

## ニューラルネットワークを用いたノイズのある画像 からの領域抽出

大山輝光<sup>†</sup> 高比良秀彰<sup>††</sup>  
中村千秋<sup>†††</sup> 中村彰<sup>†††</sup>

本論文では、二次元画像に含まれる複数の有意パターンを抽出するために、人工ニューラルネットワークを用いる方法について述べている。特に、入力層ユニットに対し、互いに重なり合った受容野を持つように中間層ユニットを配置した3層ニューラルネットワークに誤差逆伝播法を用いて学習を行うと、視野に含まれる複数のパターン領域を抽出するネットワークが得られることを示している。すなわち、学習によって中間層の各ユニットは入力パターンに含まれる局所的な特徴を検出する機能を獲得し、出力層のユニットは入力画像に含まれるノイズを除去し複数の目標パターンを出力するようになることを述べている。また、学習後のネットワークの内部表現を解析した結果、生体の一次視覚野における単純型細胞の受容野に類似する結合係数が形成されることを確認した。

### The Region Extraction from Noisy Images Using the Neural Network

TERUMITSU OHYAMA,<sup>†</sup> HIDEAKI TAKAHIRA,<sup>††</sup>  
CHIAKI NAKAMURA<sup>†††</sup> and AKIRA NAKAMURA<sup>†††</sup>

In this paper, the region extraction from noisy images by using the neural network is introduced. The neural network model using this simulation has the mutual-overlapped receptive field of adjoining hidden-layer's units. First, the region extraction from an input image using the Back-Propagation Learning of this model is showed through the simulation. This model obtained the region extraction ability and its generalization ability through the study. Then, the organization of the receptive field similar to the simple cell is noted.

#### 1. はじめに

画像から有意な情報を自動的に抽出する研究は、今日までにさまざまな方法が報告されてきた。特に、情報が相互に重なり合っている市街地地図からの目標パターンの自動抽出や、回転、拡大縮小、位置ずれなどの変形を伴った手書き文字認識などの方法は、これまでに数多く検討されてきたが、最近ニューラルネットワークの学習能力を応用する研究が行われている<sup>1)~3)</sup>。易ら<sup>1)</sup>は、誤差逆伝播法を用いて3層ニューラルネットワークに位置ずれパターンを学習させると、フーリエ変換法と類似のメカニズムで位置ずれパター

ンを認識するネットワークが得られることを示している。また、今井らが提案したフィルタネット<sup>3)</sup>は、複数のパターンが存在する原画像から最大強度をもつパターンを検出するニューラルネットワークであり、このフィルタネットの学習後、特定方向の直線光を検出する中間層ユニットが形成されることを示している。

本論文では、視覚イメージである二次元画像から任意の形状をした複数の目標パターンを抽出するために、人工ニューラルネットワークを用いる方法について述べている。特に、入力層と中間層のすべてのユニットが相互に結合している従来の3層モデルでは、視野内に含まれる複数の位置ずれパターンを抽出することは困難であることを考慮し、入力層ユニットと中間層ユニットを局所的に結合して3層ニューラルネットワークを構築し誤差逆伝播法を用いて学習を行うと、中間層の各ユニットは入力パターンに含まれる局所的な特徴領域を検出する機能を獲得し、出力層のユニットは画

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

<sup>††</sup> 鹿児島工業高等専門学校学校制御工学科  
Faculty of Engineering, Kagoshima College

<sup>†††</sup> 長崎大学工学部電気情報工学科  
Faculty of Engineering, Nagasaki University

像に含まれるノイズを除去し複数の目標パターンを出力するようになることを示す。

## 2. ネットワークの構造

通常の3層ニューラルネットでは、中間層の1個のユニットはすべての入力層ユニットと結合しているが、これは中間層の各ユニットが視野（入力層）内の全領域を受容野とすることに相当する。このようなニューラルネットに誤差逆伝播法を用いて学習を行っても、位置ずれパターンの抽出に対する汎化能力を獲得することは困難であると言われている。特に、視野内に含まれる複数の位置ずれパターンをニューラルネットによって抽出する場合、ネットワークは入力パターンに含まれる局所的な特徴を検出する機能を学習によって獲得する必要があるが、このような機能を従来のネットワークによって実現することは難しいと考えられる。

一方、実際の網膜神経節細胞は視野内のすべての視細胞から信号を受けるのではなく、外部環境の変化に順応して動的に受容野の形状を変化させることが知られている。特に、網膜全体の受容野が均一に環境の変化に順応するのではなく、それぞれが局所的に変化し、視覚イメージの正確な特徴を検出している。

これに基づき、本研究では視野に含まれる局所的な特徴を検出するために、図1に示すようにネットワー

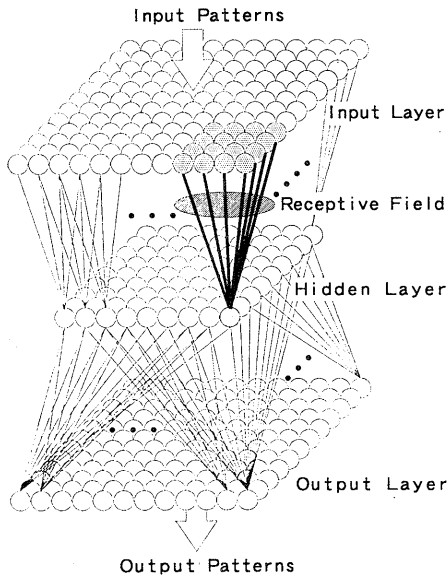


図1 ネットワークの構造  
Fig. 1 The structure of the network.

ク内のそれぞれの中間層ユニットと16(4×4)個の入力層ユニットを受容野として局所的に結合し、それらが互いに重なり合うような3層ニューラルネットモデルを構築した。

今回のモデルでは、出力層の各ユニットはすべての中間層ユニットと結合し信号を受ける。また、入力層から出力層への直接の結合はない。そして、入力層、中間層、出力層のユニット数はそれぞれ144(12×12)、81(9×9)、144(12×12)個とし、ユニットの入出力は入力層では線形関数、中間層と出力層ではシグモイド関数によって規定した。

## 3. 領域抽出シミュレーション

### 3.1 教示パターン

学習用の教示パターンとして、図2に示すような12画素×12画素のパターン500種類を用いた。図中、黒の正方形の一辺の長さは画素の濃度を示し、点線で囲まれた閉領域が目標パターン領域を表している。図2(a)は目標パターンが無い場合、(b)~(d)はそれぞれ目標パターンが1個から3個の例である。

目標パターンには、一辺の長さが3画素から5画素の中が詰まった正方形を用い、これらの要素を1個から3個、はみ出さずに二次元平面内に配置した。また、ネットワークの耐ノイズ性を学習によって実現するために、パターン以外の部分に0から0.7のノイズ

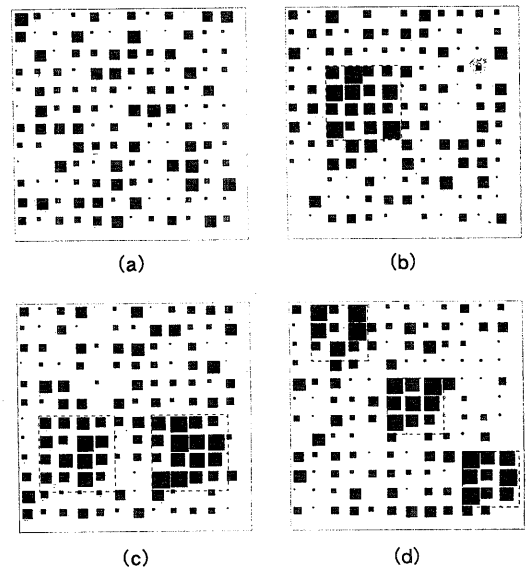


図2 入力パターン例  
Fig. 2 Examples of input patterns for the training.

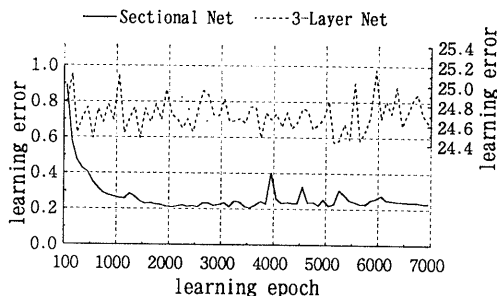


図3 学習過程

Fig. 3 The process of study.

を乱数によって与え、目標パターンを構成する画素に0.5から1の入力を与えて学習用パターンを作成した。

### 3.2 学習過程

学習アルゴリズムには標準的な誤差逆伝播法を用い、教示パターンと出力パターンの平均2乗誤差が0.25以下になったとき学習を終了した。

今回のモデルと通常の3層ニューラルネットモデルを比較するために、両者に同じ教示パターンを提示して学習を行った時の平均2乗誤差の変化を図3に示す。なお、比較に用いた3層ニューラルネットは今回のモデルと同様に、入力層、中間層、出力層のユニット数をそれぞれ144(12×12)、81(9×9)、144(12×12)個とし、ユニットの入出力を入力層では線形関数、中間層と出力層ではシグモイド関数によって規定した。

学習の結果、今回のモデルの場合、約7000回の学習で平均2乗誤差が0.25程度まで減少しているのに対し、通常のモデルの場合、誤差が23~24付近で振動し学習が進んでいないことがわかる。この実験によって、通常の3層ニューラルネットでは、複数の位置ずれパターンの抽出能力を学習によって獲得することが困難であることが示された。

### 3.3 学習後のモデルの応答と汎化能力

学習後のネットワークに未学習のパターンを入力したときの応答例を図4に示す。入力用の未学習パターンは、一辺の長さが3画素から5画素の、中が詰まった正方形によって目標パターンを構成し、これらの要素を1個から4個、二次元平面内に配置して作成した。なお、教示用パターンと同様に、パターン以外の部分には±0.7の範囲の一樣乱数をノイズとして与え、目標パターン(図4左図の点線内)を構成する画素には0.5から1の入力を与えてある。

実験の結果、学習後のネットワークがノイズを含ん

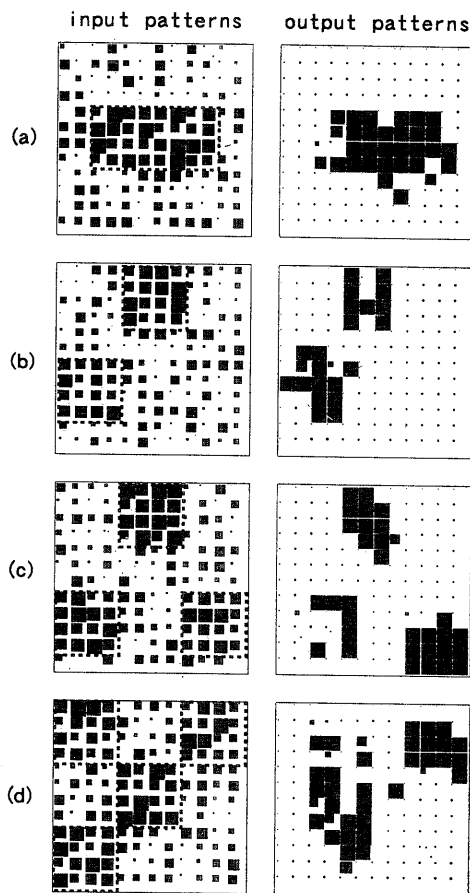


図4 未学習パターンに対するネットワーク出力の例  
Fig. 4 Examples of the network output using unlearning patterns.

だ未学習画像に対しても複数のパターン領域、特に領域の位置を抽出する能力を獲得していることが示された。しかし、教示パターンには含まれないような4個の目標パターンを含む画像(図(d))の場合、目標パターンの抽出は困難であった。

## 4. 結合係数の解析

学習後のネットワークの内部表現を明確にするために結合係数の解析を行う。入力~中間層間の結合係数の例を図5に、中間~出力層間の結合係数の例を図6にそれぞれ示す。図中、正の結合係数を黒、負の結合係数を白の正方形の大きさによって表現している。

今回の学習によって、次のような特性を持つユニットが形成された。

(1) 上下、左右方向に正、あるいは負の大きな結合係

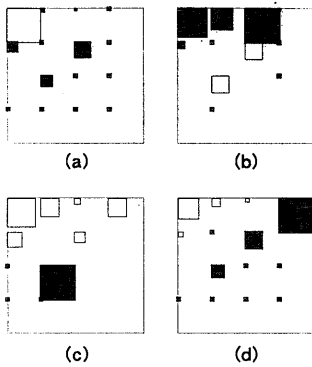


図5 学習後の入力～中間層間の結合荷重の例  
Fig. 5 Examples of the weight between the input-layer and the hidden-layer after learning.

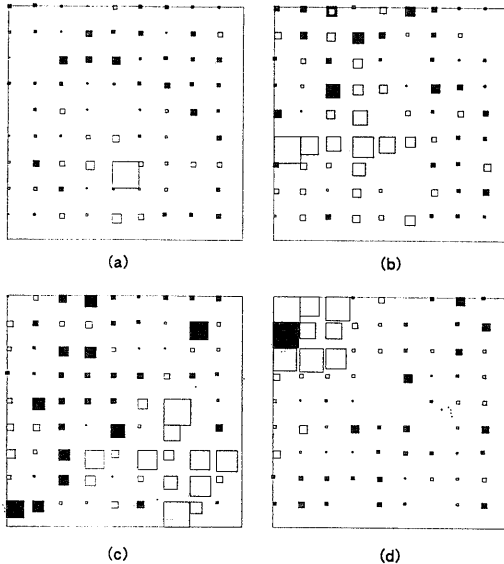


図6 学習後の中間～出力層間の結合荷重の例  
Fig. 6 Examples of the weight between the hidden-layer and the output-layer after learning.

数が直線上に集中し、それ以外の部分は比較的小さな結合係数が形成されているもの(図5(b), 図6(b)).

(2) 視野を分割するように正、負の結合係数が分布しているもの(図5(d), 図6(c)).

(3) 比較的大きな結合係数の周囲に符号の異なる結合係数が形成されているもの(図5(a), 図6(d)).

その他、同じ符号の結合係数が集中して分布しているもの(図6(a))等が形成された。

解析の結果、以上のように生体の一次視覚野における単純型細胞の受容野に類似した結合係数が形成され

ることが示された。このように、特定の特徴、特に画像のエッジ検出に選択的に反応するようなネットワークが学習によって獲得されたことは興味深い。

## 5. おわりに

本稿では、互いに重なり合った受容野を持つように中間層ユニットを配置した3層ニューラルネットワークに誤差逆伝播法を用いて学習を行うと、視野に含まれる複数のパターン領域を抽出するネットワークが得られることを述べた。そして、領域抽出シミュレーションによって、中間層の各ユニットは入力パターンに含まれる局所的な特徴を検出する機能を学習によって獲得し、出力層のユニットは画像に含まれるノイズを除去し複数の目標パターンを出力するようになることを示した。また、学習後のネットワークは未学習パターンに対しても良好な汎化能力を有することが示された。

さらに、学習後の結合係数を解析した結果、単純型細胞の受容野に類似するネットワークが形成されることを確認した。

今回の実験では、通常の3層ニューラルネットでは複数の位置ずれパターンの抽出能力を学習によって獲得することが困難であった。しかし、中間層ユニット数の変化が学習に及ぼす影響を定量的に検証することで、位置ずれに対する汎化能力を獲得する可能性は残されている。

今後、受容野の大きさや重なり状態、および中間層ユニット数に対する定量的な検証を行い、抽出精度の向上を検討する予定である。また、地図画像など、情報を多く含んだ画像からの文字領域抽出などに対し本手法を適用していく予定である。

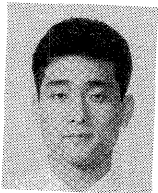
## 参考文献

- 1) 易 建強, 黒木秀一, 松岡清利: 誤差逆伝播法による位置ずれパターンの学習, 信学論, Vol. J74-D-II, No. 1, pp. 27-35 (1991).
- 2) 今井勝次, 郷原一寿, 内川嘉樹: ニューラルネットワークの学習による目標パターンの位置と大きさの検出, 信学論, Vol. J74-D-II, No. 6, pp. 748-756 (1991).
- 3) 今井勝次, 郷原一寿, 内川嘉樹: フィルタネットの内部表現について, 信学論, Vol. J77-D-II, No. 2, pp. 453-456 (1994).
- 4) Glezer, V. D.: The Receptive Fields of the Retina, *Vision Res.*, Vol. 5, pp. 497-525, (1965).
- 5) 松井利一: 視覚系のモデル化と画像観測状態の推定, 信学論, Vol. J71-D, No. 12, pp. 2669-

- 2676 (1988).
- 6) 乾 敏郎: 視覚情報処理の基礎, サイエンス社, 東京 (1990).
- 7) Grossberg, S.: A Solution of the Figure-Ground Problem for Biological Vision, *Neural Networks*, Vol. 6, No. 4, pp. 463-483 (1993).
- 8) Bengtsson, M.: A Neural System as a Dynamical Model for Early Vision, *Neural Networks*, Vol. 6, No. 3, pp. 313-325 (1993)
- 9) 金 旭炫, 平井有三, 古川 卓, 有田秀昶: 空間フィルタによる地図画像からの道路セグメントの抽出, 信学論, Vol. J 76-D-II, No. 3, pp. 566-574 (1993).

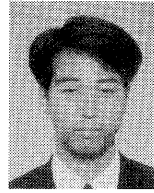
(平成 6 年 5 月 9 日受付)

(平成 6 年 6 月 20 日採録)



大山 輝光 (正会員)

昭和 42 年生. 平成 2 年長崎大学工学部電気工学科卒業. 平成 4 年同大学院修士課程修了. 現在, 和歌山信愛女子短期大学専任講師. JNNS, 電子情報通信学会各会員.



高比良秀彰

昭和 42 年生. 平成 2 年長崎大学工学部電気工学科卒業. 平成 4 年同大学院修士課程修了. 現在, 鹿児島工業高等専門学校助手. 視覚情報処理および画像処理の研究に従事.

電子情報通信学会会員.



中村 千秋 (正会員)

昭和 39 年生. 昭和 62 年佐賀大学理工学部電子工学科卒業. 平成元年九州大学大学院修士課程修了. 現在, 長崎大学工学部電気情報工学科講師. 画像処理, および計算機ネットワークを用いたアプリケーションの研究に従事.



中村 彰 (正会員)

昭和 6 年生. 昭和 33 年九州大学工学部通信工学科卒業. 日本電信電話公社電気通信研究所を経て, 現在, 長崎大学工学部電気情報工学科教授. 画像処理およびパターン認識等の研究に従事. 工学博士. 電子情報通信学会会員.