

3 E-5

# 構造ネットワークと その学習アルゴリズム

生天目 章 上田 延寿  
防衛大学校 情報工学教室

## 1. はじめに

コネクションモデルは、画像認識、音声認識、運動制御といった各種低次の認知処理問題にはうまく適用されてきている<sup>1)</sup>。しかしながら、問題解決、推論、意志決定を行った広範囲の高次の認知処理問題にも適用していくためには解決すべき課題が多い<sup>2)</sup>。これら高次認知処理問題の共通な特徴の一つは、複雑な知識の適切な表現や効率的な操作がそれらの問題を処理する上で不可欠なことである。

コネクションモデルにおいて重要なことは、問題領域に適合したアーキテクチャ、ネットワークの構造について同定するための学習アルゴリズム及び学習例をそれぞれ適切に設計、選択することである。本研究では複雑な構造を持つ問題領域でのコネクションモデルに適したネットワークアーキテクチャ（構造ネットワーク）とその学習アルゴリズムについて新しく提案する。

## 2. 多層ネットワークと逆伝播法

多くの単純な振る舞いをするユニットを多数結合したネットワークが、多くの認知情報処理問題をいかに解決できるかについてのわれわれの理解は、多層ネットワークの学習アルゴリズムである逆伝播法により一層深められることができるようにになった。

しかしながら、この方法により複雑な知識を表現しようとするといくつかの制約や問題が生じる<sup>3)</sup>。逆伝播アルゴリズムでその構造を同定した多数ネットワークは、与えられた入出力関係についてつづつまの合うようなユニット間の結合関係を獲得するだけで、知識の基本単位間の複雑な相互依存関係についてその特徴をうまく抽出することは一般に困難である。この原因は特に中間層のユニット（中間ユニット）の構造や学習法に起因している。逆伝播アルゴリズムは、中間層の数や各層のユニットの数に依存しないと言ふ汎用性に特徴がある反面、学習を行う前にそれらについて決定する必要があるという制約があり、この制約が複雑な知識の表現を困難にしている。

## 3. 構造ネットワーク

問題領域（学習例によって表現される世界）に依存しないネットワークアーキテクチャやそのアルゴリズムは、あまり構造のない比較的簡単な問題を対象とする場合には同じ枠組みで適用できるという利点を持つ反面、対象とする問

題領域が複雑な構造や相互依存関係を持つ場合にはうまく適応できない欠点を持つ。後者の問題には問題領域に適合したり、アーキテクチャを、学習を行う前に学習例より決定する必要がある。学習例に依存しないで適当に隠れユニット数を決定する方法を非構造的アプローチと呼ぶことにする。また学習例から隠れユニット数を決定する方法を構造的アプローチと呼ぶことにする<sup>4)</sup>。

## 3. 1 学習例のO-A-V表現

複雑な知識は、O-A-V (Object Attribute - Value) 表現により現実に記述される場合が多い。O-A-V表現された知識をコネクションネットワーク層に属性値、中間層に方法として、入力層に各対象の属性値を配置する（またはクラス）層に各対象に対応したユニットを配置する。学習アルゴリズムとして入力層の結合係数は逆伝播アルゴリズム等のネットワーク学習法を適用して決定し、中間層の結合係数は学習例の集合を用いて論理的に決定する。

3. 2 例：T-C判別問題<sup>5)</sup>

コネクション研究のテストモデルとして多く用いられる図1に示すT-C判別問題を例として考える。これは、 $3 \times 3$ の2次元に配置したそれぞれ4方向のTとCを判別する問題である。各メッシュを属性として（合計9個の属性）各属性は、TまたはCの一部が存在するか否かにより{0, 1}の値をとる。またそれぞれに回転しているTまたはCを対象としそれを左より順番に T<sub>i</sub>, C<sub>i</sub> (<sub>i=1, 2, 3, 4</sub>) とすると図1のそれぞれの学習例は、O-A-V表現される。

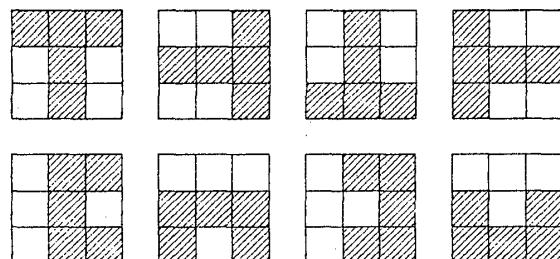


図1 学習例

図1の判別問題を解くことができるネットワークは、入力ユニットとして9個（それぞれの属性に対応）、隠れユニットとして8個（それぞれの対象に対応）、出力ユニットとして2個（TまたはCのカテゴリに対応）した3層ネットワークを構築する。

### 3. 3 学習アルゴリズム

#### (1) 中間層 - 出力層

図2のネットワークアーキテクチャにおいて、中間層と出力層間の結合係数と出力ユニットのしきい値は図1の学習例を用いてOR回路として論理的に決定できる。すなわち、各結合係数は+1の重みをもち、各出力ユニットはしきい値として0を持つ。

#### (2) 入力層 - 中間層

入力層と中間層との結合係数は、パーセプトロンや逆伝播法といった誤り訂正アルゴリズムを用いて決定できる。しかし、これらの学習法は、逐次学習法であるため学習例を多数回提示する必要がある。ここでは誤り訂正学習法に変わった新しい方法として(1)式のメカニズムによる方法を提案し、これを瞬時学習法と呼ぶことにする。

$$\Delta W_{ij} = \alpha_j X_j O_j - \beta_j x_j \times (1 - O_j) \quad (1)$$

ここで $X_i$ は $i$ 番目の入力ユニット、 $O_j$ は $j$ 番目の中間ユニットの値で、 $\alpha_j$ 、 $\beta_j$ は適切な正数とする。

### 3. 4 学習結果

図1に示す学習例を1回提示するだけで、(1)式の瞬時学習法により図2に示すようにネットワークの構造について同定する事ができた。

### 4. 般化能力と非構造ネットワークとの比較

構造ネットワークによる瞬時学習法と従来のアプローチである非構造ネットワークによる逆伝播学習法との般化能力について比較をした。非構造ネットワークのアーキテクチャとして、入力ユニットを9個、隠れユニットを8個及び出力ユニットを2個持つネットワークを図1の学習例を用いて逆伝播法により学習させた。図1の学習例の部分パターンや構造的な雑音を持

つ入力パターンを提示した後の構造ネットワーク及び非構造ネットワークの出力を図3に示すが、構造ネットワークの方が高い般化能力を有することが明らかになった。

特に、構造ネットワークの中間ユニットの結合係数は、学習例の特徴が十分に抽出されるような学習が行われているために高い般化能力を有することが明らかになった。

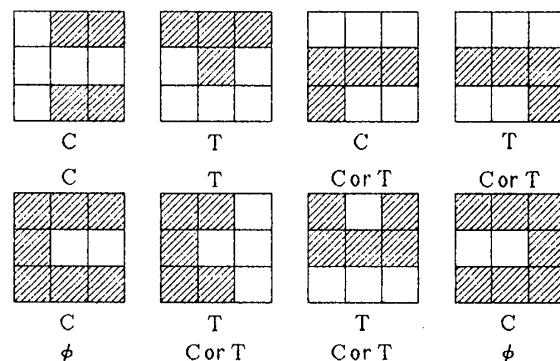


図3 未知パターンへの帰納能力

### 5. まとめ

従来の多層ネットワークアーキテクチャとその学習アルゴリズムである逆伝播法に変わる新しいネットワークアーキテクチャと瞬時学習法を提案した。新しく提案した構造ネットワークによるアプローチでは、特に中間ユニットの数やその学習法について構造的に決定できるため、複雑な構造を有する問題領域において般化能力の優れた学習が可能であることを示した。

### 参考文献

- 1) Touretzky, D (Edz): Advances in Neural Information Processing Systems 1, Morgan Kaufman (1989)
- 2) Feielman, J, "Neural Representation of Conceptual Knowledge, TR-1 89, University of Rochester (1986)
- 3) 生天目章 "コネクションモデルによる構造のある対象の帰納学習" "学習のパラダイムとその応用シンポジウム論文集、(1989) pp. 21-30
- 4) 石川真澄 "学習とニューラルネット" "学習のパラダイムとその応用シンポジウム論文集(1989) pp. 129-130
- 5) Rumelhart, D & McClelland, Parallel Distributed Processing, Vol MIT Press (1986)

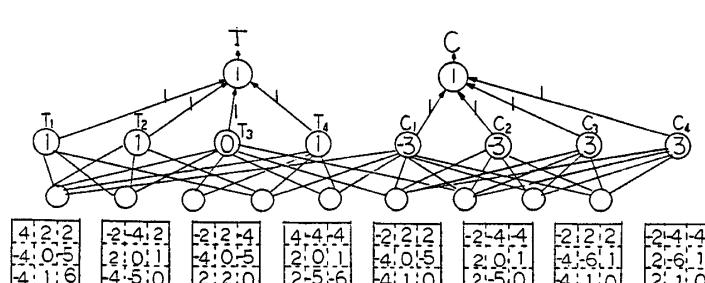


図2 構造ネットワークによる学習結果