

M-4

発振タイミングと発振周波数に依存した
可塑シナプスモデルの構築に対する一検討

A Study on Construction of Synaptic Plasticity Model dependent on Oscillating frequency and Oscillating Timing

○杉戸俊樹¹, 山下大地², 佐伯勝敏³, 関根好文⁴

Toshiki Sugito¹, Daichi Yamashita², Katsutoshi Saeki³, Yoshifumi Sekine⁴

Abstract: A synaptic plasticity is important for information processing of a human brain. A triplet Spike Timing Dependent synaptic Plasticity (TSTDP) depending on firing rate of continuous spikes is occupied attention of the scientists. Previously, we proposed a TSTDP model using electric circuits. However, it is different from some characteristics of the mathematic model.

In this paper, we improve a TSTDP hardware model. As a result, our proposed model qualitatively agrees with the mathematical model.

1. まえがき

現在、学習、連想などの情報処理を工学的に応用するために、脳を構成しているニューラルネットワークをモデル化する研究が盛んに行われている^[1]。特に、シナプスの前段に結合している細胞体(以下、PRE)と後段に結合している細胞体(以下、POST)の発振タイミング、発振順序とシナプスの発振周波数に依存して、増強と抑制を変化させる、Triplet STDP(以下、TSTDP)^[3]が注目されている。先に、我々は生理学データを基に報告された数理モデル^[3]のTSTDP特性を出力可能な電子回路モデル^[2]を提案した。しかし、従来のモデルでは、周波数が高い場合、増強が起こるタイミングで、抑制が起こっている部分が数理データとは異なっている。

今回、数理モデルのTSTDP特性と定性的に同様な特性を示す電子回路モデルを構築したので報告する。

2. 本論

図1に生理学データを基に報告された数理モデル^[3]の模倣的な特性の一例を示す。同図の縦軸は結合強度の変化量 ΔW を示し、横軸はPOSTとPREの発振時間差 $T_{POST}-T_{PRE}$ を示す。PREの発振時間を T_{PRE} とPOSTの発振時間を T_{POST} とする。図中において、発振周波数 ρ が低く、 $T_{POST}-T_{PRE}$ が正の場合、 ΔW は正となり、 $T_{POST}-T_{PRE}$ が負の場合、 ΔW は負となる。また、発振周波数 ρ が徐々に増加するに伴って、 ΔW も徐々に増加する。発振周波数 ρ が高い場合、 $T_{POST}-T_{PRE}$ が正であっても、負であっても、 ΔW は正となる。

図2に今回検討を行ったTSTDPモデルを示す。図中コンデンサはそれぞれ $C_1, C_2=120\text{fF}, C_3=1\text{pF}, C_4=2\text{pF}$ を用いている。同図において、 V_{PRE} はPREの出力電圧、 V_{POST} はPOSTの出力電圧を示す。SWには $1\mu\text{s}$ の遅延時間を与えたのち、 1.8V の電圧を入力している。

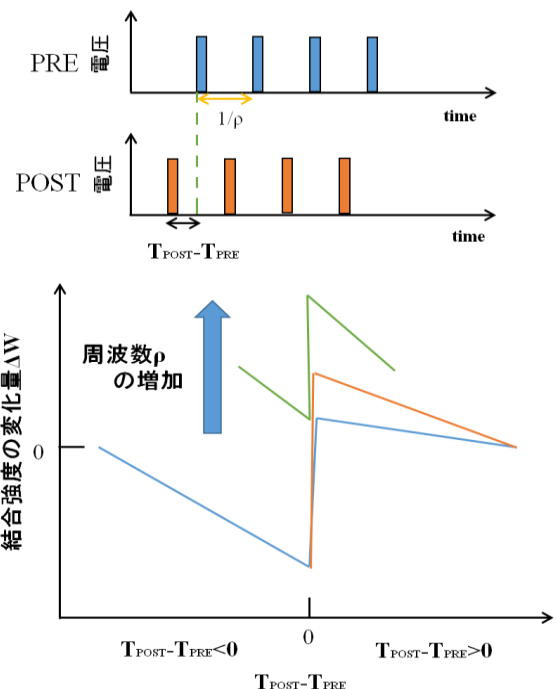


図1 生理学データを基に報告された数理モデルにより得た特性の一例

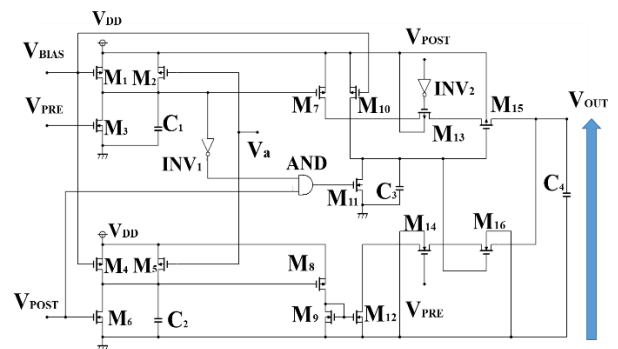


図2 TSTDPモデル

図中の初期状態では、 V_a がOFFになっているので、 M_2, M_5 が動作し、ただちに C_1, C_2 に電荷が充電され

1: 日大理工・学部・子情 2: 日大理工・院(前)・電子 3: 日大理工・教員・電子 4: 日大名誉教授

る. 同図において, $T_{POST}-T_{PRE}>0$ の場合, PRE が発振すると, M_3 が動作し, C_1 から電荷が引き抜かれて, M_7 が動作する. M_3 が OFF になると, C_1 は M_1 の電流に従い, 電荷を徐々に充電していく. この間に POST が発振することにより, INV_2 を通して, M_{13} , M_6 が動作し, C_2 から電荷が引き抜かれて, M_8 が動作する. M_8 が ON になることで M_9 , M_{12} も ON となる. ここで M_6 が OFF になると, C_2 は M_4 の電流量に従い, 電荷を徐々に充電していく. 発振しているときに, C_1 は充電しきらず, INV_1 を通して AND が ON となる. そのため M_{11} が ON となり C_3 の電荷が引き抜かれ, M_{15} が動作し, V_{OUT} の電位が上昇する. このとき, C_3 の電位に依存して M_{15} の出力電流が変化する. すなわち PRE, POST 発振周波数が高いと, 周期が短くなるため, C_3 は充電される前に電荷が引き抜かれることで, M_{15} の出力する電流量が増え, V_{OUT} の変化量が高くなる. また, PRE, POST 発振周波数が低いと, 周期が長くなるため, M_{11} から引き抜かれる電荷と M_{10} より充電される電荷に差が少ないため, V_{OUT} の変化量が低くなる. すなわち, PRE, POST 発振周波数に依存して, V_{OUT} の変化量が変化していく. $T_{POST}-T_{PRE}<0$ の場合, POST が発振すると, M_6 が動作し, C_2 から電荷が引き抜かれて, M_8 が動作する. M_8 が ON となることで M_9 , M_{12} も ON となる. ここで M_6 が OFF になると, C_2 は M_4 の電流量に従い, 電荷を徐々に充電していく. この間に, PRE が発振すると M_{14} , M_3 が動作し C_1 から, 電荷が引き抜かれ INV_1 を通し, AND に高い電圧がかかるが, POST が発振していないため, AND が ON とはならず, M_{16} が動作し, C_4 から, 電荷が引き抜かれて V_{OUT} の電位が低くなる. しかし, POST, PRE と順に交互に発振し, 発振周波数が高い場合, PRE から POST までの発振時間差が C_1 を充電しきる時間より短い場合, AND が ON となり C_3 から電荷が引き抜かれ, C_3 の電位が低下し, M_{15} の電流量が増え, M_{16} の電流量が減ることによって, C_4 に電荷が充電され V_{OUT} 電位が高くなる. すなわち, 細胞体の発振タイミング, 発振順序, 発振周波数に依存して V_{OUT} の出力が変化する.

図 3 に $T_{POST}-T_{PRE}$ に対する V_{OUT} の変化量 ΔV_{OUT} を示す. 図中, パラメータとして ρ は 50kHz, 10kHz, 5kHz としている. 縦軸は ΔV_{OUT} を示し, 横軸は $T_{POST}-T_{PRE}$ を示している. 同図において, 発振周波数が低い $T_{POST}-T_{PRE}>0$ の場合, ΔV_{OUT} は正となり, $T_{POST}-T_{PRE}$ の増加に伴って, ΔV_{OUT} は減少し, $T_{POST}-T_{PRE}<0$ の場合, ΔV_{OUT} は負となり, $T_{POST}-T_{PRE}$ の減少に伴って, ΔV_{OUT} は増加している. 一方, 発振周波数が高い場合,

$T_{POST}-T_{PRE}>0$, $T_{POST}-T_{PRE}<0$ ともに, ΔV_{OUT} は正となり, $T_{POST}-T_{PRE}$ の増加に伴って, ΔV_{OUT} は減少し, $T_{POST}-T_{PRE}$ の減少に伴って, ΔV_{OUT} は増加している. すなわち, 図 2 の TSTDTP モデルが細胞体の発振タイミング, 発振順序, 発振周波数によって, ΔV_{OUT} が変化している. このことから, 今回構築したモデルは生理学データを基に報告された数理モデルの TSTDTP 特性を再現可能なことを示している.

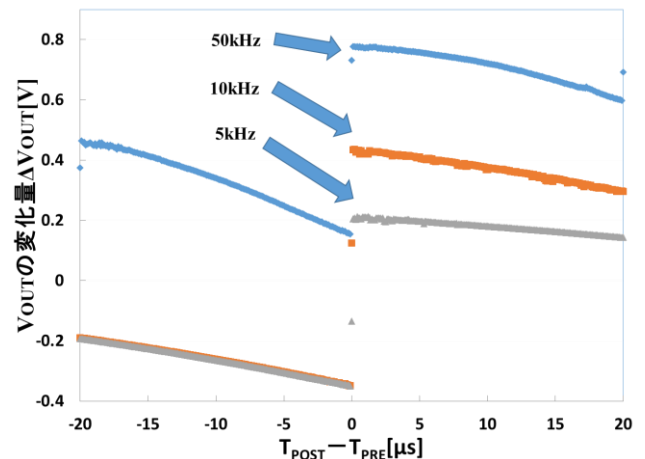


図 3 $T_{POST}-T_{PRE}$ に対する V_{OUT} の変化量 ΔV_{OUT}

3. まとめ

今回, 生理学データを基に報告された数理モデルの TSTDTP 特性を再現可能な電子回路モデルの検討を行った. その結果, 数理モデルの TSTDTP 特性と定性的に同様な特性を示すことを明らかにした.

今後, 実装したモデルの評価を行い, パターン認識に応用できるか検討を行う.

4. 文献

- [1] Cassidy, A.S., Georgiou, J., & Andreou, A. G. "Design of silicon brains in the nano-CMOS era: Spiking neurons, learning synapses and neural architecture optimization", *Neural Networks*, 45, pp.4-26, 2013.
- [2] 山下大地, 佐伯勝敏, 関根好文「連続スパイクの発振周波数に依存した可塑シナプスモデル」電気学会電子回路研究会資料, ECT-14-096, pp.35-38, 2014.
- [3] Gjorgjieva, J., Clopath, C., Audet, J., & Pfister, J. "A triplet spike-timing-dependent plasticity model generalizes the bienerstock-cooper-munro rule to higher-order spatiotemporal correlations", *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 108, pp. 19383-19388, 2011.