

TDGA を導入した DARTS による深層学習の構造探索

第 1 グループ 杉山 竜弥

1. はじめに

機械学習の分野では、深層学習モデルの改良によって大きく精度が向上してきた。しかしモデルの設計とその性能の関係はブラックボックスであり手作業によるチューニングには膨大な労力を要する。

ネットワークの探索を自動化する手法として提案された Neural Architecture Search(NAS) はネットワークを機械学習によって探索する。しかし何千もの GPU を必要とするため、NAS に代わり小規模な資源で計算できる Differentiable Architecture Search(DARTS) が大きな注目を集めている。DARTS はネットワークの構造と演算子の候補を探索するが、一方で DARTS にはネットワーク構造にいくつかの拘束条件がある。

本研究では演算子の種類ではなくネットワークの構造にのみ着目し、DARTS の構造制限をなくしネットワークの柔軟な探索を目的とする。その初期段階として、VGG19 のショートカット位置について DARTS で探索を行う方法を提案する。

2. 要素技術

2.1. Differentiable Architecture Search

Differentiable Architecture Search(DARTS)[1] は、離散的なアーキテクチャ探索空間に強化学習を適用した NAS with RL とは異なり、微分可能な方法で定式化し、偏微分による勾配降下法を使用してアーキテクチャを効率的に探索する手法である。

2.2. Thermodynamical Genetic Algorithm

Thermodynamical Genetic Algorithm (TDGA) は熱力学における自由エネルギー最小化をモデルにした、GA で個体群の多様性を維持する手法である。選択に温度とエントロピーの概念を導入し、初期収束問題を解決した。

3. 提案手法

3.1. 実験 1:DARTS

予備実験として DARTS を用いてネットワークを探索する手法について様々なパラメータで実験した。

3.2. 実験 2:DARTS+TDGA

実験 1 では α の学習度によって重み w の学習しやすさに偏りがあったため、収束するグラフ構造にばらつきが見られた。

そこで個体表現を α とした遺伝的アルゴリズムによって、アーキテクチャの多様性を維持しつつ、安定的なネットワーク構造の学習を図った。しかし単純に個体数を増やすと、計算コストが定数倍されるので、重み w は全体で共有する One-Shot モデルを利用することで、高速化した。

1. DARTS で事前学習したモデルの重みを引き継いだ初期個体を生成
2. エリート個体選択
3. 個体 α_i を $\nabla_{\alpha} \mathcal{L}_{\text{valid}}(w^*, \alpha_i)$ で更新
4. 適応度 $\mathcal{L}_{\text{test}}(w, \alpha^{\text{smp}})$ で個体 α を評価
5. 交叉で子個体群生成
6. 親個体群と子個体群の突然変異
7. エリート個体と親個体、子個体に熱力学的選択をして次世代とする
8. 収束するまで 2. に戻る

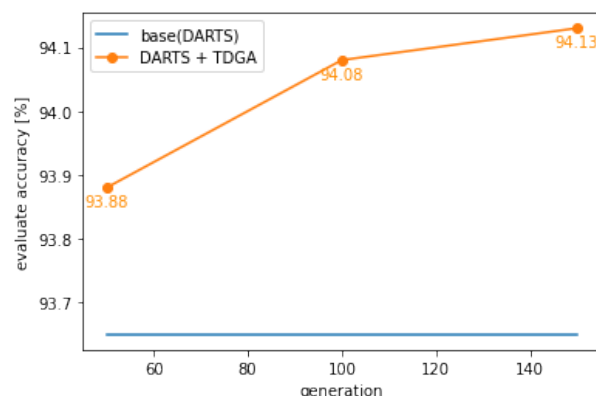


図 1: TDGA eval

4. 数値実験

4.1. 実験 1

Sigmoid 関数と閾値によるサンプリング手法が有効であるとわかった。

4.2. 実験 2

実験 1 から引き継いだモデルの重みを初期値として TDGA を行ったところ、探索中は重みを固定することで TDGA が機能し、ベースラインを超えるアーキテクチャが探索できることがわかった。図 1 では、50 世代から 150 世代までのネットワークの評価結果を示しており、TDGA と組み合わせた DARTS が有効に機能していると言える。

5. まとめと今後の課題

本研究では、DARTS の欠点であるアーキテクチャ構造の制限を緩和するようなネットワーク探索ができた。

TDGA を導入することで、ベースラインを超えることができた。

参考文献

- [1] DARTS: Differentiable Architecture Search, DARTS: Differentiable Architecture Search. DARTS: differentiable architecture search. abs/1806.09055, 2018.