

# 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

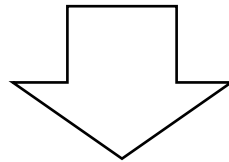
- 近年，機械学習を用いた画像識別に注目
- 畳み込みニューラルネットワークによる画像識別  
(Convolutional Neural Network: CNN)
- 問題の高度化により，CNN の構造が複雑化  
→ 人手で最適化することは難しい

はじめに

## □ 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



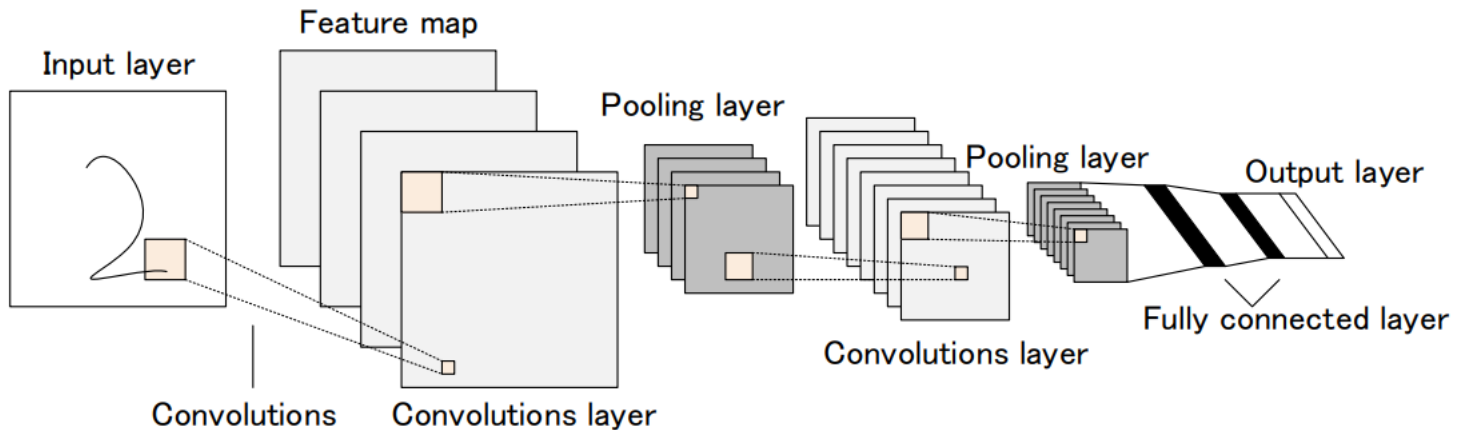
選択ルールを見直した tdgaCNN を提案

# 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
- 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



# gaCNN

- CNN の構造を遺伝子符号化
- GA による探索でより良い CNN 構造を獲得

# 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

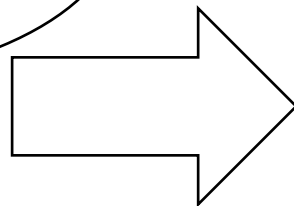
## □ 本実験

- 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  
→ 最終的な適応度を調査

## 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

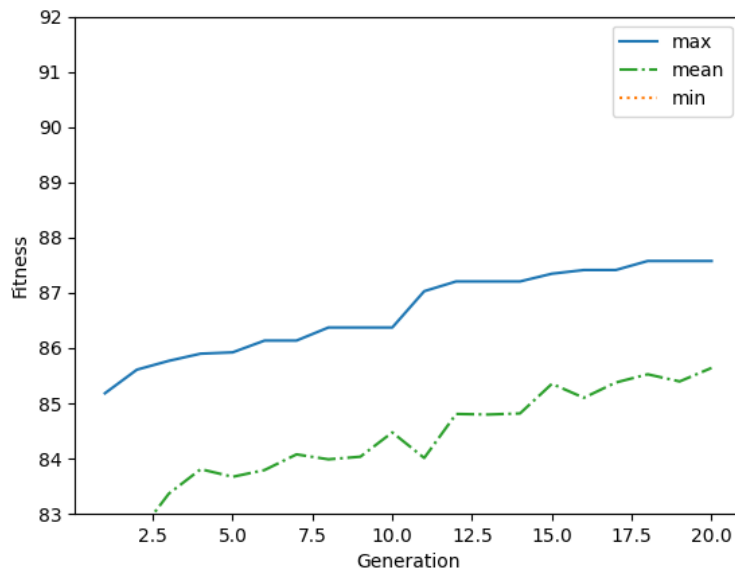
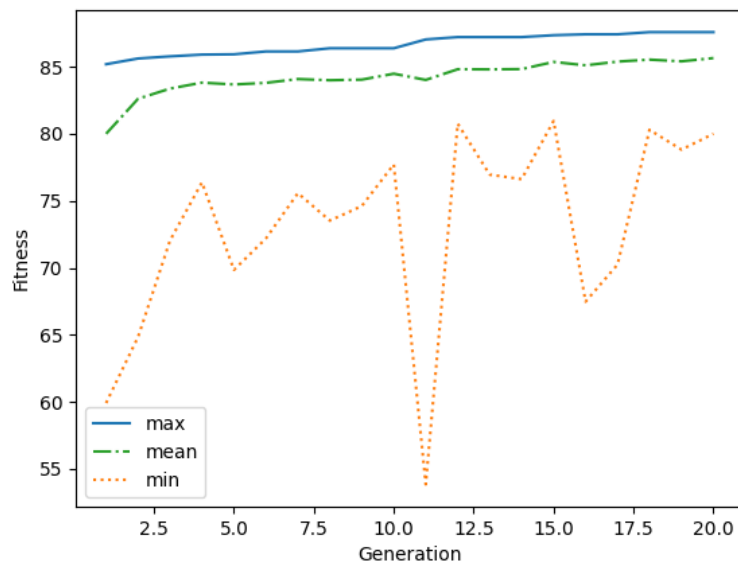
## 2. tdgaCNN の実行

# 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

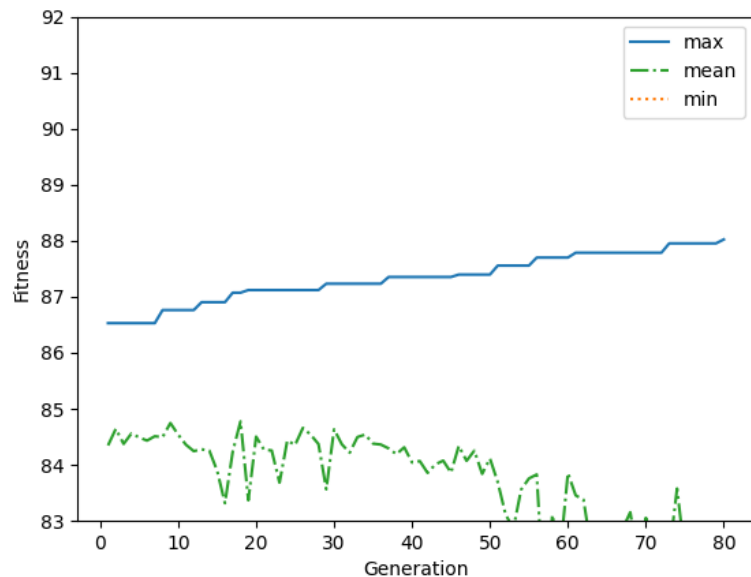
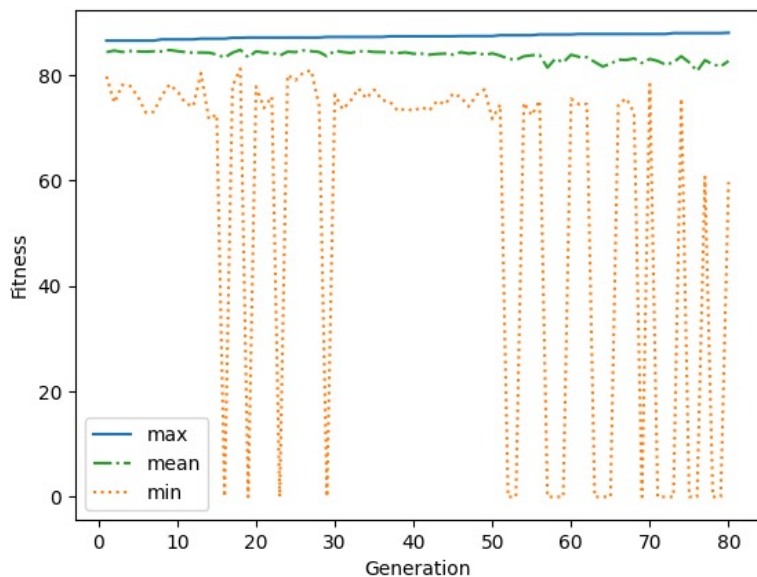
# 実験結果 —— 適応度推移

## □ 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

## 80 世代 1 エポックで探索



## 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<br>1 エポック | 92.04    |          |        |
| 40 世代<br>2 エポック | 92.13    |          |        |
| 20 世代<br>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