

インタラクティブ GA による CNN の汎化性能に必要なとなる訓練画像の探索

Searching for Training Images Required for Generalization Performance of CNN Using Interactive GAs

永田研究室 EMM2507 邵 広生

Nagata Laboratory EMM2507 Shao Guangsheng

1. 目的

近年、深層学習の技術を画像認識に特化させた CNN や、CNN を特徴抽出器として SVM と融合させた AI モデルなどを製品の欠陥検出に応用しようとする試みが数多く報告されており、非常にホットな研究領域が形成され、日々新たな手法が公開されるなど高性能化に向けた進化を続けているようである。本研究では、インタラクティブ GA を用いてそのようなパラメータの自動調整を試み、設計者が望ましい CNN モデルを構築していく上で、指針となる条件を提案できるシステムの構築を目指す。インタラクティブ GA により、ユーザとのインタラクションを通して、最小限の画像データを用いて目標とする CNN モデルの構築が可能となる。

2. 実験方法

本研究での GA による探索パラメータは、最大エポック数(整数)、ミニバッチサイズ(整数)、学習率、蓄積した訓練用画像データセットから実際の訓練に用いた画像の抽出割合 X [Image rate %] (整数) の 4 つであり、これら 4 つの表現型はそれぞれ 8 ビットで二値化し、図 1 のような遺伝子コードに変換している。実験では集団を 2 つのエリート個体($E=2$)を含む 12 個体($N=12$)で構成し、1 個体は $32 (=8 \times 4)$ ビットの遺伝子長となる。次世代の集団($N=12$)を生成するために、まず、選択が行われる。今回はトーナメント選択を採用しており、エリート($E=2$)を除く個体の中からランダムに 3 個ずつの個体を選択しながら、その中で適応度の高いものを次世代に残している。この操作を全個体数(N)−エリート数(E)の回数だけ実行し、次世代にも同数の個体を生成させている。選択の後には交叉確率 50% の一様交叉による交叉処理を行う。さらに、突然変異率は個体のビット長を考慮し、 $1/32 = 3.13\%$ としている。評価には CIFAR10 データセットから抽出した画像を用いた。CIFAR10 は猫、鳥、飛行機など 10 種類のクラスの訓練画像 50000 枚とテスト画像 10000 枚から構成されており、解像度は $32 \times 32 \times 3$ である。実験では、訓練用とテスト用にそれぞれ、500 枚 $\times$ 10 カテゴリ = 5000 枚と 300 枚 $\times$ 10 カテゴリ = 3000 枚を抽出して評価した。

3. 結果と考察

研究室の卒研 7 人がそれぞれ、試行錯誤的にパラメータを調整しながら手動操作で CNN の訓練とテスト画像による評価を 5 回ずつ行い、計 35 の CNN モデル(sssNet)による比較用の分類精度データを得た後に、インタラクティブ GA によるパラメータ自動調整で得られた CNN による結果と性能を比較した。その結果、GA を用いることで高い分類精度が得られるようなパラメータを自動的に獲得できることが確認された。特に、CNN の訓練で使用された Image rate の値を観察すると、データセット内の特徴量のリッチな画像のみを使用することで高い汎化性が発揮でき、全ての画像を使ったときと同等の分類精度が得られることも確認された。

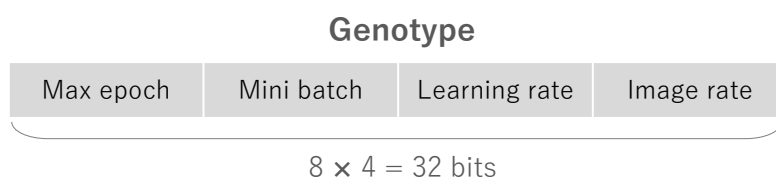


Fig. 1 Genotype structure of an individual.