

熱力学的遺伝アルゴリズムによる CNN 構造の進化的獲得

創発ソフトウェア研究室
B3 平 智隆

目次

- はじめに
- 要素技術
- 提案手法
- 実験概要
- 実験結果
- まとめと今後の課題

目次

- はじめに
- 要素技術
- 提案手法
- 実験概要
- 実験結果
- まとめと今後の課題

はじめに

- 近年，機械学習が発展
- 畳み込みニューラルネットワークによる画像識別
(Convolutional Neural Network: CNN)

はじめに

- 問題の高度化により，CNN の構造が複雑化
→ 人手で最適化することは難しい
- gaCNN
 - CNN の構造の最適化に遺伝的アルゴリズム
(Genetic Algorithm: GA) を利用
 - GA の選択ルールを検討が不十分

目次

- はじめに
- 要素技術
- 提案手法
- 実験概要
- 実験結果
- まとめと今後の課題

畳み込みニューラルネットワーク

- 畳み込みニューラルネットワーク
(Convolutional Neural Network: CNN)
- 画像認識分野で広く利用

遺伝的アルゴリズム

遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA)

- 生物の進化からヒントを得た最適化手法
- 解の遺伝子を表現する配列に交叉, 突然変異, 選択といった操作を繰り返し適用

遺伝的アルゴリズム

遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA)

- 各個体について適応度を計算し，高いものを次世代に残し，低いものを淘汰
- ここでの適応度は CNN の識別精度

gaCNN

■ GA において遺伝子を CNN の構造として探索

目次

- はじめに
- 要素技術
- 提案手法
- 実験概要
- 実験結果
- まとめと今後の課題

遺伝的アルゴリズムの問題点

□ GA の初期収束問題

- 探索初期に個体の多様性が失われる
- 個体群が同じ個体で埋め尽くされる
- 局所最適解に陥る
- GA を CNN の最適化に用いるには
選択ルールの見直しが必要である

熱力学的遺伝アルゴリズム

- 提案手法: tdgaCNN
 - GA に熱力学的選択ルールを適用
 - 熱力学的遺伝アルゴリズム
(Thermodynamical Genetic Algorithm: TDGA)
 - 個体の多様性の維持を重視
 - GA における初期収束問題を解消

熱力学的遺伝アルゴリズム

熱力学的遺伝アルゴリズム

(Thermodynamical Genetic Algorithm: TDGA)

- GA の選択ルールに熱力学における自由エネルギーの概念を取り入れた手法
- 個体の多様性を維持することがねらい
→ 初期収束問題の解消

熱力学的遺伝アルゴリズム

□ 自由エネルギー

$$F = \langle E \rangle - HT$$

エネルギー最小化
を追求する項

系の多様性維持を
追求する項

F : 自由エネルギー

$\langle E \rangle$: システムの平均エネルギー

H : エントロピー

T : 温度

多様性を維持しつつエネルギー最小化を追求できる

熱力学的遺伝アルゴリズム

□ エントロピー

$$H = H_D, \quad H_D = \frac{\sum_{s \in S \setminus p} L(p, s)}{|S|}$$

p : 新たに選択する個体

S : 選択済みの個体集合に p を加えた集合

$|S|$: S の要素数

$L(x, y)$: 個体 x と個体 y における遺伝子配列の層
に対する Levenshtein 距離

目次

- はじめに
- 要素技術
- 提案手法
- 実験概要
- 実験結果
- まとめと今後の課題

本実験の概要

□ 先行研究

- 適応度計算のために 1 エポックのみ学習

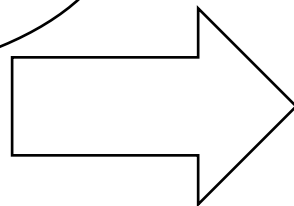
□ 本実験

- 世代数 \times エポック数 = 80 と,
世代数 \times エポック数を固定して学習
- さまざまなエポック数で実験

1. 初期個体群の作成

□ ランダムな 100 個体を 20 世代探索

ランダムな
初期個体群



TDGA 20 世代

実験用の
初期個体群

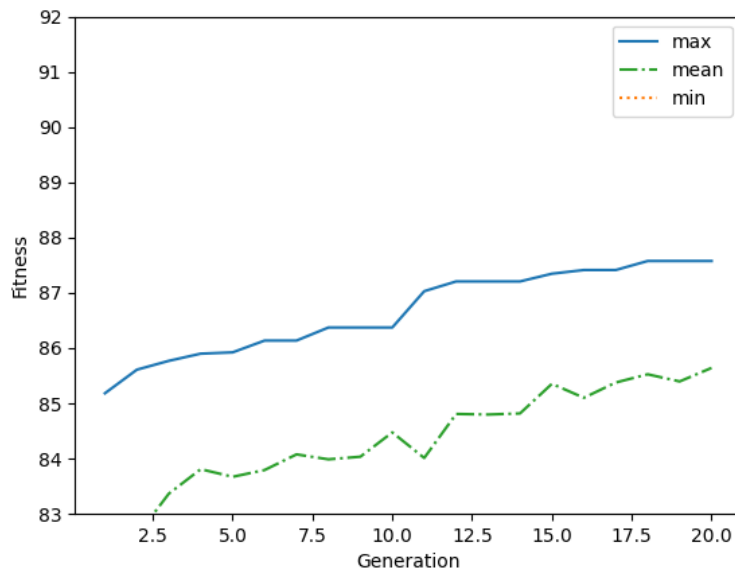
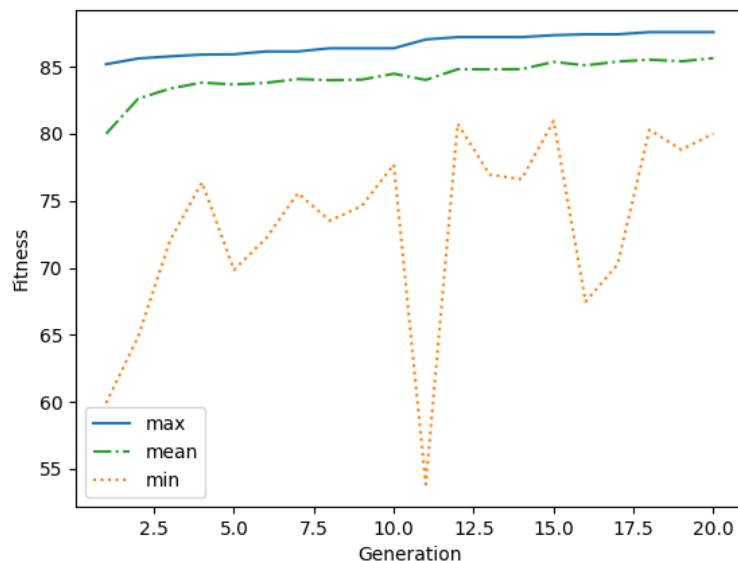
2. tdgaCNN の実行

目次

- はじめに
- 要素技術
- 提案手法
- 実験概要
- **実験結果**
- まとめと今後の課題

実験結果 —— 適応度推移

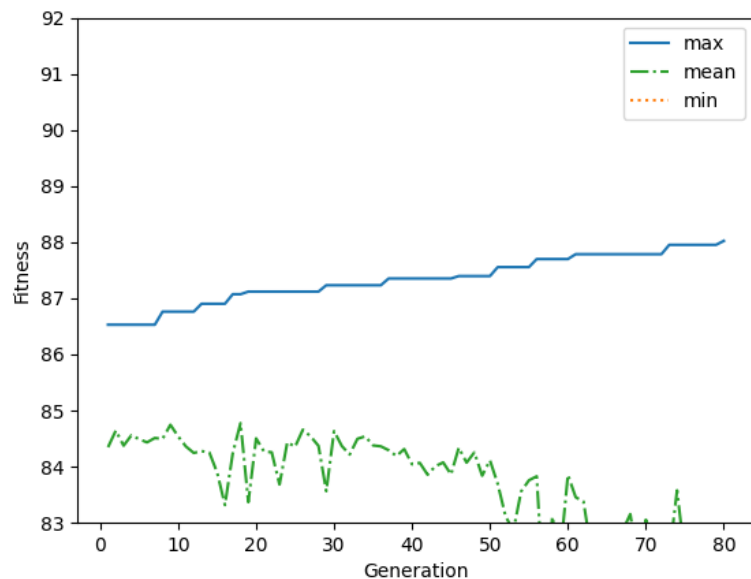
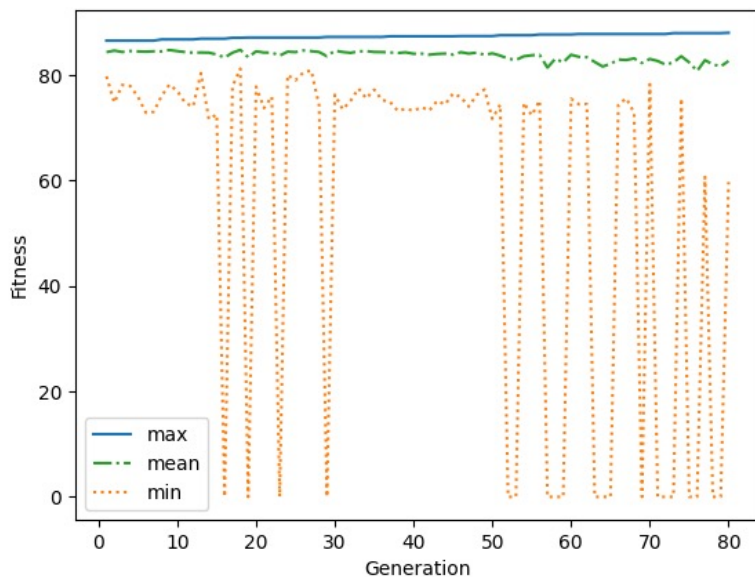
□ ランダムな初期個体を母集団とし 20 世代探索



実験結果 —— 適応度推移

■ 20 世代探索済みの個体群が初期母集団

■ 80 世代探索



実験結果 —— 最終的な識別精度

■ 本学習後の最良個体をテストしたときの
最良識別精度

	1 回目 [%]	2 回目 [%]	平均 [%]
80 世代 1 エポック	92.04		
40 世代 2 エポック	92.13		
20 世代 4 エポック	92.26		

目次

- はじめに
- 要素技術
- 提案手法
- 実験概要
- 実験結果
- まとめと今後の課題