

CNN における畳み込み層の直交性の検証

藤吉 輝明* 内田 誠一*
九州大学*

1 はじめに

本研究では、画像認識に特化した深層学習の手法である CNN (Convolutional Neural Network) [1] の内部解析を試みる。畳み込み層の f 個の $d \times d$ フィルタを d^2 次元空間内の f 次元部分空間の基底と捉え、学習による各層の部分空間の特性や、同じ層内の部分空間の関係の変化を解析し、CNN で生成されるフィルタの性質を考察する。

2 CNN

CNN はフィルタの畳み込みによる特徴抽出とプーリングによる画像の縮小を交互に行い、最終的に全結合層で識別を行う。入力画像に対して、第 1 層の畳み込み層で大きさ $d_1 \times d_1$ の 2 次元フィルタを f_1 個畳み込む。それぞれの出力をプーリングした後、第 2 層の畳み込み層で $d_2 \times d_2$ のフィルタを f_2 個畳み込む。したがって第 2 層には合計 $f_1 \times f_2$ 個のフィルタが用意される。更に層を重ねることも可能であり、多くの学習データがあれば非常に高い認識率を示すことが知られている。

CNN で学習した 2 次元のフィルタをラスタスキャンによってベクトル化すると、部分空間の基底と捉えることができる。例えば、第 1 層は d_1^2 次元の空間内に f_1 次元の部分空間が生成されると考える。一方、第 2 層では第 1 層の f_1 個の出力それぞれに f_2 個の $d_2 \times d_2$ フィルタが施される。従って、 d_2^2 次元空間に f_2 次元部分空間が f_1 個生成される。このように考えると、フィルタ処理は画像のパッチに相当する d_j^2 次元ベクトルを f_j 個の基底ベクトルとの内積値を要素とする f_j 次元ベクトルに変換する、空間処理と見なせる。

本研究では学習によるフィルタの変化を、部分空間の基底の直交性の変化を用いて解析する。直交性はフィルタの類似度を表現し、低ければ類似したフィルタ、高ければ異なったフィルタであることを示す。

3 実験, 考察

実験には手書き文字画像データセットの MNIST から、分類が容易な "3" と "4", 困難な "7" と "9" の 2 クラス認識問題を用いる。それぞれ問題において、2 層の CNN (LeNet) で学習、認識を行う。フィルタサイズは 5×5 , フィルタ数は $f_1 = 4, f_2 = 8$ とする。フィルタの初期値を標準偏差 1 の乱数で設定し、学習率 0.01 の勾配降下アルゴリズムによる学習を 10000 回行う。学習におけるコスト関数として交差エントロピーを用いる。

3.1 直交性の解析

第 1 層の部分空間の直交性を評価する指標として、各基底 (すなわちフィルタ) を自身以外と内積を計算し、その平均値を用いる。図 1 の結果を見ると、学習を重ねるにつれ内積の平均は大きくなっていく。これは基底間の類似度が高いことを表している。難易度の異なる問題で比較すると、識別が容易なほど第 1 層の部分空間の基底は類似していることがわかる。これは学習によって識別に有効な特徴が容易に決定され、その特徴を複数のフィルタで抽出するためだと考えられる。一方、識別が困難な場合、有効な特徴が定まらず、第 1 層のフィルタは様々な特徴を抽出していると考えられる。

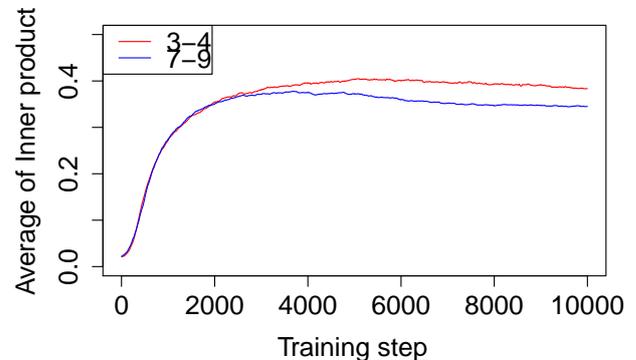


図 1: 第 1 層の内積値

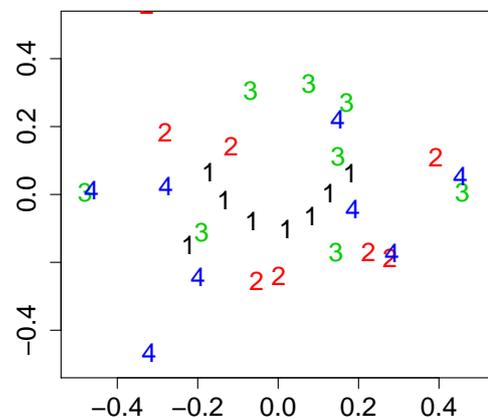


図 2: 多次元尺度構成法による第 2 層フィルタの類似関係

3.2 多次元尺度構成法による解析

第 2 層の $f_1 \times f_2$ 次元部分空間の類似度を解析するために多次元尺度構成法を用いる。これは高次元のベクトルを低次元空間で可視化する手法である。図 2 は "7" と "9" の識別問題で 10000 回学習した CNN の第 2 層のフィルタに対する結果を示す。同じ数字のフィルタは同じ部分空間の基底であり、近いほど類似性の高いフィルタである。結果を見ると、1 番の部分空間の基底は類似性が高いものが多い。これは識別の難しい問題において、第 1 層から第 2 層の 1 番の部分空間への入力から識別に重要な特徴が抽出されていると考えられる。

4 まとめ

本研究では CNN のフィルタを部分空間の基底と捉え、学習や問題の難易度による基底の特性の変化を解析した。実験では学習によって特徴が選択され、フィルタが類似していくことを、基底の直交性を用いて示した。また、2 層の CNN の場合、識別の難易度が低くければ、第 1 層で有効な特徴が選択され、高ければ第 1 層の出力を用いて第 2 層で特徴を抽出することを示した。今後は各層での部分空間の識別に対する重要度を更に詳細に解析する。

参考文献

- [1] Y.LeCun, B.Boser, J.S.Denker, D.Henderson, R.E.Howard, W.Hubbard, and L.D.Jackel, "Backpropagation applied to handwritten zip code recognition", Neural Computation, vol.1, pp.541-551, 1989.