

# Self-Organizing Map 을 이용한 고잡음 신경신호의 클러스터링

김 경 환, 김 성 준

서울대학교 전기공학부

## Clustering of Extracellular Neural Signal With High Background Noise Using Self-Organizing Map

K. H. Kim and S. J. Kim

School of Electrical Engineering, College of Engineering, Seoul National University

### ABSTRACT

We present a result on unsupervised classification of extracellular neural signal with low signal-to-noise ratio (SNR) using self-organizing map (SOM). Instead of using simple amplitude thresholding, energy operator is used for the detection of neural spike to utilize both the instantaneous amplitude and frequency information. When applied to synthesized and real experimental data with high background noise, satisfactory clustering can be obtained. If necessary, learning time can be significantly reduced by using principal components of input data as the input to the map.

### 1. 서론

신경세포들로부터의 활동전위를 직접 측정하는 것은 신경계에서의 정보처리 및 전달을 연구하기 위한 가장 직접적인 방법이다. 신경신호의 측정방법으로는 전극을 뉴런 내부로 삽입하여 신경세포막 안팎의 전위차를 직접 측정하는 세포내 기록 (intracellular recording)과 뉴런 근처의 세포외전해액 (extracellular fluid; saline) 내에 위치하는 전극으로부터의 신호를 측정하는 세포외기록 (extracellular recording)이 있다. 세포내기록은 전극의 삽입이 필요하므로 적용할 수 있는 범위가 제한되고 특히 살아 움직이는 생물체에 대한 측정 (*in-vivo* recording)이 불가능하다는 단점을 지니므로 단일세포 레벨 이상의 신경계의 연구를 위해서는 주로 세포외기록이 사용된다. 세포외기록은 여러 개의 뉴런으로부터의 신호를 동시에 측정할 수 있으며 직접 생체에 적용할 수 있다는 장점을 지니지만 신호의 크기가 약 수십-수백  $\mu$ V 정도로 SNR 이 낮고, 신경계에서의 정보전달을 연구하는데 가장 중요한 각 뉴런들의 발화율을 구하기 위해서는 각각의 유닛 별로 분류해주어야 한다. 즉 spike sorting 이 필요하다. 계측 및 신호처리 회로로부터의 잡음뿐만 아니라 전극과 충분한 전기적 결합을 이루지 못하는 뉴런들로부터의 활동전위 역시 잡음으로 작용하여 신호와 잡음의 주파수 특성이 매우 비슷하여 보통의

선형필터링에 의한 방법으로는 SNR 의 개선이 만족스럽게 이루어질 수 없어 낮은 SNR 에서의 spike sorting 은 매우 중요한 문제이다. 더욱이 템플릿이나 이전의 학습데이터가 없는 경우에는 비지도학습 (unsupervised learning)이 필요하다. 본 연구에서는 우수한 신경신호검출특성을 보이는 에너지연산자와 비지도학습에 의하여 입력벡터 공간의 벡터양자화를 수행할 수 있는 self-organizing map (SOM)을 이용한 높은 배경잡음하에서의 신경신호의 클러스터링 방법을 제시한다.

### 2. 방법

분류기의 만족스런 동작을 위해서는 효율적인 학습이 매우 중요하다. 높은 배경잡음하에서는 단순한 amplitude thresholding 에 의한 검출 방법은 많은 오류를 발생시키기 때문에 Teager 가 제안한 에너지연산자[3]을 사용하여 순간적 진폭뿐만 아니라 순간적 주파수에 관한 정보도 함께 이용하여 효과적으로 신경신호를 검출할 수 있도록 하였다. spike 가 발생하는 시점에서는 순간적으로 주파수가 높아지고 amplitude 가 커지는 특징이 있으므로 에너지연산자를 적용하면 spike 부분에서의 출력이 두드러지게 나타나게 된다. 검출된 neural spike 는 positive peak 가 중앙에 위치하도록 정렬된 후 25 샘플 (2.5 msec)씩 저장되어 SOM 의 입력으로 사용된다.

Kohonen 이 제안한 SOM 은 somatosensory cortex 의 somatotopic map 의 형성과정을 모방한 비지도 형 학습방법에 의하여 입력벡터의 분포를 근사적으로 나타내는 일차원, 혹은 이차원 맵을 형성하는 방법이다. 학습된 맵은 입력벡터공간의 분포뿐만 아니라 확률밀도와 topological ordering 과 같은 성질도 나타낼 수 있다.

SOM 의 학습은 다음과 같은 알고리즘에 의하여 이루어진다.[1]

#### Algorithm

1. 초기화: 웨이트벡터의 초기값  $w_j(0)$ 를 랜덤하게 선택한다.

2. Sampling and Similarity matching: 각 time step에서 각 입력벡터  $x$ 에 대하여 맵 상에서 best

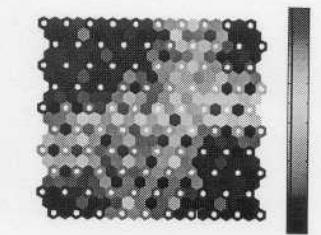


그림 1 (a)

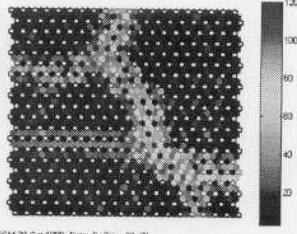


그림 1 (b)

matching node  $i(x)$ 를 다음과 같이 선택한다.

$$i(x) = \arg \min \|x(n) - w_j(n)\|$$

3. Updating: 맵 상의 모든 node에 대한 weight vector들을 다음과 같이 변화시킨다.

$$w_j(n+1) = w_j(n) + \eta(n) h_{ij}(x)(n) (x(n) - w_j(n))$$

여기서  $\eta(n)$ 은 학습율이고  $h_{ij}(x)$ 는  $i(x)$ 를 중심으로 한 neighborhood function이다. [1]

4. SOM의 변화가 없을 때까지 위의 2-3의 과정을 반복한다.

이전에도 SOM 을 이용하여 신경신호의 클러스터링을 달성하려는 노력이 있어왔다. [5] 그러나 이들 연구에서는 SOM 의 노드 수를 인식하고자 하는 유닛의 수와 동일하게 놓았다. 이는 SOM 의 창시자인 Kohonen 이 제시하는 SOM 의 사용 방법에 크게 어긋나 특히 높은 잡음하에서는 많은 오류가 예상될 뿐만 아니라 미리 기록된 유닛의 수를 예측해야 하는 어려움이 있다.

또한 많은 경우 입력벡터의 높은 차수로 인하여 과도한 학습시간이 소요되는 단점을 완화시키기 위하여 Karhunen-Loeve Transform [2]을 사용하여 입력벡터의 에너지를 최대한 보존하면서 차수를 낮춘 이후에 SOM 을 학습시키는 방법도 시도하였다.

### 3. 성능 검증

우선 Aplysia 의 abdominal ganglion 으로부터 금속 전극에 의하여 측정한 신호로부터 배경잡음과 활동전위부분을 추출하여 배경잡음을 ARMA 모델로 모델링하여 여러가지의 SNR 을 갖는 학습 데이터를 생성하였다. 그림 1 (a), (b)는 SNR 이 1.4 일 때 25 개의 샘플들을 직접 SOM 의 입력으로 사용하여 학습시킨 결과로 각각 10x10 개, 15x20 의 노드로 이루어진 맵으로 3 개의 클러스터가 존재함을 대략 확인할 수 있었으나 200 MHz 의 클럭주파수를 갖는 펜티엄 컴퓨터에서

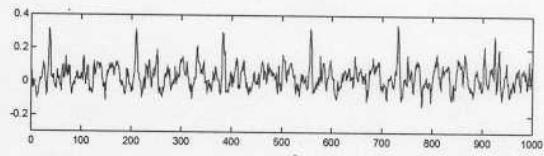


그림 2

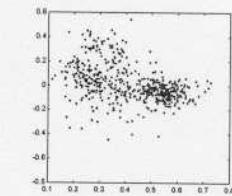


그림 3 (a)

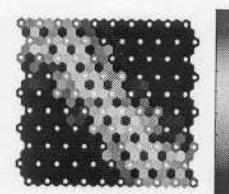


그림 3 (b)

MATLAB 으로 구현했을 경우 학습시간이 2 시간 이상이 걸렸다. 그림 2 는 본 연구팀에서 제작한 반도체미세전극을 이용하여 rat 의 somatosensory cortex로부터의 자발적 활동전위를 측정한 결과로 확인결과 2 개의 유닛이 포함되어 있고 60 Hz 의 하모니스크로 인하여 잡음레벨이 큰 경우이다. Karhunen-Loeve Transform 에 의하여 2 개의 principal component 만을 추출하여 2 차원상에 도시하였을 때의 결과가 그림 3 (a)에 나와있고 이 2 개의 principal component 들을 SOM 의 입력으로 사용하여 학습시킨 10x10 맵이 그림 3 (b)에 나와있다. SOM 에 의하여 사용자가 클러스터의 수를 시각적으로 보다 확실하게 예측하는 것이 가능함을 보이고 있다.

### 4. 결론

세포외기록 방법에 의한 다유닛신경신호의 분류 과정은 지도학습이 가능할 경우 높은 배경잡음하에서도 가능하나 실용적인 시스템의 구현을 위해서는 최소한 부분적으로 비지도형 학습에 의한 분류가 필요하다. 본 연구에서는 낮은 SNR 하에서의 신경신호의 검출을 향상시켜 학습데이터를 생성하여 높은 배경잡음하에서 SOM 이 입력벡터들의 클러스터링을 성공적으로 달성을 보였고 나아가 Karhunen-Loeve Transform 에 의해 입력벡터의 차원을 감소시켜 SOM 의 학습시간을 줄이는 것이 가능함을 보였다.

\* 본 연구는 보건복지부에서 시행한 '98 보건의료기술연구개발사업의 결과입니다

### 참고문헌

- [1] Teuvo. Kohonen, "Self-Organizing Maps," Springer , 1994
- [2] Carl W. Helstrom "Elements of Signal Detection and Estimation," Prentice Hall, 1995
- [3] P. Maragos *et al.*, IEEE Trans. Signal Processing, vol. 41, pp. 1532-1550, 1993
- [4] F. Ohberg *et al.*, Jour. Nerosci. Meth., p 181, 1996