

神経パルス信号と高次可塑性を用いた深層学習システムの構築

Construction of deep learning system using neural pulse signal and synaptic metaplasticity

小西創 松原崇 上原邦昭
So Konishi Takashi Matsubara Kuniaki Uehara

神戸大学 大学院 システム情報学研究科

Kobe University, Graduate School of System Informatics, Kobe

Spiking neural network is artificial neural network using neural pulse signals. Spiking neural network requires less circuit elements and less energy than traditional artificial neural network. To determine parameters, trained deep neural network is often converted into spiking neural network. However, it is difficult to make the dynamics of spiking neural network to resemble to that of artificial neural network. Moreover, no efficient learning algorithm of spiking neural network has been established. In this study, we present a new learning algorithm of spiking neural network using spike timing dependent plasticity and metaplasticity.

1. はじめに

近年、スパイクニューラルネットワークに関する様々な研究が行われている [Izhikevich 04]. スパイクニューラルネットワークとは、神経細胞が発する活動電位スパイクを数値モデル化し、時間的な波形として再現したものである。活動電位とはなんらかの刺激に応じて細胞膜に生じる一過性の膜電位のことであり、スパイクニューラルネットワークは、回路に実装した際に要求する素子数や面積が少ないという点で、従来の人工ニューラルネットワークより優れているとされる [O'Connor 13]. スパイクニューラルネットワークのパラメータを決定するために、学習させた深層ニューラルネットワークを変換させることがある [Cao 15]. しかし、これらの方法では、変換によってパラメータに誤差が発生することや、追加の学習が困難であることなどの問題がある。よって、スパイクニューラルネットワークをそのまま学習させる事が好ましい。しかし、スパイクニューラルネットワークの学習法は確立されていない。以上の背景より、本研究では、STDPを用いたスパイクニューラルネットワークの学習を提案する。

2. 提案手法

2.1 スパイク時刻依存シナプス可塑性

生物の脳は、多数のニューロン (神経細胞) から構成され、ニューロン間の接合部はシナプスと呼ばれる。シナプスには、興奮性シナプス、抑制性シナプスがある。シナプス前細胞が発火すると、興奮性シナプスは、興奮性シナプス後電位 (Excitatory Post Synaptic Potential; EPSP) を発生させ、抑制性シナプスは、抑制性シナプス後電位 (Inhibitory Post Synaptic Potential; IPSP) を発生させる。以下、興奮性及び抑制性に関する変数をそれぞれ添字 E, I で表す。 v_i をニューロン i の電位とすると、シナプス後電位の変化は式 (1) で表される。

$$\frac{dv_i}{dt} = -\frac{1}{\tau_m}(v_i - V_L) - g_i^E(v_i - V_E) - g_i^I(v_i - V_I). \quad (1)$$

ここで、式 (1) の第 1 項はリーク電流を表す。また、式 (1) 中の g_i^X ($X \in \{E, I\}$) はシナプス電流を示し、式 (2) で表される

連絡先: 小西創, 神戸大学 大学院 システム情報学研究科, konishi@ai.cs.kobe-u.ac.jp

る [Hiratani 12].

$$\frac{dg_i^X}{dt} = -\frac{g_i^X}{\tau_s^X} + \sum_j^{N_X} c_{ij}^{XY} G_{ij}^{XY} \sum_{s_j} \delta(t - s_j^X - d_{ij}^{XY}), \quad X, Y \in \{E, I\}. \quad (2)$$

τ_s^X は興奮性シナプス、抑制性シナプスの衰退時間を表す。 c_{ij}^{XY} は隣接行列の各要素であり、この場合、ニューロン j, i が接続されていれば 1 をとる。 G_{ij}^{XY} は各シナプス間のコンダクタンスを表す行列であり、例えば興奮性シナプス同士のコンダクタンスは G_{ij}^{EE} で表される。 t, s_j^X, d_{ij}^{XY} はそれぞれ、時刻、ニューロンの発火時刻、ニューロン j, i の発火時刻の差を表す。シナプスの伝達効率はシナプスの活動により変化する。この現象はシナプス可塑性と呼ばれ、記憶や学習に重要な役割を持つと考えられている。シグナルを伝える側の細胞であるシナプス前細胞と、伝えられる側のシナプス後細胞がともに高頻度で発火すると、シナプスの伝達効率が增加する。この現象を長期増強 (Long-Term Potentiation; LTP) という。また、低頻度の発火などにより、シナプスの伝達効率が低下する現象を長期抑制 (Long-Term Depression; LTD) という。シナプス前細胞と後細胞の発火時間差によっても結合強度に変化が見られることが知られており、これをスパイク時刻依存シナプス可塑性 (Spike-Timing Dependent Plasticity; STDP) という [Uramoto 13].

STDP モデルにおけるシナプス前細胞の NMDA 受容体の開口率、あるいは束縛されたグルタミン酸の量を x とし、シナプス後細胞のカルシウム濃度を y で表すと、それぞれ以下の式 (3), (4) で更新される [Uramoto 13].

$$\frac{dx_j}{dt} = -x_j/\tau_+ + a_+(x_j) \sum_f \delta(t - t_j^f), \quad (3)$$

$$\frac{dy}{dt} = -y/\tau_- + a_-(y) \sum_n \delta(t - t^n). \quad (4)$$

$\delta(\cdot)$ はデルタ関数であり、 t_j^f 及び t^n はシナプス前細胞及び後細胞の発火時刻である。 $a_+(x_j)$, $a_-(y)$ はそれぞれ発火した際に増える NMDA 受容体の開口率、およびカルシウム濃度の量である。シナプス間の結合強度を w とすると、STDP によ

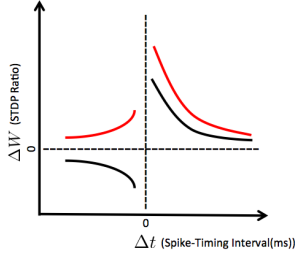


図 1: ドーパミンを与えた時の STDP の変化 [Zhang 09]. 横軸は時間の変化量 Δt を表し、縦軸は結合強度の変化量 ΔW を表す。黒の実線は通常の STDP の変化を表し、赤線はドーパミンを与えた時の STDP の変化を表す。

る w の更新量は以下の式 (5) で表される。

$$\frac{dw_j}{dt} = A_+(w_j)x(t) \sum_n \delta(t - t^n) - A_-(w_j)y(t) \sum_f \delta(t - t_j^f). \quad (5)$$

w は、 $w^{\min} \leq w_j \leq w^{\max}$ の範囲に制限され、 $w^{\min} = 0$ が望ましい。

文献 [Neftci 13] では、スパイクニューロンを用いた制限付きボルツマンマシン (Restricted Boltzmann Machines; RBM) の学習のために、CD(Contrastive Divergence) 法の拡張が紹介されている。この手法は STDP の式を参考にしており、STDP の特徴である時間的非対称性を考慮しておらず、また学習フェイズと反学習フェイズの切り替えも RBM を踏襲するに留まっている。

2.2 ドーパミンによる結合強度の変化

ボルツマンマシン (Boltzmann Machines; BM) では、学習フェイズで入力を与え、その活動の相関に応じて結合を強める、また、入力を与えない反学習フェイズで現れる相関に応じて結合を弱める。このように、接続を強めることにより必要な相関を学習することと、接続を弱めることにより不要な相関を消去することで、適切な相関を学習する。また、入力を入力データ x と正解ラベル y に分けたものを、識別的限制付きボルツマンマシン (Discriminative Restricted Boltzmann Machines; DRBM) と呼ぶ。BM においては、教師データが入力されているニューロン y と、他のニューロン h が同時に発火した場合、 y と h の活動には相関があるので、 y と h の間の結合 $w(y, h)$ が同じように強められ、双方向の結合が維持される。一方、STDP では $w(y, h)$ が強くなると $w(h, y)$ が弱くなるので、単方向の結合が生じやすい。このように、BM の学習アルゴリズムと STDP には違いがある。

本研究では、ドーパミンの作用を考慮した STDP モデルを用いて、以上の問題を解決する。ドーパミンを与えると、式 (5) の $A_+(w_j)$ はドーパミンを与えない場合に比べて大きくなり、 $A_-(w_j)$ はマイナスからプラスへと変化することが知られている [Zhang 09]。つまり、ドーパミンを与えると LTD が起こるようなタイミングであっても、弱いながら LTP が起こる [Zhang 09]。ドーパミンを与えた時の STDP の変化を図 1 に表す。図 1 で、黒の実線が通常の STDP の変化を表すのに対し、赤線はドーパミンを与えた時の STDP の変化を表す。

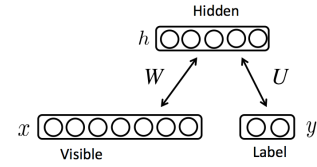


図 2: DRBM の概念図。可視層に入力データ x と正解ラベル y を入れて学習させると、隠れ層 h に入力データ x と正解ラベル y の関係を良く表すように、パラメータ W, U の値が学習される。 W, U は可視層と隠れ層の間の結合強度を表す。

3. 評価実験

3.1 データセット

本実験では、手書き数字のデータセットである MNIST データセットを用いた。MNIST データセットは、60,000 枚の訓練データと 10,000 枚のテストデータで構成され、各データは 28×28 ピクセルのサイズの画像サイズを持つ。

3.2 モデル構成

本論文では、DRBM に、ドーパミンの作用を考慮した STDP を組み込んだモデルを用いる。DRBM の概念図を図 2 に示す。

詳細な結果は当日発表する。

参考文献

- [Cao 15] Cao, Y., Chen, Y., and Khosla, D.: Spiking Deep Convolutional Neural Networks for Energy-Efficient Object Recognition, *International Journal of Computer Vision*, Vol. 113, No. 1, pp. 54–66 (2015)
- [Hiratani 12] Hiratani, N., Teramae, J.-N., and Fukai, T.: Associative memory model with long-tail-distributed Hebbian synaptic connections, *Frontiers in Computational Neuroscience*, Vol. 6, No. 102 (2012)
- [Izhikevich 04] Izhikevich, E. M.: Which model to use for cortical spiking neurons?, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 15, No. 5, pp. 1063–1070 (2004)
- [Neftci 13] Neftci, E., Das, S., Pedroni, B., Kreuz-Delgado, K., and Cauwenberghs, G.: Event-driven contrastive divergence for spiking neuromorphic systems, *Frontiers in Neuroscience*, Vol. 7, No. 272 (2013)
- [O'Connor 13] O'Connor, P., Neil, D., Liu, S.-C., Delbruck, T., and Pfeiffer, M.: Real-time classification and sensor fusion with a spiking deep belief network, *Frontiers in Neuroscience*, Vol. 7, No. 178 (2013)
- [Uramoto 13] Uramoto, T. and Torikai, H.: A calcium-based simple model of multiple spike interactions in spike-timing-dependent plasticity, *Neural Computation*, Vol. 25, No. 7, pp. 1853–1869 (2013)
- [Zhang 09] Zhang, J.-C., Lau, P.-M., and Bi, G.-Q.: Gain in sensitivity and loss in temporal contrast of STDP by dopaminergic modulation at hippocampal synapses, *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Vol. 106, No. 31, pp. 13028–13033 (2009)