

フレーム表現における重要度の学習と評価

7N-5

和田修一, 瀧口伸雄, 小谷善行, 西村恕彦

(東京農工大学 工学部 電子情報工学科)

1 はじめに

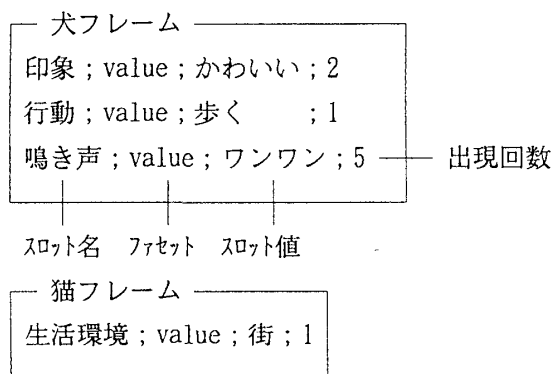
類推や、最近注目されてきた事例ベース推論などの推論メカニズムにおいて、事例間の類似度をいかに評価するかが問題になる。本研究で、筆者らは、学習や推論に含まれる認知科学的な側面に注目し、「人間は問題中に与えられたいくつかの特徴から、推論を行う際、その与えられたいくつかの特徴の内、特に注目すべきものと、あまり推論に関係のないものとを、それまでの経験から、重要度を評価し、区別している」と考えた。そうすることにより、少ない事例からより確実な推論を行い、かつ推論速度も速まると考えられる。本稿では、知識ベース内での出現回数から各特徴に重み付け（重要度）を行い、推論に利用する方法を述べる。

2 学習システム

動物の名前を例にとり、学習方法を説明する。

2.1 システムの流れ

(1)知識ベース内に、フレーム形式で各動物の特徴と、その特徴を学習した回数を格納している。同時に現在までに入力された各動物のフレーム数も格納しておく。



事例数フレーム

犬 ; value ; 6
 猫 ; value ; 1

(2)問題を与える。

問題フレーム

生活環境 ; value ; 街
 印象 ; value ; かわいい
 鳴き声 ; value ; ニャーニャー

(3)システムは知識ベース内から、問題に対する類似度を評価し（2.3参照）、類似度の高いものから表示する。

猫、犬

(4)ユーザー（教師）は正解の事例（動物）を入力する。

正解：猫

(5)システムは入力された正解事例で知識ベースを更新する。

猫フレーム

生活環境 ; value ; 街 ; 1
 印象 ; value ; かわいい ; 1
 鳴き声 ; value ; ニャーニャー ; 2

事例数フレーム

犬 ; value ; 6
 猫 ; value ; 2

2.2 本システムにおける重要度学習

2.1で示した流れを繰り返すことによって、知識ベース内の動物の種類が増えるとともに、各動物フレーム中の特徴の出現回数も増えていく。このとき、教えるユーザーが注目している特徴ほど、その動物フレームの中で特徴の出現回数が高くなると考えられる。この仮定に基づき、重要度として出現回数をを用いる。

2.3 類似度評価関数

Learning Characteristic Features in
 Frame Representation and it's Evaluation
 Shuuichi WADA, Nobuo TAKIGUCHI,
 Yoshiyuki KOTANI, Hirohiko NISIMURA
 Dept. of Computer Science,
 Tokyo University of Agri. and Tech.

システムでは、問題フレームと知識ベース中のフレームの類似度を評価する上で、下のような二つの評価関数を、適用した。

評価関数 1 (以後、式(1))

$$w(d_j(m_i)) = (n(d_j(m_i)) + 1) / (N(d_j) + 1)$$

$$H(d_j) = w(d_j(m_1)) \times \dots \times w(d_j(m_k))$$

評価関数 2 (以後、式(2))

$$w(d_j(m_i)) = (n(d_j(m_i)) + 1) / (ns(d_j(m_i)) + 2)$$

$$H(d_j) = w(d_j(m_1)) \times \dots \times w(d_j(m_k))$$

$m_i \dots$ 問題に与えられた特徴 ($m_1, \dots, m_k$)

$d_j \dots$ 知識ベース内の動物 ($d_1, \dots, d_n$)

$H(d_j) \dots$ 与えられた問題に対する

d_j の評価値

$n(d_j(m_i)) \dots d_j$ の中の m_i と同じ事例の

出現回数

$N(d_j) \dots d_j$ の事例数

$ns(d_j(m_i)) \dots d_j$ の中の m_i とスロットが

同じ事例の出現回数

この式では、特徴 m_i が、知識ベース中の動物 d_j のフレームの中にある割合を、 m_i の d_j に対する重要度 $w(d_j(m_i))$ として、各特徴に対する重要度の積をとり、 d_j の評価値としている。式(1)では d_j の事例数を、式(2)では d_j の中の m_i と同じ属性を持つ特徴の出現回数を分母に与えている。

3 実験

3.1 実験方法

アンケートを取り (大学生 10 名対象)、学習させる動物の事例を 100 題作った。そのうち、事例が二個以上ある動物 (25 種類) を学習させた。次に、事例数が二個から七個までの動物をそれぞれ一つずつ選び、二つの評価関数でそれぞれ推論させた。(学習させた動物の事例)

事例数 2 … (鮫、とびうお、オランウータン、キリン、チーター、トカゲ、ライオン、蛙、鶏、犬、狐、虎、人間、雀、鼠、狸、こうもり)
事例数 3 … (猿、狼)
事例数 4 … (ペンギン、象、からす)
事例数 5 … (鯨、蛇)
事例数 7 … (亀)

3.2 実験結果

下の表は、各々、鮫、猿、ペンギン、鯨、亀を求めさせる学習事例とは別のチェック用問題を、2 種類の評価関数で推論させたときに、その動物の類似度が 25 匹中で何番になったかを表したものである

	鮫	猿	ペンギン	鯨	亀
評価関数 1	1	1	1	2	10
評価関数 2	2	2	1	1	1

式(1)は事例の数が少ないものには、良い推論結果が得られるが、事例の数が多くものには有効でない。この理由として、事例が多くなると、評価値 H が小さくなりすぎてしまうことがあげられる。式(2)は、事例が少ないときこそ式(1)にやや劣っているものの、事例が多いものを推論したときには、明らかにより良い結果が得られている。

3.3 実験の考察

式(2)は式(1)の欠点を補うために考えたものであるが、この実験の限りでは、うまくいっている。知識ベース内の事例数のばらつき具合によって、評価関数を選択することで、より良い結果が得られることが推測される。

4 まとめ

本研究により、人間が推論を行う際に重要度を評価しているという、上で述べた仮説が実験結果より示されたが、演繹的な推論や、最近注目されている事例ベース推論と、本稿で述べた重要度学習を統合すれば、より認知科学的に人間に近い推論学習モデルとなるであろう。

参考文献

- [1] 小林重信：事例ベース推論の現状と展望，
人工知能学会誌，vol. 7，pp. 559-566 (1992)