

에너지연산자와 신경회로망을 이용한 세포외신경신호의 검출 및 분류

김 경 환, 김 성 준

서울대학교 공과대학 전기공학부

Detection and Classification of Extracellular Action Potential Using Energy Operator and Artificial Neural Network

Kyung Hwan Kim and Sung June Kim

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

ABSTRACT

Classification of extracellularly recorded action potential into each unit is an important procedure for further analysis of spike trains as point process. We utilize feedforward neural network structures, multilayer perceptron and radial basis function network to implement spike classifier. For the efficient training of classifiers, nonlinear energy operator that can trace the instantaneous frequency as well as the amplitude of the input signal is used. Trained classifiers shows successful operation, up to 90% correct classification was possible under 1.2 of signal-to-noise ratio.

1. 서론

신경계에서의 정보전달을 연구하기 위한 action potential의 측정방법으로 intracellular recording과 extracellular recording이 있다. extracellular recording은 여러 뉴런으로부터의 신호를 동시에 측정할 수 있으며 in-vivo recording이 가능하다는 장점을 지니지만 크기가 약 수십-수백 μV 정도로 SNR이 낮고, 각 뉴런의 firing rate을 구하기 위해 각각의 unit별로 분류해주어야 하는 단점이 있다. 신호와 잡음의 주파수 특성이 매우 비슷하여 보통의 선형필터링에 의한 방법으로는 SNR의 개선이 만족스럽게 이루어질 수 없다. 이와 같이 action potential classification은 매우 중요하고도 어려운 문제로 많은 연구가 진행되어 왔다. [1]-[2] 이는 복잡도에 있어서 단순히 amplitude의 크기로서 분류하는 방법에서부터 패턴인식의 기법을 사용한 것까지 다양하나 그 성능과 계산속도를 함께 고려하면 만족스러운

해결책을 제시하고 있지 못한 것이 사실이다. 본 연구에서는 패턴분류에 우수한 특성을 보이는 neural network을 이용하여 종래의 template matching보다 개선된 action potential classifier를 구현하는 것을 그 목적으로 한다.

2. Neural network classifier의 학습 및 성능 검증

효율적인 학습을 위하여, 실제 neural signal recording으로부터 잡음부분만을 ARMA modeling하고 spike와 함께 여러 SNR에서의 학습데이터를 생성하였다. 본 연구에서는 neural noise가 상당히 커서 SNR이 1에 가까운 상황을 목표로 하였다. 다음으로 이 data들로부터 action potential을 검출한다. 본 연구에서는 비선형에너지연산자(negative energy operator; NEO)를 도입하였다. NEO의 출력은 정현파진동자의 순간진폭과 순간주파수의 곱에 비례하므로 신호의 진폭이 커질뿐만 아니라 배경잡음에 비하여 순간적으로 frequency가 증가하는 spike 부분에서의 출력이 두드러지게 나타나게 된다. 그림 2은 SNR이 약 1.05일 때 이와 같이 검출된 127개의 neural spike들을 보여준다.

multilayer perceptron (MLP)와 radial basis function network (RBFN)의 두 가지 구조의 신경회로망을 이용하여 classifier를 구현하였다. 학습된 classifier를 여러 조건 하에서 test하여 성능을 검증하였다. 그림 3, 4에 각각 MLP 및 RBFN classifier를 이용한 분류결과가 나와있다. 우선 두 개의 unit은 매우 비슷한 형태를 갖고 나머지 하나만이 확연히 다른 경우에 대하여 test하였다. 예상할 수 있는 바와 같이 SNR이 낮아짐에 따라

correct classification ratio (CCR) 은 감소하였다. 그림 5 은 전체적인 SNR 의 변화에 따른 CCR 의 변화이다. 두 번째로 3 개의 unit 이 모두 확연히 다른 형태를 갖는 경우이다. 그림 6 에 이 경우의 SNR 에 따른 CCR 의 변화가 나와 있다. 그림 5 과 비교하면 두 경우가 큰 차이는 없음을 알 수 있다. 다만 unit 들의 형태가 유사한 경우에 학습시간이 더 길게 소요되었다. 다음으로 실제로 실험 시 흔하게 부딪히는 경우인 60 Hz noise 가 충분히 제거되지 않은 경우에 대한 결과로 학습은 neural noise 만을 고려하여 이루어졌다. 이를 60 H 잡음 및 이의 하모닉스가 섞인 경우에 대하여 테스트한 결과 neural noise 만을 고려한 것에 비하여 거의 성능저하가 없었다.

3. 결론

MLP, RBFN 등을 이용한 classifier 의 성능은 학습에 사용된 training set 이 실제의 동작조건을 얼마나 잘 반영하느냐에 좌우된다. 본 연구에서는 NEO 를 이용함으로써 매우 낮은 SNR 에서도 정확한 spike 검출을 가능하게 하여 낮은 SNR 에서도 우수한 성능을 보이는 extracellular action potential classifier 를 구현하였다.

참고문헌

- [1] E. M. Schmidt, J. Neurosci. Meth., v. 12, pp 95-111
- [2] I. N. Bankman et. al, IEEE Tr. Biomed. Eng., v 40, no. 8,
- [3] S. Mukhopadhyay and G. C. Ray, IEEE Trans. On Biomed. Eng., vol 45, no. 2, 1998

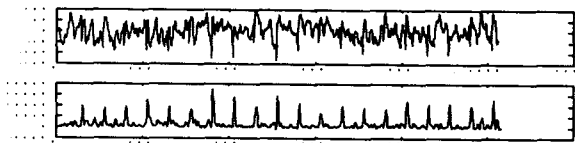


그림 1. (a) SNR=1.09 일때의 data

(b) (a)의 data 에 대한 NEO 로부터의 출력

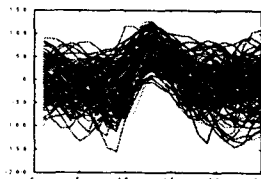


그림 2. 그림 3. 127 개의 검출된 neural spike. 27 개의 검출 오류를 포함한다.

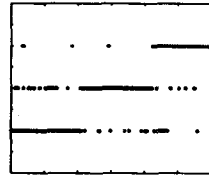


그림 3. SNR =1.1230. CCR=0.8387

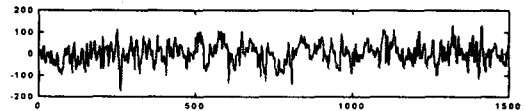
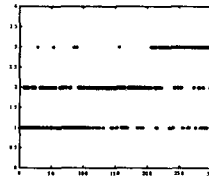


그림 4. RBFN Classifier. SNR=1.0647. CCR=0.7294

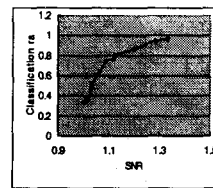


그림 5. CCR vs. SNR plot. MLP trained at SNR=1.19

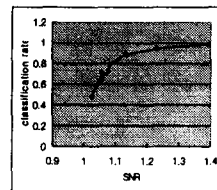


그림 6. CCR vs. SNR plot. 3 개의 unit 들이 모두 현저하게 다른 경우. MLP trained at SNR=1.208