

1 F-7 構造化知識表現を用いた コネクショニスト知識処理モデル

西村和幸 塚本義明 生天目章

防衛大学校 情報工学科

1 はじめに

知識の表現方法として意味ネットワークやフレームといった方法を用いると、知識が階層的に整理され容易な処理が可能となる。ところが、これらは論理的知識処理モデルによって逐次処理されるため、知識数の増大に伴って、実時間での処理が困難になる。そこで本論文では、階層的に表現された構造化知識表現を用いたコネクショニスト知識処理モデルを提案する。このモデルにおいて、対象要素(オブジェクト)はそれを特徴づける特徴ベクトル(属性-属性値から構成される一対の組)とオブジェクト間の関係により表現する。また、オブジェクト間の関係は、階層構造として表現される。

以下では、階層的に表現された構造化知識に基づく並列推論を可能とするコネクショニストモデルとして、関係ネットワーク・モジュール、特徴ネットワーク・モジュール及び制御モジュールの3つのモジュールで構成されるネットワーク・アーキテクチャについて述べ、簡単な例を紹介する。

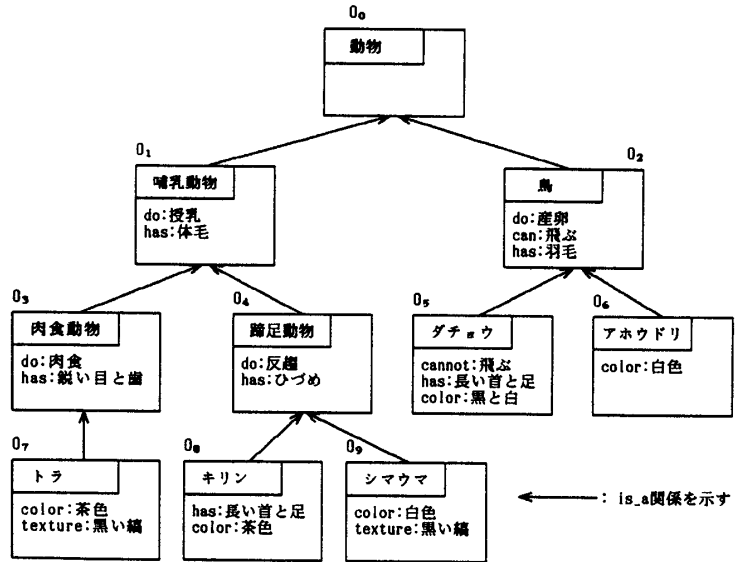


図1 動物の世界に関する知識

2 階層構造による構造化知識表現

構造化知識表現とは、いくつかのオブジェクト $O_i, i=1, 2, \dots, n$ から構成される対象領域について、オブジェクト間の関係 $(O_i - R_{ij} - O_j)$ (R_{ij} は、オブジェクト O_i と O_j の関係)及びそれぞれのオブジェクトの特徴ベクトル $(O-A-V)$ (オブジェクト O は、 (A, V) という属性-属性値の一対で特徴づけられる)により表現することである。関係式 R_{ij} は一般に複数存在するが、ここでは1つの場合(is_a関係)について限定する。

3 ネットワーク・アーキテクチャ

図1に示すような動物の世界に関する知識を考える。階層的に表現された構造化知識に基づく並列推論を可能とするコネクショニスト・モデルとして、図2に示すような3つのモジュールから構成されるネットワーク・アーキテクチャを構築する。

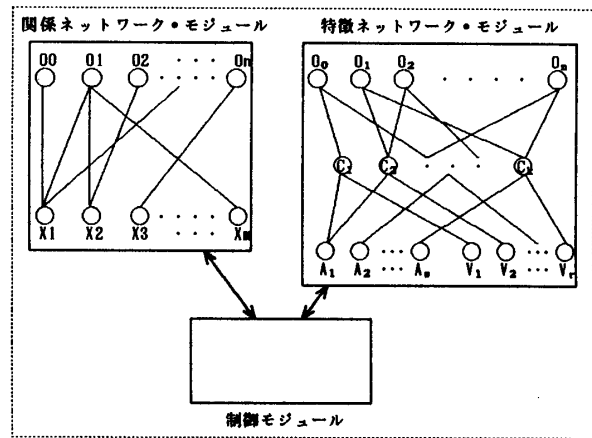


図2 ネットワーク・アーキテクチャ

3.1 関係ネットワーク

オブジェクトの表現として、局所表現¹⁾や分散表現²⁾が考えられるが、いずれも階層的に表現されたオブジェクトを表現する方法として適切ではない。ここでは、新たに次のような階層表現を提案する。あるオブジェクトについて、((上位概念オブジェクト表現ベクトル)(同一レベルオブジェクト表現ベクトル)(下位概念オブジェクト表現ベクトル))の形式でベクトル表現をする。同一レベルオブジェクト表現ベクトルとは、階層構造において同じレベルの階層におけるオブジェクトについての局所表現である。上位概念オブジェクト表現ベクトルとは、対象とするオブジェクトの1つ上の上位概念のオブジェクトの表現

ベクトルをそのまま継承して表現したものである。下位概念オブジェクトベクトル表現ベクトルは、全て0にセットされる。例えば、図1に示すような階層表現されたオブジェクト間の関係は、記述子 X_1, X_2, \dots, X_n を用いて、 $y_i = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ として表現されるので、関係式の記述子 X_1, X_2, \dots, X_n を入力ユニット、オブジェクトに対応したユニットを出力ユニットとする2層ネットワークによりオブジェクト間の階層について表現する。このような階層表現を用いると、

$$y_i \otimes y_j \begin{cases} = y_j & (O_i \text{ is_a } O_j) \text{ の場合} \\ \neq y_j & (O_i \text{ is_a } O_j) \text{ でない場合} \end{cases} \quad (1)$$

という関係が成り立つ。ここで、 $y_i \otimes y_j$ は、Hadamard productを表わす。

そこで、出力ユニット j (オブジェクト O_j)と入力ユニット間の結合係数 $w_j = (w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{nj})$ を次式で表現する。

$$w_j = y_j \quad (2)$$

すなわち、オブジェクト O_j について記述する関係ベクトルを、

Connectionist Knowledge Processing Model with Structured Knowledge Representation.

Kazuyuki NISHIMURA, Yoshiaki TSUKAMOTO, Akira NAMATAME
National Defence Academy

入力ユニットとの結合係数として定義する。

あるオブジェクトの関係ベクトル y_k を関係ネットワーク・モジュールに提示すると、出力ユニット O_j における活性レベル $F_j(y_k)$ は、

$$F_j(y_k) = (w_j, y_k) = (v_j, y_k) \quad (3)$$

で与えられるので、

$$\begin{cases} F_j(y_k) = (v_j, y_k) = |v_j| & (O_j \text{ is_a } O_k) \text{ の場合} \\ F_j(y_k) < \text{Min}(|v_j|, |y_k|) & (O_j \text{ is_a } O_k) \text{ でない場合} \end{cases} \quad (4)$$

という関係が成立する。従って、ある小さな ϵ ($0 < \epsilon < 1$) に対してそれぞれの出力ユニットのしきい値 θ_j を

$$\theta_j = |v_j| - \epsilon \quad (5)$$

と設定すれば、あるオブジェクト O_k の上位概念にある全てのオブジェクトを同時並列的に求めることができる。

3.2 特徴ネットワーク

特徴ネットワークは属性ユニット及び属性値ユニットからなる入力層、性質ユニットからなる中間層、オブジェクト・ユニットからなる出力層の3層ネットワークで構成される。ネットワークの結合係数及びしきい値は、入力層と中間層及び中間層と出力層でそれぞれ独立して学習し、獲得する。

3.3 制御モジュール

制御モジュールは、入力された質問に対するネットワークの選択、あるいは2つのネットワークから得られた結果と出力(回答)との対応づけを行なう。この制御モジュールによって、is_a関係における特徴の継承が処理可能となる。

4 応用例

次に、本モデルを動物認識問題に応用した例を紹介する。図1のような動物の世界に関する知識³⁾において、各オブジェクトをベクトル表現すると図3のようになる。また、関係ネットワーク及び特徴ネットワークは、それぞれ図4、図5のように構成される。

推論の例として、最初に

← is_a (シマウマ, X)

という質問がなされた場合、シマウマのベクトル表現である y_7 が関係ネットワークに入力され、その結果として O_0, O_1, O_4 が発火することによって、

X = 蹄足動物, 哺乳動物, 動物

が得られる。また、

← do (トラ, 授乳)

という質問に対しては、まず (do: 授乳) が特徴ネットワークに入力されて、 O_1 (哺乳動物) が発火する。 O_7 (トラ) $\neq O_1$ であるため、次に性質の継承を調べるために、 y_7 が関係ネットワークに入力され、トラと is_a 関係にあるオブジェクトが求められる。その結果、 O_0, O_1, O_3 が発火し、トラと is_a 関係にある哺乳動物が授乳することが推論でき、

true

という回答が得られる。

5 むすび

本モデルでは、知識処理にコネクショニスト・モデルを用いたため、不完全な知識でもほぼ正しい結論を導出する般化能力及び、並列処理による高速な推論が期待できる。特に、関係ネットワークは2層ネットワークであるため、並列処理の効果は大きい。また、関係ネットワークの結合係数及びしきい値は、

動物	$y_0 = (1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0)$
哺乳動物	$y_1 = (1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0)$
鳥	$y_2 = (1 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0)$
肉食動物	$y_3 = (1 \ 1 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0)$
蹄足動物	$y_4 = (1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0)$
ダチョウ	$y_5 = (1 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0)$
アホウドリ	$y_6 = (1 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0)$
トラ	$y_7 = (1 \ 1 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0)$
キリン	$y_8 = (1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0)$
シマウマ	$y_9 = (1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1)$

図3 オブジェクトのベクトル表現

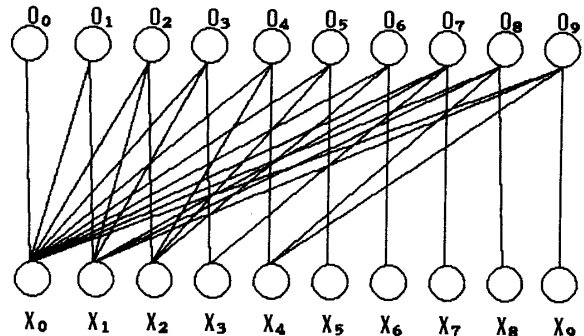


図4 関係ネットワーク

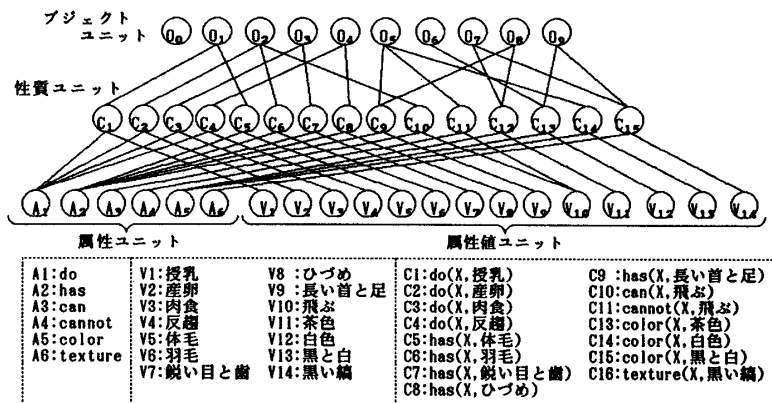


図5 特徴ネットワーク

オブジェクトの階層的ベクトル表現によって決定され、学習を行なう必要がないという利点を有する。

一方、複雑な知識においては、1つのオブジェクトが複数の上位オブジェクトを持つという、多重継承問題を有する場合がある。多重継承が存在する場合、2で述べた方法ではオブジェクトのベクトル表現ができない。このような場合、まず多重継承を有するオブジェクトを2つの別のオブジェクトとして表現し、その2つの異なるオブジェクトが同一のものであるとするメタ知識を持つことによって処理が可能となる。このメタ知識は、本モデルによって知識処理を実行する上で必須の概念であるため、その実現方法について研究する必要がある。

参考文献

- 1) Feldman, J.A and Ballard, D.H "Connectionist Models and Their Properties" Cognitive Science, Vol6. P205-254(1982)
- 2) Hinton, G. E. "Implementing semantic networks in parallel hardware", in Parallel Models of Associative Memory, Erlbaum(1981).
- 3) Winston, P.H and Horn, LISP(3rd Edition) Addison-Wesley (1989).