

CNN の異なる階層からランダムに選択した特徴量の積を用いた対象識別

森本 直[†] 堀田 一弘[†]

[†] 名城大学大学院 理工学研究科 電気電子工学専攻

1. はじめに

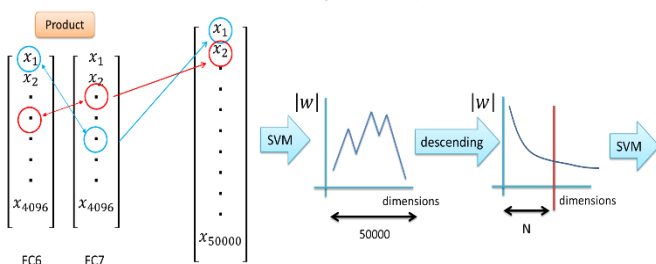
現在、画像認識の分野では、より高精度に対象を識別する方法の研究が進められている。近年、CNN の研究が進み、AlexNet[1]のような学習済みのCNNにより得られた特徴量を Support Vector Machine (SVM) で識別することにより、高い精度が得られることが報告されている。しかし、この特徴量が全ての識別に対して有効とは言えない。そこで、CNN の異なる階層により得られた特徴量間の相関関係を用いることにより、更なる高精度化を目指す。

本研究では学習済みのCNNにより得られた違う階層の特徴量から特徴をランダムに選択し、それらの積を特徴量として SVM により識別する。しかし、このようにして得られた全ての特徴量が識別タスクに有効なわけではない。そこで、SVM により得られた重みの絶対値を用いて、識別に有効な特徴量の積を選択する。識別に有効な異なる階層の特徴量の組み合わせのみを用いて再度 SVM を学習することにより、精度を向上させることができた。

2. 提案手法

Alex Net の FC6 層と FC7 層の 4,096 次元の特徴量を使用する。違う階層を組み合わせることにより、より高精度な識別が可能となる。図 1 に提案手法の流れを示す。2つの階層 4,096 次元からそれぞれ任意の特徴量の積を新しい特徴量とするが、4,096 から 2 つの特徴量を取る組み合わせは $4096C_2 = 8,386,560$ 個あり、全てを試すことができない。そこで、2 つの特徴量をランダムに 50,000 個選択し、線形 SVM により識別器の学習を行う。得られた SVM の重みの絶対値が大きい特徴量を選択することにより識別に有効な特徴量の組み合わせを選択する。ここで得られた有効度の高い特徴量の組み合わせのみを用いて再度 SVM の学習を行う。テストの際には、学習時に重みの大きかった特徴量の積のみを用いて識別する。

図 1 提案手法の流れ



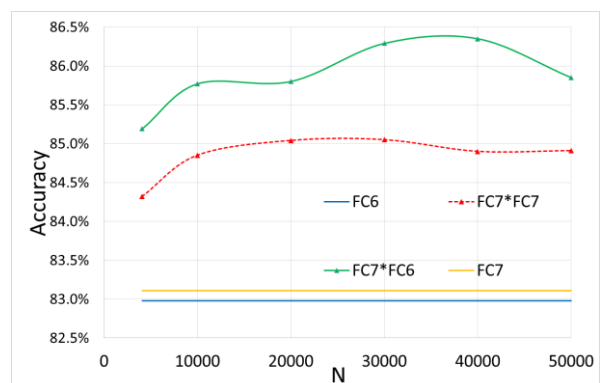
3. 評価実験

本実験では動物や乗り物など 10 クラスの画像 60,000 枚

を含む CIFAR10 データセットを用いて評価する。向きの変化に対処するために学習画像 50,000 枚の反転画像を加えた 100,000 枚を用いた。CNN の違う階層のランダムに選択した 2 つの特徴量の積を 50,000 個用いた場合 (FC6*FC7) と同じ階層から二つのランダムの積を用いた場合 (FC7*FC7) [2], CNN の特徴量をそのまま用いた場合の比較を行う。また、50,000 次元から SVM の重みの絶対値の大きい N 次元を選択した場合も評価する。多クラス識別のために one versus one SVM を用いた。

図 2 の実験結果から CNN の異なる階層の特徴量の積を用いることにより精度が向上することが分かる。N=40,000 次元を用いた場合には 86.35% であり、何の工夫もしない CNN の 4,096 次元の精度より向上している。また、N=4,096 の精度は 85.19% であり、同じ次元数でも提案手法の方が高い精度となった。同じ特徴量からランダムに組み合わせるより、違う階層の特徴量の組み合わせを用いた場合の方がより高い精度が得られた。

図 2 実験結果



4. おわりに

ランダムに選択した異なる階層の特徴量の組み合わせから識別に有効な特徴量を選択することで、精度を向上させることができた。今後は様々な階層を用いて実験を行う。

参考文献

- [1] A. Krizhevsky, et al. "ImageNet classification with deep convolutional neural networks.", Advances in Neural Information Processing Systems 25, pp.1097-1105, 2012.
- [2] N. Morimoto and K. Hotta, "A Object Classification Method Using Product of Randomly Selected Elements." International Symposium on System Integration, pp.428-432, 2015.