

F/V 変換回路を用いた画像記憶想起ハードウェアモデルに対する一検討 A Study on Hardware Model of Image Memory Recall using Frequency-to-Voltage Converter

○上田萌¹, 周藤丈瑠², 山口拓人³, 佐伯勝敏⁴

*Moe Ueda¹, Takeru Shuto², Takuto Yamaguchi³, Katsutoshi Saeki⁴

Abstract : Research is being conducted into hardware modeling of the neural networks that make up the brain, and it is believed that memory and learning occur through the Spike-Timing-synaptic-Dependent-Plasticity learning rule .In previous studies, a hardware model of image memory recall has been proposed that uses a Hopfield neural network to learn and recall images. In this paper, we used Frequency-to-Voltage Converter (F/V) to construct a hardware model that changes the frequency of cell models after recalling. As a result, when the input frequency of F/V was 100, 125, and 150 kHz, the frequency changed to 2.82, 4.13, and 4.24 MHz. Therefore, it is possible to add information to recalled images.

1. まえがき

現在, 脳を構成するニューラルネットワークをハードウェアでモデル化する研究が行われている. ニューロンの情報伝達は発火と呼ばれるパルス信号により行われており, シナプスの前段・後段の発火時間差・順序からシナプスの結合荷重値が変化するという Spike-Timing-Dependent-synaptic-Plasticity(以下, STDP)学習則^[1]により脳は記憶や学習をしていると考えられている. 先行研究では, ホップフィールドニューラルネットワーク (以下, HFNN) を用いた画像の学習・想起を行うハードウェアモデルが提案されている^[2]. また, 発火周波数に依存する対称型 STDP 学習則から得た結合荷重値の平均値を用いることで, 画像を想起する時の細胞体モデルの発火周波数変化が可能であることを示している^[3].

今回は, 想起画像の情報付加を目的として, 周波数/電圧変換回路^[4] (以下, F/V 変換回路) を用いた想起時の発火周波数が入力周波数に依存する画像記憶想起ハードウェアモデルについて検討を行った.

2. 本論

Figure 1 に学習する 3 画像を示す. 画像学習に用いる HFNN は, 細胞体モデル同士が自己結合を除き相互接続しているモデルである^[5]. 今回は N1~N25 の計 25 個の他励振細胞体モデルを接続し, 対称型 STDP 学習則の発火時間差による結合荷重値の変化を利用して画像を学習する. 画素の左上から N1,N2,...N25 とし, 有色は発火状態としている.

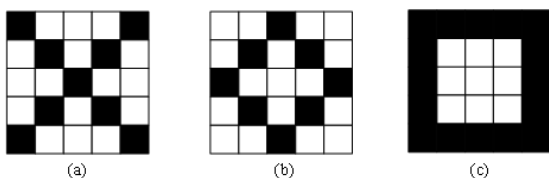


Figure 1. 学習画像

Figure 2 に発火周波数 100 kHz 時の結合荷重値の時間変化を示す. ここでは N10 を前段, 他の細胞体を後段としている. 画像中 2 マスの色の組み合わせと発火タイミングが対応しており, 結合荷重値は同色ならば同時発火で増強, 異色ならば発火時間差 1.0 μ s で減弱と変化し 4 値に収束する.

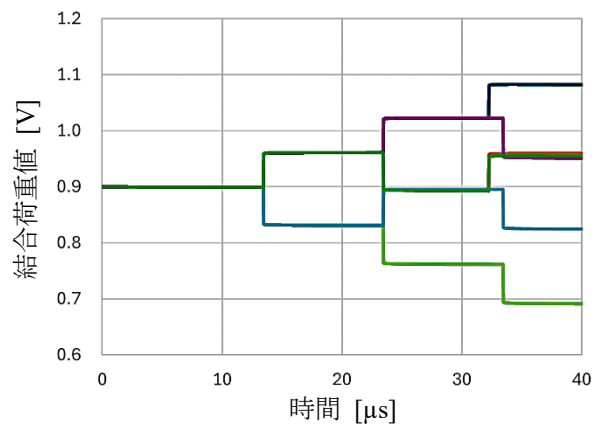


Figure 2. 発火周波数 100 kHz 時の結合荷重値の時間変化

Figure 3 に画像記憶想起ハードウェアモデルのブロック図を示す. 記憶想起部では, 学習部で得た結合荷重値より, 細胞体モデルの発火の促進・抑制を決定する. 発火制御部では, まず細胞体モデルの発火をクロック信号として入力し, T-FF でパルス波を生成する. 次に F/V 変換回路に周波数情報としてパルス波が入力され, それに応じた電圧が出力される. そして OTA にて基準電圧と比較され, 差分の電流が細胞体モデルに入力される. 以上より, F/V 変換回路の入力周波数ごとに記憶想起部で促進された発火の周波数を増加させることができる.

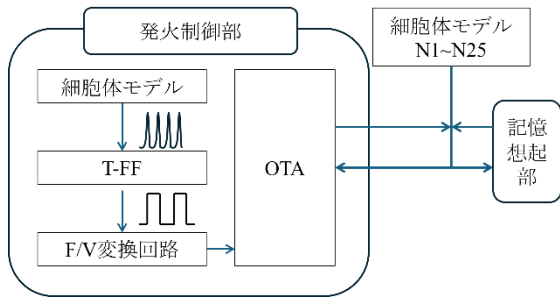


Figure 3. 画像記憶想起ハードウェアモデルのブロック図

Figure 4 に F/V 変換回路^[4]を示す. 今回はスイッチト・キャパシタの F/V 変換回路を用いている. 同図中のクロック CK1, CK2 は 400kHz であり, 位相差は 180° である. 出力部のコンパレータ出力回路は, 入力周波数によって 3 種類の電圧が出力される.

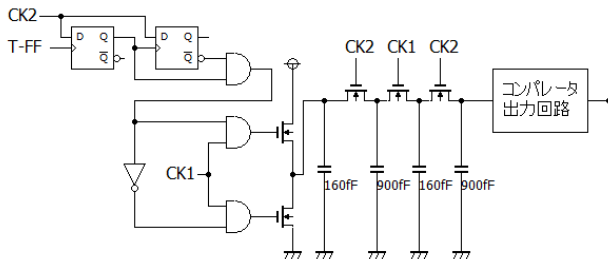


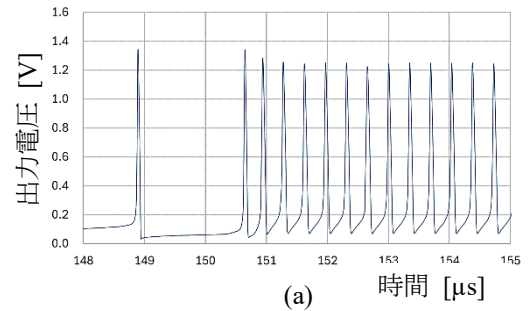
Figure 4. F/V 変換回路

Figure 5 に入力周波数 100, 125, 150 kHz のときの N1 の想起結果を示す. ここでは, 100 μ s~126 μ s で Figure 1(a)に対応する細胞体モデルに電流を入力し, 発火させている. 同図中 N1 の発火は継続しており, また 150 μ s で発火制御部が起動してから発火周波数はそれぞれ約 2.82, 4.13, 4.24 MHz を示している. 以上より, 入力周波数によって想起後の発火周波数が変化し, 画像の画素の情報付加ができることを示している.

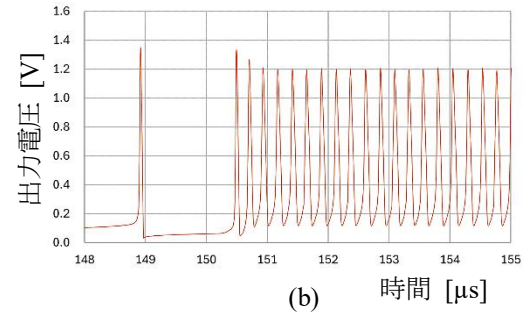
3. まとめ

想起画像の情報付加を目的として, F/V 変換回路を用いた画像記憶想起ハードウェアモデルの検討を行った. その結果, 入力周波数が 100, 125, 150kHz のとき想起時の発火周波数が約 2.82, 4.13, 4.24MHz と変化することが示した. 以上より, 想起後の発火周波数の変化から画像の画素の情報付加ができることを明らかにした.

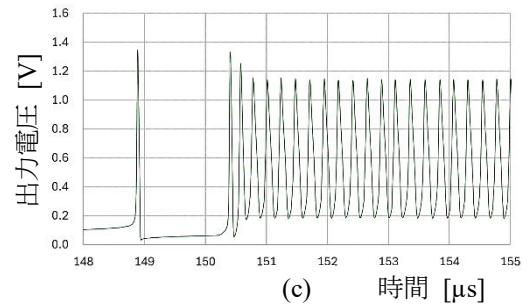
今後は学習画像中のグレースケールを実現する仕組みを構成する予定である.



(a)



(b)



(c)

Figure 5. N1 の想起結果

(上から入力周波数 100, 125, 150 [kHz])

4. 参考文献

- [1] G.Bi and M.Poo : “Synaptic Modifications in Cultured Hippocampal Neurons: Dependence on Spike Timing, Synaptic Strength, and Postsynaptic Cell Type” , Journal of Neuroscience, Vol.18, pp.10464-10472, 1998.
- [2] 唐鎌侑馬:「STDP シナプス電子回路モデルを用いた画像パターン認識システムに対する検討」, 日本大学大学院理工学研究科修士論文, 2021.
- [3] 菊池優作:「対称型 TSTDTP 学習則を用いた画像パターン記憶想起ハードウェアモデル」, 日本大学大学院理工学研究科修士論文, 2023.
- [4] 岡野高德, 松本寛樹, 大野憲司:「スイッチト・キャパシタ周波数-電圧変換回路に関する研究」, 宮崎大学工学部紀要, 38 巻, pp.125-130, 2009.
- [5] J. Hopfield. : “Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities”, Proc. Natl. Acad. Sci. USA, Vol.79, pp.2554-2558, 1982.