

# 進捗発表 2023/09/22

(指導教員 山口 智 教授)

山口研究室 2031133 増田 瑞樹

## 1. Weight Agnostic Neural Networks

ニューラルネットワークに用いるシナプス荷重は、出力に多いに影響し、荷重を調整することで期待した結果を出力させることが一般的。

Weight Agnostic Neural Networks(以下 WANN) はシナプス荷重の調整をせず、ただ一つの共有重みを使用し、共有重みで良い結果を出力することができるネットワーク構造を探索することでタスクを解く能力を獲得している。

表 1: Biped タスクにおけるシナプスの状態と性能

	WANN	既存手法
ランダム重み	-46	-129
ランダム共有重み	51	-107
最適化された共有重み	261	-35
最適化された重み	332	347

ネットワーク構造の更新はシナプスの追加、ノードの挿入、活性化関数の変更により行われる。

## 2. 問題点と提案手法

問題点の一つはシナプス荷重を更新できないことで、ひとつの共有重みを参考にした出力はそれぞれのシナプスが重みを持ったときよりも乏しくなる。提案手法では WANN の学習サイクルに落とし込める形でシナプス荷重の更新を行う。

もう一つの問題は活性化関数の変更方法にあり、これらの多様な出力を持った活性化関数同士は一樣に同じ確率で変更される。提案手法では変更前の活性化関数と変更後の活性化関数の違いが少ないものが選ばれやすいよう調整する。

## 3. 進捗

シナプス荷重については、WANN の元となる NEAT の個々のシナプスが重みを持っている設計のプログラムを利用しているため、シナプス荷重を保存する行列に同じ値をコピーしていることがわかった。よってこれらの行列に数値を入力することができれば、個々のシナプスに結いいつの値を持たせることができると予想する。

活性化関数については、プログラム内で素朴なランダムにより活性化関数 ID を変更していることが確認でき

たので、ここに変更する確率を変化させるプログラムを差し込めば期待する動作が見込める。

また、活性化関数の変更確率の決定方法については、ある領域内  $-n, n$  での関数同士  $f_x$  と  $g_x$  の差の 2 条の合計 (1)、ある領域内  $-n, n$  での関数同士  $f_x$  と  $g_x$  の差の最小値 (2)、シナプスの入力  $x$  に対応する出力  $f_x$  と  $g_x$  の差の合計 (3) を実装し、これらを比較しようと考えている。

$$\int_{-n}^n (f(x) - g(x))^2 \quad (1)$$

$$\text{Minimum}(f(x) - g(x))^2 \quad (2)$$

$$\sum_n^{k=1} (f(x_k) - g(x_k))^2 \quad (3)$$

表 2: 活性化関数と sin 関数の変更先確率

活性化関数	既存手法	(1)	(2)	(3)
Linear	0.1	0.0531	0.1111	0.0449
UnsignedStep	0.1	0.1311	0.1111	0.0869
Sin	0.0	0.0	0.0	0.0
Gaussian	0.1	0.1393	0.1111	0.0909
Tanh	0.1	0.1004	0.1111	0.0793
SigmoidUnsigned	0.1	0.1405	0.1111	0.1461
Inverse	0.1	0.1095	0.1111	0.1290
AbsoluteValue	0.1	0.0715	0.1111	0.0981
Relu	0.1	0.0883	0.0	0.1278
Cosine	0.1	0.1311	0.1111	0.1284
Squared	0.1	0.0354	0.1111	0.0687

