

Spiking Neural Network

박달님 06.25.2021

스파이킹 신경망 기반 뉴로모픽 기술 동향

- 뉴로모픽(Neuromorphic)이란 직렬로 동작하는 기존 컴퓨터에서 병렬로 동작하는 뇌를 모방하여 처리하는 반도체를 기반으로 설계하는 기술
- 인식하기 어려운 비정형적인 문자, 이미지, 음성 등을 효율적으로 처리할 수 있는 장점이 있다.
- 뇌는 약 1000억 개의 뉴런이 시냅스로 연결되어 있고, 각 뉴런에서 스파이크 전기 자극을 만들어 다른 뉴런으로 신호가 전달된다.
- 이때, 신호의 자극 세기가 임계값 보다 높으면 신호가 전송되고, 낮으면 전송되지 않는다.

Spiking Neural Network

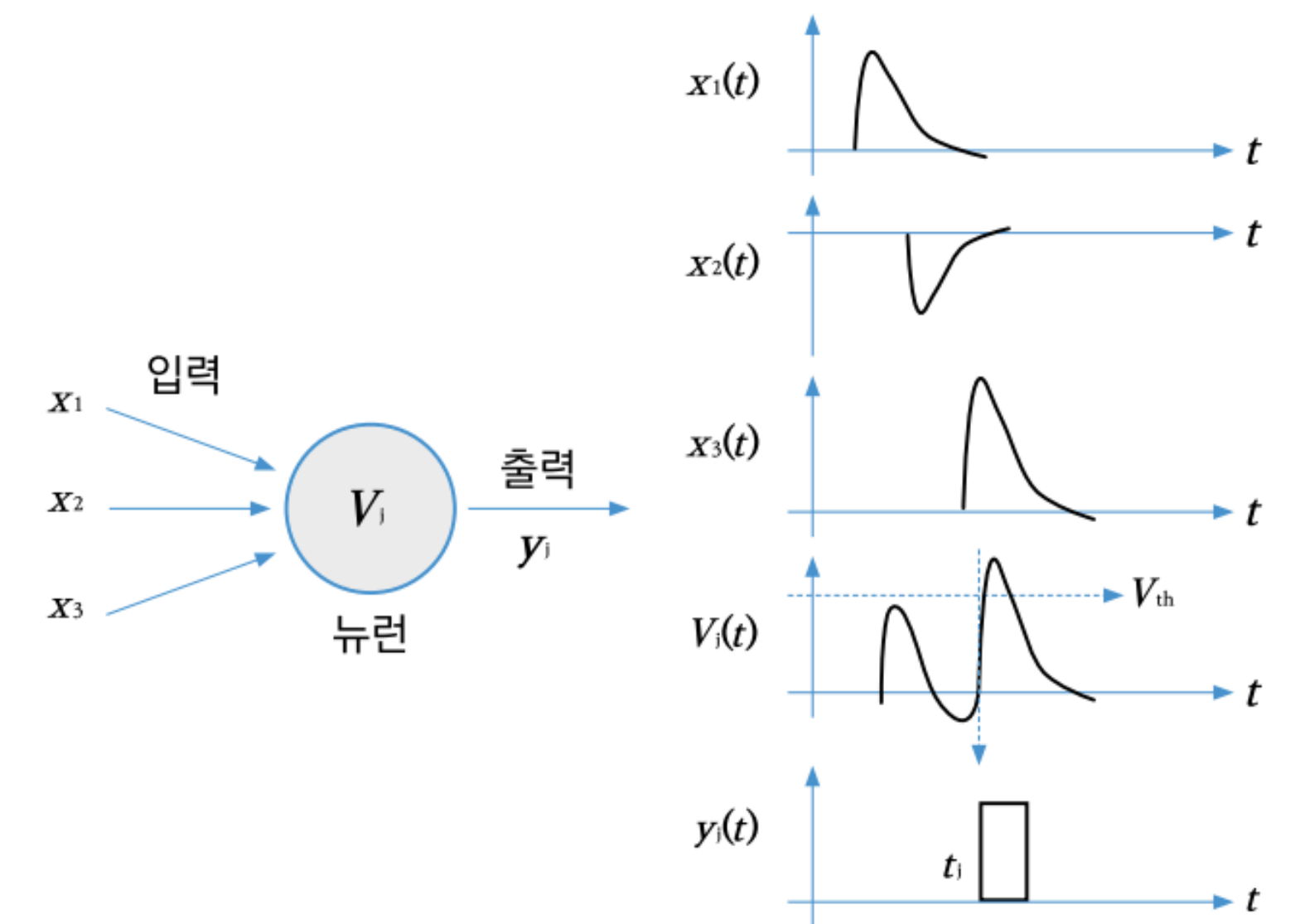
- 폰 노이만 기반 컴퓨터 구조의 단점을 해결하기 위해 생물학적 신경 네트워크 구조를 유사하게 모방
 - 단점: 폰 노이만 구조는 프로그램 메모리와 데이터 메모리가 물리적 구분 없이 하나의 버스를 통해 CPU와 교류하기 때문에 계산 속도가 기억장치 속도에 영향을 받는다. 기억장치의 속도가 전체 시스템의 성능 저하를 야기하는 이 현상을 폰 노이만 병목현상(Bottleneck)이라고 한다.
- 이런 특성으로 인해 스파이킹 신경망 기반의 뉴로모픽 칩은 적은 전기신호로도 동작이 가능하고, 심층 신경망 DNN 및 합성곱 신경망 CNN 보다 소모 전력이 적어 에너지 효율이 좋다는 장점이 있다

심층 신경망(DNN)과 스파이킹 신경망(SNN) 비교

- 심층 신경망은 입력층과 출력층 사이에 여러 개의 은닉층들로 이루어진 인공 신경망이다
- 심층 신경망은 기존의 인공 신경망과 같이 복잡한 연산으로 학습될 경우 많은 문제가 발생할 수 있다
- 기계 학습에서 학습 데이터를 과하게 학습하여 오차가 증가하거나 연산에 시간이 많이 걸리는 문제점이 대표적이다
- 스파이킹 신경망은 신경세포 각각에 대해서 학습을 수행한다면, 심층 신경망은 전체를 학습하는 방식이다
- 심층 신경망에는 이미지 인식율이 높은 합성곱 신경망, 시계열적인 데이터에 적합한 순환 신경망 (RNN), 게임 등에 활용되는 강화학습(Reinforcement Learning)이 있다.
- 스파이킹 신경망의 학습방법은 스파이크 타이밍 종속성 (Spike-timing-dependent plasticity)으로 뇌의 뉴런 간의 연결 강도를 조절하는 생물학적 과정을 통해 수행
 - 이는 특정 신경 세포의 출력과 입력 활동 전위의 상대적인 타이밍을 기반으로 연결 강도를 조정하며, 시냅스 전 스파이크와 시냅스 후 스파이크의 시간 차이를 통해 시냅스 가중치를 활용해 학습한다.

스파이킹 뉴럴 네트워크 동작

- 펄스 신경망에서 뉴런의 상태는 막전위 및 활성화 임계값에 의해 결정되고 뉴런의 막전위는 이전 층의 뉴런으로부터 온 시냅스 후 전위에 의해 결정된다.
- 흥분성 연접후 전위(EPSP, Excitatory Post Synaptic Potential)는 뉴런의 막전위를 증가시키고, 억제성 연접후 전위(IPSP, Inhibitory Post Synaptic Potential)는 뉴런의 막전위를 감소시킨다.
- 뉴런의 막전위가 활성화 임계값 이상으로 상승하면 뉴런은 스파이크를 생성한다.
- 펄스는 뉴런의 축색을 통해 다음 뉴런으로 전달되는데, 시냅스를 따라 전달되는 펄스 과정에는 특정 시간이 필요하며, 이 시간을 시냅스 지연이라고 한다.



[그림 2] 펄스 뉴런 활성화[2]

생물학적 뇌의 모방

- 생물학적 뉴런과 인공 스파이킹 뉴런 동작의 연관성
- 생물학적 뇌는 뉴런으로 구성되어 있고, 각 뉴런은 다른 시냅스와 연결된다.
- 수상돌기(dendrite)를 통해서 정보가 입력되면, 다른 뉴런으로 향하는 전기적 신호인 스파이크를 발생시키고, 생성된 신경 신호는 시냅스를 통해 인접한 뉴런으로 전달된다. 뉴로모픽 칩은 이와 같은 뇌의 생물학적 뉴런의 동작을 모방한 것으로, 스파이크가 입력되면 이 스파이크의 시간적 간격과 형태에 따라 전위가 증가하고 이 전위가 일정 수준 이상의 전위에 도달하면 스파이크가 발생하여 출력한다.

