

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。ベースとなるネットワークを 19 層構造の VGG19 とし、ショートカット位置について DARTS で探索を行う方法と、それに TDGA を導入する方法を提案する。

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 従来手法とは異なり、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。アーキテクチャ変数 α と、ネットワークの重み w を同時に学習する。

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、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: 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、初期収束問題を防ぐことができる。

3. 提案手法

3.1. 実験 1:DARTS

DARTS を広範囲の構造探索が可能な実装に拡張し、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 の学習程度によって重み 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。

そこで実験 1 から得られた最適設定をもとに、個体表現を α とした GA 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。単純に個体数を増やす場合、計算コストが定数倍されるため、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。

以下に TDGA をベースとして、DARTS の学習ステップ (3. と 4.) の追加の検討 と TDGA の多様性項を実数値拡張した提案手法のアルゴリズムを示す。

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. 重み w を $\nabla_{\alpha} \mathcal{L}_{\text{train}}(w, \bar{\alpha})$ で更新

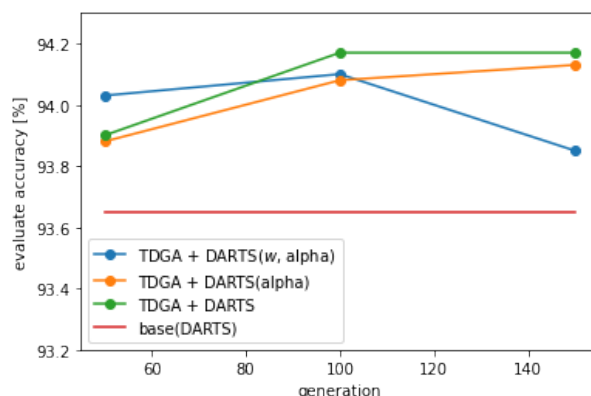


図 1: DARTS+TDGA のアーキテクチャ性能

4. 個体 α_i を $\nabla_{\alpha} \mathcal{L}_{\text{valid}}(w, \alpha_i)$ で更新
5. 適応度 $\mathcal{L}_{\text{test}}(w, \alpha_i)$ で個体 α_i を評価
6. 交叉で子個体群生成
7. 親個体群と子個体群の突然変異
8. 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
9. 収束するまで 2. に戻る

DARTS の学習ステップが、GA の探索に与える影響を調べるため、3. 4. のステップを行わない条件も比較する。

4. 数値実験

4.1. 実験 1

DARTS を用いたアーキテクチャ全体の探索ができ、さらにネットワークを構成する方法は、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

図 1 では、50 世代から 150 世代までのアーキテクチャの評価結果を示しており、いずれも DARTS のみの性能を超えるアーキテクチャが探索できることがわかった。毎世代 DARTS で w, α を更新すると、適応度の出力が不安定になり効果的に GA が動作しないため、更新は TDGA のみで行う手法が最も高い性能を達成したと考えられる。

5. まとめと今後の課題

本研究では、まず 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。

また DARTS に TDGA を組み合わせる提案手法によって、DARTS のみの結果を超えることができ提案手法の有効性が確認できた。

今後の課題として、本研究で用いた VGG 以外のネットワークに対してもこの提案手法を適用することで汎用性を確認し、また他のデータセットや実問題では、最適なアーキテクチャがどのように変化するか検討することが挙げられる。

参考文献

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