SOM의 2단계학습을 이용한 항공영상 클러스터링

이경희*

*평택대학교

Areal Image Clustering using SOM with 2 Phase Learning

Kyunghee Lee*

*PyeongTaek University

E-mail : khlee@ptu.ac.kr

요 약

본 논문에서는 자기 조직화 기능을 갖는 Kohonen의 SOM(Self Organization Map) 신경회로망에 2단계의 학습과정을 활용하여 항공영상에서 물체를 인근의 물체와 효과적으로 구별하기 위한 접근방법을 제안하고 실제의 항공영상에 적용하여 기존의 고전적인 K-means 알고리즘 및 원래의 SOM 알고리즘보다 우수함을 보인다.

ABSTRACT

Aerial imaging is one of the most common and versatile ways of obtaining information from the Earth surface. In this paper, we present an approach by SOM(Self Organization Map) algorithm with 2 phase learning to be applied successfully to aerial images clustering due to its signal-to-noise independency. A comparison with other classical method, such as K-means and traditional SOM, of real-world areal image clustering demonstrates the efficacy of our approach.

키워드

SOM(Self Organization Map), image clustering, 2 phase learning, neural network

Ⅰ. 서 론

항공영상은 여러 가지 방법으로 수집한 지구 표면에 대한 이미지 정보로서 이를 활용한 물체의 확인 및 인식은 많은 응용분야에서 중요한 역할을 한다[1][2]. 주어진 영상에서 물리적으로 의미 있는 영역을 구분하는 세그멘테이션(Segmentation) 처리는 영상에 대한 추가적인 고급 분석을 가능하게 하는 기본적이고 중요한 처리과정이다. 또한 세그멘테이션을 위하여 많이 사용되는 기법인 클러스터링(Clustering)은 주어진 물체 또는 데이터들을 구분하고 분류하는 기법으로서 이미지처리, 패턴인식, 정보검색, 데이터 마이닝 등에 사용되고 있다[3][4]. 영상처리 분야를 포함한 많은 분야에서 신경회로망 기법이 기존의 고전적 기법에 비하여 우수하다고 알려져 있다[5]. 또한 신경회로망의 학습분야에서는 보다 정확한 학습을 위한 2단계 학습과정에 대한 연구가 있었다[6].

본 논문에서는 항공영상에서 물체를 주변의 물체들과 효과적으로 구별하기 위하여 자기 조직화 기능을 갖는 Kohonen의 SOM(Self organization map) 신경회로망과 2단계의 학습과정을 이용한 접근방법을 제안하고 실제의 항공영상에 적용하여 기존의 고전적인 K-means 알고리즘 및 원래의 SOM 알고리즘보다 우수함을 보인다.

Ⅱ. 클러스터링과 신경회로망

신경회로망은 인간의 뇌의 신경구조 기능을 유사하게 모델링 한 것으로 서로 연결된 2차원의 뉴론 셀들에 의하여 동작을 기본으로 하고 있다. 세그멘테이션과 클러스터링 분야에서 노이즈 제거의 효과성 및 실시간의 적용 가능성 그리고 VLSI로의 구현 용이성 등으로 인하여 신경회로망이 많이 사용되어왔다.

데이터의 클러스터링은 데이터의 유사성을 찾아 유사한 데이터들을 해당 그룹들로 분류함에 따라 그룹 내의 데이터들은 다른 그룹 내의 데이터와 다르게 서로 많은 유사성을 갖도록 하는 것이다.

K-Means에 의한 클러스터링은 대용량의 데이터처리에 많이 사용되지만 작은 클러스터에 민감하게 반응하고 학습이 불가능 하다는 단점이 있다. SOM에 의한 클러스터링은 데이터의 비 지도자 학습을 통하여 데이터 차원을 조정하여 시각적으로의 표현이 가능한 방법이다. 다시 말해서 n-차원의 데이터를 학습에 의한 그룹화로 그리드(Grid) 형태의 구성을 갖는 출력층에 매핑이 가능하다. 영상처리 분야에서 다양한 신경회로망의 적용은 많은 성공을 보이고 있지만 이미지처리에서는 입력영상의 클러스터에 대한 사전 정보들을 수집의 어려움으로 인하여 비-지도자형 모델(Unsupervised model)인 Kohonen 신경회로망이 대표적인 모델 중의 하나로 알려져 있다[7].

III. 항공영상 클러스터링 알고리즘

Kohonen의 SOM 알고리즘에서는 입력데이터에 의한 반복적으로 학습이 이루어진다(식(1)~식(3)). 즉, 입력 데이터로부터 입력벡터 x가 임의로 선택되어 SOM에서의 가중치 벡터와의 거리가 계산되고(식(1)), 입력벡터와 가장 가까운 뉴론이 최고의 매칭 유닛(Best-matching unit)으로서 승자(Winner)가 된다. 최고의 매칭 유닛을 발견하면 SOM의 가중치 벡터는 갱신된다(식(2)).

$$\| x(t) - m_c(t) \| = \min_i \| x(t) - m_i(t) \| \quad (1)$$

$$m_i(t+1) = m_i(t) + \alpha(t) h_{ci}(t)[x(t) - m_i(t)] \quad (2)$$

$$h_{ci}(t) = e^{-\delta_{ci}^2 / er(t)^2} \quad (3)$$

여기서 $x(t)$는 임의로 선택되는 입력벡터이며, $h_{ci}(t)$는 승자 주변의 이웃설정함수 (Neighbor kernel function), α는 학습율(Learning rate), $\|.\|$는 거리측정치를 각각 나타낸다. δ_{ci}는 승자와 인근 뉴론간의 거리이며 $r(t)$는 시간 t의 인근영역의 반경을 나타낸다. 인근 영역에 대한 예를 그림 1에 나타낸다.

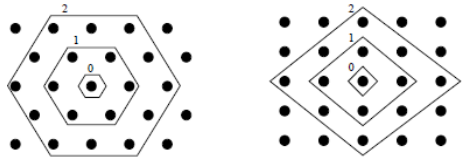


그림 1. 인근 영역의 예

위의 식 (1)~(3)에서 볼 수 있듯이 Kohonen의 SOM 알고리즘에서 중요한 파라메터는 이웃지정함수, 이웃의 반경값, 학습율, 학습 횟수, 그리고 전체 네트워크의 크기와 클러스터의 수이다. 이러한 Kohonen의 SOM 알고리즘과 2단계의 학습과정을 이용하는 항공영상의 클러스터링 알고리즘은 다음과 같다.

[Phase-1학습]
Step1) 영상정보를 RGB의 입력 벡터로 변환하고, 모든 뉴론에 대한 시냅스 가중치를 초기화.
Step2) 수식 (1)~(3)을 이용하여 주어지는 입력 벡터와 1단계 이웃범위(R_1)내의 뉴론 중 가장 작은 거리차이를 가지는 뉴런을 선택하여 관련 시냅스의 가중치를 갱신하고 클러스터의 대표값(RGB)으로 지정.
Step3) 1단계 학습 횟수(L_1)에 도달하거나 수렴이 일어날 때까지 Step2 반복.
Step4) 클러스터의 대표값(RGB)으로 입력벡터를 재구성.
[Phase-2학습]
Step5) 1단계에서 재구성된 입력 벡터와 2단계 이웃범위(R_2)내의 뉴론 중 가장 작은 거리차이를 가지는 뉴런을 선택하여 관련 시냅스의 가중치를 갱신하고 클러스터의 대표값(RGB)으로 지정.
Step6) 2단계 학습 횟수(L_2)에 도달하거나 수렴이 일어날 때까지 Step5 반복.

IV. 제안 알고리즘의 컴퓨터실험

항공영상의 클러스터링 알고리즘을 2단계의 학습과정을 가지는 Kohonen 신경회로망을 구현하여 실험하였다. 알고리즘은 PC(512MB메모리, 2.0GHz 프로세서)의 리눅스 환경에서 Matlab 2009b를 이용하여 구현하였으며 Kohonen 신경회로망 툴박스(Toolbox)를 이용하였다. 실험에 사용한 항공영상은 다음(Daum)의 지도서비스(http://map.daum.net)에서 제공하는 항공영상 중 도로와 건물 그리고 토지 및 숲 등이 포함되어 있는 도시지역의 임의의 영상을 선택하였다(그림 2). 그림 2에서 볼 수 있듯이 실제의 도시에 대한 항공영상에는 햇빛에 의한 부분반사 부분 및 토지 및 수목지역의 부분명암 부분 그리고 건물 그림자 부분 등을 가지고 있다.

제안한 2단계 Kohonen의 SOM 알고리즘에서 1단계 학습횟수(L_1)는 100, 그리고 클러스터의 개수는 49개, 이웃범위(R_1)는 0.5로 설정하고 2단계 학습횟수(L_2)는 50, 클러스터의 개수는 4개, 이웃범위(R_2)는 0.1로 설정하고, 1단계에서는 49개의 클러스터 그리고 2단계에서는 4개의 클러스터를 지정하여 실험하였다.

그림 2. 실험에 사용한 항공 영상 원본(469x491)

그림 3(a)는 K-Means 알고리즘을 적용한 결과이다. K-means알고리즘에서도 50번의 학습횟수와 4개의 출력 클러스터를 지정하였다. 그림 3(b)는 원래의 Kohonen의 SOM알고리즘을 50번의 학습횟수 그리고 4개의 클러스터를 지정한 결과이며, 그림 3(c)는 2단계의 학습과정을 가지는 제안 알고리즘을 적용한 결과이다. 또한, 출력영상에서의 4개의 클러스터에 대한 상대적인 위치를 원래의 Kohonen의 SOM알고리즘을 적용한 결과(그림 4(a)), 그리고 2단계 학습제안 알고리즘의 1단계 후의 결과(그림 4(b)와 2단계 후의 결과(그림 4(c))를 각각 나타낸다.

그림3에서 볼 수 있듯이2단계 학습과정을 가지는 제안한 알고리즘에서는 전체적 학습의 과정에 이어서 세밀한 부분적 학습의 과정을 통하여 보다 선명한 클러스터링 영상의 출력되었다(그림 3(c)). 또한 K-means 알고리즘의 결과도 비교적 좋은 결과를 나타냈지만 영상의 동일한 물리적 속성으로 간주되는 부분(예:운동장 및 잔디영역 등)에서 햇빛 영향 등으로 미세한 차이가 있는 속성으로 간주되는 차이가 있었다.

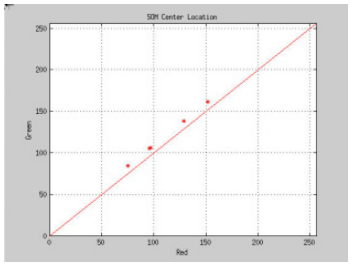
그림 4에서도 원래의 Kohonen의 SOM 알고리즘에서는 클러스터들의 분포 위치가 상대적으로 중심부근에 있음으로 인하여 출력영상의 선명도가 낮으나(그림 4(a)) 제안한 2단계 학습과정에 의한 알고리즘에서는 전체적인 위치에 매핑이 되는 1단계와 세밀한 매핑이 이루어지는 2단계과정을 통하여 선명도가 높아짐을 알 수 있다(그림 4(b), 그림 4(c)).

(a)

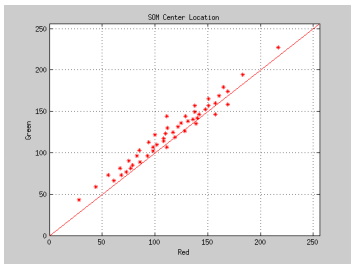
(b)

(c)

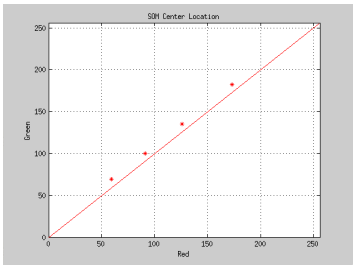
그림 3. (a)K-means, (b)Original SOM, (c)제안한 2단계학습 SOM에 의한 항공영상 클러스터링 결과



(a)



(b)



(c)

그림 4. (a)Original SOM, (b)제안한 2단계학습 SOM(1단계과정 결과), (c)제안한 2단계학습 SOM(2단계과정 결과)에서 클러스터들의 분포위치

Ⅴ. 결론 및 향후 연구방향

본 논문에서는 항공영상에 Kohonen의 SOM 신경회로망에 2단계의 학습과정을 추가하여 항공영상에서 물체를 인근의 물체들과 효과적으로 구별하기 위한 접근방법을 제안하였다. 전체적 학습과 세밀한 학습 기능을 가지는 2단계 학습과정을 통한 항공영상의 클러스터링 실험 결과 출력영상의 선명도가 개선되었으며 동일한 물리적 속성으로 간주되는 물체에 대한 표현이 향상되었다. 향후 물체의 속성에 대한 추가정보를 활용하여 원격탐사 등으로의 응용을 위한 연구가 필요하다.

참고문헌

[1] G. Cao, Z. Mao, X. Yang, and D. Xia, "Optical aerial image partitioning using level sets based on modified chan-vese model," *Pattern Recognition Letters*, vol. 29, no. 4, 457-464, 2008.

[2] C. Wu, C. Lai, C. Chen, and Y. Chen, "One-Class Support Vector Machines for Aerial Images Segmentation", World Academy of Science, Engineering and Technology, 41,881-886,2010.

[3] A. Jain, M. Murty, P. Flynn, "Data Clustering: A Review", ACM Computing Surveys, Vol. 31, No. 3, 1999.

[4] E. Hruschka, R. Campello, A. Freitas, and A. Carvalho, "A survey of evolutionary algorithms for clustering", *IEEE Transactions on SMC*, C 39 ,133-155, 2009.

[5] R. Xu, D. Wunsch II, "Survey of Clustering Algorithms", *IEEE Trans. on Neural Networks*, Vol. 16, 645-678, 2005.

[6] Y. Yim and S. Oh, "Modeling of vehicle dynamics from real vehicle measurements using a neural network with two-stage hybrid learning for accurate long-term prediction", *IEEE Transactions on VT*, 53:1076-1084, 2004.

[7] T. Kohonen, "Self-organized formation of topologically correct feature maps", Biol. Cybern. , 43, 59-69, 1982.