深層学習モデルから抽出した特徴ベクトルの画像検索精度と計算時間に関する評価

1821005　　吉岡　拓郎

（指導教員：鷹野　孝典　教授）

# はじめに

ソーシャルネットワーキングサービス(Social Networking Service，SNS)や写真共有サービスの普及に伴い，写真や画像の投稿が盛んに行われるようになり，大量の画像や写真が蓄積されている．このような状況において，ユーザが目的の写真や画像にアクセスする手段として，画像検索機能の重要性が増している．従来研究において画像検索機能に関して多くの研究が推進されているが，深層学習による畳み込みニューラルネットワーク(Convolutional Neural Network，CNN)の登場により，画像認識性能が劇的に向上した．

# 分析手法

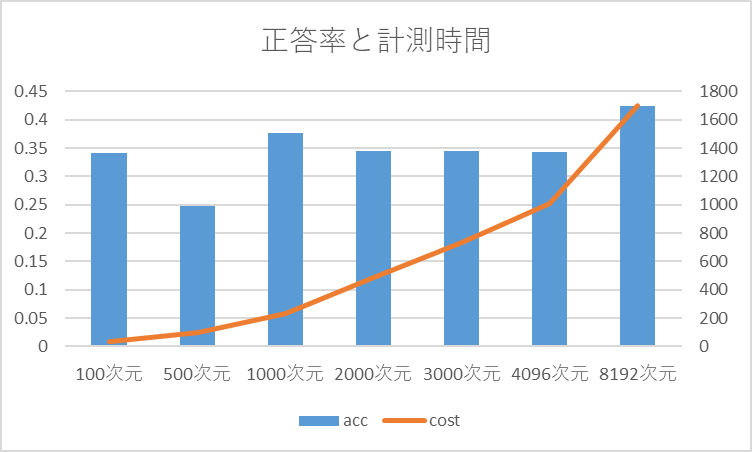
抽出した画像特徴ベクトルの次元数と画像検索精度の関係性を調べるために，ベクトル次元数を数十～数千次元に変化させて抽出する．このために，深層学習モデルのSoftmax層の手前の中間層の次元数を変化させて，目的の次元数の画像特徴ベクトルを抽出する．画像特徴ベクトルの類似性を図るためにユークリッド距離を用いており，ユークリッド分離が小さいほど類似性があるとして評価する．抽出した特徴ベクトルがどのような意味情報を持っているのか評価するために，画像検索による検索精度を評価する．画像検索精度と実行時間を評価することにより，両者を最適化する画像特徴ベクトル次元数を導出することが可能となる．

# 実験

実験1と実験2に分けて行う．実験1では，それぞれの次元数の特徴ベクトルの検索精度とプログラムを実行するのにかかった計算時間を計測する．画像検索精度と計算時間の両方の観点から最も良い結果だった次元数を明確にすることを目的とする．

実験2では，それぞれの特徴ベクトルのラベルすべての正答率ではなく，各ラベルの正答率について評価を行う．また，類似度の近い画像に視覚的な特徴はないかを調査する．ラベルによって次元数の影響を受けていたのか，検索結果の良い画像の共通点を調査することを目的とする．

実験1と実験2の結果を以下のに示す．



# まとめと今後の展望

最も検索精度が良かった次元数は8192で正答率は約42%となった．しかし，計算時間の観点も考えると次元数8192は時間がかかり過ぎている．このことから次に正答率の良い次元数1000が，次元数，計算時間の両方の観点から最も良かったと考察される．

ラベルによって正答率が良いラベルと悪いラベルがあることが判明した．つまり，一部のラベルでは十分な学習が行われなかったことが考えられる．すべての平均を求めてグラフに示した所，ラベル1が1番良い結果となり，ラベル3が悪い結果となった．