

세포 내 칼슘 신호 기반 학습 방법에 의한 상호 정보량 증가

Increasing Mutual Information by a Learning Rule based on Intracellular Ca^{2+} Signal

구분용^{1*}, 장병탁^{1,2}

¹서울대학교 협동과정 뇌과학 전공, ²서울대학교 컴퓨터공학부 *bwku@bi.snu.ac.kr

요약

기존의 인공 신경망 이론에는 정보 이론을 고려한 여러 가지 학습 방법이 있다. 한편, 최근 이론적인 신경과학 연구에서는 시냅스의 생물학적인 기작을 반영한 학습 방법이 개발되기도 하였다. 본 논문에서는 정보 이론과는 관계없이 개발된 생물학적인 학습 방법이 spiking 뉴런에서 상호 정보량을 증가시킬 수 있음을 보인다.

1. 서론

기존의 인공 신경망 이론에는 정보 이론을 고려한 여러 가지 학습 방법이 있다 (Haykin 1999). 최근, 이론적인 신경과학 연구에서도 spiking 뉴런들로 구성된 신경망에서 상호 정보량을 최대화시킬 수 있는 학습 방법이 개발되었다(Chechik and Tishby 2002, Toyozumi et al. 2005). 이 학습 방법들은 상호 정보량과 관련된 목적 함수의 경도 (gradient)를 따라 가중치들을 변화시키는 최적화 방법을 기반으로 하고 있다.

한편, 다른 일부 신경과학 이론 연구자들은 시냅스의 생물학적 기작을 반영한 학습 방법을 개발하였다.(Shouval et al. 2002, Yeung et al. 2004). 특히 세포 내부의 Ca^{2+} 농도가 가중치에 미치는 영향을 모형화하였다. 그러나 이 학습 방법은 유도 과정과 학습 결과 분석에서 상호 정보량을 전혀 고려하지 않았다.

본 논문에서는 Shouval et al. (2002)의 학습 방법이 spiking 뉴런에서 자극과 반응 사이의 상호 정보량을 증가시킬 수 있음을 보인다.

2. 방법

2.1 학습 방법의 생물학적 배경

시냅스전 신경 세포(presynaptic neuron)가 신경전달물질의 일종인 glutamate를 시냅스 후 신경 세포(postsynaptic neuron)를 향해 방출하면 AMPA 수용체에 결합하고, 이 수용체가 열리면서 세포 내부로 전류가 흐른다 (그림1).

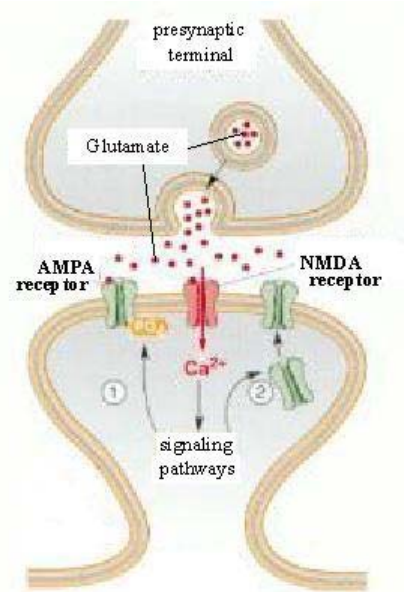


그림 1 : 시냅스의 생물학적 학습 기작

시냅스전 신경 세포가 이러한 방식으로 계속 자극하면 시냅스후 신경 세포가 발화한 뒤 NMDA 수용체가 열리면서 Ca^{2+} 이 세포 내부로 들어온다. Ca^{2+} 는 세포 내 신호전달 경로들을 통해 AMPA 수용체에 영향을 준다. 그러면 AMPA 수용체를 통해 흐르는 전류의 크기가 이전에 비해 달라진다 (Kandel et al. 2000). 이것을 두 신경 세포 사이의 가중치 변화로 본다. AMPA 수용체를 통해 흐르는 전류가 클수록 가중치가 높다.

2.2 학습 방법 및 실험 방법

본 논문에서는 Shouval et al.(2002)의 학습 방법을 이용하였다. 가중치 w 는 Ca^{2+} 농도 $[Ca]$ 의 영향에 따라 아래와 같이 변화한다.

$$\frac{d}{dt} w = \eta([Ca])(\Omega([Ca]) - w)$$

$$\frac{d}{dt} [Ca] = I_{NMDA}(t) - [Ca] / \tau_{Ca}$$

충분한 자극을 받아 시냅스후 신경 세포가 발화할 때, Ca^{2+} 는 NMDA 수용체를 통해 세포 내로 유입(I_{NMDA})되어 농도를 증가시키고, 동시에 세포 내부의 Ca^{2+} 는 점차 농도가 줄어(시간 상수 τ_{Ca})든다. 함수 η , Ω 는 생물학적인 기존 연구 결과들을 고려하여 결정하였다. 각종 파라미터 값들은 Yeung et al.(2004)을 따랐다.

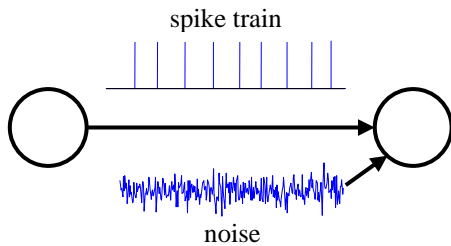


그림 2 : 연결된 두 spiking 뉴런 모델

두 뉴런이 연결된 상황을 실험하였다(그림2). 평균 발화율 20Hz 이고 스파이크 사이의 간격이 Poisson 분포를 따르는 일련의 스파이크들로 시냅스후 신경 세포를 자극하고 그 반응들을 기록하였다. 세포 내,외부의

각종 noise의 영향을 반영하기 위해 Gaussian 분포(평균 0, 분산 10)를 따르는 전류를 주입하였다. Integrate-and-Fire 모델 (Dayan and Abbott, 2001) 을 뉴런 모델로 사용하였고, 파라미터 값들은 Yeung et al.(2004) 을 따랐고, 세포막 휴지 전위의 adaptation 현상은 제외했다.

3. 결과

가중치의 초기값을 160 이하의 임의의 값으로 설정하여 학습한 결과 모두 약 135.5 로 수렴하였다(그림3).

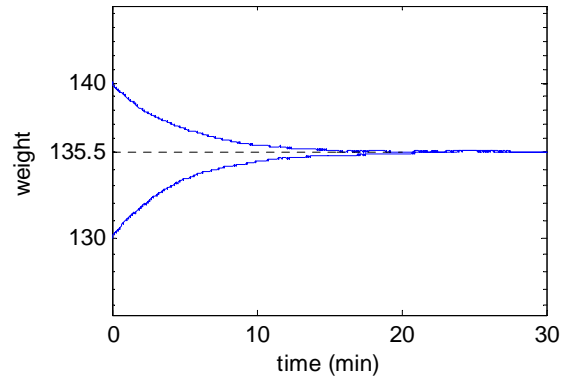


그림 3 : 학습 과정 중 가중치의 변화, 가중치 초기값은 각각 140, 130

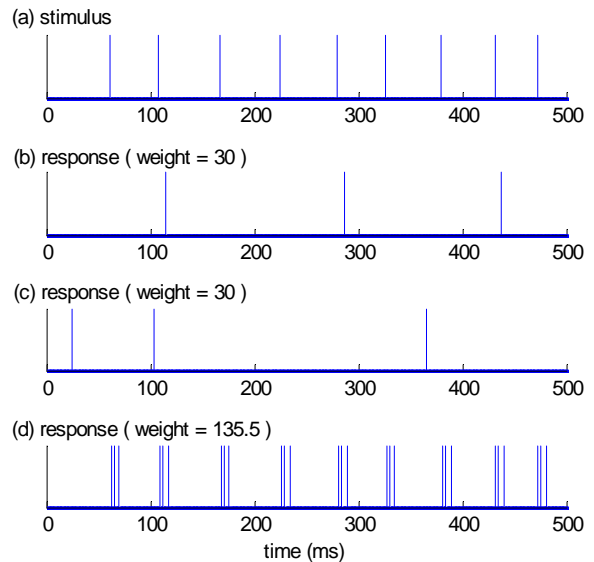


그림 4 : 같은 자극(a) 에 대한 반응들(b, c, d) 가중치가 30일 때, 같은 자극(그림4a)에

대해서도 상당히 다른 반응(그림4 b,c)을 보인다. 특히 자극의 각 스파이크에 대해 반응을 보이지 않는 경우가 약 70% 이다. 반면, 가중치가 수렴값인 135.5 일 때는 같은 자극에 대해 상대적으로 일정한 반응(그림 4d)을 보인다. 따라서 이 때 자극과 반응 간의 상호 정보량이 클 것이라고 예상할 수 있다.

실제로 측정한 결과, 가중치가 수렴값인 135.5 일 때 자극과 반응 간의 상호 정보량이, 다른 경우들보다 큰 값을 갖는다. (그림 5) 이것은 결국, 사용한 학습 방법이 상호 정보량을 증가시키는 성질을 가졌음을 의미한다.

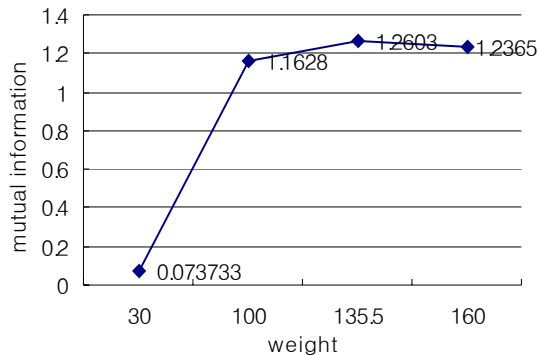


그림 5 : 서로 다른 가중치와 각 경우의 상호 정보량

4. 결론 및 향후 과제

세포 내 Ca^{2+} 농도의 영향을 중심으로 생물학적 기작을 반영한 Shouval et al.(2002)의 학습 방법이, 한 뉴런의 자극과 반응 간의 상호 정보량을 증가시킬 수 있음을 보였다.

더 나아가, spiking 뉴런으로 구성된 좀 더 큰 규모의 신경망에 이 학습 방법을 적용하고 그 결과를 기존의 인공 신경망 이론 혹은 신경생리학 연구 결과들과 비교할 계획이다.

참고문헌

[1] H. Z. Shouval, M. F. Bear, L. N. Cooper, A unified model of NMDA receptor-dependent bidirectional synaptic plasticity, Proceedings of

the National Academy of Sciences of USA, 2002, 99(16), p.10831-10836

- [2] L. C. Yeung, H. Z. Shouval, B. S. Blais, L. N. Cooper, Synaptic homeostasis and input selectivity follow from a calcium-dependent plasticity model, Proceedings of the National Academy of Sciences of USA, 2004, 101(41), p.14943-14948
- [3] G. Chechik, N. Tishby, Temporally Dependent Plasticity: An Information Theoretic Account, in T. G. Dietterich, S. Becker, and Z. Ghahramani (eds.) Advances in Neural Information Processing Systems 14. MIT Press, 2002.
- [4] T. Toyozumi, J.P. Pfister, K. Aihara, W. Gerstner, Generalized Bienenstock-Cooper-Munro rule for spiking neurons that maximizes information transmission, Proceedings of the National Academy of Sciences of USA, 2005, 102(14), p.5239-5244
- [5] S. Haykin, Neural networks: A comprehensive foundation, 2nd ed., Prentice Hall, 1999
- [6] P. Dayan, L. F. Abbott, Theoretical neuroscience: Computational and mathematical modeling of neural systems, MIT press, 2001
- [7] E. R. Kandel, J. H. Schwartz, T. M. Jessell, Principles of Neural Science, 4th ed., McGraw Hill, 2000