

신경과학 I : 신경신호 인코딩과 디코딩

이 호 석

호서대학교 공과대학 뉴미디어공학과

hslee@office.hoseo.ac.kr

Neuroscience I : neural encoding and decoding

Ho Suk Lee

New Media Department, College of Engineering, Hoseo University

요 약

전산 신경과학은 신경 시스템을 생물물리학, 신경회로, 그리고 시스템 레벨 등 여러 가지 관점에서 크기와 구조를 모델링하여 신경 신호의 전달과 전달되는 정보의 내용을 이해하고자 하는 분야이다. 전산 신경과학은 기존의 생물학적인 신경과학 연구에 대한 보완적인 연구방법으로 이론적이고 계산적인 방법을 사용한다. 본 논문에서는 신경 세포에서 반응 인코딩에 해당하는 신호 발생율(firing rate)과 스파이크 통계(spike statistics)를 설명하고, 신경 세포에서 반응 디코딩에 해당하는 스파이크-트레인 디코딩(spike-train decoding)에 대하여 설명한다.

1. 서론

1.1 연구 동기

7,000년 전의 인간 두개골에서도 윗부분 두 군데에 구멍을 뚫어 수술을 시행한 흔적을 볼 수 있다[1]. 아마 인간은 매우 오래전부터 인간의 두뇌에 대하여 알고 있었던 것 같다. 1920년대부터는 EEG(Electroencephalogram)을 활용하여 대뇌피질이 발생하는 뇌파를 측정하고 기록하여 뇌의 활동을 연구하였다. 근래에는 인간 두뇌에 대한 연구가 많이 진전되어 뇌의 구조와 기능이 많이 밝혀지고 있다고 한다. 그러나 아직 뇌의 모든 기능이 다 밝혀진 것은 아니라고 하며, 근래에 들어와서 생물학과 의 공학에서는 다양한 방법으로 뇌를 연구하고 있다. 인간을 포함한 포유동물의 대뇌피질은 모두 6층의 구조로 되어 있다. 인간 대뇌피질의 두께는 1mm정도이며 1mm²에 2만~10만개의 신경세포가 있다[1]. 어떤 학설에 의하면 인간 두뇌의 신경세포는 수는 대략 1,000억 개라고 하며 신경세포와 신경세포를 연결하는 시냅스(synapse)의 수는 1,000조 개 정도라고 한다[1]. 이렇게 두뇌 세포의 개수가 많은 것은 만일의 사태를 대비하기 위한 여유분이라고 하며 또한 새로운 환경에 적응하기 위한 것이라고도 한다.

신경세포의 활동은 전기적이고 화학적이다. 전기 신호는 1ms 사이에 열리고 닫히는 이온 채널을 통하여 전달되는 나트륨 이온(Na⁺)의 파장이며 화학적 작용은 시냅스에서 방출되는 신경전달물질로서 알려진 것만 100종류 정도가 되며, 도파민, 세로토닌, 아드레날린이 포함된다. 시냅스와 연결되는 신경세포의 수용체 사이에는 매우 작은 간격이 있으며 간격 사이를 신경전달물질이 이동하여

신호를 전달하는 것이다. 신경전달물질 중에서 가장 흔히 사용되는 것은 글루타민산과 GABA(감마 아미노 부티르산)이다. 글루타민산은 나트륨이온으로서 신경 신호인 스파이크이며 GABA는 염소이온으로서 신경신호를 억제하여 신경세포의 활동을 적절하게 조절한다[1][2].

본 논문은 전산 신경과학적인 방법을 사용하여 뇌의 구조와 기능을 모델링하고 실험하여 뇌에 대하여 더 많이 알고자 하는 시도이다. 구체적으로 본 논문에서는 신경세포와 신호전달에 대하여 설명하고 신경 세포에서 반응 인코딩에 해당하는 신호 발생율, 스파이크 통계, 신호 발생 모델을 설명한다. 또한 신경 신호의 디코딩에 해당하는 스파이크 디코딩에 대하여 설명한다[3].

1.2 관련 연구

참고문헌 [1]에서는 인간 두뇌의 구조와 기능을 쉽게 읽고 이해할 수 있도록 설명하였다. 참고문헌 [2]에서는 인간 두뇌의 구조와 기능, 신경 세포의 종류와 구조, 시냅스의 구조와 신경 신호의 전달방법, 시냅스가 형성되는 과정, 신경 전달 물질의 종류와 기능에 대하여 설명하였다. 또한 시냅스와 신경전달 물질이 인간 두뇌의 특징을 나타내는 기본적인 인자라는 것을 설명하였다. 다시 말하면, 인간의 자아는 신경세포를 연결하는 시냅스를 중심으로 생각할 수 있다는 것이다. 또한 뇌의 앞부분에 위치하는 전두엽이 인간의 성격을 많이 조절하는 것으로 설명하였다. 참고문헌 [3]에서는 전산/이론 신경과학을 자세하게 설명하였다. 신경세포를 수학 함수로 모델링하고 통계와 확률을 사용하여 신경세포의 활동을 모델링하여 설명하였다. 참고문헌 [4]에서는 새로운 하드웨어를 설계하여 뉴런

을 구현하고 생물학적으로 가능한 실시간 로봇 조정 장치를 구현하여 실험하고 조사하였다. 참고문헌 [5]에서는 더 가능성이 있는 세 가지의 퍼셉트론 모델을 제시하였다. 퍼셉트론은 억제 및 흥분 시냅스 연결로 구성되도록 하였다. 참고문헌 [6]에서는 새로운 시냅스 가소성 활동 규칙(Synaptic Plasticity Activity Rule)을 제시하였다. 참고문헌 [7]에서는 VLSI로 구현된 다양한 형태로 재구성이 가능한 뉴런 네트워크 구조를 제시하였다. 참고문헌 [8]에서는 문어(octopus)의 시각을 VLSI 칩에 구현하여 설명하였다. 참고문헌 [9]에서는 영상 분류를 위한 EEG(Electroencephalography) 기반 실시간 두뇌-컴퓨터 인터페이스에 대하여 설명하였다. 참고문헌 [10]은 망막 손상의, 예를 들어 망막색소상피변성(retinitis pigmentosa)이나 혹은 나이에 의한 황반변성(age-related macular degeneration), 경우에 전기적으로 망막에 자극을 주어서 시력을 회복할 수 있는 방법을 설명하였다. 참고문헌 [11]은 두뇌-컴퓨터 인터페이스에서 기존의 호지킨-헉슬리(Hodgkin-Huxley) 신경세포 모델을 외부에 회로를 추가하는 방식으로 개량하여 신경세포 활동을 개선할 수 있는 방법을 설명하였다.

2. 본론

2.1 신경세포와 신호전달

대뇌피질 신경세포는 체세포(soma), 기본 수상돌기(base dendrite), 정상 수상돌기(apical dendrite), 축색돌기(axon), 부수 축색돌기(axon collaterals)로 구성된다. 신경 신호의 전달은 기본적으로 전기 신호이며 여기에는 양전기의 나트륨(Na⁺) 이온, 칼륨(K⁺) 이온, 칼슘(Ca²⁺) 이온이 있으며 음전기의 염소(Cl⁻) 이온이 있다. 전기신호의 전달은 신경세포막의 안쪽과 바깥쪽의 전기적인 차이에 의하여 나타나며 편안한 상태에서 전기적인 차이는 -70mV이다. 이 상태를 세포가 분극화되어(polarized) 있다고 한다. 이온들은 전압과 농도 차이에 의하여 세포막의 이온 채널을 통하여 이동된다. 세포 밖으로 흐르는 양이온 전류는 세포막의 전압을 더욱 음으로 만든다. 이 현상을 과도극화(hyperpolarization)라고 부른다. 세포속으로 이동하는 양이온 전류는 세포막의 전압을 덜 음으로 만들거나 혹은 양으로 만든다. 이것을 소극화(depolarization)라고 부른다. 신경세포가 충분히 소극화되어 세포막의 전압이 일정 기준 이상으로 올라가면 양의 피드백 과정(positive feedback process)이 발생한다. 그리고 신경세포는 1ms 정도 지속되는 100mV 정도의 전압을 발생시킨다. 이 전기신호를 활동전위(action potential)라고 한다. 전기신호가 시냅스에 도달하면 시냅스는 신경전달 물질을 방출하며 연결되어 있는 신경세포의 수용체는 신경전달 물질을 받아들여 신경 신호를 전

달한다. 뇌는 이런 방식을 통하여 시각신호, 청각신호, 촉각신호, 후각신호를 뇌의 특정한 부위로 전달하고 해당 부위에서는 전달된 신호를 해석하여 인식을 하게 되는 것이다. 물론 이러한 과정은 매우 많은 수의 신경세포에 의하여 이루어지며 매우 복잡하여 아직 완전하게 밝혀지지 않은 부분도 있다고 한다.

신경세포의 인코딩이란 신경세포의 입력인 자극(stimulus)과 출력인 반응(response) 사이의 관계를 전기신호와 신경전달 물질이 아닌 수학 함수로 모델링하는 것을 의미한다. 우선, 전달된 신호를 모델링하여야 하고 신호에 의하여 신경세포가 신호를 출력하는 것을 모델링하여야 한다.

2.2 반응 인코딩

활동전위(action potential)는 정보를 전달한다. 비록 활동전위가 존재기간, 진폭, 모양이 다를지라도, 신경신호 인코딩 연구에서는 약간씩 다른 활동전위를 모두 동일한 것으로 간주한다. 만약 활동전위가 관찰되는 약 1ms의 시간을 고려하지 않는다면, 활동전위 시퀀스는 오직 활동전위가 발생한 시간만으로 표시될 수 있다. 즉, 활동전위의 시퀀스는 Dirac 함수를 사용하여 다음 수식 (1)과 같이 모델링될 수 있다.

$$\rho(t) = \sum_{i=1}^n \delta(t-t_i) \quad (1)$$

이 경우, $\rho(t)$ 를 신경 반응 함수(neural response function)라고 한다. 스파이크-카운트율(spike-count rate)은 다음과 같이 생각할 수 있다.

$$r = \frac{n}{T} = \frac{1}{T} \int_0^T dt \rho(t) \quad (2)$$

평균 신경 반응 함수를 $\langle \rho(t) \rangle$ 로 나타내면, 시간 관계적인(time-dependent) 신호 발생율(firing rate)은 다음과 같이 표시될 수 있다.

$$r(t) = \frac{1}{\Delta t} \int_t^{t+\Delta t} dt' \langle \rho(t') \rangle \quad (3)$$

평균 신호발생율(average firing rate)은 수식 (1), (2), 그리고 (3)을 사용하여 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \langle r \rangle &= \frac{\langle n \rangle}{T} = \frac{1}{T} \int_0^T dt \langle \rho(t) \rangle \\ &= \frac{1}{T} \int_0^T dt \rho(t) \end{aligned} \quad (4)$$

입력 스파이크에 의한 평균 출력 신호(spike-triggered average stimulus), $C(\tau)$, 는 출력 신호가 발생하기 이전 τ 시간 간격 동안의 평균 입력 신호로서 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$C(\tau) = \left\langle \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n s(t_i - \tau) \right\rangle \approx \frac{1}{\langle n \rangle} \left\langle \sum_{i=1}^n s(t_i - \tau) \right\rangle \quad (5)$$

Poisson 프로세스를 사용하면 신경세포 출력에 대한 근사를 구할 수가 있다. 신호 발생율(firing rate)이 시간에 관계없이 동일하다고 가정하면, Poisson 프로세스는 n 스파이크 시퀀스를 고정된 시간간격 동안에 동일한 확률로 발생시킨다. 수식은 다음 확률 식으로 표현된다.

$$P(t_1, t_2, \dots, t_n) = n! \frac{(rT)^n}{n!} e^{-rT} \left(\frac{\Delta t}{T}\right)^n \quad (6)$$

여기서, T는 시간 간격이고 $\Delta t = T/M$ 이며 M은 빈(bin)의 개수이다.

2.3 반응출력 함수

수학에 의한 모델링에서 신호출력함수는 세 부분으로 구성되어 있다고 할 수 있다. 첫 번째 부분은 선형 필터 부분이고, 두 번째 부분은 비선형 함수 부분이고, 마지막 세 번째 부분은 스파이크 신호 출력 부분이다.

예상 신호 발생율(estimated firing rate)을 선형 필터만을 사용해서 다음과 같이 나타낼 수는 있다.

$$r_{est}(t) = r_0 + \int_0^\infty d\tau D(\tau) s(t-\tau) \quad (7)$$

여기서, r_0 는 s=0 일 때에 발생할 수 있는 신호발생이고, $D(\tau)$ 시간 $t-\tau$ 때의 자극이 시간 t 때의 신호발생에 얼마나 강하게 그리고 어떻게 (+ 혹은 -) 영향을 끼치는지를 나타내는 가중치이며, $s(t-\tau)$ 는 시간 $t-\tau$ 때의 자극이다. 위 식의 두 번째 부분이 선형 필터 부분이다.

그러나 선형필터 부분은 두개의 문제를 가지고 있다. 하나는 예상 신호 발생율이 음수가 될 수도 있다는 것이고, 다른 하나는 예상 신호 발생율이 자극이 증가함에 따라 무한대로 커질 수가 있다는 것이다. 이 문제를 해결하고 그리고 기본적으로 비선형인 신경 시스템을 표현하기 위하여 예상 신호 발생율을 비선형 함수를 사용하여 표현하면 다음과 같다. 우선 선형 부분을 다음과 같이 표현하자.

$$L(t) = \int_0^\infty d\tau D(\tau) s(t-\tau) \quad (8)$$

그러면 비선형 예상 신호 발생율은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$r_{est} = r_0 + F(L(t)) \quad (9)$$

여기서, F 는 임의의 함수로서 고정 비선형(static nonlinearity)이라고 한다. 함수 F가 범위내에 제한되어 있다면, 예상 신호 발생율은 음수가 되거나 매우 큰 수가 되는 경우는 없을 것이다. 함수 F는 실제 데이터를 사용하여 구성할 수가 있다.

다음에 세 번째 부분인 스파이크 생성기는 다음과 같이 나타낼 수가 있다.

$$r_{est} \Delta t \times x_{rand} \quad (10)$$

이제, 세가지 부분을 모두 구하였으며, 신경세포에서 자

극(stimulus)에 의하여 반응(response)이 발생하는 과정을 모델링하면 다음과 같이 표현할 수 있다.

stimulus

->linear filtering->static nonlinearity->spike generator

->response

2.4 반응 디코딩

신경세포에 대한 스파이크 시퀀스 디코딩에서는, 시간 t 에 있어서의 자극에 대한 신호 예측을, 시간 t 이전에 발생했던 스파이크로부터 구성하는 것을 의미한다. 여기에는 모순되는 점이 있다. 즉, 시간 t 에 있어서의 활동 전위의 발생은 시간 t 이전에 발생했던 스파이크 시퀀스의 영향을 받는다. 그러나 스파이크 디코딩에서는, 현재의 활동전위로부터 시간 t 이후에 대한 정보를 구하기를 원하며 이것은 모순이다. 다시 말하면, 발생된 스파이크는 이미 자극에 대한 과거의 기록이다. 그러나 스파이크 디코딩에서는 이 과거의 정보를 바탕으로 현재의 스파이크 값을 예측하기를 원한다. 그러나 이 문제는 분명히 자극들 사이에는 시간적인 연관성(temporal correlation)이 있어서 과거의 기록이 현재의 스파이크 값에 대한 정보를 제공할 수 있다고 생각하기 때문에 가능하다.

디코딩을 용이하게 하기 위하여 예측 지연, τ_0 을 고려하고, 시간 t 이전에 발생한 스파이크로부터 시간 $t-\tau_0$ 때에 발생한 자극에 대한 예측을 구성하기로 한다. 자극에 대한 예측 값은 모든 스파이크에 대한 선형 합으로 구성된다. 시간 t 에 발생한 스파이크는 커널 $K(t-t_i)$ 를 발생시킨다고 가정하면, 전체 예측은 이들 모든 커널의 합으로 표현된다. 수식으로 나타내면 다음과 같다.

$$s_{est}(t-\tau_0) = \sum_{i=1}^n K(t-t_i) - \langle r \rangle \int_{-\infty}^{+\infty} d\tau K(\tau) \quad (11)$$

위 식에서 마지막 부분은 s_{est} 값이 0이 될 수 있도록 하기 위해서이다. 위의 수식은 모든 스파이크를 고려하도록 되어 있다. 여기서, 시간 t 이전에 발생한 스파이크만을 고려하도록 하기 위해서는 $t-t_i \leq 0$ 에 대하여서는 $K(t-t_i) = 0$ 조건을 포함하여야 한다. 이와 같은 조건을 만족시키는 커널을 인과적(causal) 커널이라고 한다. 위의 수식 (11)은 $\rho(t) = \sum \delta(t-t_i)$ 을 사용하면 다음과 같이 간략하게 표현할 수가 있다.

$$s_{est}(t-\tau_0) = \int_{-\infty}^{+\infty} d\tau (\rho(t-\tau) - \langle r \rangle) K(\tau) \quad (12)$$

그리고 커널 $K(\tau)$ 는 다음의 식으로 표현될 수 있다.

$$K(\tau) = \frac{1}{\langle r \rangle} Q_n(\tau - \tau_0) = C(\tau_0 - \tau)$$

$$= \frac{1}{\langle n \rangle} \left\langle \sum_{i=1}^n s(t_i + \tau - \tau_0) \right\rangle$$

3. 결론

본 논문에서는 신경세포의 인코딩과 디코딩에 대하여 간략하게 설명하였다. 이러한 연구가 계속되면 인간 두뇌의 여러 부분들을, 예를 들면 시각 처리 부분, 청각 처리 부분, 컴퓨터 시스템을 이용하여 인공적으로 구현하여 사용하는 것이 가능할 것이다. 물론 아직 두뇌에 대하여 생물학적으로 완전하게 밝혀지지 않은 구조와 기능이 있다고 하지만 공학적인 측면에서 구현하는 것은 가능할 것으로 생각된다. 더 나아가 만약 인공 두뇌의 개발이 성공하게 된다면, 이것은 인류의 과학 역사에 있어서 매우 중요한 의미를 지니게 될 것이며 또한 인류 전체에 있어서 매우 큰 의미를 지니게 될 것이다. 관련 응용분야로는 컴퓨터공학, 로봇공학, 자동차공학, 의생물공학, 영상공학 분야 등을 생각할 수 있다. 컴퓨터를 이용한 두뇌의 구현에 있어서 중요한 난제 중의 하나는 1,000억 개에 이르는 신경세포의 구현과 1,000조 개에 이르는 시냅스 네트워크의 구현이 될 것으로 생각된다. 그리고 새로운 컴퓨터 시스템의 개발이 필요할 것이다.

참고문헌

- [1] 이규원 역, 뇌과학, 은행나무, 2005년 8월.
- [2] 강봉균 역, 시냅스와 자아(Synaptic Self), 도서출판 소소, 2005년 10월.
- [3] Peter Dayan, L. F. Abbott, Theoretical Neuroscience, The MIT Press, 2001.
- [4] Eduardo Ros, et al., "Real-Time Computing Platform for Spiking Neurons (RT-Spike)," IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 17, No. 4, pp.1050-1063, July 2006.
- [5] Phil Rowcliffe, et al., "Spiking Perceptrons," IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 17, No. 3, pp.803-807, May 2006.
- [6] Waldemar Swiercz, et al., "A New Synaptic Plasticity Rule for Networks of Spiking Neurons," IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 17, No. 1, pp.94-105, January 2006.
- [7] Giacomo Indiveri, et al., "A VLSI Array of Low-Power Spiking Neurons and Bistable Synapses With Spike-Timing Dependent Plasticity," IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 17, No. 1, pp.211-221, January 2006.
- [8] Massoud Momeni, et al., "An Analog VLSI Chip Emulating Polarization Vision of Octopus Retina," IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 17, No. 1, pp.222-232, January 2006.
- [9] Adam D. Gerson, et al., "Cortically Coupled Computer Vision for Rapid Image Search," IEEE Trans. on Neural Systems and Rehabilitation

- Engineering, Vol. 14, No. 21, pp.174-179, June 2006.
- [10] Matthew A. Schiefer, Warren M. Grill, "Sites of Neuronal Excitation by Epiretinal Electrical Stimulation," IEEE Trans. on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, Vol. 14, No. 1, pp.5-13, March 2006.
- [11] Robert B. Szlavik, et al., "Neural-Electrical Inhibition Simulated With a Neuron Model Implemented in SPICE," IEEE Trans. on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, Vol. 14, No. 1, pp.109-115, March 2006.