

날아다니는 곤충의 먹이 찾기에서 일어나는 뉴런들의 연결과 이해

박 치현¹

¹Department of Scientific Computing, Pukyong National University,
Nam-gu, Yongso-ro, 45, Busan, 48513, Republic of Korea.

1 도입

A spiking neural program for sensorimotor control during foraging in flying insects [1]
논문에서 주어진 SNN모델을 중심으로, 날아다니는 곤충의 움직임을 각 세포들과 구성
하는 뉴런, 뉴런들의 연결들로 이해한다.

2 방법

A spiking neural program for sensorimotor control during foraging in flying insects [1]
논문에서 주어진 SNN모델을 통해 초파리의 후각 시스템과 버섯체 신경망을 기반으로 한
학습, 기억, 행동 결정 과정을 이해한다. 뉴런들의 역할들을 이해하고, 어떤 뉴런에 장애
를 일으켰을 때 일어날 일을 미리 예측해보고, 시뮬레이션 결과가 예측과 같은지 비교해
본다.

2.1 시스템 구축

스파이킹 뉴럴 신경망(SNN)을 이용해 곤충의 향기 기반 탐색 및 학습을 모델링하였다. [1]
ORN, PN, LN, KC, MBON 각 신경망 요소들의 역할과 연결구조를 파악하여 만든
SNN 모델로, CS+(보상과 관련된 향), CS-(부정적인 결과의 향), gray(배경향)에 따라
신경망이 강한 반응, 억제 또는 무반응을 하도록 학습한다.

ORN(후각 수용체 뉴런): 외부 향기 자극을 감지하는 후각 시스템의 첫 번째 단계다.
특정 냄새 분자와 결합하여 이를 전기 신호로 변환하고, PN과 LN에 시냅스로 연결되어
향기 정보를 전달한다. SNN에서 2080개의 뉴런으로 구성되었다. (ORN → PN, LN)

ORN → PN연결은 처리 효율성을 높이기 위하여 억제성 신호를 생성하기 위한 후각
신호를 전달한다. ORN의 2080개의 뉴런들이 40개씩 52개의 그룹으로 나뉘어 PN의 52
개의 뉴런에 각각 연결된다. ORN → LN연결은 후각 정보의 고유 특성을 유지하며 다음
단계로 넘기는 주요한 역할을 한다. ORN → PN연결처럼 2080개의 뉴런들이 LN의 52

개의 뉴런에 각각 연결된다.

LN(국소 억제 뉴런): PN과 상호작용하여 신호 억제 및 조절을 담당하는 조절 뉴런이다. PN의 과도한 활성화를 억제하여 과잉 반응을 방지한다. SNN에서 52개의 뉴런으로 구성되었다. (LN → PN)

LN → PN연결은 억제성 신호를 보내 PN의 과도한 활동을 조절한다. LN의 뉴런들과 PN의 뉴런들은 각 LN의 뉴런 하나마다 PN의 모든 뉴런에 대한 52개의 연결이 있다. 완전 연결이 되어있다.

PN(투영 뉴런): ORN으로부터 받은 신호를 버섯체(Mushroom Body, MB)로 전달하는 중계 뉴런이다. ORN에서 받은 신호를 LN과 상호작용하면서 신호를 조정 한 후 정확성을 유지하여 KC로 전달한다. SNN에서 52개의 뉴런으로 구성되었다. (PN → KC)

PN → KC연결은 희소 코딩을 통하여, 다양한 후각 자극을 명확히 구분하고 압축된 형태로 저장한다. 연결은 희소 코딩(sparse coding)으로 이루어져, 각 뉴런들이 일정 확률(4% 이하)에 따라 연결되어있다. 희소 코딩은 생물학적으로 에너지 효율성, 자극 구별 능력 강화, 잡음 억제 등 여러 장점이 있다. 적은 수의 뉴런만 활성화되므로 에너지 소비가 줄어든다, 고유한 뉴런 활성화 패턴이 생성되어 자극을 명확히 구분할 수 있다.

KC(켄연 세포): 버섯체의 주요 뉴런으로, 희소 코딩(sparse coding)을 통해 향기 신호를 처리하고 기억한다. 각 향기 자극을 구분하고 시간적 희소성을 적용해 적은 수의 뉴런만 활성화한다. 향기 패턴을 학습하여 장기 기억으로 저장한다. 버섯체 출력 뉴런(MBON)으로 신호를 전달한다. (KC → MBON)

MBON(버섯체 출력 뉴런): 처리된 신호를 기반으로 행동을 결정하는 뉴런이다. 최종적으로 CS+에 대해서는 행동(추적)을 유도하고, CS-에 대해서는 행동(회피)을 억제한다.

KC → MBON 학습 과정은 곤충이 특정 후각 자극(예: CS+와 CS-)을 학습하고, 이를 기반으로 행동을 조절하는 메커니즘이다. 이 과정은 스파이크 타이밍 의존 가소성(STDP) 원리를 이용하여 KC와 MBON 간의 시냅스 강도가 조정되면서 이루어진다.

먼저, 후각 자극이 입력되면 PN을 통해 희소 코딩된 신호가 KC로 전달되고, 일부 KC만 활성화되어 MBON으로 신호를 보낸다. 학습 초기에는 MBON이 모든 자극(CS+, CS-, 배경 냄새)에 반응할 수 있지만, 학습이 진행되면서 KC → MBON 연결 강도가 조정된다. 이 과정에서 KC의 스파이크가 MBON의 스파이크보다 먼저 발생하면 시냅스가 강화되어 CS+ 자극에 강하게 반응하도록 학습된다. 반대로, MBON의 스파이크가 KC보다 먼저 발생하면 시냅스가 약화되어 CS- 자극이나 배경 냄새에 반응하지 않도록 학습된다.

결과적으로, 학습이 완료되면 MBON은 CS+ 자극에 대해 단일 스파이크를 생성하며, 이는 긍정적인 행동(서징, surging)을 유도한다. 반면, CS나 배경 냄새에 대해서는 스파이크를 생성하지 않아 부정적인 자극이나 불필요한 신호를 무시하게 된다. 이러한 학습 메커니즘을 통해 곤충은 후각 자극을 효율적으로 처리하고, 학습된 자극에 따라 적절한 행동을 수행할 수 있게 된다.

2.2 데이터

사용한 데이터가 있다면 이에 대한 설명.

2.3 분석방법

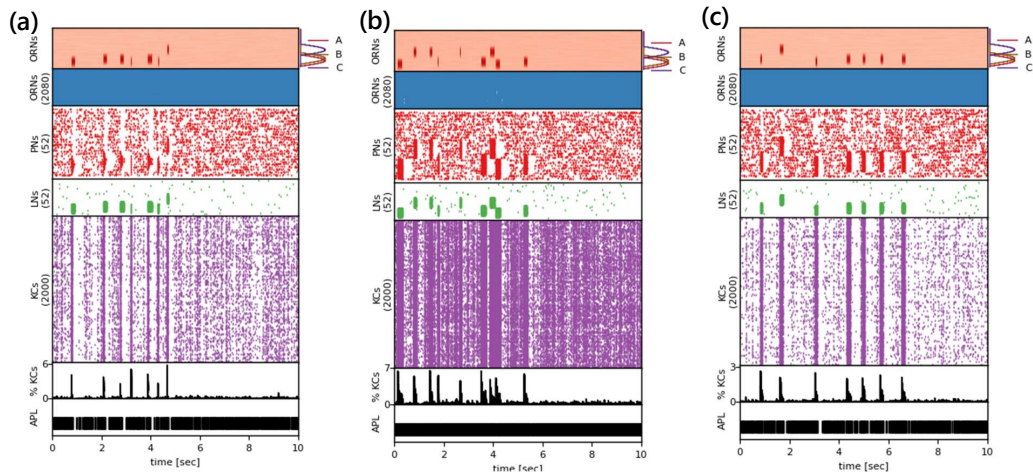
ORN,PN,LN,KC 각각 유기적으로 연결되어 있는 형태에서, 연결을 끊는다면 행동이 어떻게 변화될 것인지 확인한다.

1. LN → PN의 연결을 끊는다면: 최종적인 행동은 하지만, 신호의 정제가 잘 되지 않아, 잘못된 자극에도 큰 반응을 하여 CS+ 뿐만이 아니라, CS-나 gray에도 추적을 하는 행동을 할 것이다.
2. ORN → LN의 연결을 끊는다면: 2와 동일한 반응을 할 것이다.
3. ORN → PN의 연결을 끊는다면: 정보를 다음 단계로 넘기는 주요한 역할을 하지 못하여 CS+,CS-의 향도 gray처럼 모두 무시 될 것이다.

2.4 코드

논문의 github 블로그[<https://github.com/nawrotlab/SpikingNeuralProgramForagingInsect-PNAS>] 에서 주어진 코드를 활용하였다. `olnet/models/droso_mushroombody.apl.py` 에서 뉴런들의 연결 강도를 임의로 조절하여 `make_labdcond.sh` 파일을 응용하여 ORN 에서 KC의 반응을 확인하였다.

3 결과



(a) 일반적인 모델에서는 PN, LN, KC를 통하여 MBON에서 학습이 되기 전의 신호들이 명확하여 전처리가 잘 되어있는 것을 확인 할 수 있었다.

3.1 LN → PN

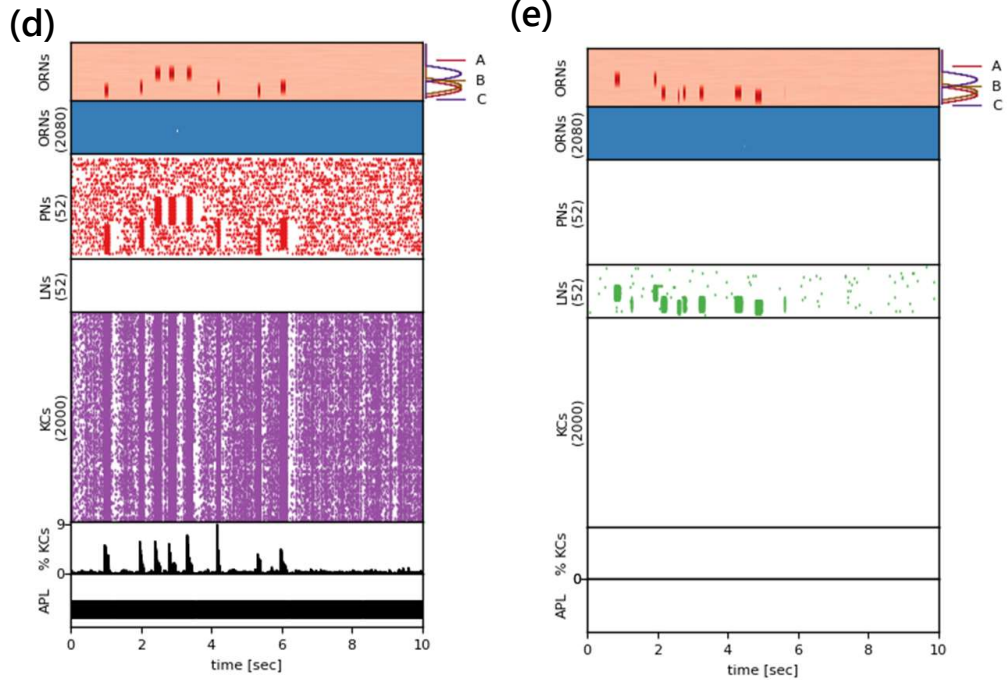
(b) 억제성 상호작용을 하는 LN의 역할이 사라져, PN에서 모든 신호들에 과도하게 반응하며, 최종적으로 신호들의 전처리가 잘 되지 않았다. PN과 KC에서 일반적인 모델에 비해 뉴런들의 스파이킹 상태를 유지하는 시간이 길어지고, 다시 활성화될 때까지 시간도 길어져, 다른 신호들과 정보가 혼재되는 경우도 있었다.

MBON에서 학습이 잘 되지 않아, 이와 같은 장애가 있는 곤충은 냄새에 따라 항상 반응은 하지만 구분이 명확하지 않아 서지를 하는데 실수가 잦을 것으로 예상된다.

(c) LN → PN연결을 완전히 끊지 않고, 확률적 연결을 하여, LN → PN연결의 강도에 따라 신호들의 전처리가 정확해지는 지를 확인해 보았다.

연결의 완전한 제거를 하였을때와 비교하여, 신호가 억제가 되는 모습을 보인다. 하지만 확률적인 연결(4%)을 통한 억제가기 때문에 일반적인 모델에 비해서는 역시 불안정한 모습이다.

3.2 ORN → LN



(d) LN이 작동하지 않아, (b)와 비슷한 효과가 나타난다.

신호들의 억제가 잘되지 않아, 다른 곳에서 장애가 일어났음에도 1.과 비슷한 장애가 일어나는 것으로 보인다.

3.3 ORN → PN

AL에서 마지막으로 거쳐야 하는 PN에서 자극을 받지 못하면, PN이 제대로 기능 하지 않아 PN, KC에 반응이 없을 것이다.

예상대로, LN을 제외한, PN, KC에 신호가 전달되지 않았다.

이 정보로는 학습이 불가능 할 것이고, 곤충이 긍정적인 냄새와 부정적인 냄새를 전혀 구분하지 못하게 될 뿐 아니라, 냄새에 반응조차 하지 못하게 될 것이다.

4 결론 및 토론

이번 연구에서는 곤충의 서징 행동을 모방한 SNN(Spiking Neural Network)의 구성 요소와 기능을 분석하고, 각 뉴런들의 연결 관계를 통해 시스템의 전반적인 작동 원리를

이해하고자 하였다. 특히 ORN, LN, PN, KC, MBON 간의 연결이 신호를 어떻게 처리하고 학습에 기여하는지를 파악하며, 이러한 계층적 구조가 곤충의 행동을 효율적으로 제어한다는 점을 확인하였다.

하지만 본 연구에서는 다음과 같은 한계와 아쉬움이 있었다:

학습 과정의 심화 부족: 논문에서 제시한 학습 방법을 간단히 이해했지만, 이를 실행하고 학습 결과를 직접 확인하지 못했다. 특히, 학습이 진행됨에 따라 연결 확률이나 시냅스 강도 변화가 최종 학습 결과에 어떤 영향을 미치는지 정량적으로 분석하지 못한 점이 아쉬웠다.

확률적 연결과 학습 오차의 관계: 뉴런 간 연결이 확률적으로 이루어진다는 점은 생물학적으로 중요한 특징이다. 하지만 본 연구에서는 확률적 연결 강도를 조정하거나, 학습 오차가 확률적 연결에 따라 어떻게 변화하는지에 대한 실험적 검증이 부족했다. 이 부분을 추가적으로 탐구하면 곤충 신경망의 학습 효율성을 더 깊이 이해할 수 있을 것이다.

이 연구에서 SNN을 이용하여 실제 생명체의 움직임을 구현할 수 있다는 것에 놀라웠고, STDP와 유사한 학습을 이용한 해당 논문을 통해, 구체적인 예로써 STDP의 의미적인 이해를 하게 되어 좋았다.

Acknowledgments. 곤충의 서징의 전반적인 이해와 코드에서 발생한 오류의 수정에서 ChatGPT를 사용하였음. 작성된 코드는 면밀히 확인하였음.

References

- [1] Rapp, .N.M.P. H.: A spiking neural program for sensorimotor control during foraging in flying insects. proceedings of the national academy of sciences. Proceedings of the National Academy of Sciences **117**, 45 (2020)