

L-37

距離に応じて四足歩行ロボットの移動速度を変更するハードウェア CPG モデルの開発

Development of the Hardware CPG Model Changing the Moving Speed of Quadruped Robot According to the Distance

○森下克幸¹, 田澤陸¹, 武井裕樹², 富増優樹², 齊藤健³*Katuyuki Morishita¹, Riku Tazawa¹, Yuki Takei², Yuki Tomimasu², Ken Saito³

Abstract: Neural networks are expected to be utilized in various fields. However, most of the neural networks are mathematical models. Hardware models are better than mathematical models in situations where robots need to process information in real time. The authors are studying CPG model using hardware neural network. We confirmed on simulation which the pulse period of the CPG model. The CPG model can be changed the pulse period by changing the coupling strength of the inhibitory synapse model. We will develop the CPG model which can be mounted on a quadruped robot and change walking cycle with signals from sensors.

1. はじめに

ディープラーニングなどの AI 技術の発展と共にニューラルネットワークに大きな注目が集まり、ロボット分野での活躍が期待されている。例えば、車の自動運転に始まり、産業ロボットの制御やドローンの制御など幅広く活用され始めている。^[1]

しかし現在使われているニューラルネットワークの多くはソフトウェアを用いた数学的モデルを使用している。ソフトウェアモデルは簡単にネットワークの構成・実装が可能である点においてハードウェアモデルと比べ非常に優れているが、ネットワークの規模が大きくなるにつれ処理速度や消費電力が問題になっている。

一方で、ハードウェアニューラルネットワークはソフトウェアモデルに比べ構成・実装は難しいが消費電力や処理速度の点で優れており、リアルタイムでの処理を必要とする自律型ロボットへの活用が期待される。

われわれの研究の目的はハードウェアニューラルネットワーク(HNN)を用いて外部環境の変化に対応できるロボットの開発である。これまでに Central Pattern Generater (CPG)モデルを用いて荷重により歩容変化を行う 4 足歩行ロボットが開発されている。本研究ではセンサからの信号によりロボットの歩行速度の変更が可能な CPG モデルの開発を行ったのでここに報告する。

2. ハードウェアニューラルネットワーク(HNN)

Figure 1 に HNN の構成要素である細胞体モデル、およびシナプスモデルの回路図を示す。Figure 1(a)が細胞体モデルの回路図である。細胞体モデルは生体の細胞

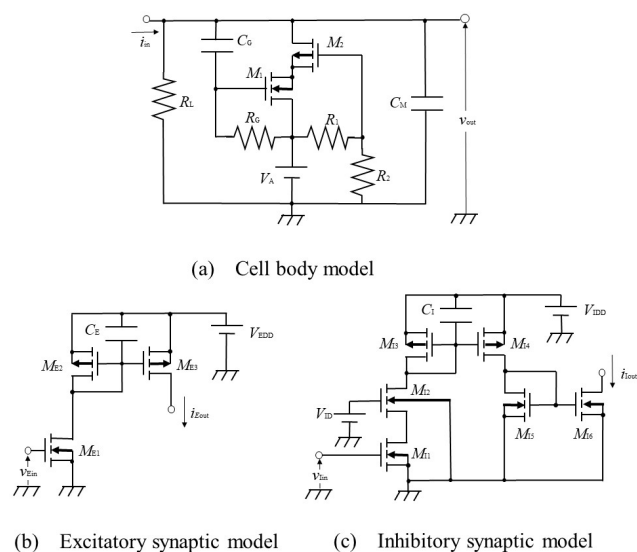


Figure 1. The cell body and the synaptic model

体の閾値や不応期などの特徴を模倣したパルス出力の発振器であり、電源電圧 V_A を変更することで自励振と他励振を切り換えることができる。Figure 1(b)に興奮性シナプスモデル、Figure 1(c)に抑制性シナプスモデルを示す。興奮性シナプスモデルは V_{Ein} に閾値を超える電圧がかかることで I_{Eout} に正の電流を流す。抑制性シナプスモデルは V_{Iin} に閾値を超える電圧がかかることで I_{Iout} に負の電流を流す。抑制性シナプスモデルは V_{Iout} を変化させることで結合強度を変化させることができる。

3. CPG モデル

Figure 2 にアナログ電子回路モデルで構成した CPG モデルの概略図を示す。図中の大きな円は細胞体モデルを示しており、C は自励振、C'は他励振の細胞体モ

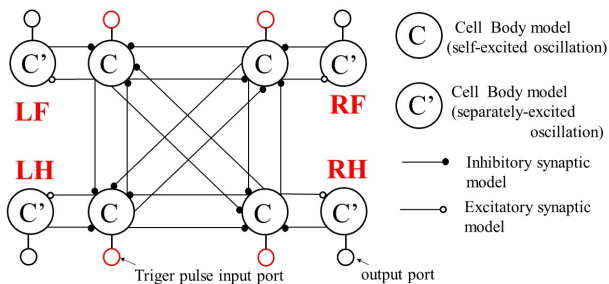


Figure2. CPG by the cell body model and the synaptic model

デルを示す. 図中の小さな丸のうち白丸は興奮性シナプスモデル, 黒丸は抑制性シナプスモデルである. 4つの他励振モデルは4足歩行動物の足と対応しており(左前足:LF, 右前足:RF, 左後足:LH, 右後足:RH), 細胞体モデルの発火周期は対応する足の歩行周期を表す.

他励振の細胞体モデルから自励振の細胞体モデルへ入る抑制性シナプスモデルを結合強度の変更できるモデルにした. 中央にある4つの自励振の細胞体モデルは抑制性シナプスモデルで相互結合しており, パルス周期が互いに重ならないようにしている. さらにそれぞれ対応する他励振の細胞体モデルと興奮性シナプスモデルおよび抑制性シナプスモデルで結合している. 4つの他励振の細胞体モデルが異なるタイミングで発火することにより, 歩行パターンを形成する.

4. シミュレーション結果

Figure3 に V_{ID} を変化させたときのパルス周期の変化を示す. V_{ID} は 10~13sec で 1V, 13~16sec で 2V, 16~19V で 3V と段階的に変化している. 細胞体モデルのパルス周期は V_{ID} が 1V において 1.3930sec, 2V において 1.1920sec, 3V において 0.9700sec となった. これによ

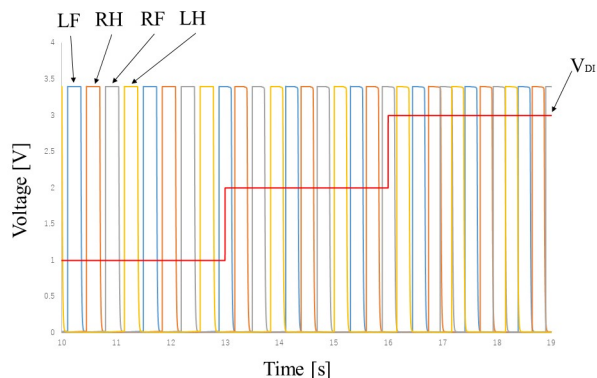


Figure 3. Simulation of the locomotion rhythm

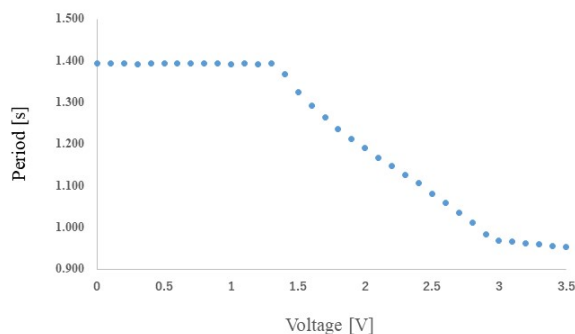


Figure 4. Change in the pulse cycle with voltage

り, V_{ID} が大きくなるに従い, パルス周期が小さくなるのがわかる. したがって, 抑制性シナプスの結合強度を変化させることで歩行周期を変化させることができると考えられる. 次に Figure4 に V_{ID} とパルス周期との関係を示す. 細胞体モデルのパルス周期は V_{ID} が M_{I2} の閾値を超えたあたりから下がり始め, 3V を超えたあたりから変化が緩やかになっている. このことより, およそ 1~3V で変化するセンサを使用することで歩行周期をアナログ的に変化させることができると考えられる.

5. まとめ

シミュレーションにおいて抑制性シナプスの結合強度を変化させることで, パルスの周期を変化させることのできる CPG モデルを開発した. 今後は実際にこの CPG モデルを実装しパルス周期の変化を確認したのち, その後 4 足歩行ロボットに搭載し, センサからの信号によりアナログ的に歩行周期が変化するロボットの開発を行う予定である.

6. 参考文献

[1] 比戸将平:「人工知能技術のロボット産業応用」, 日本ロボット学会誌, Vol35 No3, pp.186~190, 2017