

퍼지 신경회로망을 이용한 영상분할

Image Segmentation Using A Fuzzy Neural Network

김 용 수

대전대학교 컴퓨터공학과

E-mail) kystj@dragon.taejon.ac.kr

Yong Soo Kim

Dept. of Computer Engineering,

Taejon University

ABSTRACT

Image segmentation is to divide an image into similar parts or objects. This paper presents a segmentation system which consists of a fuzzy neural network and a set of image processing filters. The fuzzy neural network does not need initialization of weights. Therefore it does not have the underutilization problem. This fuzzy neural network controls the size and number of clusters by the vigilance parameter instead of fixing the number of clusters at the initial stage. This fuzzy neural network does not require large amount of memory as in Fuzzy c-Means algorithm. Two satellite images were segmented using the proposed system. The segmented results show that the proposed system is better on segmenting images.

I. 서 론

영상분할은 영상을 유사한 부분 또는 물체들로 나누는 것이다. 신경회로망은 수치처리 능력이 뛰어나며 적응성이 있고 퍼지 논리는 모호성을 처리하는데 뛰어나 최근에는 신경회로망이나 퍼지 논리를 사용한 영상 분할이 활발히 연구되고 있다[1,2,3].

본 논문에서 제시하는 영상 분할 시스템은 개발한 개선된 IAFC(improved Integrated Adaptive Fuzzy Clustering) 신경회로망[4]과 영상처리 알고리즘을 사용한 것이다. 개선된 IAFC신경 회로망은 ART(Adaptive Resonance Theory)-1[5]의 장점과 코호넨의 자기 조직화

특징지도(Self-Organizing Feature Map)[6]의 장점을 조합한 것이다. 개선된 IAFC 신경회로망은 ART-1 신경회로망과 같이 기존의 신경회로망과 달리 유연성이 있으면서도 안정성이 있다. 즉 과거에 배운 것을 기억하는 안정성이 있으면서도 새로운 것을 배우는 유연성을 가지고 있다. 그러나 ART-1 신경회로망은 빠른 학습(fast learning)의 가정을 사용함으로써 2진수만을 취급할 수 있고 잡음에 민감하다. 개선된 IAFC 신경회로망은 ART-1 신경회로망의 학습 법칙을 유클리디안 영역에서 재해석하여[7] 변경하였다. 이 학습 법칙은 코호넨의 학습법칙을 근간으로 하여 조건 확률을 퍼지화하고 누설 경쟁 학습을 퍼지화하였다. 조건 확률을 퍼지화

한 것은 여러개의 클러스터중에서 특정 클러스터가 선택될 가능성을 Bezdek이 사용한 퍼지소속도[8]를 변형하여 나타내었고 데이터가 그 클러스터에 존재할 가능성을 Π -함수[9]를 사용하여 나타내었다.

누설 경쟁 학습[10]은 경쟁에서 이기던 지던간에 모든 class의 연결강도를 조정하고 그 조정량은 승자의 연결강도에 대해서는 크고 패자의 연결강도에 대해서는 작도록 하는 것인데, 이 조정량을 퍼지 소속도로 조절하였다.

ART-1 신경회로망의 학습법칙이 논리적(logical AND)임으로 인하여 잡음에 의하여 1에서 0으로 변한 패턴이 복원이 안됨에 비하여 이 학습법칙은 아날로그(analog)신호를 처리하며 점진적 학습(Incremental learning)방법을 사용하기 때문에 잡음에 민감하지 않다. 또한 개선된 IAFC 신경회로망은 코호넨의 자기 조직화 특징 지도를 비롯한 다른 신경회로망과는 달리 연결강도를 초기화 할 필요가 없어 연결강도를 초기화 할 때 초기값에 따라 발생하는 underutilization문제가 없다. 개선된 IAFC신경회로망은 ART-1 신경회로망과 유사한 제어구조를 가지고 있어 첫 번째 데이터를 첫 번째 클러스터의 대표값으로 사용하고 두 번째 데이터부터는 ART-1 신경회로망과 유사하게 처리한다. 이 퍼지 신경회로망은 ART-1 신경회로망과 같이 vigilance test를 행하는데 상대적 거리를 사용하였다. 이 상대적 거리는 유클리디언 거리와 함께 데이터와 클러스터의 대표값들 간의 상대적 거리를 고려하였다. 즉 경쟁이 치열한 곳에서의 거리에 대한 가중치와 경쟁이 치열하지 않은 곳에서의 거리에 대한 가중치에 차별화를 두는 것이다. 경쟁이 치열한 곳에서의 가중치는 크고 경쟁이 치열하지 않은 곳에서의 가중치는 작게 하였다. 왜냐하면 경쟁이 치열한 곳에서는 미세한 거리의 변화가 분류에 영향을 미치지만 경쟁이 치열하지 않은 곳에서는 거리가 웬만큼 변화하여도 분류에 영향을 미치지 않기 때문이다.

본 논문에서 제시하는 시스템은 퍼지 신경회로망으로 유사한 명암도를 가진 픽셀들을 동일한 class로 취급하여 같은 값으로 대치시키고, 히스토그램 평활화를 한 후 inverse 필터를 가

하고 역치화를 한 후 잡음 제거를 위해 median 필터를 가하였다.

II. 개선된 IAFC 신경회로망

개선된 IAFC 신경회로망은 기존의 신경회로망과는 달리 연결강도를 초기화할 필요가 없고, 첫 번째 데이터를 첫 번째 class의 대표값으로 사용한다. 두 번째 데이터는 첫 번째 class의 대표값과 유사도를 측정하는 vigilance test를 행한다. Vigilance test를 만족하면 첫 번째 class의 대표값을 조정하고, vigilance test를 만족하지 않으면 새로운 class를 형성하고 두 번째 데이터를 새로운 class의 대표값으로 사용한다. 세 번째 데이터부터는 출력 뉴런중에서 경쟁에서 승리한 class의 대표값과 vigilance test를 행한다.

데이터가 신경회로망에 주어졌을 때 출력 뉴런들은 상호 경쟁을 하는데, 데이터와 출력 뉴런의 대표값 사이의 유클리디언 거리가 제일 작은 대표값을 갖는 출력뉴런이 승리한다. 즉, I번째 출력 뉴런,

$$I = \min_i \| \mathbf{x} - \mathbf{v}_i \| ,$$

이 경쟁에서 승리한다.

승자를 결정한 후에 선택된 I번째 출력 뉴런의 대표값과 데이터 사이의 유사도가 설정치보다 큰지를 점검하는 vigilance test를 행한다. 현재의 클러스터의 개수가 한 개일 때에는 점검 기준(vigilance criterion)이

$$\| \mathbf{x} - \mathbf{v}_I \| \leq T$$

이다.

여기서 \mathbf{x} 는 데이터이고, \mathbf{v}_I 는 I번째 출력뉴런의 대표값이며, T 는 점검 파라미터(vigilance parameter)이다. 현재의 클러스터의 개수가 2개 이상일 때에는 점검기준이

$$e^{-\gamma} \| \mathbf{x} - \mathbf{v}_i \| \leq T$$

이다. 여기서 γ 은 클러스터의 경계선을 조절하는 상수이고, 실험적으로 1로 놓았다. 경쟁이 심하지 않은 곳에서는 경쟁이 심한 곳에 비하여 퍼지 소속도가 높아 유클리디언 거리가 덜 감소한다. 따라서 경쟁이 심한 곳에는 가중치를

크게 주고 경쟁이 심하지 않는 곳에는 가중치를 적게 주는 것이다. u_i 는

$$u_i = \frac{\left[\frac{1}{\| \mathbf{x} - \mathbf{v}_i \|^2} \right]^{\frac{1}{m-1}}}{\sum_{j=1}^m \left[\frac{1}{\| \mathbf{x} - \mathbf{v}_j \|^2} \right]^{\frac{1}{m-1}}}$$

이고, 여기서 n 는 현재 존재하는 클러스터의 개수이고, m 은 실험적으로 2로 놓았다. Bezdek이 제안한 퍼지소속함수와 다른 점은 n 값이 클러스터링이 진행됨에 따라 값이 변한다는 것이다. 점점 파라미터의 값은 클러스터의 개수와 크기를 조정하는 것으로 점점 파라미터 T 가 크면 클러스터의 크기가 크며 개수는 적고, 점점 파라미터 T 가 작으면 클러스터의 크기가 작으며 개수는 많다.

승자가 vigilance test를 만족하면 선정되었던 뉴런들의 연결강도를 조정하는데, 현재의 경쟁에서 승리하였든 안하였든 간에 관계없이 아래의 식을 이용하여 조정한다.

$$\mathbf{v}_i(t+1) = \mathbf{v}_i(t) + \lambda_{fuzzy}(\mathbf{x} - \mathbf{v}_i(t)) \text{ for all } i,$$

여기서 λ_{fuzzy} 는

$$f(l) \cdot \Pi(\mathbf{x}, \mathbf{v}_i(t), T) \cdot u_i^2 \text{ 이며,}$$

$f(l)$ 은 $\frac{1}{k(l-1)+1}$ 이고, k 는 상수이며, l 은 반복 횟수이다.

$\Pi(\mathbf{x}, \mathbf{v}_i(t), T)$ 는

$$\Pi(\mathbf{x}, \mathbf{v}_i(t), T) = \begin{cases} 1 - 2 \left(\frac{\| \mathbf{x} - \mathbf{v}_i(t) \|}{T} \right)^2, & \text{when } 0 \leq \| \mathbf{x} - \mathbf{v}_i(t) \| \leq \frac{T}{2} \\ 2 \left(1 - \frac{\| \mathbf{x} - \mathbf{v}_i(t) \|}{T} \right)^2, & \text{when } \frac{T}{2} \leq \| \mathbf{x} - \mathbf{v}_i(t) \| \leq T \\ 0, & \text{when } \| \mathbf{x} - \mathbf{v}_i(t) \| \geq T \end{cases}$$

이다.

본 논문에서 사용하는 퍼지 신경회로망의 알고리즘을 요약하면

[1단계] 파라미터들과 입력 뉴런들과 출력 뉴런들을 초기화시킨다.

[2단계] 입력 데이터 x 를 가한다.

[3단계] 출력 뉴런중에 승자를 구한다.

[4단계] 승리한 출력 뉴런이 점검 테스트를 만족하면 6단계로 가고, 그렇지 않으면 5단계로 간다.

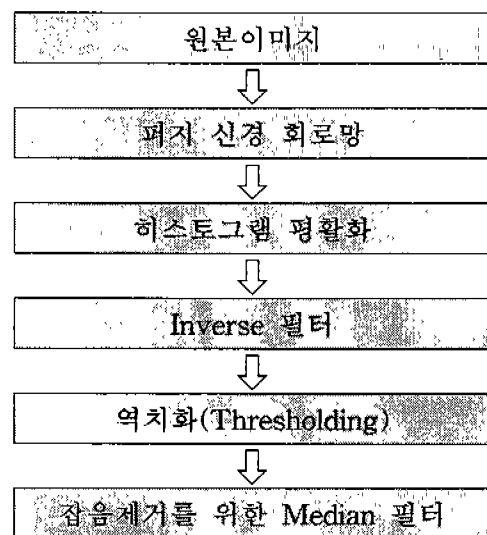
[5단계] 새로운 클러스터를 형성한다. 입력 데이터 x 를 새로운 출력 뉴런의 연결강도로 한다. 2단계로 가서 반복한다.

[6단계] 모든 출력 뉴런의 연결 강도를 갱신한다. 2단계로 가서 반복한다.

III. 영상분할을 위한 시스템 구성

영상분할을 위해 대포동 영상[11]과 평양 주변의 논밭 영상[12]을 사용하였는데 이 영상들은 주변 배경으로 인해 영상분할이 쉽지 않다.

본 시스템은 퍼지 신경회로망과 영상처리 기법들을 사용하였는데 주요 영상처리 기법은 히스토그램 평활화와 영상분할을 효율적으로 하기 위한 inverse filter와 필요없는 부분을 제거하기 위한 역치화(thresholding) 및 median 필터를 사용하였다[그림1].



<그림1. 영상분할을 위한 시스템 구성>

퍼지 신경 회로망을 사용하여 연결강도가 수

럼할 때까지 반복 수행하도록 하며 로그 이용 평활화 기법을 사용하여 영상을 전체적으로 밝게 하여 어두운 영상을 잘 보이게 하도록 하며 히스토그램 평활화는 히스토그램을 전체적으로 퍼주어 한 부분에 치우쳐 있는 영상을 히스토그램이 골고루 분산되도록 한다.

역치화는 히스토그램의 평균값을 기준으로 하여 결정 경계선을 사용하였다. 또한 불필요한 잡음을 제거하기 위하여 median필터를 적용하였다.

IV. 실험 및 고찰

실험 대상으로 대포동 영상과 평양 주변 논밭 영상을 사용하였다. 그림 2의 (a)는 원래의 영상이고 그림 2의 (b)는 영상분할한 결과인데, 영상분할한 결과 개간된 지역의 목표물을 추출할 수 있었다. Vigilance parameter T값을 조정하여 클러스터의 개수를 조절하였으며 그림 2의 (b)는 T를 44로 하여 클러스터링 한 후 영상처리 알고리즘들을 가한 결과이다.

평양주변 논밭을 사용하였을 때 그림 3의 (a)는 원래의 영상이고 그림 3의 (b)는 퍼지 신경회로망을 사용하여 클러스터링 한 후 영상처리 알고리즘들을 가한 결과인데 T는 47로 하였다. 그림 3의 (c)는 영상처리 알고리즘들만을 가한 결과이다.



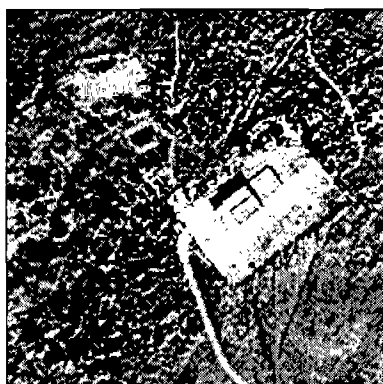
(b) 영상 분할한 결과
<그림 2> 대포동



(a) 원래의 영상



(b) 영상 분할한 결과



(a) 원래의 영상



(c) 영상 처리 알고리즘들만 가한 결과
 <그림 3> 평양주변 논밭

V. 결론

영상분할을 위하여 퍼지 신경회로망과 영상 처리 알고리즘들을 적용하였다. 사용한 퍼지 신경회로망은 기존의 신경회로망들과는 달리 연결강도를 초기화할 필요가 없고 Fuzzy c-Means 모델과는 달리 많은 메모리를 필요로 하지 않는다. 또한 클러스터의 개수를 초기화하는 대신에 vigilance parameter를 사용하여 클러스터의 크기와 개수를 조절하기 때문에 더 세밀하게 조절할 수 있다. 퍼지 신경회로망을 적용한 후 영상처리 알고리즘들을 가한 결과가 영상처리 알고리즘들만 가한 경우보다 성능이 우수함을 보였다.

VI. 참고문헌

- [1] T. Yamazaki and D. Gingras, "Remote Sensing Image Classification for Forestry Using MRF Models and VQ Method," Proceedings of the IEEE International Symposium on Industrial Electronics, Vol. 3, pp. 753-756, Guimaraes, Portugal, 1997.
- [2] D. L. Pham and J. L. Prince, "Adaptive Fuzzy Segmentation of Magnetic Resonance Images," IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 18, No. 9, pp. 737-752, September 1999.
- [3] L. O. Hall, A. M. Bensaid, L. P. Clarke, R. P. Velthuisen, 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 Transactions on Neural Networks, Vol. 3, No. 5, pp. 672-682, September 1992.
- [4] Y. S. Kim, "An Unsupervised Neural Network Using a Fuzzy Learning Rule," 1999 IEEE International Fuzzy Systems Conference Proceedings, Vol. I, pp. 349-353, Seoul, Korea, August 1999.
- [5] G. A. Carpenter and S. Grossberg, "A Massively Parallel Architecture for A Self-Organizing Neural Pattern Recognition Machine," Computer Vision, Graphics, and Image Processing, Vol. 37, pp. 54-115, 1987.
- [6] T. Kohonen, Self-Organization and Associative Memory, 3rd ed., Springer-Verlag, Berlin, 1984.
- [7] B. Moore, "ART1 and Pattern Clustering," Proceedings of the 1988 Connectionist Models Summer School, pp. 174-185, San Mateo, CA, 1989.
- [8] J. C. Bezdek, Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms, Plenum Press, New York, 1981.
- [9] S. K. Pal and S. Mitra, "Fuzzy Dynamic Clustering Algorithm," Pattern Recognition Letters, Vol. 11, pp. 525-535, 1990.
- [10] C. -T. Lin and C. S. G. Lee, Neural Network Systems - A Neuro Fuzzy synergism to intelligent systems,

Prentice-Hall, Upper Saddle River, 1996.

[11] <http://www.fas.org/nuke/guide/dprk/facility/nodong-5.htm>

[12] <http://satrec.kaist.ac.kr/SaTReC.html>