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

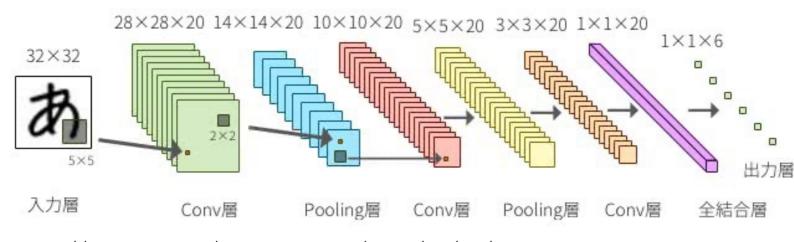
- > はじめに
- ▶ 要素技術
- > 提案手法
- > 実験結果
- ▶ まとめと今後の課題

目次

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

はじめに

- 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用いられている



https://deepage.net/deep_learning/2016/11/07/convolutional_neural_network.html

はじめに

□ CNN の構造を人手で最適化することは困難

- 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 の選択ルールの検討が不十分

はじめに

- 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

目次

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

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 繰り返し適用する
- ■各個体について適応度を計算し, 低いものを淘汰

遺伝的アルゴリズムの問題点

- □ 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

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

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

系の多様性維持を 追求する項

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