FCM과 IFCM의 영상 패턴을 이용하여 분할된 실행시간으로, IFCM이 기존 FCM의 실행시간보다 평균적으로 약 19.12% 감소를 보였으며, 이를 시각적인 그래프로 나타내면 그림 2와 같다. 그림 3의 (a,d,g,j,m)은 원본 영상이며, (b,e,h,k,n)은 FCM 알고리즘을 이용하여 얻어진 임계값을 기준으로 분할한 영상이다. (c,f,i,l,o)는 클러스터 수의 개수에 따라서 Otsu의 영상 히스토그램의 임계값과 FCM으로 영상을 분할하여 FCM의 단점을 보완한 IFCM 영상 결과이다. 그림에서 보듯이 FCM을 실행한 결과는 영상의 칼라 영역을 동일한 영역으로 분할하지만, IFCM은 영상의 히스토그램을 추출하여 2진화된 그레이 영상으로 최적화된 Otsu 임계값을 결정한다. 이어 FCM을 수행하므로 써, 영상의 배경을 서로 다른 영역으로 정확하게 구분하여 분할함을 알 수 있다.

Table 1. FCM vs IFCM execution time.

표 1. FCM vs IFCM 실행 시간 (unit: ms)

Execution Time / Number of Clusters	FCM	IFCM	Reduction ratio(%)
1	1.3438	1.1875	0.1163
2	1.8125	1.3594	0.2500
3	2.1094	1.6719	0.2074
4	2.9375	1.9375	0.3404
5	3.6563	2.9688	0.1880
6	3.8125	3.6406	0.0451

1: Extract histogram of image
2: Threshold α is determined by applying Otsu algorithm on the extracted histogram
3: Convert to binary image based on the determined threshold
4: Arbitrary cluster center value determination for image segmentation
5: Rerun the IFCM algorithm in equation(3)
6: Return U and V

Fig. 1. IFCM Algorithm.

그림 1. IFCM 알고리즘

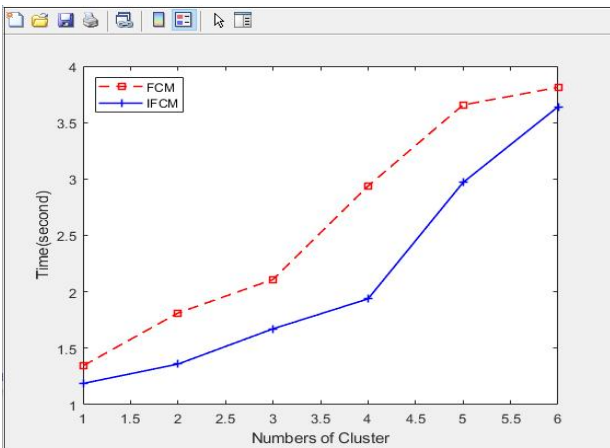


Fig. 2. Comparison of FCM vs IFCM execution time.
그림 2. FCM vs IFCM 실행 시간 비교

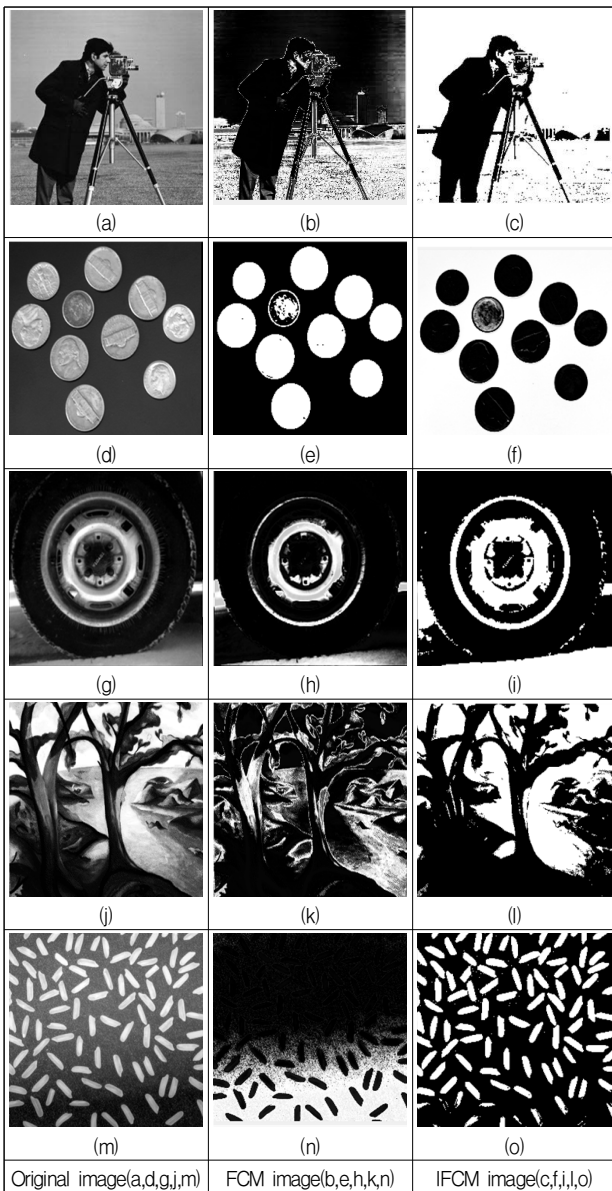


Fig. 3. FCM vs IFCM image segmentation comparison.
그림 3. FCM vs IFCM 영상 분할 비교

전체적으로 FCM 분할된 영상에서는 제한된 동적 범위로 인해 역광 영역이 발생되기도 하고, 그로 인해 피사체 정보가 손실되었다. 하지만 IFCM으로 분할된 영상은 역광 영역이 개선됨과 동시에 전체적으로 깔끔하게 분할됨을 볼 수 있다. 또한, 색상 왜곡 문제나 배경 영역의 명암대비의 세밀한 영역 분할 등도 영역의 정보가 뚜렷하게 보이며, 배경 영역의 밝기 포화상태와 색상 왜곡 현상도 사라진 것을 볼 수 있다. 또한, Otsu의 적응적인 영역 분할 임계값을 사용하였기 때문에 입력 영상이 바뀌어도 적응적으로 임계값을 결정하여 색상 대비를 개선할 수 있었다. 이는 클러스터의 중심이 적절하게 결정될수록 클러스터링 분할 방법이 이상적인 값에 근접한다는 것을 의미하며, IFCM 클러스터링 방법이 FCM 분할 방법에 비교해서 더 우수함을 알 수 있다.

V. 결론

FCM은 영상의 공간을 픽셀 값이 비슷한 클러스터 영역으로 분할하므로 분할 시간이 많이 소요되며, 분할된 영상이 불균일하거나 패턴의 경계가 명확하지 않다. 본 논문에서는 Otsu의 영상 히스토그램의 임계값과 FCM으로 영상을 분할하여 FCM의 단점을 보완하는 개선된 FCM(Improved FCM : IFCM) 알고리즘을 제안하였다. 제안 방법은 Otsu의 클래스간의 분산을 최대화 시키는 임계 값을 결정하여 FCM에 적용하여 클러스터링의 중심으로 영상을 분할하였다. 그 결과 IFCM은 기존의 FCM에 비해 영상 분할 시간을 단축시켜 성능이 향상되었음을 실험을 통해 보였다. 향후 연구과제는 클러스터링 기반 영상분할의 또 다른 문제점인 잡음처리 문제를 FCM으로 분할하는 연구가 필요하다.

References

[1] W. Y. Ma and B. S. Manjunath, "Edge Flow: A Framework of boundary detection and image segmentation," *Proc. Of CVPR*, pp.744-749, 1997.
[2] V. Boskovitz, H. Guterman, "An adaptive neuro-fuzzy system for automaticy image segmentation and edge detection," *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*

Vol.10, No.2 pp.247–262, 2002.

DOI: 10.1109/91.995125

[3] D. L. Pham and J. L. Prince, “An adaptive fuzzy c-means algorithm for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities,” *Pattern Recognition. Lett.* Vol.20, No.1, pp.57–68, 1999. DOI: 10.1016/S0167-8655(98)00121-4

[4] W. J. Chen, M. L. Giger, and U. Bick, “A fuzzy c-means (FCM)-based approach for computerized segmentation of breast lesions in dynamic contrast enhanced MRI images,” *Acad. Radiol.*, Vol.13, pp.63–72, 2006. DOI: 10.1016/j.acra.2005.08.035

[5] J. M. Gorriz, J. Ramirez, E. W. Lang, and C. G. Puntonet, “Hard cmeans clustering for voice activity detection,” *Speech Commun.*, Vol.48, pp. 1638–1649, 2006. DOI: 10.1016/j.specom.2006.07.006

[6] A. K. Jain, P. W. Duin, and J. Mao, “Statistical pattern recognition: a review,” *IEEE Trans. on Pattern Anal. Mach. Intell.*, Vol.22, No.1, pp.4–37, 2000. DOI: 10.1109/34.824819

[7] J. C. Bezdek, “Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms,” *New York, Plenum*, 1981. DOI: 10.5555/539444

[8] H. J. Zimmermann, “Fuzzy Set Theory and Its Applications, Kluwer Academic,” *Publishers, Boston*, 2001. DOI: 10.1007/978-94-010-0646-0

[9] Carl R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Stork, “Pattern Classification(2nd edition),” *Wiley-Interscience, New York*, 2000.

[10] K. S. Deshmukh, G. N. Shinde, “An adaptive color image segmentation,” *Electron. Lett. Comput. Vis. Image Anal.* Vol.5, No.4, pp.12–23, 2005. DOI: 10.5565/rev/elcvia.115

BIOGRAPHY

Kwang-Kyu Lee (Members)



1985 : B.S Degree in Math, Dongguk University

1991 : M.S Degree in Math, Dongguk University

2002 : Ph.D. Degree in Electronic Computation, Chungbuk National University

1996~current : Professor, IT Convergence Engineering, Shinhan University

※ Interests: Big data, Data mining, Fuzzy logic, Information Security