

5H-8

ニューロプログラミングにおける ハイパーコラムモデル・プログラムの導出方式

鶴田直之 中村明憲 谷口倫一郎 雨宮真人
九州大学大学院総合理工学研究科

1. はじめに

ニューラルネットワーク(NN)の研究は、組合せ最適化問題やパターン分類問題に対して成果をあげているが、大規模で複雑な問題への応用は進んでいない。その理由には次の2つが考えられる。

- ・問題の定式化の作業とその問題を解くためのNNを構築する作業との間で、概念的に大きなギャップがあると考えられがちである。
- ・NNでは、事前知識がユニット間の結合加重として埋め込まれるので、「知識の運用」という考え方がNNの利用者の間で欠落している。

これらの問題を解消するために、我々はニューロプログラミング(NP) [1] を提案している。NN構築の際、ユニット間の結合のトポロジは問題の構造から直接的に導くことができ、そのトポロジの決定には前述の概念的なギャップが存在しない。NPは、この点に着目し、NNのインプリメントには依存しない形式的な問題記述からNNの実行プログラムを導出するプログラミング戦略である。オブジェクト指向や高階関数の概念を用いれば、NN特有の結合加重の値や活性化規則の決め方をライブラリ化し、プログラムの導出を自動化することも可能である。

本稿では、特にハイパーコラムモデル(HCM) [2,3] が、2つの「関係」：全体-部分とクラス-インスタンスに基づいたパターンの階層的な構造解析モデルであることに注目し、形式的な「関係」記述からHCMを導出する戦略について報告する。これにより、NNプログラムの導出の際に「関係」を再帰的に適用して入力サイズの変化に対応したり、「関係」を辞書化するなどの知識運用が可能になる。

2 ハイパーコラムモデルと関係記述

図1にHCMの1次元断面図を示す。以下、紙面を節約するために全て1次元のパターンを扱うが、次元の拡張は容易に行える。

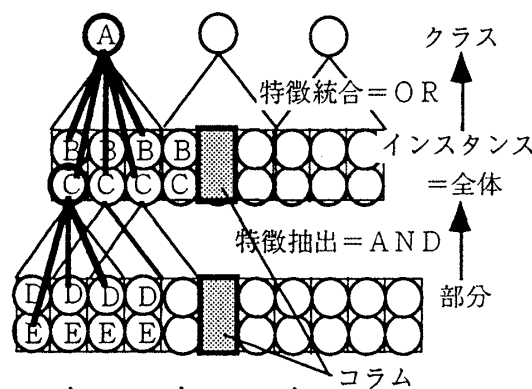


図1. ハイパーコラムモデルの構造 (本文参照)

特徴抽出過程では、単純なテンプレートマッチングによる特徴抽出が行われる。図1の例では、全体特徴ユニットCは、正結合を持つ部分特徴ユニットE, D, Dが全て活性化したときに最大に活性化する。この意味で特徴抽出過程の結合形態を論理的なAND演算に対応づけて

$$C\text{-and-} \rightarrow EDD$$

と記述する。ここで、右辺が全体特徴ユニットで、左辺は各コラム内で正の結合を持つ特徴ユニット名である。右辺のユニットがあるコラム内のユニットとは一切結合を持たない場合は、左辺記号にDo(Don't care)を用いて表わす。

特徴統合過程では、パターンの部分的な位置ずれなどを吸収したり、類似した特徴を1つのクラスに統合する。図1の例では、クラスユニットAは、正結合を持つインスタンス・ユニット(3つのBユニットと3つのCユニット)が1つでも発火すれば、発火する。この意味で特徴統合過程の結合形態を論理的なOR演算に対応づけて

A Strategy to Generate Hypercolumn Model Programs for Neuro-Programming Paradigm
N. Tsuruta, A. Nakamura, R. Taniguchi and M. Amamiya
Department of Information Systems Kyushu University
6-1 Kasuga-Koen Kasuga Fukuoka 816 Japan

A-or->B B B
 -or->C C C

と記述する。以下、関係記述の集合を辞書と呼ぶ。

3 HCMプログラムの導出

今、図1の例でユニットAに注目し、特徴Aを認識するための部分ネットワークを考える。この部分ネットワークの結合のトポロジは、前節で述べた記述形式をパターン生成規則とみせば、項書き換えによって導出される生成木と同一視できる。HCMプログラムの導出は、実際に生成木を導出し、その過程で現れる記号に対応する特徴ユニットを該当するコラム内に登録し、結合情報を付加することによって実現できる。ただし、図1から分かるように、隣接した全体ユニットでは結合領域が重複する点で、通常の項書き換え規則とは異なる。

リスト1は、記号列bc*d (cの繰り返しは2回以上)を認識するための辞書である。関係(1), (2)のように、再帰構造と位置ずれ吸収を組み合わせることによって、入力パターンから任意の長さの記号列を位置によらず認識できる(図2)。

実行プログラムの導出は、トップダウン型とボトムアップ型の2つの形態が可能である。前者は、大規模な辞書の内容をすべてネットワークとして構築して実行できるような環境下、もしくは認識の対象となるパターン集合が予め限定できるときにネットワークを静的に構成するのに用いる。また、後者は、認識対象が予め限定できず、かつ大規模ネットワークの構築が困難な場合に、入力パターンから動的にネットワークを構成するのに用いる。

5 まとめ

本稿では、ハイパーコラムモデル(HCM)が、2つの「関係」:全体-部分とクラス-インスタンスに基づいたパターンの階層的な構造解析モデルであることに注目し、形式的な「関係」記述からHMCを導出する戦略を提案した。また、関係記述の再帰的な適用や辞書化などの知識運用が可能になることを述べた。特に知識の辞書化は、応用分野で広く共

有できるデータベースとして重要である。そこで、今後は、学習によって獲得した結合加重から辞書を自動作成する方式について検討する。

S0-or->S1 S1 S1		↗	-or->C C C
-or->S2 S2 S2			D0-or->D1 D1 D1
-or->S3 S3 S3 (1)			-or->D D D
S1-and->B0 C0 D0			B1-and->B0 C0 C0
S2-and->B0 D0 Do			C1-and->C0 C0 C0
S3-and->Do S0 Do (2)			D1-and->C0 C0 D0
B0-or->B1 B1 B1			B-and->b c c
-or->B B B			C-and->c c c
C0-or->C1 C1 C1		↗	D-and->c c d

リスト1 記号列bc*dを認識するための辞書

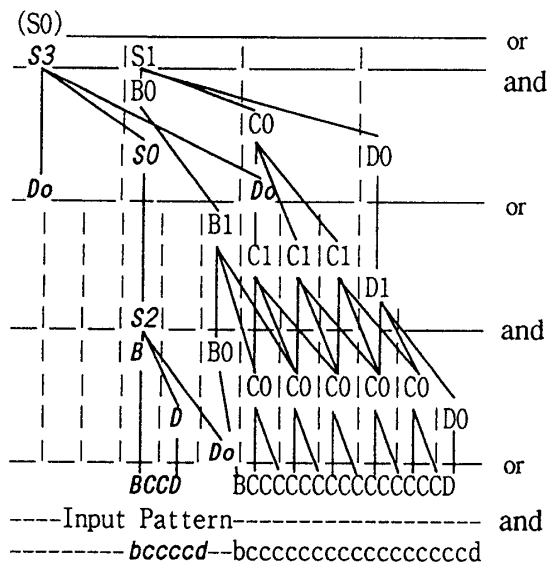


図2 リスト1によって導出されたHCM入力パターンの認識に関与するユニットのみ表示

[参考文献]

[1]鶴田, 赤木, 谷口, 雨宮, "ニューロプログラミングにおける超並列実行プログラムの導出方式," 人工知能学会第7回全国大会, pp. 203-206(1993)
 [3]福島邦彦著, "神経回路網と情報処理," 朝倉書店 (1989)
 [4]鶴田, 谷口, 雨宮, "一般化ハイパーコラムモデルの画像認識能力について," MIRU'94, vol.1, pp.257-264(1994)