

Cascaded-ANFIS の FPGA 実装と心臓病データセットを用いた性能評価

FPGA implementation of Cascaded-ANFIS and performance evaluation using heart disease datasets

1275047 宇田見 萌衣葵 (Soft Intelligent System On chip 研究室)

(指導教員 星野 孝総 教授)

1. はじめに

厚生労働省の人口動態統計(確定数)によれば、2023 年の日本の死亡原因で 2 番目に多かったのは心疾患である[1]。虚血性心疾患は心疾患の 1 種であり、男性では 60 代以降に多く、女性では 70 代以降に多いとされている。2025 年には日本の国民の約 4 人に 1 人が 75 歳以上とされており[2]、心疾患による死亡者の増加が危惧される。本研究では増加が予想される高齢者の虚血性心疾患による突然死の件数を予防するために、医療現場と情報を共有し、センサによって習得可能な情報は 24 時間更新することで、バイタルデータから即時心臓病を診断する小型 IoT デバイスの開発と実装を最終の目標とし、本研究では、心臓病データを学習した ANFIS を SoC-FPGA に実装し、そのクラスタリング性能を検証することで、小型デバイスで心臓病診断が可能であるか評価する。

2. FPGA のエッジデバイスとしての性能検証

4 入力 3MF の ANFIS でアヤメデータセット(iris-dataset)と天秤データセット(Balance-scale dataset)を学習し、FPGA と CPU に実装した場合とを比較することで、処理時間、処理精度、消費電力の観点から、FPGA の IoT エッジデバイスとしての性能を検証した。表 1 に各デバイスのデータセットに対する処理時間[us]、表 2 に Accuracy[%]、表 3 に消費電力の比較 [W]をしめす。

FPGA(50M[Hz])の処理速度は ARM Cortex A9 よりも高速であり、Intel Core i7 よりはやいが、クロック周波数を考慮すると十分な性能を発揮した。

表 1. 各デバイスのデータセットに対する処理時間[us]

デバイス	アヤメデータセット[us]	天秤データセット[us]
FPGA(50M[Hz])	87.218	87.219
FPGA(100M[Hz])testbench	43.602	43.613
ARM Cortex A9(925M[Hz])	160.431	69.942
Intel Core i7(2800M[Hz])	12.738	16.174

処理精度の評価では、FPGA と CPU の分類精度はほぼ同等であった。アヤメデータセットでは、FPGA と CPU の Accuracy が 100[%]と高く、一方、天秤データセットでは、ANFIS の Accuracy は約 88[%]であり、アヤメデータセットと比較すると精度が低いが、同じデータセットで学習した既存の機械学習手法[5]と同等の精度を示した。

表 2. 各デバイスのデータセットに対する Accuracy[%]

デバイス	アヤメデータセット[%]	天秤データセット[%]
FPGA	100.00	87.68
CPU	100.00	88.00
GrAMME-SG[5]		79.10
GrAMME-Fusion[5]		88.72

消費電力の評価では、SoC-FPGA の消費電力が 1.4[W]程度と低く、Intel Core i7 (12W~28W) に比べて約 10 分の 1 の消費電力で動作可能であることが分かった。

表 3. 消費電力の比較 [W]

	消費電力[W]
FPGA部	0.501
HPS部	0.853
FPGA+HPS(EPE)	1.354
Intel Core i7(公式製品紹介)	12-28(平均)
DE1-SoC(チェックカー)	5-7

3. 心臓病データセットを用いた C-ANFIS の性能検証

心臓病を診断するエッジデバイスを作成するために、項目数の数が多いデータセットの学習可能な Cascaded-ANFIS(C-ANFIS)で心臓病データセットを学習し、その性能を他機械学習と比較検証した。

心臓病データセット(Heart-disease dataset)(特徴量 13 個)を用いた C-ANFIS の性能評価では、クラス変数(num,existence)の前処理や特徴量選択を行い、作成した 5 つのデータセット(特徴量 6 個)との比較検証を行った。

作成された 5 つのデータセットのうち、データセット 2 とデータセット 3 は心臓病データセットと同等又は優れていることから、性能を低下させずに入力項目の数を削減することは可能である。作成した心臓病データセットとデータセット 2、3 の C-ANFIS を他機械学習と比較した結果、Neural networks ensemble[3]、PSO + ELM[4]、Proposed SRLPSO + ELM[4]に次いで 4 番目の性能であった(心臓病データセット(existence))(表 4)。

表 4. 心臓病データセットを学習した各機械学習と C-ANFIS との精度の比較

	Accuracy[%]
Neural networks ensemble [3]	89.01
PSO + ELM [4]	89.47
Proposed SRLPSO + ELM [4]	91.33
(existence)心臓病データセット(C-ANFIS)	88.52
(existence)データセット2(C-ANFIS)	88.52
(num)心臓病データセット(C-ANFIS)	73.77
(num)データセット3(C-ANFIS)	77.05

1 番目の性能である Proposed SRLPSO + ELM との Accuracy の差は 2.81[%]であり、C-ANFIS のさらなる精度の向上が求められる。PSO + ELM、Proposed SRLPSO + ELM と C-ANFIS との性能の違いは学習方法によると考えられる。C-ANFIS は局所探索に優れており、PSO は広範囲の最適化問題に適している。両者の違いが結果に表れたと考えられる。したがって学習方法の改善が必須と考える。

本論文は、心臓病の診断に使用する C-ANFIS を FPGA に実装する段階には至っていない。今後の研究課題として、4 入力 3MF の ANFIS の実装を応用することで C-ANFIS を FPGA に実装し、その性能を評価することが挙げられる。医療用エッジデバイスの実装が成功すれば、心臓病の診断精度の向上や診断の迅速化が期待できるが、そのためにはさらなる技術開発と検証が必要である。

参考文献

- [1] 厚生労働省: ” 令和 5 年 (2023) 人口動態統計 (確定数) の概況 ”, <https://www.mhlw.go.jp/2023>.
- [2] 厚生労働省: ”我が国の人口について”
<https://www.mhlw.go.jp/stf/newpage21481.html>.
- [3] Resul Das, Abdulkadir Sengur, Ibrahim Turkoglu: ”Effective diagnosis of heart disease through neural networks ensembles.”, Expert Syst. Appl. 36 (2009): 7675-7680., 2009.
- [4] C. V. Subbulakshmi, S. N. Deepa: ”Medical Dataset Classification: A Machine Learning Paradigm Integrating Particle Swarm Optimization with Extreme Learning Machine Classifier.”, The Scientific World Journal 2015, 2015.
- [5] Uday Shankar Shanthamallu, Huan Song, Andreas Spanias, Jayaraman J Thiagarajan: ”Gramme: Semisupervised learning using multilayered graph attention models”, IEEE transactions on neural networks and learning systems, Vol. 31, No. 10, pp. 3977-3988, 2019.