

# 制御問題への適用に向けた 組み込み Deep Neural Networks

本田 健太郎<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 九州工業大学情報工学部システム創成情報工学科

田向 権<sup>††</sup>

<sup>††</sup> 九州工業大学大学院生命体工学研究科

## 1. はじめに

システムの制御手法の一つに、制御対象の予測モデルを用いたモデル予測制御がある。しかし、現実には、定式化困難な制御対象が数多く存在する。本稿では、センサで感知できる数値だけを利用して、深層学習による制御対象のモデリングを行った。

深層学習は演算量が多いため、リアルタイム制御を行うには高速な演算能力が必要になる。そこで、低消費電力で高速演算が可能な、Field Programmable Gate Array (FPGA) 導入に向けたアルゴリズムの改良を行った。

## 2. 関連研究

### ① 深層学習を用いた制御対象モデリング手法[1]

本稿では、制御対象をモデリングするにあたり、「一括出力型 DNN モデル」を使用した。このモデルでは、制御対象の初期状態とコントローラが生成した操作量候補値を一括で入力し、予測区間内の全ての状態を一括で出力する。参考文献[1]において、この手法は高いモデリング性能を示した。

### ② シフト加算による乗算器削減[2]

DNN モデルをハードウェア化する際、積和演算が計算速度、回路規模の面で問題となる。本稿では、図 2 に示すような乗算器削減手法を用いた。この手法では、積和演算をビットシフトと加算に置き換える。参考文献[2]において、この手法は、従来の手法と比べ大幅に回路規模を削減できることが示された。

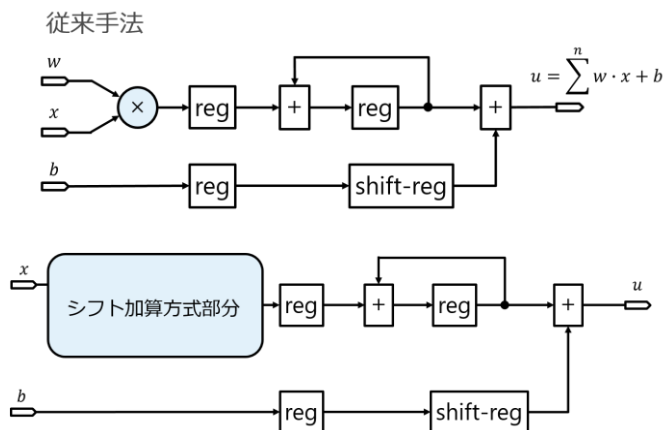


図 2 従来手法とシフト加算方式の違い

## 3. DNN モデルの精度比較

シフト加算方式を用いて、DNN モデルをハードウェア指向に改造することで、問題となるのがモデルの精度低下である。この手法では、保存された重みを元にシフトと加算に置き換える。その際、重みの近似誤差によるモデルの精度低下が生じる。そこで、学習における順伝搬、逆伝搬時にもシフト加算方式を導入した。これにより、モデルの精度を保ちつつハードウェア指向に改良することが可能となった。

本稿では、2 リンクアームの振り上げ制御を題材とし、従来手法とのモデルの精度比較を行った[3]。実験では、アームの角度とその角速度をモデルの出力として求め、訓練データとの平均二乗誤差を求めた。実験結果を表 1 に示す。

表 1: アルゴリズム改良前後のモデルの出力と、訓練データとの平均二乗誤差

	シフト加算方式	提案手法
角度 1	0.1328	0.0229
角度 2	0.2753	0.0525
角速度 1	0.9091	0.2038
角速度 2	1.3457	0.4116

## 4. まとめ

本稿では、制御対象のモデリング手法に深層学習を用い、高精度なモデリングを行った。また、シフト加算方式による乗算器削減と、新たに学習時のアルゴリズムの改良を行った。その結果、回路規模を抑えつつ、モデルの精度低下を防ぐことができるという見込みが得られた。

## 参考文献

[1] 岩谷直樹, 広津鉄平, 堀口辰也, 田向権, “深層学習を用いた制御対象モデリング手法の検討,” 信学技法, vol.116, no.344, pp.49-52, 2016.

[2] 岩谷直樹, 広津鉄平, 中村敏明, 堀口辰也, 田向権, “DNN-MPC: Deep Neural Networks によるモデル予測制御システムの FPGA 実装,” IEICE2017 総合大会, A-15-3.

[3] 川田昌克, “物理法則に基づくモデリング (基礎編, 初学者のための図解でわかる制御工学 I),” システム/制御/情報: システム制御情報学会誌, vol.56, no.4, pp.166-169, 2012.