

概念学習を用いた Deep Neural Network の学習速度の高速化

柴田 龍真[†]

木更津工業高等専門学校 情報工学科本科[†]

大枝 真一[‡]

木更津工業高等専門学校 情報工学科[‡]

1. はじめに

近年、機械学習の手法として Deep Neural Network(DNN)[1] が様々な分野で成果をあげている。一方、DNN は大量の重みを調整する必要があるが、DNN の初期重みはランダムに与えるため、学習に膨大な時間がかかってしまうという課題がある。

そこで本研究では学習対象の概念を先に学習させておき、学習時間の短縮手法の提案を行う。つまり、“数字”や“人の顔”といった特定の概念を先に学習させて、その後で個別の学習を行うことで学習時間の短縮を試みる。本研究では、これを概念学習と呼び、DNN の学習速度の高速化と識別精度の向上を試みる。

2. Deep Neural Network

2.1 ニューラルネットワーク

ニューラルネットワークは、脳の神経回路網を計算機上でシミュレーションしたモデルである。複数のニューロンとそれらを結合するシナプスで構成される。ニューラルネットワークの構造を図1に示す。

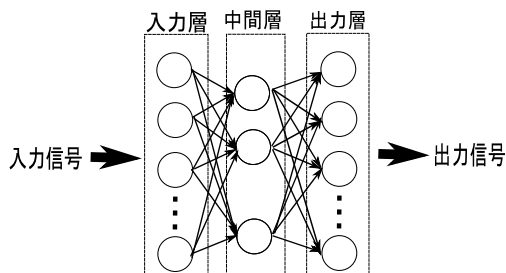


図1 ニューラルネットワーク

各々のシナプスには重み w が掛かっており、ニューロンは重みの掛かった入力を受け取り、重み付き和 h を計算する。シグモイド関数に重み付き和 h を引数として $o = f(h)(0 \leq o \leq 1)$ を出力する。重み w を最適化していくことでニューラルネットワークの学習を行う。

2.2 ネットワーク構造

DNN は中間層を多層にしたニューラルネットワークである。DNN の構造を図2に示す。

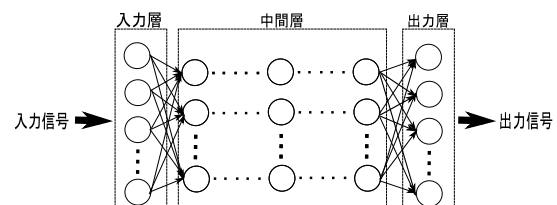


図2 Deep Neural Network

2.3 Autoencoder

Autoencoder は DNN の教師なし学習で用いられる。ニューラルネットワークと似たような構造を持ち、入力そのまま出力されるように学習を行うものである。中間層を入力より少ない数で構成するとき、Autoencoder を次元圧縮機と見ることができる。

入力から中間層までを encode、中間層から出力までの操作を decode と呼ぶ。Autoencoder の学習とは encode と decode 時に用いるパラメータを調整することである。 x を入力信号、 b をバイアス項、 W を重み、 $s()$ をシグモイド関数と置く。 y を encode の出力、 z を decode の出力としたとき、 y と z は以下の式で表される。

$$y = s(Wx + b) \quad (1)$$

$$z = s(W'y + b') \quad (2)$$

よって Autoencoder の学習は W, W', b, b' の4つのパラメータを最適化していけばよい。

Reducing of Iteration times with Concept Learning for Deep Neural Network

[†]Ryoma Shibata · National Institute of Technology, Kisarazu College

[‡]Shinichi Oeda · National Institute of Technology, Kisarazu College

2.4 DNN の課題

画像認識では、前処理によって特徴ベクトルや識別器の作成を行い、モデルの構築を行っている。一方、DNN は前処理を行うことなく対象物に含まれる特徴までそのまま学習することができる。そのため、複雑なモデルでも学習可能でかつ、高精度の識別が可能である。

しかし、DNN はネットワーク構造が大きく、重みの学習にも非常に時間がかかるという問題点がある。この問題点を解決する手法を提案する。

3. 概念学習

概念学習はある特定の概念をあらかじめ DNN に学習させることで、それらの概念に対する学習速度を向上させるための手法である。従来の DNN では重みを毎回ランダムに初期化してから学習を行っていた。しかし、このような大量に重みを扱うモデルでは、学習に膨大な時間が掛かってしまう。

概念学習では概念をモデルに事前に学習させることで、その概念に対する学習時間を短縮する。例えば人の顔の認識・識別を行うロボットに対して、個人の識別がしやすいようにあらかじめ“人の顔の概念”を学習させることで個人の識別にかかる時間を短縮できる。また学習する対象を絞ることで概念の中での識別精度の向上を図ることができる。上記のように、概念学習によって“学習時間の短縮”と“対象概念に対する識別能力の向上”の2つの効果が期待できる。

猫を一例にあげて、概念を学習させるための手法を説明する。ランダムな値で重みが初期化された DNN に対して、猫の概念を学習する。猫の概念は複数の猫の画像からいくつかの猫の画像を抽出して平均を取るものにする。そのような猫の平均画像をデータセットにして DNN に学習させることで、モデルに“猫の概念”を事前に覚えさせる。その DNN を基に個別の猫の学習を行えば、個別の猫の画像は学習時間が短くなり、猫の中での種別といった細かい部分まで識別が可能となるモデルとなると期待される。

4. 計算機実験

概念学習の前に、本研究では DNN の識別精度の高さを検証する。対象は手書き文字の識別とした。MNSIT データセット [2] を用いて学習とテストを

行い、識別の精度を測った。MNIST は、0 から 9 のいずれかが書かれた $28 \times 28 = 784$ ピクセルからなる手書き数字で、トレーニングデータ 50,000 枚、テストデータ 10,000 枚の計 60,000 枚からなる画像データセットである。

中間層数は 4 層にして実験を行った。ニューロンの数は入力層を 784 個として、中間層を 256 個、100 個、49 個、25 個のように次元圧縮を行った。この際、Learning Rate は 0.2、ノイズは各中間層で 10%、20%、30%、30% とした。Fine-tuning は中間層 40 個、出力層 10 個として、Back Propagation 法で重みを調整した。また本実験では、50,000 枚を 20 枚ずつ、2,500 組に画像を分けてミニバッチ学習を行う。重みの修正は 25,000 回行った。

テストデータ 10,000 枚の内 90.4% の画像を正しく識別することができた。図 3 にニューロンをノイズ入りの画像から 25 個まで圧縮してそれを元に復元した画像を示す。ノイズを除去しながら学習ができていることが読み取れる。

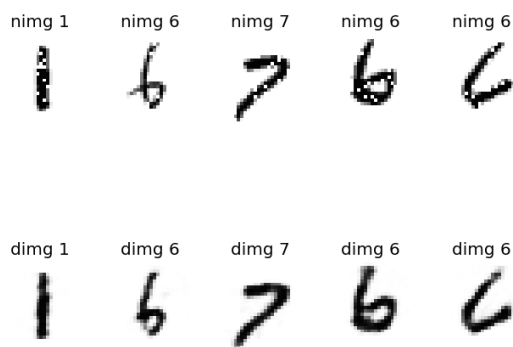


図3 ノイズ入り画像と復元を施した画像

5. まとめ

手書き画像の識別に対して、DNN を用いると高い精度で識別できることが分かった。概念学習の有効性についてはただいま検証中である。

謝辞 本研究は JSPS 科研費 25750095 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] G. E. Hinton and R. R. Salakhutdinov, “Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks”, *Science*, 313(5786):504, 2006.
- [2] Yann LeCun, “MNIST handwritten digit database”, <http://yann.lecun.com/exdb/mnist/>