

4C-6

# 構造ネットワークによる 複雑なパターン領域の識別法

上田 延寿 生天目 章  
防衛大学校 情報工学教室

## 1. はじめに

これまで中間層を2層持つ4層ネットワークにより、任意のパターン領域を識別することができるパターン識別システムを構築できることが示されてきた<sup>1)</sup>。しかし、凸型のパターン領域以外の一般的に複雑なパターン領域を識別するためのネットワークを簡単に実現することはできない。これは、従来のネットワークアーキテクチャでは複雑な領域を表現することが困難であることに起因する<sup>2)</sup>。

ここでは、従来のネットワークアーキテクチャに論理構造を組み入れた構造ネットワークによるパターン識別法を提案する。これは、問題領域に適したネットワークアーキテクチャと学習例を事前に設計し、コネクショニストモデルによるパラメータ学習法と論理によるネットワーク構造の決定法を融合させる方法である。構造ネットワークアプローチにより、非凸型の複雑なパターン領域を精度良く識別できるコネクショニストパターン識別システムが構築できることを示す。

## 2. 従来のネットワークアーキテクチャによるパターン識別

図1に示す簡単なパターン決定領域を従来のネットワークアーキテクチャで識別する問題を考える。入力として図1の各次元にそれぞれユニットを配置し、2層の中間層を持つ従来の多層ネットワーク例として図2を用意した。これに、図1から抽出した学習例を用い、初期条件を数回変えて各々数万回学習させた。この場合、出力はローカルミニマムに陥ってしまい期待した出力を得られなかった。このような従来のネットワークの構築法ではローカルミニマムに容易に陥ってしまい、パターン領域を識別するためのルールをネットワークに学習させることは困難であった。

この原因としては、全体のユニット数が多いためにローカルミニマムが多数存在し、図1のパターン領域を識別するために必要な特徴抽出が適切に行われていないことが考えられる。

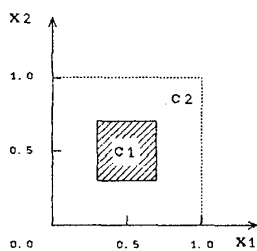


図1

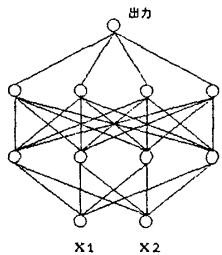


図2

## 3. 構造ネットワークによる学習

図2における従来のネットワークアーキテクチャによるパターン識別の限界は、問題領域に適した中間ユニットの数や中間ユニットの構造に関する学習が確立されてないこ

とによる。ここでは、隠れユニットの数やその構造の学習法について学習例を用いて論理的に決定するアプローチを構造ネットワークと呼び、これを用いてパターン識別する方法について提案する。

### 3.1 ネットワークアーキテクチャ

図1や図6のようなパターン領域において、それぞれのパターンを分離する超平面をパターン決定面と呼ぶことにする<sup>3)</sup>。構造ネットワークでは、このようなパターン決定面をそれぞれのパターン領域からのいくつかの学習例を用いてネットワーク上に獲得させ、学習したパターン決定面の論理的結合によりパターン領域全体の識別を行う。ネットワークアーキテクチャは、各パターンの入力値に対応する入力層、それぞれのパターン決定面に対応する中間層、及び各パターンのカテゴリーに対応する出力層により構成される。

中間層のユニット数をパターン決定面の数だけ配置する。図1のパターン識別の例では、図3に示した4個のパターン決定面(a, b, c, d)にそれぞれ対応した中間ユニットを配置する。

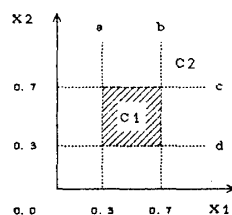


図3

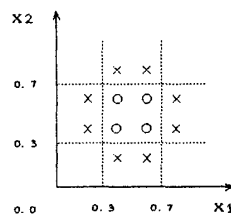


図4

### 3.2 学習例の作成

構造ネットワークの学習は、入力層と中間層に対して行われる。入力層と中間層間の結合係数の学習は、中間層がそれぞれのパターン決定面を表現するように行われる。そのためにそれぞれのパターン決定面に対して対称になるようなパターン(入出力関係)をいくつか抽出し、それらのパターンと予め準備した中間ユニット(パターン決定面)の位置関係により学習例を作成する。図1の例では、図4の○及び×で示した12個のパターンを抽出し、学習例は表1のように作成される。2次元の入力パターン( $X_1, X_2$ )がパターン決定面(a, b, c, d)のどちら側に位置するかにより、出力ユニットa, b, c, dの値が決定される。学習アルゴリズムは、逆伝播法を用いる。中間層と出力層間の結合係数は、AND及びORユニットにより論理的に構築する。図3に示した超平面をもとに構造ネットワークを構築すると図5のようになる。

表 1

学習例	入力値		出力値			
	X1	X2	a	b	c	d
1	0.2	0.4	0.0	1.0	1.0	1.0
2	0.4	0.4	1.0	1.0	1.0	1.0
3	0.4	0.2	1.0	1.0	1.0	0.0
4	0.6	0.2	1.0	1.0	1.0	0.0
5	0.6	0.4	1.0	1.0	1.0	1.0
6	0.8	0.4	1.0	0.0	1.0	1.0
7	0.2	0.6	0.0	1.0	1.0	1.0
8	0.4	0.6	1.0	1.0	1.0	1.0
9	0.4	0.8	1.0	1.0	0.0	1.0
10	0.6	0.8	1.0	1.0	0.0	1.0
11	0.6	0.6	1.0	1.0	1.0	1.0
12	0.8	0.6	1.0	0.0	1.0	1.0

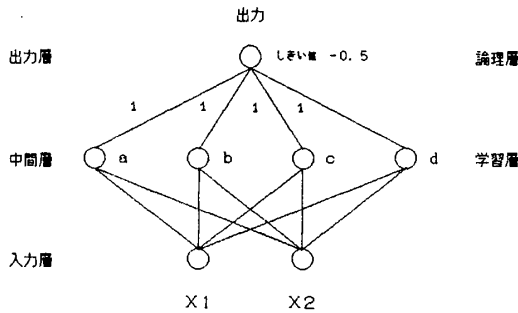


図 5

3. 3 識別結果

構造ネットワークを用いて逆伝播法により5000回学習後の中間ユニットの学習結果を表2に示す。

表1に示す12の学習例により、図1のパターン決定領域C<sub>1</sub>とC<sub>2</sub>を分離するためのパターン決定面が精度よく学習されていることが分かる。この結果から従来のネットワークによるパターン識別法に比べて、構造ネットワークは優れた識別能力を有することが分かる。また、必要な学習例の数も少なく、ローカルミニマムに陥ることを避けながら短時間に学習できた。

4. 一般的な問題への拡張

一般的なパターン識別問題では、パターン領域が複雑に組み合っている場合が考えられるので、それを単純な領域に分割して考える必要がある。第1中間層ではパターン決定面を学習させ、第2中間層ではパターン決定面の論理的組み合わせによりパターン領域のブロックを表現することにより完全なパターン認識が可能になる。パターン領域が2次元の場合の一つの独立領域(四角形)を表現するために第1中間層に4個のユニットを必要とし、3次元の場合(立方体)は6個のユニットを必要とする。第1中間層のそれぞれのパターン決定面からの出力は、第2中間層におけるANDユニットにより各々ブロック化された複数の独立領域にまとめられる。そして、各独立領域は出力層におけるORユニットによってまとめられ、全体のパターン識別が行われる。

これを、図6に示す例を用いて考えてみる。図7に構築するパターン決定面(a, b, c, d, e)とブロック

(A, B)、および図8に対応する構造ネットワークを示す。(a, b, c, d, e)は各パターン決定面を識別する学習ユニットに相当し、(A, B)は一つの独立領域を構成するANDユニットに相当する。出力は、各独立領域をまとめるORユニットである。例えば、ANDユニットであるAは、一つのブロックとして(a, b, c)の3個のパターン決定面をまとめている。約5000回の学習により図6のパターン領域をほぼ100%の精度で識別できる構造ネットワークが構築できた。

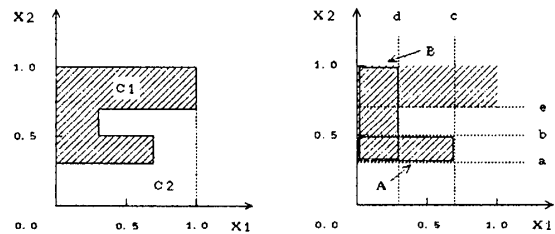


図 6

図 7

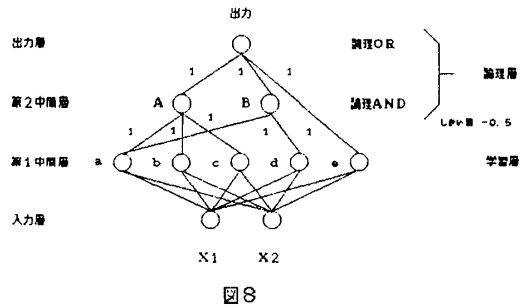


図 8

5. まとめ

構造ネットワークアーキテクチャにより、一般に一つの複雑なパターン領域を正確に識別できるパターン識別システムを並列ネットワーク上に容易に構築できることを示した。パターン決定領域が超平面ではなく複雑な非線形曲線の場合については今後の課題である。

表 2

中間ユニット	学習したパターン決定面
a	$X1 - 0.007 \cdot X2 - 0.295 = 0$
b	$X1 - 0.011 \cdot X2 - 0.692 = 0$
c	$X1 - 0.012 \cdot X2 - 0.690 = 0$
d	$X1 - 0.007 \cdot X2 - 0.296 = 0$

参考文献

- 1) Lippman, P.: "An introduction to computing with neural nets", IEEE ASSP Magazine, April, pp. 4-22 (1987)
- 2) 生天目 章: "コネクショニストモドと記号処理モドの融合によるパターン決定領域の識別", 1989年度人工知能学会全国大会(第3回)5-9, pp. 217-220
- 3) Nilson, N.: "Learning Machines", McGraw-Hill Book (1963)