

감각 뉴런의 마르코프 체인 모델과 시냅스 가소성을 이용한 LTC 개선

이준혁*

경기과학고등학교

Improving LTC using Markov Chain Model of Sensory Neurons and Synaptic Plasticity

Junhyeok Lee *

Gyeonggi Science High School for the Gifted

E-mail : gs20085@gs.hs.kr

요 약

본 연구의 목적은 LTC(Liquid Time-constant Network)를 기반으로 감각 뉴런의 동작과 시냅스 가소성을 고려한 모델을 제안하는 것이다. 이를 위해 뉴런 연결 구조를 뉴런의 수가 증가하는 형태, 감소하는 형태, 증가 후 감소하는 형태, 감소 후 증가하는 형태의 4가지로 설정하여 실험을 진행하였다. 변경한 모델의 성능이 LTC에 비해 개선되었는지 알아보기 위한 데이터는 시계열 예측 데이터셋을 사용하였다. 실험 결과, 감각 뉴런의 모델링을 적용하는 것은 항상 성능 향상을 불러오는 것은 아니지만 데이터셋의 종류에 따라 적절히 학습 규칙을 선택하는 것을 통해 성능이 향상됨을 관찰하였다. 또한, 뉴런의 연결 구조는 4개 층 이하일 때 향상된 성능을 보였다.

ABSTRACT

In this work, we propose a model that considers the behavior and synaptic plasticity of sensory neurons based on Liquid Time-constant Network (LTC). The neuron connection structure was experimented with four types: the increasing number of neurons, the decreasing number, the decreasing number, and the decreasing number. In this study, we experimented using a time series prediction dataset to see if the performance of the changed model improved compared to LTC. Experimental results show that the application of modeling of sensory neurons does not always bring about performance improvements, but improves performance through proper selection of learning rules depending on the type of dataset. In addition, the connective structure of neurons showed improved performance when it was less than four layers.

키워드

Time-series prediction, RNN, Biological Neuron Models, Synaptic Plasticity, Liquid Time-constant

1. 서 론

최근 자연어 처리 분야는 획기적인 발전이 이루어졌다. 그러나 자연어 처리에 사용되는 모델은 다음과 같은 한계를 지닌다. 첫째, 모델에 자체적으로 기억을 저장할 수 없다. 둘째, 모델이 어떻게 출력값을 생성하는지 알 수 없다. 셋째, 세 가지 이상의 감각 입력을 동시에 처리할 수 없다. 넷째,

모델은 인간의 논리와 같은 정신적 과정이 존재하지 않는다. 이 한계점들 모두 각기 다른 분야에서 연구가 이루어지고 있으나, 한 번에 해결할 수 있는 모델은 존재하지 않는다. 그러나 인간의 뇌는 이 네 가지를 한 번에 성공시킬 수 있다. 인간의 뇌에서 일어나는 현상을 모방하여 인공지능을 만들고자 하는 시도는 인공지능의 개념이 소개되었을 때부터 꾸준히 있었다. 하지만 이는 현재의 딥러닝 모델들보다 성능이 많이 뒤쳐졌기 때문에 큰

* corresponding author

관심을 받지 못했다. 그러나 최근 *C. elegans*의 신경 구조를 모방한 모델인 NCP가 적은 뉴런 수도 복잡한 작업을 가능하게 만들었다[1].

본 연구의 목적은 인공 신경망 모델을 인간의 뇌에 더욱 가깝게 모방한 구조로 설계하여 제안하고, 제안한 모델의 성능이 이전에 비해 개선되었는지 실험을 통해 검증하는 것이다.

II. 관련 연구

2.1 감각 뉴런의 마르코프 체인 모델

감각 뉴런은 두 개의 상태를 가지는 마르코프 체인으로 모델링하면 실제와 잘 맞는다[2]. 이 모델에서는 자극이 최초에 뉴런에서 인코딩되고, 이 인코딩된 값에 따라 뉴런이 발화 상태로 전이할 수도, 대기 상태로 전이할 수도 있다. 최종적으로 뉴런의 발화 속도는 식 (1)로 계산된다.

$$R_{fire}(t) = P_0(t)[y(t) + R_0] \quad (1)$$

2.2 LTC

LTC는 Hodgkin-Huxley 방정식에서 영감을 받아 그것을 continuous RNN의 형태로 만든 것이다[3]. LTC에서 hidden state $u(t)$ 의 미분방정식은 식 (5)와 같다.

$$\dot{u}(t) = -\left(\frac{1}{\tau} + W\sigma(u(t))\right)u(t) + A + W\sigma(u(t))B \quad (5)$$

2.3 시냅스 가소성

시냅스 가소성은 시냅스의 연결 강도가 전후에 연결된 뉴런들에 의해 스스로 조절되는 현상이다. 현재의 이론에 따르면 시냅스 가소성은 학습과 기억에 핵심적인 역할을 한다. 시냅스 연결 강도를 미분방정식으로 표현하여 시냅스 가소성을 수학적으로 나타낼 수 있다. Hebb의 법칙, Oja의 법칙, BCM 이론이 시냅스 연결 강도 미분방정식의 예시이다.

III. WM

3.1 NCP와 대뇌 신피질

NCP가 *C. elegans*의 신경 구조를 모방하여 성공을 거둔 것으로부터, 인공 신경망에 인간이 가진 신경망 구조를 적용하는 것 역시 좋은 결과를 얻을 것이라 가정할 수 있다. 인간의 고등 정신 작용의 대부분을 담당하는 대뇌 신피질은 총 6개의 층으로 구성되어 있다. 하지만 신피질의 모든 부분에서 6개의 계층의 엄격한 부분이 적용되는 것은 아니다. 따라서 인공 신경망에서 인간의 뇌 구조를 이식하고자 한다면, 가장 학습이 잘 되는 최적인 신경망의 구조와 연결 형태를 찾을 필요가 있다.

본 연구에서는 뉴런이 소속된 국소적인 신경망 외의 다른 부분과 연결되는 경우를 배제하여 하나의 작은 신경망에 대해 그림 1에 나타낸 NCP 이

외의 4가지 종류의 레이어 연결을 검증한다.

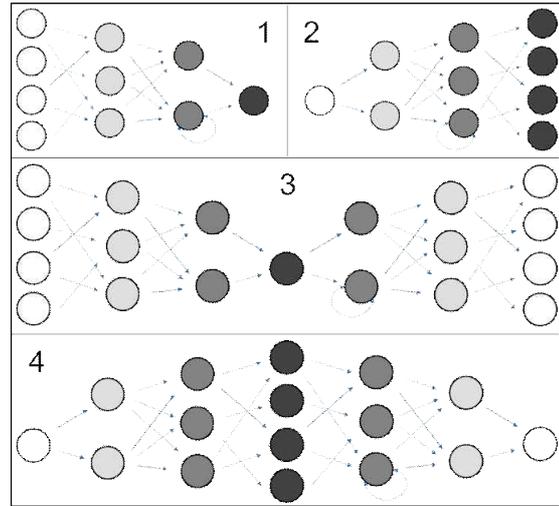


그림 1. 최적 신경망 구조 후보. 1은 층이 깊어질수록 뉴런 수가 감소하는 DC 구조, 2는 층이 깊어질수록 뉴런 수가 증가하는 AC 구조, 3은 층이 깊어질수록 뉴런의 수가 감소하다 증가하는 AE 구조, 4는 층이 깊어질수록 뉴런의 수가 증가하다 감소하는 DM 구조이다.

3.2 WM

본 연구에서는 LTC 및 NCP를 개선한 새로운 모델 WM을 제시하고자 한다. 첫 번째로, 제시한 감각 뉴런의 마르코프 체인을 이용해 뉴런으로 들어오는 자극을 다시 입력으로 인코딩하는 레이어를 제작한다. 사용하는 방정식은 소개한 것과 같으며, 레이어의 출력은 뉴런의 발화 속도이다. 미분방정식을 인공 신경망으로 만드는 것은 Neural ODE를 참고하였다[4]. 두 번째로, 시냅스 가소성을 LTC에 직접적으로 반영하여 개선한다. 이를 통해 시냅스 연결 강도의 조절을 모델링한다. 학습 규칙은 Hebb의 규칙, Oja의 규칙, Law와 Cooper의 BCM 규칙(표에서는 BCM(LC)로 표시)과 Intrator와 Cooper의 BCM 규칙(표에서는 BCM(IC)로 표시)의 4가지를 사용한다.

마지막으로, LTC cell을 이용해 뉴런을 연결하는 신경망의 구조를 새로 만든다. 인간의 대뇌 신피질에서 영감을 얻어 최대 6개의 레이어로 구성되도록 한다. 재귀적인 연결은 일부 계층에 허용한다. 본 연구에서는 LTC를 직접 수정한 결과물을 WM이라고 부른다.

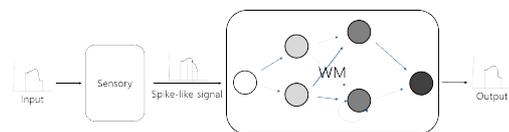


그림 2. WM의 모식도

IV. 실험 결과

4.1 학습 규칙과 sensory layer

표 1. Sensory layer의 유무와 학습 규칙에 따른 각 WM 모델의 데이터셋에 따른 성능, 5회 실시하여 평균과 표준편차 구함.

데이터셋	Sensory layer 적용 여부	학습 규칙				
		None	Hebb	Oja	BCM (LC)	BCM (IC)
Gesture	O	58.86% ±0.88	56.88% ±0.75	58.75% ±0.74	57.78% ±1.19	57.85% ±1.11
	X	58.15% ±1.00	58.41% ±0.79	57.60% ±0.55	57.18% ±1.50	58.81% ±1.53
Occupancy	O	98.99% ±0.09	99.04% ±0.01	98.95% ±0.15	98.84% ±0.25	98.70% ±0.43
	X	98.95% ±0.12	98.99% ±0.11	99.01% ±0.07	99.01% ±0.05	98.86% ±0.15
Activity	O	73.26% ±13.29	73.21% ±16.06	75.95% ±11.32	82.18% ±3.69	63.52% ±22.40
	X	80.64% ±8.05	63.73% ±5.34	80.72% ±8.19	79.27% ±7.30	78.99% ±10.55
Person	O	73.53% ±2.21	72.60% ±2.52	73.55% ±1.68	73.35% ±0.90	73.39% ±1.44
	X	74.30% ±1.49	73.30% ±1.44	74.48% ±0.89	71.64% ±1.09	73.62% ±1.36
Power	O	0.045±0.010	0.053±0.013	0.047±0.0094	0.047±0.0083	0.047±0.0085
	X	0.042±0.010	0.050±0.004	0.051±0.004	0.054±0.002	0.050±0.004

WM에 학습 규칙과 sensory layer를 전처리로 적용한 것이 기존의 NCP보다 성능이 좋은지 실험해 보았다. 이를 위해 시계열 예측 데이터셋을 활용하였다. 사용한 데이터셋은 Gesture, Occupancy, Activity recognition, Person activity, Power의 다섯 가지이다. 평가 지표는 absolute error인 Power 데이터셋을 제외하고 전부 accuracy이다. Sensory layer의 유무와 학습 규칙의 종류에 따른 실험 결과는 표 1에 기재되어 있다.

4.2 최적 신경망 구조

표 2. AC/DC/AE/DM 구조의 레이어 수에 따른 WM 모델의 Person activity 데이터셋에 대한 성능, 5회 실시하여 평균과 표준편차 구함.

구조	레이어 수				
	2	3	4	5	6
AC	77.62% ±1.27	74.16% ±1.32	70.75% ±1.42	67.46% ±2.24	65.76% ±3.09
DC	70.00% ±1.30	71.59% ±1.94	72.68% ±1.50	68.51% ±1.02	71.29% ±2.23
AE	73.63% ±3.22	69.97% ±3.07	63.31% ±3.89	53.22% ±7.57	51.72% ±6.84
DM	74.63% ±0.88	71.21% ±1.79	61.93% ±4.79	47.51% ±23.93	51.71% ±9.14

WM에서 최적 신경망 구조를 알아내기 위해 위에서 사용한 Person activity 데이터셋을 AC, DC, AE, DM 구조에 대하여 실험하였다. 학습 규칙에

따른 성능 차이가 가장 적었던 Person activity 데이터셋으로 선정했다. 학습 규칙은 sensory layer의 유무에 상관없이 좋은 결과를 보인 Oja의 규칙을 적용하였고, sensory layer는 배제하고 실험하였다. 매개변수의 수를 맞추기 위해 LTC 뉴런의 개수는 32개로 통일하였다. 각 구조의 레이어 수에 따른 성능은 표 2에 나타내져 있다.

V. 결론

본 연구에서는 감각 뉴런의 마르코프 체인 모델링과 시냅스 가소성에 기반한 학습 규칙을 이용해 LTC 뉴런을 개선하였다. 실험 결과, 감각 뉴런의 모델링을 적용하는 것은 항상 성능 향상을 불러오는 것은 아니지만 데이터셋의 종류에 따라 적절히 WM의 학습 규칙을 선택하는 것을 통해 성능이 향상됨을 관찰하였다. 또한, 뉴런 사이의 연결에 대하여 NCP보다 더 좋은 성능을 내는 것이 있는지 탐구하였다. 실험한 결과, 구조와 관계없이 입력 레이어를 제외한 레이어가 2개, 3개 또는 4개로 구성된 경우 가장 성능이 우수함을 보였다. 이는 인간의 대뇌 신피질의 레이어 개수인 5개보다 적은 개수이고, 오히려 레이어 개수를 5개로 했을 때는 성능이 떨어지는 모습을 보였다.

향후 연구로는, 역전파를 이용한 경사하강법과 뉴런 사이에서 자체적으로 학습이 이루어지는 시냅스 가소성의 병용에 대한 효율성과 타당성에 대한 분석이 필요하다. 그리고 WM의 학습 시간을 줄이는 방법에 대한 추가적인 연구가 필요하다.

References

[1] M. Lechner, R. Hasani, A. Amini, T. A. Henzinger, D. Rus and R. Grosu, "Neural circuit policies enabling auditable autonomy," *Nature Machine Intelligence* 2.10 pp. 642-652, 2020.

[2] N. Nossenson, and H. Messer, "Modeling neuron firing pattern using a two state markov chain," *2010 IEEE Sensor Array and Multichannel Signal Processing Workshop*, IEEE, pp. 41-44, 2010.

[3] R. Hasani, M. Lechner, A. Amini, D. Rus and R. Grosu, "Liquid time-constant networks," *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. Vol. 35, No. 9, pp. 7657-7666, 2021.

[4] R. T. Chen, Y. Rubanova, J. Bettencourt and D. K. Duvenaud, "Neural ordinary differential equations," *Advances in neural information processing systems* 31, 2018.