

ワイブル分布に従うバイナリ型抵抗変化素子を用いた確率的 STDP 学習

Stochastic STDP learning with binary resistive switching devices following Weibull distribution

西 義史, 野村久美子, 丸亀孝生, 水島公一

株式会社 東芝 研究開発センター

Yoshifumi Nishi, Kumiko Nomura, Takao Marukame, Koichi Mizushima

Corporate R&D Center, Toshiba Corporation

E-mail: yoshifumi.nishi@toshiba.co.jp

人工知能の普及に伴い、IoT 機器が個別に自身の環境・状況を自律的に学習し、利用シーンに応じた最適な動作を行うようになることが期待されている。しかし、学習には膨大な量の数値計算が必要であり、消費電力が大きくなるため、エッジでの個別学習は難しい。一方、人間の脳は 20 W 程度という極めて高いエネルギー効率を持ちながら、個々人の置かれた環境や状況を個別に学習し、対応する能力を持っている。そこで、脳の情報処理原理を模倣し、低消費電力でオンライン学習を実現する脳型ハードウェアの開発が進められている[1]。

脳神経系では、情報が電圧スパイク列として表現・処理され、ニューロン間のスパイク伝播強度を決めるシナプス重みを spike timing dependent plasticity (STDP) によって調整することで学習が行われる。一般にシナプス重みは連続値を取るが、脳型ハードウェアにおいて重みをデジタル数値で表現すると、数値をスパイク伝播強度という物理的な量に変化する仕組みが必要となる。また、膨大な数のシナプスの重みを格納するために大容量のメモリが必要となり、ハードウェアが複雑で大きくなるという問題がある。

そこで、重み値を 1 と 0 のみに限定すれば、重み値に応じて電圧スパイク伝播経路を ON/OFF するだけで伝播強度への変換ができる上、重みを格納するメモリも小さくなり、ハードウェアを単純かつ小さくすることができる。しかし、バイナリ重みは連続重みに比べて情報量が少なく、一般に学習が困難である。これを回避するため、STDP に確率の概念を導入した確率的 STDP が提案されている[2]。確率的 STDP では、シナプス重みを連続的に変化させる代わりに、変化量に応じた確率で 0 から 1 (あるいは 1 から 0) に遷移させる。しかし、重み変化量を単純に確率化しただけでは、過去の学習で獲得した記憶を新たな学習で容易に忘却してしまい、記憶保持の劣化が生じることが、これまでの検討で明らかになっている。

我々は今回、確率的 STDP における重みの確率遷移を担う素子として遷移金属酸化物による抵抗変化素子を想定し、学習シミュレーションを行った。抵抗変化素子は、抵抗状態が Low

Resistance State (LRS) と High Resistance State

(HRS) の二状態を取るバイナリ型であるとする。HRS にある抵抗変化素子に電圧パルスを印加すると、確率的に LRS へと遷移 (SET) する。SET が単純なランダム事象であれば、ポアソン過程として記述でき、SET に必要な電圧パルス数すなわち印加時間は指数分布に従う[3]。しかし、SET にはジュール熱による内部状態の経時的変化が強く関与することがあり、この場合、SET に必要な電圧印加時間は形状パラメータ β が 1 より大きな摩耗的ワイブル分布に従うことが知られている[4]。今回の学習シミュレーションでは、シナプス重みが 0 から 1 へ遷移するために必要な電圧パルス数が $\beta = 2$ のワイブル分布に従う STDP モデルを実装し、MNIST 手書き文字の学習を行った。その結果、指数分布に従う単純な SET を用いてシナプス重みを遷移させる場合に比べて、記憶保持特性が向上することが分かった。学習後の文字認識テストでも認識率が向上し、連続的シナプスを用いた標準的 STDP 学習に匹敵する学習性能が得られる可能性がある。講演では、これらの結果を提示し、性能向上の要因について議論する。

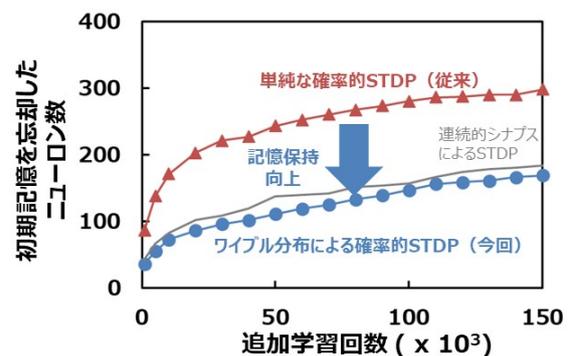


Fig. 1: Memory maintenance characteristics of learning with stochastic and conventional STDP rules.

- [1] N. Qiao, et al., Front. Neurosci. 9, 141 (2015).
- [2] M. Suri, et al., IEDM 2012, 10.2 (2013).
- [3] Y. Nishi, et al., IEEE T-ED 65, 4320 (2018).
- [4] Y. Nishi, et al., IEEE EDL 35, 259 (2014).