

ハードウェアニューラルネットワークを用いた 多値画像のパターン認識に対する一検討

Pattern recognition model of Multivalued Image using hardware neural networks

○山下 大地¹, 佐伯 勝敏², 関根 好文³

*Daichi Yamashita¹, Katsutoshi Saeki², Yoshifumi Sekine³

Abstract: Recently, it is important to apply ability of human brain to engineering. Using synapse model which is dependent on spike timing of cell body model (STDP), we constructed pattern recognition model of binary images. The constructed model is lack of color information. In this paper, using synapse model which is dependent on spike timing and spike frequency of cell body model (TSTDTP), we constructed pattern recognition model of multivalued images. As a result, we found the constructed model can recognize multivalued images.

1. はじめに

人間の脳は、汎用性が高く、ノイマン型コンピュータが苦手とする柔軟な情報処理が可能である。またこの柔軟で優れた情報処理は画像認識において有用であると考えられている^[1]。

先に我々は、生理学実験のデータに基づき、細胞体モデルならびに細胞体モデルの発振時間差に依存して結合荷重値を変更する Spike Timing Dependent synaptic Plasticity(以下 STDP)^[2]モデルを構築し、パターン認識可能なハードウェアニューラルネットワークモデルを提案した^[3]。しかし、提案したモデルは 2 値画像を対象としているため、色の情報に乏しく識別精度が低い。

本稿では、近年生理学実験により観測されたシナプスに結合した細胞体の発振時間差と周波数に依存して結合荷重が変化する Triplet Spike Timing Dependent synaptic Plasticity(以下 TSTDTP)^[4]を出力可能な電子回路モデルを構築し、周波数と多値画像を対応させ、ハードウェアニューラルネットワークに用いることで多値画像のパターンを認識可能なモデルを提案したので、報告する。

2. 本論

Fig.1 に今回、ハードウェアニューラルネットワークに用いた TSTDTP モデルを示す。同図において、 V_{PRE} はシナプスに結合した前段の細胞体モデルの出力電圧を、 V_{POST} はシナプスに結合した後段の細胞体モデルの出力電圧を示す。また前段に結合した細胞体モデルが PRE、後段に結合した細胞体モデルが POST とした。同図は、PRE と POST の発振順序に依存して、 M_7 、 M_8 のどちらかが動作し、 C_1 、 C_2 の時定数により PRE と POST の発振時間差に依存した電流を出力する。また前段の細胞体モデルから後段の細胞体モデルへ信号が出力される度に、 C_3 から電荷が引き抜かれ、刺激周期

に依存した電流を C_4 へ出力する。

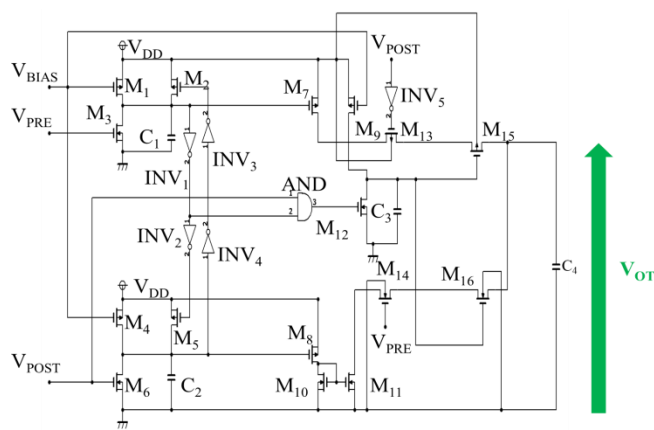


Fig.1 TSTDTP model

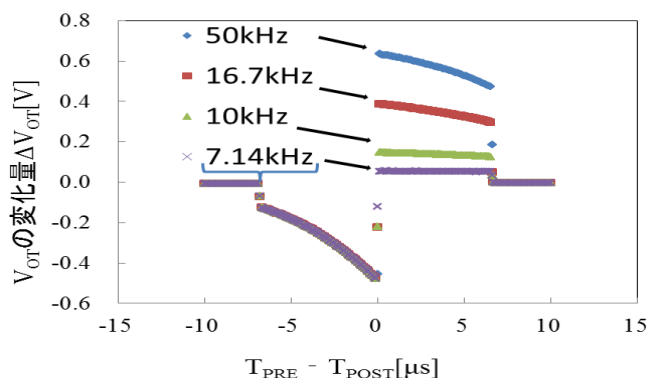


Fig.2 ΔV_{OT} vs. $T_{PRE} - T_{POST}$ in some frequency

Fig.2 に各発振周波数における $T_{PRE} - T_{POST}$ に対する V_{OT} の変化量 ΔV_{OT} を示す。図中、縦軸は ΔV_{OT} を示し、横軸は $T_{PRE} - T_{POST}$ を示している。同図において $T_{PRE} - T_{POST} > 0$ の場合、 ΔV_{OT} は正となり、 $T_{PRE} - T_{POST}$ の増加に伴って、徐々に減少する。一方、 $T_{PRE} - T_{POST} < 0$

1: 日大理工・院・電子 2: 日大理工・教員・電子 3: 日大名誉教授

の場合、 ΔV_{OT} は負となり、 $T_{PRE}-T_{POST}$ の減少に伴って、徐々に増加する。さらに $T_{PRE}-T_{POST} > 0$ の場合、発振周波数 f が大きい時、大きな増強となる。また、 f が小さい場合には、増強は小さくなる。一方、 $T_{PRE}-T_{POST} < 0$ の場合、刺激が生じないため、 f が変化しても ΔV_{OT} は変化しない。すなわち、Fig.1 の TSTDTP モデルが細胞体の発振順序と発振タイミング、発振による刺激の周波数によって結合強度が変化することを示している。このことは、今回提案したモデルが生理学を基に提案された数理モデル^[4]の TSTDTP 特性を再現可能であることを示している。

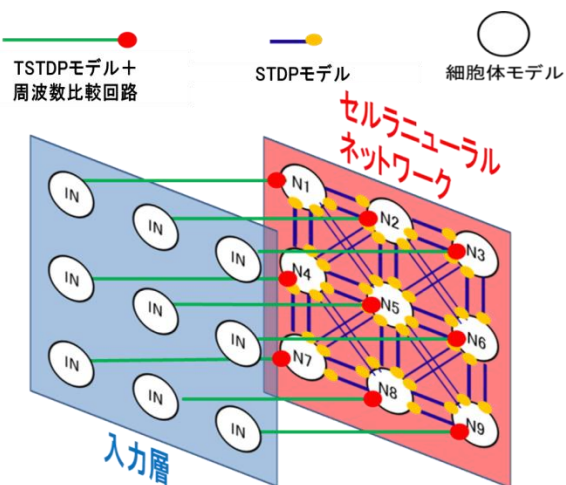


Fig.3 Pattern Recognition model applying of Multivalued Image

Fig.3 に多値画像のパターンを認識可能なモデルを示す。学習させる際、画像パターンの画素と対応する細胞体モデルを N1~N9 の順番で発振させ STDP モデルが画像パターンの形の学習を行う。その後、各画素の色の濃さを決定するために、入力層とセルラニューラルネットワークの細胞体モデルを色の濃さに対応した周波数で交互に発振させる。これにより、学習した周波数に近い周波数を入力層に与えた場合には、周波数比較回路が ON となり、後段の細胞体モデルが発振し、STDP モデルを通して、セルラニューラルネットワーク内部で増強信号となり、セルラニューラルネットワーク内部の増強信号が細胞体モデルの閾値を超えた場合には、細胞体モデルが発振し、補完される。なお、今回検討したモデルは 5×5 の構成とした。

Fig.4 に学習、認識を行った画像パターンを示す。図中、(a),(f)は教師データとなる学習パターンを示し、(b),(d),(g),(i)はノイズや欠損が見られる入力パターン、(c),(e),(h)は教師データと全く異なる入力パターンとした。出力結果は、学習に用いた細胞体が発振した場合、学習パターンと同様なパターンであると判断する。その結果、(a)を学習させた場合、(b),(d)は同様なパター

ンであると認識され、(c),(e)は同様でないとして識別された。また(f)を学習させた場合、(g),(i)は同様なパターンであると認識され、(h)は同様でないとして識別された。

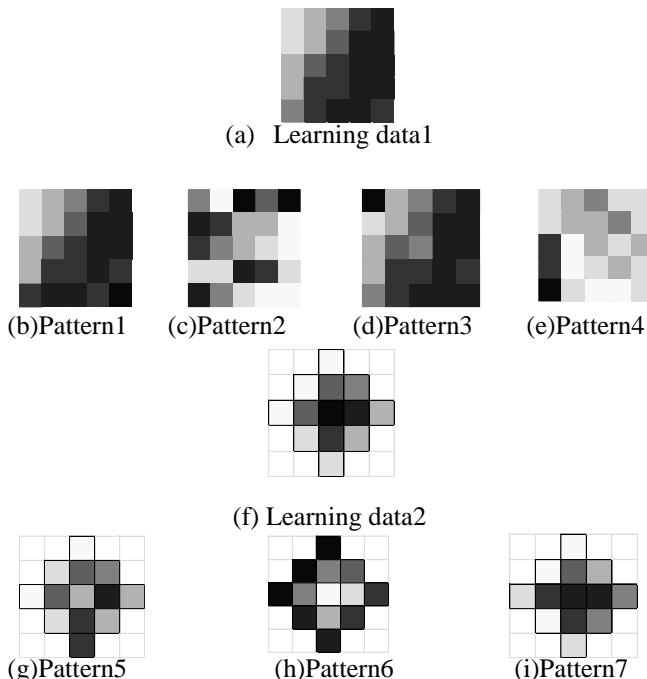


Fig.4 Learning data and recognition data

3. まとめ

今回、先に我々が提案した文字認識モデルを多値画像に対応させるために、生理学によって発見された TSTDTP 特性を出力可能なモデルを構築し、周波数を多値画像に対応させる検討を行った。その結果、教師データと類似した入力を与えた場合、同様なパターンであると認識し、全く異なる入力を与えた場合、同様なパターンでないとして識別可能であることを明らかにした。

今後は、各モデルの集積回路化に対する検討を行う予定である。

4. 参考文献

- [1] 志摩智哉, 生田智敬, 上手洋子, 西尾芳文, 「分割ホップフィールドニューラルネットワークによる画像処理の研究」, 信学技法, 110, pp.43-47, 2010.
- [2] G. Bi, M. Poo “Synaptic modifications in cultured hippocampal neurons Dependent on spike timing synaptic strength, and postsynaptic Cell Type” J.Neuroscience, 18, pp.10464-10472, 1998.
- [3] 眞下祐一, 佐々木芳樹, 佐伯勝敏, 関根好文, 「多値 SRAM を用いた ANN に対する一検討」, 電学電子回路研資, ETC-12-79, pp.99-102, 2012.
- [4] Gjorgjieva, J., Clopath, C., Audet, J., & Pfister, J. “A triplet spike-timing-dependet plasticity model generalizes the bienenstock-cooper-munro rule to higher-order spatiotemporal correlations”, Proceedings of the National Academy of Sciences, 108, pp. 19383-19388, 2011 .