

6F-4

ニューラルネットに基づく画像圧縮

- 高速化と重み行列について -

風山 雅裕 † 片山 泰男 * 森島 繁生 *

*成蹊大学 **株式会社グローバルコミュニケーション・テクノロジーズ

1. はじめに

バックプロパゲーション型ニューラルネットワークを用いた画像データの圧縮符号化の実験において、学習を高速化する方法を提案する。

また符号量を減らす試みとして、中間層の出力のいくつかをカットしてみた。そのときの画像評価を行なった結果についても報告する。さらに入力層－中間層間、出力層－中間層間の重みを示し、これらの関係について考察する。

2. 学習の高速化について

3層ネットワークの構成を図1に示す。ここで w_{ij} は i 番目のユニットから次の層の j 番目のユニットへの重みとする。N回目の学習時の重みの変化 $\Delta w_{ij}(N)$ は、(1)式で表せる。

$$\Delta w_{ij}(N) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} + \alpha \Delta w_{ij}(N-1) \quad (1)$$

ここで α はモーメンタム係数、 η は比例係数である。また E は、1 ブロックの誤差の総和を表している。学習を効率よく進めるには、 α 、 η を適応的に変化させればよいものと思われる。本稿では特に η について着目した。 η を固定にした場合と、学習回数に応じて η を制御した場合 (M シーン目の比例係数 $\eta(M)$) を(2)式によって与える。) について収束状況を比較する。カラーの標準画像 girl-r,-g,-b を入出力層 6×4、中間層 8 (64-8-64) のネットで学習させた。

$$\eta(M) = \eta(0) \times e^{-M/100} \quad (2)$$

学習過程における学習回数と \sqrt{MSE} の変化の様子を図2、図3に示す。係数を固定した時に比べ指數関数的に比例係数を制御した場合、学習は約3倍程度高速化されることが分かった。

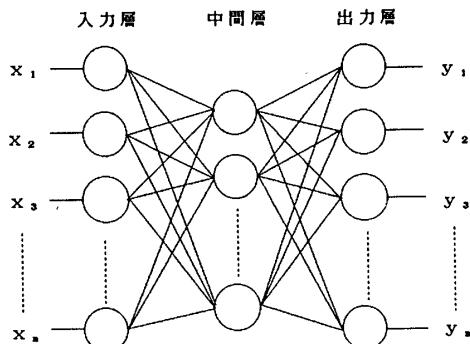


図1 ニューラルネットの画像圧縮モデル

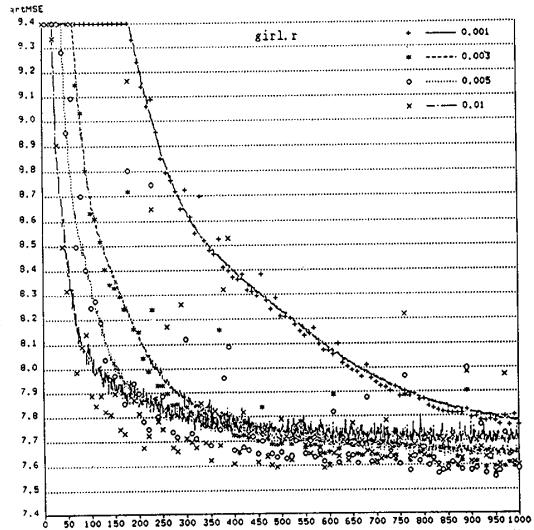


図2 比例係数を固定した時の学習過程

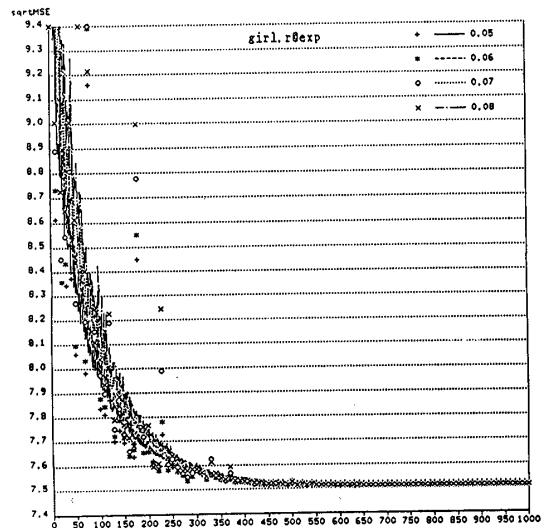


図3 比例係数を指指数型にした時の学習過程

Image Compression Based on Neural Networks:

Enhancement of Learning and Analysis of Weight Matrix

Masahiro KAZAYAMA †, Yasuo KATAYAMA *, Shigeo MORISHIMA *

*Seikei University *G.C.T, LTD.

3. 画像圧縮の試み

ニューラルネットによる画像符号化はCottrellらによって報告されている。^[1]符号伝送には予め出力層－中間層間の重み係数を伝送し、次に中間層の出力値を量子化して逐次伝送する。バックプロパゲーション学習時に入出力層数に比べて中間層数を少なくすることによって画像の圧縮が行える。符号化時において中間層の数を減少させることによって更に圧縮が行える。ここでは中間層の出力値を0または1シーンの平均値で置き換え、画像評価を行なった。実験は64-16-64のネットワークについて行った。

その結果、どの中間層の出力値を0にするかによって画質にかなりばらつきがあることが分かった。1シーンの平均値に置き換えた場合は、どの中間層ユニットを置き換えてもほぼ同程度の画像が得られた。さらに平均値に置き換える中間層の個数を増やしていくと次第に画質が劣化していく様子が見て取れる。ブロック内部に特定の形状のノイズを発生しながら劣化していく。

4. 対称型自己組織ネットワーク

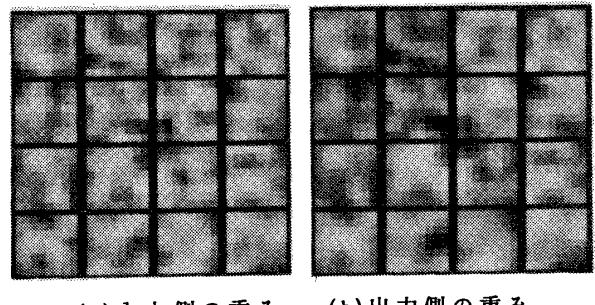
入力層－中間層間の重み（以下入力側の重み）、出力層－中間層間の重み（以下出力側の重み）を次に示す。この結果から入力側の重みと出力側の重みのパターンは非常に似通っていることが分かる。さらにバックプロパゲーションによって学習を進めていくと重みのパターンは同じになるかもしれない。

ここで出力側の重みと入力側の重みが常に一致するような対称型ニューラルネットを提案する。入力データ自身を教師データとする自己組織型ニューラルネットにおいて符号化と復号化のネット構造は対称的である必要はない。3層型の重みパターンが中間層の前後において一致することは、線形直交変換系の性質である。この性質を利用した自己組織型ネットワークとして、中央の中間層を中心に前後に重み係数が対称的なネットワークを考えることができる。これは層数が半減するため学習が高速になり、ローカルミニマムに陥る危険性を減らす効果があると予想される。



(a) 原画像 (b) 再生画像

図4 g i r l - r, - g, - b



(a) 入力側の重み (b) 出力側の重み

図5 重み行列

中間層16個のユニット各々について入力層からの重み(a)と出力層への重み(b)を画像にして表したもの。

5. まとめ

本稿では学習の高速化と画像圧縮のシミュレーション結果について報告した。主な内容は以下の通りである。

- ①比例係数を指數関数によって制御することにより固定の時に比べ約3倍学習が高速化された。
- ②1シーン分の中間層の出力値の平均で置換することによる画像を評価した。
- ③入力側の重みと出力側の重みのパターンは非常に近似していることがわかった。
- ④対称型自己組織ネットワークを提案した。

参考文献

- [1] G.W. Cottrell, P. Munro, and D. Zipser,
"Image Compression by Back Propagation:
An Example of Extensional Programming"
ICS Report 8702 February 1987