

## 階層型のハードウェアニューラルネットワークの応答特性に対する一検討

## Study on Response Characteristics of Hierarchical Hardware Neural Networks

○宇佐見雄<sup>1</sup>, 星野太輝<sup>2</sup>, 黒澤実花<sup>1</sup>, 森下克幸<sup>1</sup>, 武井裕樹<sup>3</sup>, 齊藤健<sup>4</sup>  
 \*Yu Usami<sup>1</sup>, Daiki Hoshino<sup>2</sup>, Mika Kurosawa<sup>1</sup>, Katsuyuki Morishita<sup>1</sup>, Yuki Takei<sup>3</sup>, Ken Saito<sup>4</sup>

Abstract: The challenges of AI in embedded devices are how to reduce power consumption and space. We are attempting to use the hardware neural networks that can operate at low power to implement AI into embedded devices. In this paper, we investigate the response characteristics of the hardware neural network's components to construct a hierarchical hardware neural network that can recognize and discriminate input signals such as images. The circuit simulation result shows that the cell body model's response characteristic changes when the synaptic model's coupling coefficient is changed.

## 1. はじめに

ディープラーニングをはじめとした AI は画像認識など様々な場所で活用されており、日本政府が策定した「第5期科学技術基本画」の中で用いられている「Society 5.0」からも AI の重要性を伺うことができる。これまでも AI を用いたシステムは、工学分野においては自動車の自動運転<sup>[1]</sup>などの分野で応用が検討されている。

AI は膨大な量の情報処理が必要であり、現在は Google 社や Amazon 社などが提供するクラウドサービス上で学習、推論をおこなうことが主流である。しかし、ネットワークが繋がらない環境や小型機器への搭載を考えた場合、クラウドを用いた AI を運用することは困難であると考えられる。

一方で、生物の脳の機能の一部を模倣したハードウェアニューラルネットワークは並列、分散処理が可能であり、神経活動を模倣した情報処理を高速かつ低消費電力で実現することが可能であると考えられる。

我々は、アナログ回路によるハードウェアニューラルネットワークを構築し、ロボットを制御する研究をおこなっている<sup>[2]</sup>。我々がロボット制御に用いているハードウェアニューラルネットワークの基本構成要素を用いることにより、入力パルスの情報を細胞体モデルの応答特性から読み取ることが可能であると考えられる<sup>[3]</sup>。これにより、画像などの入力信号の認識・識別が可能で階層型のハードウェアニューラルネットワークを構築することが可能であると考えられる。

本論文では、ハードウェアニューラルネットワークの構成要素である、細胞体モデルとシナプスモデルの応答特性について検討をおこなった。回路シミュレーションの結果、細胞体モデルと同周波数パルス波形を入力した際に可変抑制シナプスモデルの結合係数を変

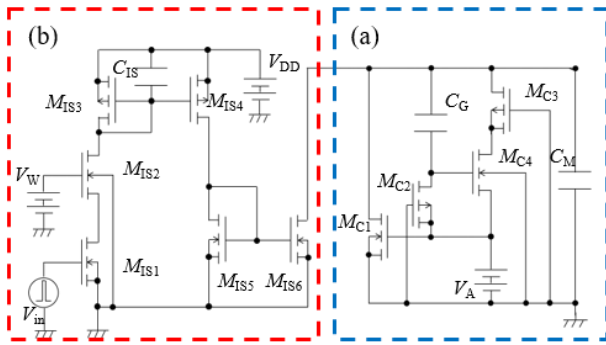
化させた場合の細胞体モデルの応答特性について明らかにしたため報告する。

## 2. ハードウェアニューラルネットワーク

Figure 1. に本論文でシミュレーションをおこなったハードウェアニューラルネットワークを示す。Figure 1.(a)は細胞体モデルの回路図である。細胞体モデルは MOSFET:  $M_{C1}$ ,  $M_{C2}$ ,  $M_{C3}$ ,  $M_{C4}$ , キャパシタ:  $C_G$ ,  $C_M$ , 電源:  $V_A$  で構成した。細胞体モデルは生物における細胞体の特徴である閾値や不応期を模倣した発振回路である。また、電源電圧  $V_A$  を変更することにより、自励振動と他励振動を切り替えることが可能である。細胞体モデルの回路定数は、MOSFET:  $M_{C1} = W/L = 3 \mu\text{m}/10 \mu\text{m}$ ,  $M_{C2} = W/L = 1.2 \mu\text{m}/10 \mu\text{m}$ ,  $M_{C3}$ ,  $M_{C4} = W/L = 10 \mu\text{m}/1.2 \mu\text{m}$ , キャパシタ:  $C_G = 20 \text{ pF}$ ,  $C_M = 1 \text{ pF}$ , 電源:  $V_A = 2.41 \text{ V}$  とした。

Figure 1.(b)は可変抑制シナプスモデルの回路図である。可変抑制シナプスモデルは MOSFET:  $M_{IS1}$ ,  $M_{IS2}$ ,  $M_{IS3}$ ,  $M_{IS4}$ ,  $M_{IS5}$ , キャパシタ:  $C_{IS}$ , 電源:  $V_{DD}$ ,  $V_W$  で構成した。キャパシタ  $C_{IS}$  を組み込むことにより時間的加算特性を模倣している。また、結合係数  $V_W$  を変化することにより電流量を調整し、抑制の強さを調整することが可能である。可変抑制シナプスモデルの回路定数は、MOSFET:  $M_{IS1}$ ,  $M_{IS2}$ ,  $M_{IS3}$ ,  $M_{IS5} = W/L = 1.2 \mu\text{m}/12 \mu\text{m}$ ,  $M_{IS4} = W/L = 10 \mu\text{m}/10 \mu\text{m}$ ,  $M_{IS6} = W/L = 35 \mu\text{m}/10 \mu\text{m}$ , キャパシタ:  $C_{IS} = 1 \text{ pF}$ , 電源:  $V_{DD} = 3.0 \text{ V}$ ,  $V_W = 0 \sim 1.1 \text{ V}$  である。また、可変抑制シナプスモデルの入力パルスは入力電圧  $V_{in} = 1.4 \text{ V}$ , パルス幅  $1 \mu\text{s}$ , パルス周波数  $125 \text{ kHz}$  とした。これは Figure 1.(a)の細胞体モデルと同様の周波数である。

1 : 日大理工・院 (前)・精機 2 : 日大理工・学部・精機 3 : 日大理工・院 (後)・精機 4 : 日大理工・教員・精機



**Figure 1.** Circuit diagram of hardware neural networks (a)Cell body model (b)Variable inhibitory synaptic model

### 3. 回路シミュレーション結果

Figure 2.に細胞体モデルの電源電圧  $V_A$  を変化させた際の周波数の変化について示す. 同図は, 横軸に電源電圧  $V_A$ , 縦軸に周波数を示している. これにより, 電源電圧  $V_A = 2.41 \text{ V}$  が自励振動と他励振動の境界であることを示した. 他励振動は, 外部入力電流あるいは, シナプスモデルの出力電圧によって生じるため, 可変抑制シナプスモデルの影響を大きく受ける電源電圧  $V_A = 2.41 \text{ V}$  を細胞体モデルの電源電圧とした.

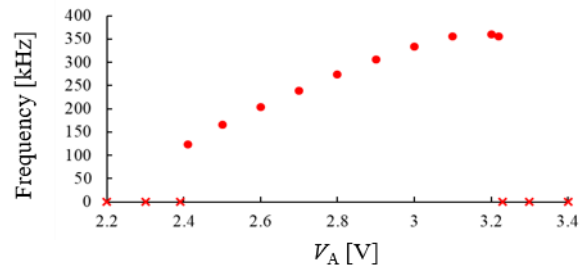
Figure 3.に結合係数  $V_W$  に対する周波数の変化について示した. 同図は横軸に結合係数  $V_W$ , 縦軸に周波数を示している. これにより, 結合係数  $V_W$  の値を大きくすることにより, 細胞体モデルの発振周波数を低くすることが可能である.

Figure 4.に結合係数  $V_W$  に対する細胞体モデルの応答特性について示す. 同図は横軸に時間, 縦軸に電圧を示している. Figure 3.と Figure 4.より, 結合係数が  $0 \sim 0.6 \text{ V}$  では発振周波数の変化は小さく, 入力パルスに対し1対1応答をおこなう. 結合係数が  $0.7, 0.8 \text{ V}$  では発振をおこなわなかった. しかし, 結合係数が  $1.0, 1.1 \text{ V}$  では発振周波数の変化が大きく, 入力パルスに対し2対1応答をおこなう.

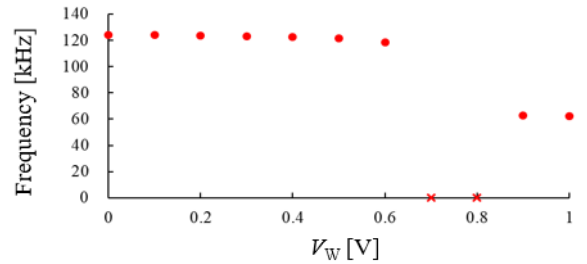
### 4. まとめ

本論文では細胞体モデルとシナプスモデルを接続した際の応答特性について検討をおこなった. シミュレーションの結果, シナプスモデルの結合係数  $V_W$  を変化した際に2対1応答が見られ, 結合係数  $V_W$  を変化させることによる細胞体モデルの応答特性を明らかにした.

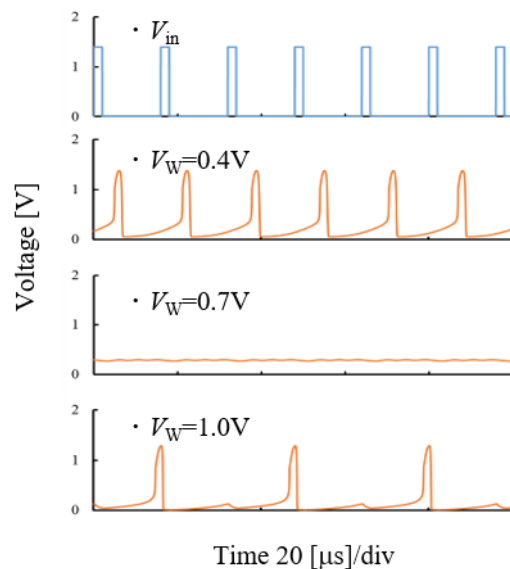
今後は更なる応答特性に対する検討をおこない, 階層型ハードウェアニューラルネットワークの構築をおこなう予定である.



**Figure 2.** Frequency Response of power supply voltage  $V_A$



**Figure 3.** Frequency Response of coupling coefficient voltage  $V_W$



**Figure 4.** Simulation result of cell body model when change in coupling coefficient voltage  $V_W$

### 5. 参考文献

[1] 勞世竝, 陳謙:「自動運転システムにおける AI 技術」, 計測と制御, Vol.57 巻, No.7 号, pp.493-496, 2018.  
 [2] Mika Kurosawa, Takuro Sasaki, Yu Usami, Shinya Kato, Arisa Sakaki, Masaya Ohara, Yuki Takei, Minami Kaneko, Fumio Uchikoba, and Ken Saito: “Neural networks integrated circuit with switchable gait pattern for insect-type microrobot”, Artificial Life and Robotics 2020 (AROB 25th 2020), pp876-880, 2020.  
 [3] 齊藤健, 関根好文:「非同期パルス形ハードウェア NN の局所情報処理」, 電子情報通信学会論文誌 A, Vol.J91-A 巻, No.8 号, pp.782-790, 2008.