

## 位置ずれ入力とノイズ重畳による ニューラルネットワークの汎化能力向上法

大山輝光<sup>†1</sup> 黒田英夫<sup>†2</sup> 宮原末治<sup>†2</sup>  
志久 修<sup>†3</sup> 中村千秋<sup>†4</sup>

ノイズや位置ずれにロバストな特徴抽出問題を対象としたニューラルネットワークの学習では、学習用データに対する識別能力よりも、未知データに対する高い識別能力(汎化能力)が要求される。本論文では、ノイズを含む入力データに対する汎化能力の向上に向け、入力データへのノイズ重畳と位置ずれ画像の学習を行う方法を提案する。重畳するノイズの大きさを変化させながら学習誤差と汎化誤差を定量的に調べる実験を通し、汎化能力向上に対する本手法の有効性を実験的に示す。

### Generalization Improvement of Multi Layered Neural Networks Based on Noise Injection and Position-changed Inputs

TERUMITSU OHYAMA,<sup>†1</sup> HIDEO KURODA,<sup>†2</sup> SUEHARU MIYAHARA,<sup>†2</sup>  
OSAMU SHIKU<sup>†3</sup> and CHIAKI NAKAMURA<sup>†4</sup>

To improve the generalization ability of multi-layered neural networks, we propose the method that noise-injection into the input images, while changing its position. The problem is the method of decreases the generalization error to unknown inputs, in pattern recognition or feature extraction. As a result, we show that the neural network is organized higher generalization ability than conventional methods through the learning experiments of handwritten character.

#### 1. はじめに

ニューラルネットワークの汎化能力を用いた特徴抽出やパターン認識の研究では、学習データに対する識別能力よりも未学習の入力パターンに対して適切な出力を与える能力(汎化能力)の改善が急務な課題となっている。特に、階層型ニューラルネットワークの学習法として一般的に用いられる誤差逆伝播学習法は、本来、汎化能力を議論できない評価基準に基づいた学習法であることに加え、overtraining 問題など解決すべき課題が多い。階層型ニューラルネットの汎化能力向上に関する研究には、学習時に提示する入力データや

中間層にノイズを重畳する方法<sup>1),2)</sup> や、あらかじめ位置ずれや拡大縮小が生じた画像を学習データに用いる方法<sup>3)</sup>、そして中間層の素子数や基底関数の理論的決定法をヒルベルト空間上で議論する試み<sup>4)</sup> などがある。また、未学習の入力に対して正しい出力を保証するような枠組みとして、入力の変動を線形変換で表現できる場合に、ニューラルネットの隠れ素子の重み表現に対する線形の従属制約を導入し学習を行う方法<sup>5)</sup> も提案されている。本論文でも、汎化能力を改善するために、位置ずれや拡大縮小、雑音を加えられた入力に対してロバストな出力を行うニューラルネットの学習方法について検討する。文字認識などの実問題にニューラルネットを適用する場合、限られた訓練データで、より高い汎化能力を獲得する必要がある。そこで、同じ訓練データを使用した場合でも、学習時に提示する入力画像へノイズ重畳と位置ずれを導入することで従来の方法より高い汎化能力が獲得できることを示す。提案手法の効果を理解するために、手書き文字を学習した場合の学習誤差と汎化誤差の変化を従来の方法と

†1 和歌山信愛女子短期大学  
Wakayama Shin-Ai Women's Junior College

†2 長崎大学工学部  
Faculty of Engineering, Nagasaki University

†3 佐世保工業高等専門学校  
Sasebo National College of Technology

†4 長崎大学教育学部  
Faculty of Education, Nagasaki University

比較しながら調べる．また学習後，ニューラルネットの入力層から中間層間に組織化された受容野結合を手法ごとに比較し汎化能力との関係調べる．

2. 問題の設定と提案手法

実験には，入力素子数 1024，中間素子 36，出力素子 100 の 3 層ニューラルネットを用い，学習には誤差逆伝播学習法を用いる．入力画像には図 1 のような ETL9B の手書き文字データを使用し，文字種ごとに 8 つの筆跡データを各 100 個ずつ，合計 800 個作成する．そして，これを 400 個ずつ学習用データと汎化能力評価用データに分けて使用する．ニューラルネットは，これらのデータを入力したときに文字種に応じた出力素子が応答するように学習が行われる．

提案手法ではノイズを重畳した学習データを 400 個，4 近傍方向に 2 画素以内で位置ずれさせながら学習を行う．そして，学習が 1 回終了するごとに汎化評価用の未知データを提示して実出力と理想値との平均二乗誤差を計算し汎化能力の評価基準とする．正規化や特徴抽出によって得られた特徴ベクトルを学習すれば認識率を高くすることが可能であるが，今回は認識率よりも未知データに対する汎化誤差の低減を目指し，さらには学習後のニューラルネットに組織化される受容野結合との関係を明らかにするために，あえて正規化や特徴抽出を行っていない画像を使用する．

学習用データに対する誤差は学習が進むごとに減少傾向を続けるが，未知データに対する誤差は振動や，減少 増加に転じるなど様々である．そこで予備実験を行い，今回の実験モデルでは，5,000 回の学習課程で未知データに対する汎化誤差の最小値が観測されることを確認している．また，入力素子の入出力を出力範囲が 0~1 の線形関数で，中間および出力素子の入出力を次のようなロジスティック関数

$$Out = \frac{1}{2} \left( 1 + \tanh \frac{\sum In + \theta}{T} \right) \tag{1}$$

によって規定した． $\sum In$  と  $Out$  は素子の入出力値， $\theta$  はオフセットである．また， $T$  は「温度」と呼ばれるロジスティック関数の傾き度を決める変数である．今回は，ニューラルネットの学習・汎化特性と温度  $T$  との関係性を定量的に調べるために， $T$  を 1~20 の範囲で変化させながら実験を行った．

3. 位置ずれ入力の効果

3.1 誤差逆伝播法による文字認識実験

まず，提案手法と比較するためにノイズ重畳なし，位置ずれ入力なしで手書き文字の学習実験を行った．学習データに対する誤差の様子を図 2 に，未知データに対する汎化誤差の様子を図 3 に示す．

図 2，図 3 に示すように，学習誤差は温度  $T$  にかかわらず減少を続けるが，汎化誤差は減少から増加に転じる傾向にある．汎化誤差の最小値は  $4.49 \times 10^{-4}$  (温度  $T = 17$ ，学習回数 2,230) であった．

初期視覚系では，興奮性結合(オン結合)と抑制性

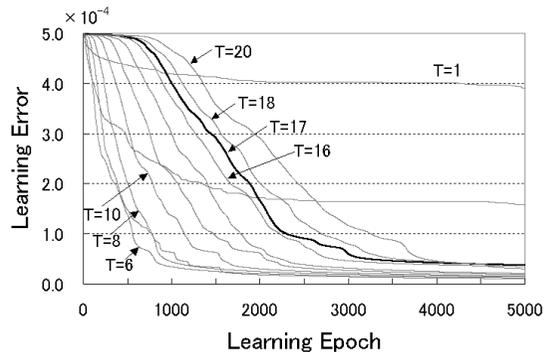


図 2 誤差逆伝播法による学習誤差の変化  
Fig. 2 Learning error after back-propagation learning.

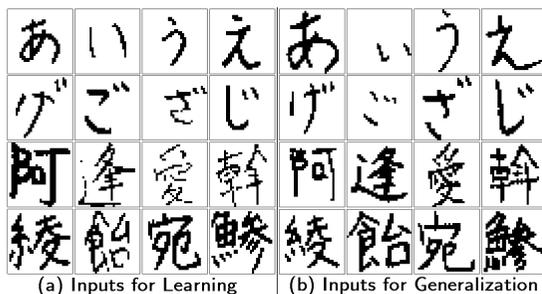


図 1 学習用と汎化評価用画像の例  
Fig. 1 Examples of the input images for learning and evaluation of generalization.

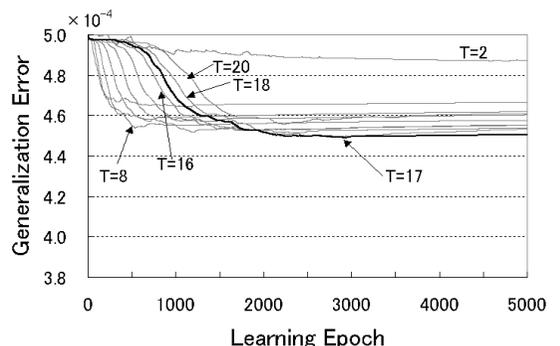


図 3 誤差逆伝播法による汎化誤差の変化  
Fig. 3 Generalization error after BP learning.

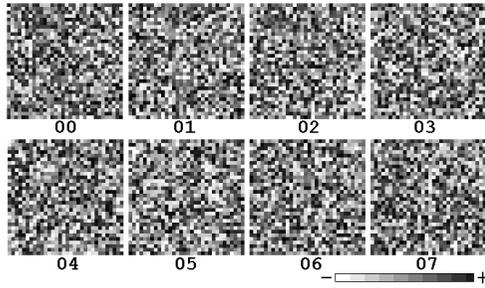


図4 学習開始直後の受容野結合

Fig. 4 Weights between input and hidden layer at the learning start.

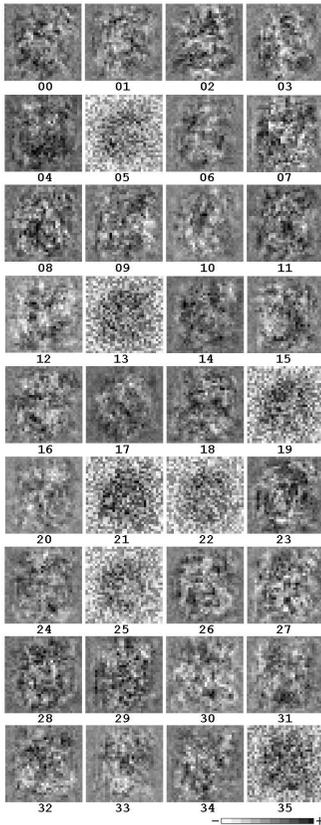


図5 誤差逆伝播法で入力層から中間層間に組織化された結合  
Fig. 5 Weights organized by back-propagation learning between input and hidden layer.

結合（オフ結合）が局所的に集中して分布した受容野結合が知られており、この工学的モデル化と空間微分特性による画像の特徴抽出やパターン認識への応用が研究されている。そこで、学習の前後で入力層から中間層素子への結合、すなわち中間層素子の受容野結合を調べたところ、学習開始直後には図4のようなランダムな結合であったのが、学習後には図5のように受

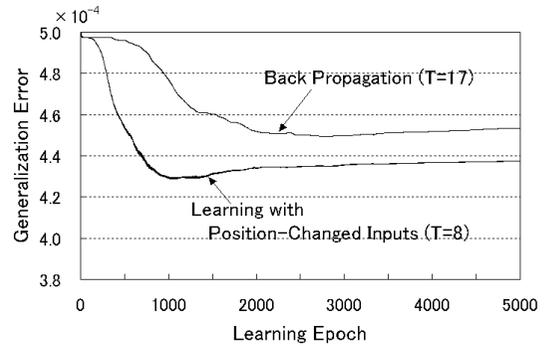


図6 位置ずれ入力による汎化誤差の向上

Fig. 6 Generalization error after back-propagation learning with position-changed inputs.

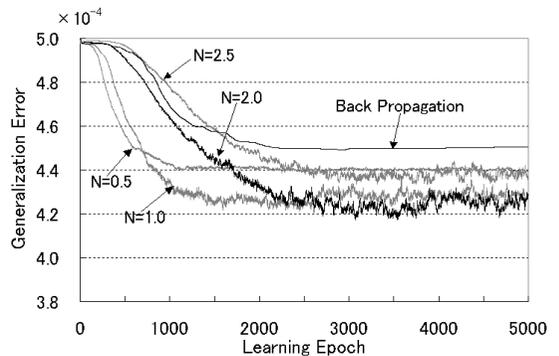


図7 ノイズ重畳による汎化能力の変化

Fig. 7 Generalization ability by using noise injection.

容野の構造化が進んでいる様子が観測された。

### 3.2 位置ずれ入力実験

4近傍に2画素以内で位置ずれを生じた画像を入力して同様の実験を行った結果、未知データに対する汎化誤差は図6のようになった。汎化誤差の最小値は  $4.29 \times 10^{-4}$  (温度  $T = 8$ , 学習回数 1,032) と、位置ずれ入力なし・ノイズなしの結果より小さくなっている。この実験により汎化能力の向上に対する位置ずれ入力の有効性が確認された。なお、学習後の中間層素子受容野に対する考察は後述する。

### 4. ノイズ重畳の効果

位置ずれ入力なしで、入力画像にノイズを重畳しながら手書き文字学習実験を行った。ノイズの最大値を  $|N| = 0.01$  から徐々に大きくしながら汎化誤差を調べたところ、図7のような結果になった。

汎化誤差の最小値は  $4.17 \times 10^{-4}$  (ノイズの最大値  $|N| = 2.0$ , 温度  $T = 9.0$ , 学習回数 3,542) と、位置ずれ入力なし・ノイズなしの結果はもちろん、位置ず

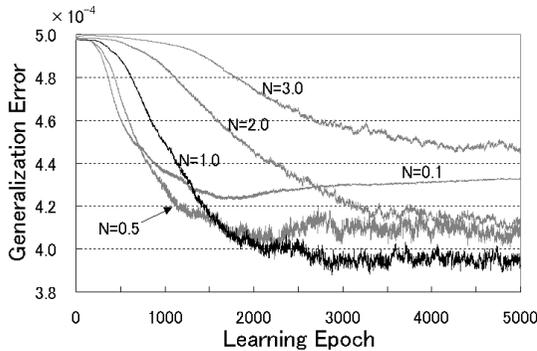


図 8 ノイズ重畳と位置ずれ入力による汎化能力の変化

Fig. 8 Generalization ability by using noise injection and position-changed inputs.

れ入力のみ結果より良い結果となった。

## 5. ノイズ重畳と位置ずれ入力の効果

### 5.1 提案手法による実験結果

今回の提案手法である、ノイズ重畳と位置ずれ入力をあわせて行いながら手書き文字の学習・汎化能力評価実験を行った。重畳するノイズの最大値を  $|N| = 0.01$  から徐々に大きくしながら汎化誤差を調べたところ図 8 のような結果が得られた。

図のように、汎化誤差の最小値は  $3.88 \times 10^{-4}$  (ノイズの最大値  $|N| = 1.0$ , 温度  $T = 9.0$ , 学習回数 2,880) となり、位置ずれ入力のみ、そしてノイズ重畳のみの結果に比べ、汎化能力が飛躍的に向上している。

### 5.2 受容野の様子

中間素子受容野の様子から、位置ずれ入力とノイズ重畳の効果を考察する。学習後の受容野の様子を図 9 に、その際の汎化誤差の最小値を表 1 に示す。

図中、(a) はノイズなし・位置ずれなしの学習後に組織化された受容野、(b) は位置ずれ入力のみによる受容野、(c) はノイズ重畳のみによる受容野、(d) は提案手法による受容野である。

図 9 (b) のように、位置ずれ入力によって、受容野は位置ずれ方向 (縦・横方向) にぼかしが加えられたように組織化されている。また入力へのノイズ重畳による学習の結果、図 9 (c) のようにオン領域 (+ の結合, 興奮性結合領域) とオフ領域 (- の結合, 抑制性結合領域) が明確に分かれるように構造化が進んだ受容野が多く見られた。一方、図 9 (a) の中間素子 13 のように、中心部にオン領域、周辺部にオフ領域が分布した、網膜の神経節細胞に見られるような典型的なオン中心オフ周辺型受容野結合が、位置ずれ入力によって反対に図 9 (b) 13 のようなオフ中心—オン周辺型に

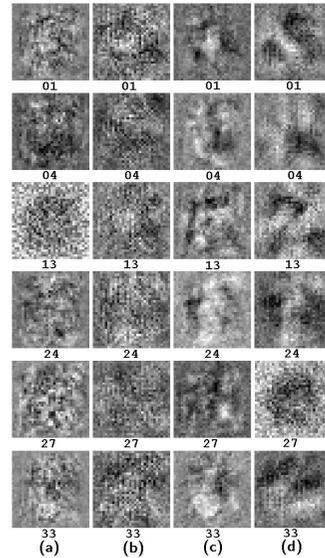


図 9 学習後の受容野の比較

Fig. 9 Comparison of receptive fields after learning.

表 1 汎化誤差の最小値

Table 1 Minimum value of the generalization error.

	汎化誤差の最小値
(a) 位置ずれ・ノイズなし	$4.49 \times 10^{-4}$
(b) 位置ずれ入力のみ	$4.29 \times 10^{-4}$
(c) ノイズ重畳のみ	$4.17 \times 10^{-4}$
(d) 提案手法	$3.88 \times 10^{-4}$

なっているものも見られた。

提案手法による受容野を調べた結果、図 9 (d) のように、位置ずれ入力による「ぼかし効果」と、入力へのノイズ重畳による「受容野の構造化」の効果によって、複数のオン—オフ領域が局所的に分布する結合が確認された。このような受容野は図 9 (a) の中間素子 13 のように視野全体のオン中心オフ周辺型受容野と異なり、入力画像の局所的な特徴を抽出するうえで有利に働くものと推測される。一方、中間素子 27 のように提案手法によって視野全体のオン中心—オフ周辺型受容野に組織化される場合があるなど興味深い結果も見られた。

## 6. おわりに

本論文では、入力へのノイズ重畳と位置ずれによる階層型ニューラルネットワークの汎化能力改善に対する検討を行った。また、学習後のニューラルネットの入力層から中間層間に組織化された受容野結合との関係を調べた。まず、位置ずれ入力とノイズ重畳法を別々に適用して手書き文字の学習実験を行い、その学

習特性と汎化能力を確かめた。次に、提案手法である位置ずれ入力とノイズ重畳の組合せによる実験を行い、汎化能力の向上を確認した。さらに、ノイズ・位置ずれなし学習後、位置ずれ学習後、ノイズ重畳学習後、そして提案手法による学習後に中間素子に組織化された受容野を比較し、位置ずれ入力による「ぼかし効果」とノイズ重畳による「受容野の構造化」をあわせて用いることで局所的な受容野結合が組織化され、それによって汎化能力の向上が期待できることを示した。なお、重畳ノイズや位置ずれの変化と受容野の局所的構造化との関係を明らかにするための定量的な調査、そして、ノイズ重畳によって中間層ユニットの出力が0か1の確定的な値をとるように自己組織化される「ネットワークの構造化」との関係については今後の課題としたい。また、汎化能力のさらなる向上と実問題への応用に向けて、ノイズ・位置ずれの大きさと汎化能力との関係を明らかにし、正規化や特徴抽出によって得られた手書き文字の特徴ベクトルを提案システムで学習・認識することを検討したい。さらに、出力素子の受容野と汎化能力の関係に対する検討や、中間素子から出力素子に至る結合へのノイズ重畳と本手法との比較を行う予定である。

謝辞 手書き文字データベース ETL9B を提供してくださった電子技術総合研究所の皆様へ深く感謝いたします。

### 参 考 文 献

- 1) Matsuoka, K.: Noise Injection into Inputs in Back-Propagation Learning, *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, Vol.22, No.3, pp.436-440 (1992).
- 2) 栗田多喜夫, 麻生英樹, 梅山伸二, 赤穂昭太郎, 細美章隆: 多層パーセプトロンの学習における中間層に付加したノイズの影響とネットワークの構造化, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J79-D-II, No.2, pp.257-266 (1996).
- 3) 易 建強, 黒木秀一, 松岡清利: 誤差逆伝搬法による位置ずれパターンの学習, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J74-D-II, No.1, pp.27-35 (1991).
- 4) 小川英光: ニューラルネットワークと汎化能力, 信学技報, NC95-8, pp.57-64 (1995).
- 5) 石井真樹, 熊沢逸夫: 汎化能力改善のための階層型ネットワークの重み表現に対する線形制約の導入と文字認識への応用, 信学論, Vol.J84-D-II, No.3, pp.541-548 (2001).

(平成 13 年 8 月 2 日受付)

(平成 14 年 1 月 16 日採録)



大山 輝光 (正会員)

平成 4 年長崎大学大学院修士課程修了。現在、和歌山信愛女子短大講師。修士(工学)。ニューラルネットワーク、画像認識の研究に従事。神経回路学会、電子情報通信学会、IEEE

各会員。



黒田 英夫 (正会員)

昭和 46 年九州工業大学大学院修士課程修了。同年日本電信電話公社電気通信研究所入社。平成元年長崎大学工学部教授。平成 12 年長崎大学大学院生産科学研究科教授。その間平成 6 年シドニー大学客員教授。平成 8 年総合情報処理センター長。工学博士。画像信号の高効率符号化等の研究に従事。



宮原 末治 (正会員)

昭和 46 年熊本大学大学院工学研究科修士課程修了。同年日本電信電話公社研究所入社。平成 9 年長崎大学工学部教授。工学博士。音声情報処理、文字認識装置の実用化、言語処理等の研究に従事。



志久 修 (正会員)

平成 3 年長崎大学大学院修士課程修了。現在、国立佐世保工業高等専門学校助教授。博士(工学)。画像処理、パターン認識の研究に従事。電子情報通信学会会員。



中村 千秋 (正会員)

平成元年九州大学大学院工学研究科修了。現在、長崎大学教育学部助教授。工学修士。文字認識、情報検索に関する研究に従事。