

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る新しい方法として(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。

$$\Delta W_{ij} = \alpha X_i X_j O_j - \beta X_i X_j \times (1 - O_j) \quad (1)$$

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、 α_j 、 β_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ことができた。

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。

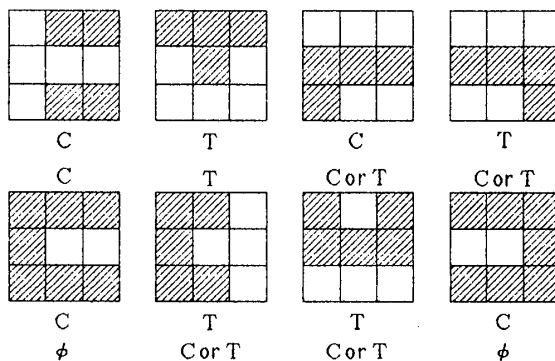


図3 未知パターンへの帰納能力

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(Ed): 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 "コネクショニストモデルによる構造のある対象の帰納学習" 学習のハ・ラゲ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" 学習のハ・ラゲ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)

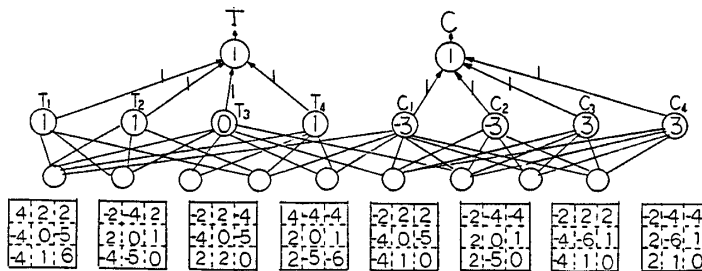


図2 構造ネットワークによる学習結果