

アナログ回路により構築したニューラルネットワーク解析のための スパイクングニューラルネットワーク解析シミュレータ作成に関する一検討

A Study on Creating a Spiking Neural Network Analysis Simulator for Neural Network Analysis Constructed by Analog Circuits

○飯島楓¹, 佐々木芳樹²*Kaede Iijima¹, *Yoshiki Sasaki²

Abstract: In recent years, technologies based on the human brain have been attracting attention. Neural network constructed with software, such as DeepLearning, require a large amount of power for training. In contrast, spiking neural network constructed with analog circuits can be expected to operate with low power consumption. However, circuit elements that show nonlinear responses on a circuit simulator complicate the computation and increase the analysis load. In this study, we proposed a program optimized for spiking operation analysis. As a result, it was found that the amount of memory and time required for analysis can be reduced.

1. まえがき

近年, AIなどの人間の脳に基づいた技術が注目されており, 特にソフトウェアを用いたサービスで幅広く利用されている. しかし, DeepLearning 等ソフトウェアで構築したニューラルネットワーク(以下 NN)は, 学習に多大な電力を要する. それに対し, スパイクング NN(以下 SNN)をアナログ回路により構築することで, 低消費電力な動作が期待できる[1]. しかし, 回路シミュレータ上で SNN を構築する場合, 非線形応答を示す回路素子により計算が複雑化し, 解析時間およびメモリ使用量が増加する. これらの計算過程はSNNの動作検討そのものには寄与しないため, 回路動作としての解析と SNN としての動作解析を切り分けてシミュレーションする必要がある.

本稿では, SNNシミュレーションに最適化したプログラム(以下 SNN-PR)を提案する. 提案プログラムは, 電子回路としての内部動作を省略し, SNN解析に必要な計算のみを行うことで最適化を図る. 回路素子にて構築した SNN を, 回路シミュレータ上にて解析した場合に対し, 提案プログラムの解析時間およびメモリ使用量について検討を行ったので報告する.

2. 本論

初めに, 提案プログラム内で用いる各種モデルについて述べる. SNNは, 主にニューロン, 軸索, シナプス, ギャップ接合, 外部刺激などのモデルにより構成される. ニューロンモデルは, 外部信号を模擬した電流積算による電圧値への変換処理, 積算された電圧値の閾値処理, 閾値処理後の発火電圧波形 OUT 生成, 波形生成後の不応期処理を行う. 軸索モデルは, ニューロンモデルの出力電圧波形を受け取り, 任意の時間だけ遅延して電圧出力を行う. シナプスモデルは, 軸索モデルの出力電圧波形を受け取り, ニューロ

ンモデルの入力に対する刺激信号を電流値として与える. なお, シナプスモデルの出力電流 I は, モデル内部のパラメータを, 相互コンダクタンス g_m , 結合加重値 V_w , 基準電圧 V_{ref} とし, 軸索モデルの出力電圧 V_{IN} とした場合,

$$I = g_m(V_w - V_{ref}) \times V_{IN} \quad (1)$$

で定義した. なお, 今回 V_{IN} は軸索モデルから受領した波形データではなく, 発火状態では $V_{IN} = 1$ に, 非発火状態では $V_{IN} = 0$ として処理を行った. 次に, ギャップ接合モデルは電気回路における単一の抵抗素子と同等であり, 2つのニューロンモデルの発火電圧を参照し, それぞれの入力に対し発火電圧の高低差に応じた電流を与える. 外部信号源モデルは視覚や聴覚, 触覚等の外部刺激に相当し, ニューロンモデルの入力に対して刺激信号として任意の波形を電流値として供給を行う. なお, 提案プログラムにおいてニューロンモデルは外部刺激を受け取ることなく発火状態へと移行する自励振動を実装していないため, 自励振動を解析する場合は任意のニューロンモデルそれぞれに対し外部信号源モデルを付与した.

図1に, SNN-PR 計算アルゴリズムを示す. まず, 同図ファイルの読取り部では, ネットワーク構成を記したテキストファイルからモデルの種類およびパラメータ, ノードの接続位置を検出して変数へ格納する. 次に, 遅延処理部で軸索モデルの遅延処理を行う. その後, 電流計算部にて各モデルの出力電流を計算する. CSV出力部では, テキストファイルに計算結果を出力する. SimTime部では, 刻み時間 Δt 秒だけ解析を進行し, プログラムの終了条件を満たすかの判断を行う. 電流値更新部では, 各モデルの出力電流をニューロンモデルの入力にて合算し, 積算処理によりニューロンモデルの出力電圧 OUT へと変換する. 閾値処理部では, OUT が閾値を超えた場合, 発火処理を行う.

1 : 日本大学・学部・電子 2 : 日大理工・教員・電子

OUT が閾値より小さい場合、OUT を更新する。発火終了後は、一定期間ニューロンモデルが入力に対し、応答を示さない不応期に入る。不応期の設定に応じて、発火周波数は変化する。

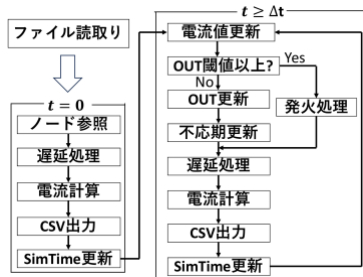


図1 SNN-PR 計算アルゴリズム

図2に、今回の解析に用いた4相同期のCPGモデルを示す。同図の白丸1~4は、自励振ニューロンモデル[2]を、黒丸は抑制性シナプスモデルを、ニューロンモデルとシナプスモデルを接続する実線は軸索モデルを示す。本構成は、①⇒④の順番にニューロンモデルが発火動作を行う機能をもつリズム生成型のネットワークである。シミュレーション内における過渡解析時間は150 μ s、刻み時間は3nsとした。

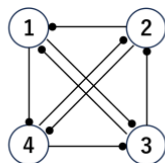


図2 CPGモデル(4相同期)

図3に、図2の動作波形であり、同図上は回路シミュレータ上で解析した波形、同図下はSNN-PR上で解析した波形を示す。横軸に過渡解析時間、縦軸にニューロンモデルの出力電圧を示す。同図は、106~108 μ sにおける解析結果である。同図下は、①⇒④の順番にニューロンモデルが発火動作を行うことを示す。また、0秒から発火パルスが形成されている。一方で、同図上は、106.5 μ s以下では発火パルスは形成されず、106.5 μ s以降で動作波形が形成される。原因として、SNN-PR上のニューロンモデルは、発火成立時に抑制性シナプスモデル等の外部からの影響を一切受けないよう構築しているのに対し、回路シミュレータ上のニューロンモデルは、抑制性シナプスモデル等の外部からの影響を受けることが挙げられる。

表1に、SNN-PRおよび回路シミュレータにて、シミュレーションを100回実行し、最大メモリ使用量、および解析を開始してから終了までの時間の平均値を算出した結果を示す。実行環境として、使用したOSはCent OS Linux 7(64bit版)、メモリは62.6GiB、CPUは

Intel Core i5-12500(12スレッド)であり、SNN-PRおよびHSPICE実行時は1つのスレッドのみを使用して解析を行った。同表が示すとおり、解析を開始してから終了までの時間を87.2%、最大メモリ使用量を99.7%削減可能であることを示している。

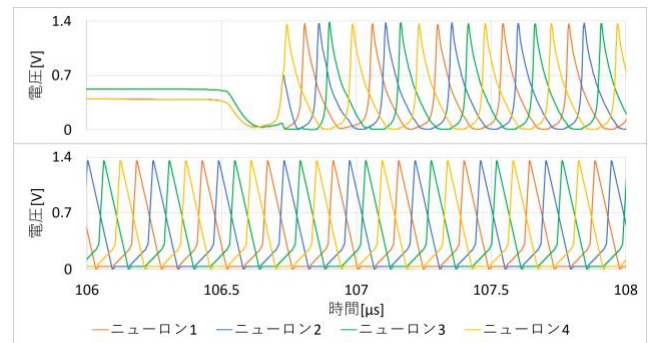


図3 CPGモデル(4相同期)動作波形

表1 シミュレーション結果

	SNN-PR	回路 Sim
開始から終了までの時間[s]	0.39795	3.1044
最大メモリ使用量[MB]	1.4054	475.57

3. まとめ

今回、SNNを回路シミュレータ上で解析した場合に対する提案プログラムの解析時間およびメモリ使用量について検討を行った。その結果、解析を開始してから終了までの時間を87.2%、最大メモリ使用量を99.7%削減可能であることを明らかにした。

今後は、発火成立時にニューロンモデルが、抑制性、興奮性シナプスモデルの影響を受けたり、外部から電流を引き抜かれたりすることについて、生体の動作として適切か検討していく予定である。

謝辞

本研究は東京大学大規模集積システム設計教育研究センターを通し、シノプシス株式会社、及び日本ケイデンス株式会社の協力で行われたものである。

4. 参考文献

- [1] 酒見悠介, 森野佳生:「スパイクングニューラルネットワークにおける深層学習」, 生産研究, 71巻2号(2019), pp.99-107
- [2] 佐々木芳樹, 佐伯勝敏:「自動補正機構を有するパルス形カオスニューロンモデル」, 電子情報通信学会論文誌エレクトロニクス, VoL.J104-C, No.8, pp.233-239, 2021.