

## Direct Feedback Alignment 学習を行うニューラルネットワークのデジタル回路実装

越名咲斗\*, 村上秀樹\*, 川添皓平\*\*, 野村修\*\*, 森江隆\*\*

\*久留米工業高等専門学校電気電子工学科, \*\*九州工業大学大学院生命体工学研究科

## 1 背景, 目的

近年, 末端で学習可能なエッジ AI ハードウェアの実現, 実用化が期待されている. 本研究では, デジタル回路でハードウェア化するための学習アルゴリズムとして Direct Feedback Alignment (DFA) [1]に注目した. 一般的な学習法である誤差逆伝播法 (Backpropagation: BP) は, 出力層から入力層に向けて層ごとに誤差を逆伝播させることで学習のための勾配を与えるのに対し, DFA では逆伝播せず, 出力層からの誤差を直接伝達するため, ハードウェア化に有利であることが期待できる[2]. 本研究では DFA による学習機能を有するデジタル回路の設計・評価を行い, DFA のデジタル回路化への指針を得ることを目的とする.

## 2 実験方法

ベンチマークとして, XOR 論理を推論・学習するニューラルネットワークのデジタル回路の設計を行った. XOR の推論を行うためのニューラルネットワーク構成は, 入力層 (2ニューロン), 中間層1層 (2ニューロン), 出力層 (1ニューロン) の 3 層ニューラルネットワークとした. 中間層の活性化関数には, デジタル回路のビットシフトで実現の容易な, Hard Sigmoid を用いた. また, 誤差関数には, 二乗和誤差関数を用いた.

## 3 結果及び考察

デジタル回路において, 浮動小数点の実装コストは非常に高いため, 整数演算による実装を行った. このとき, 各数値の量子化ビット数は, 回路設計において非常に重要な設計パラメータとなるため, XOR 論理における推論精度の, 荷重量子化ビット数依存性を調べた. その結果, 9 ビット未満の場合では推論精度の顕著な低下が見られた. この結果を踏まえ, 荷重量子化ビット数を 9 とした.

推論および DFA による学習の回路のブロックダイアグラムを Fig. 1 に示す. 図中には, 荷重量子化ビット数=9に基づき算出した, 各ノードのビット数を示している. 推論では, 入力と荷重の積和と, バイアスの和を活性化関数で処理するニューロンの動作を中間層, 出力層それぞれで行って出力  $y$  を得る. 学習においては, 出力  $y$  と正解ラベル  $t$  の誤差  $(y - t)$  を出力層および中間層にそれぞれ伝達し, 出力層の荷重の更新量の決定, 及び固定乱数荷重  $B_k$  による中間層の荷重の更新量の決定を行い, レジスタにある荷重の更新を行った. この回路を, Verilog HDL を用いて記述し, 論理シミュレーションを行い, 学習過程での出力と正解ラベルの誤差を観察した. その結果, 誤差がほぼ単調に減少し, 学習が進んでいることが確認された (Fig. 2).

推論と荷重更新の1サイクル中の, クロックに対する出力層の荷重更新の様子を Fig. 3 に示す. 比較のために, 同様に設計した BP 学習の結果も示している. DFA の場合は, BP よりも 1 クロック分少ないクロック数で荷重更新を完了できていることがわかる. これは, BP では, 出力層の荷重更新後に中間層の荷重更新を行う必要があるのに対し, DFA では, 中間層と出力層の更新量を同時に計算できる

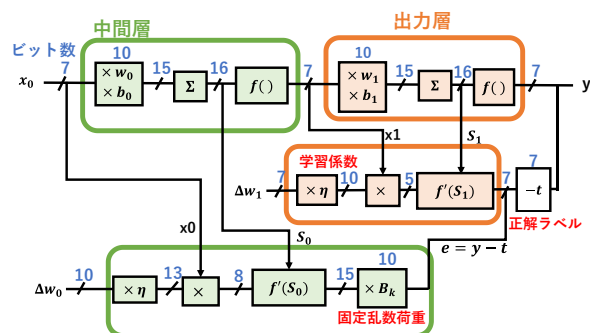


Fig. 1 推論及び DFA を用いた学習を行うデジタル回路のブロック図

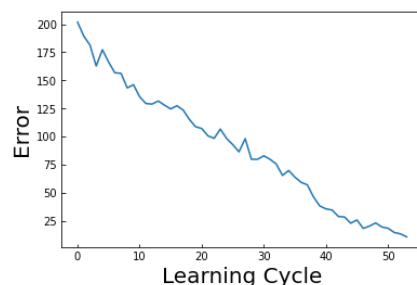


Fig. 2 学習過程での誤差の推移

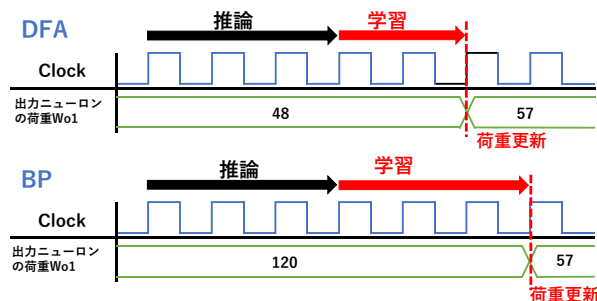


Fig. 3 出力層ニューロンの荷重値の DFA 及び BP における推論・学習の1サイクル中の推移

ためと解釈できる. 中間層の総数が増加した場合, BP では逆伝搬の回数が増加するため, 所要クロック数も増加するが, DFA では学習の動作はすべて並列で行うため, 学習に要するクロック数は増加せず, BP と比べて, より高効率化できると考えられる.

## 4 結論

XOR 論理演算の推論と DFA による学習を行うニューラルネットワークをデジタル回路で実装し, 正しく学習・推論できることが確認された. また, 学習アルゴリズムとして DFA を用いて実装することで, 中間層1層の場合で, 学習サイクルあたり1クロック短縮できることが明らかとなった.

## 参考文献

- [1] A. Nøkland, *NIPS*, 2016, pp. 1037-1045.  
[2] N. Nagamatsu et al., *NLSW 2021*[6PM-A]