

## 記憶に基づく推論法における特徴重みの 自己組織的最適化手法

3U-7

松居 辰則 岡本 敏雄  
電気通信大学大学院 情報システム学研究科

### 1. はじめに

エキスパートシステムや知的教育システムを構築する場合、知識ベースの作成に多大なコストが必要であるという、知識獲得のボトルネック問題が存在する。現在、この知識獲得のボトルネックの解消を目的としたさまざまな研究が活発に行われている。記憶に基づく推論法（Memory-Based Reasoning：MBR）[1][2][3]はルールを用いず、事例をそのままの形式で保持することで知識ベースを構築する。そのため知識獲得のボトルネックの解消方法の一つとして注目されている。従来のMBRの枠組みでは、所与の事例ベースから特徴重みを算出し、特徴重みを静的に用いることによって事例の検索を実行する。すなわち、検索結果に基づく特徴重みの更新・変更は一切行わない。また、検索結果に基づいて事例獲得も行わない。よって、事例ベース中にない回答を生成する能力はなく、回答カテゴリーが既知の分類問題のみを対象にしている。そこで、本研究では従来のMBRに事例獲得機能と自己組織的な特徴重みの更新機能を実装し、事例ベースにない回答および回答カテゴリーの生成能力、すなわち、知識獲得能力を実装することを考える。

### 2. 記憶に基づく推論法

従来のエキスパートシステムでは、通常 if-then 型のルールを蓄えた知識ベースを構築し、ルールを何段にも連鎖させて推論を行う。このようなルールに基づく推論（Rule-Based Reasoning：RBR）とMBRは、知識ベースの持ち方が本質的に異なる。MBRとは、「知的活動は、ルールではなく過去の経験的記憶を中心にして行われる」という仮説に基づく推論モデルであり、幾つかの特徴から構成される問題部と回答部（回答カテゴリー）から成る。そして、大量の訓練事例の中から質問事例（テスト事例）に類似した事例を探索し、「類似している問題であれば回答は同じになる」との仮定のもとに推論を実行する。つまり、MBRでは事例（問題と回答のペア）を大量に事例ベースに蓄えておき、新たな質問には、事例ベース内から最も類似した事例を検索し、その類似事例の回答をそのまま質問の回答とするのが基本的な考え方である。このようにMBRではマッチングのみによって推論を行うため、類似度の決

定方法が回答に大きな影響を与える。特徴の重み付け手法としては、条件付き確率をもとにした手法など様々な手法が提案されており、その特性が多変量解析との比較結果として考察されている[4][5]。

### 3. 事例獲得と特徴重みの自己組織化

一般に、事例ベース内には  $n$  個の事例が保持されており、各事例は  $m$  個の特徴（問題部）と 1 個の回答部（回答カテゴリー）のペアで表現されているものとする。そして、事例検索の局面では、検索条件として問題部に対応する  $m$  個の特徴を入力し、事例ベース内の最も類似した事例の回答部を出力として得るものとする。

#### 3.1 事例獲得機能

本研究におけるMBRでは、出力結果（類似事例の回答部）に対する評価結果に基づき、入力（検索条件、すなわち問題部）と出力を結合し、新規事例として獲得することにより事例獲得を行う。事例獲得は「出力（回答部）に対する評価が高く、かつ入力（問題部）が事例ベース内の既存の事例の問題部との距離が大きい場合には新規事例としての価値が高い事例として獲得する」というスタンスで実行する。以下、事例獲得の手順に関して述べる。

- 1) 事例ベースの初期状態  $C$  を構成し、特徴重みの初期値  $w$  を CCF を用いて算出する。
- 2) 3) から 6) を繰り返して実行する。この過程を事例獲得の回数 1 と数える。
- 3)  $l$  番目の検索実行時の事例ベースを  $C_l$ 、特徴重みを  $w_l$  とする。検索条件として問題部  $q_l$  の入力し、回答  $a_l$  を出力する。
- 4) 回答  $a_l$  に対する評価を行い、評価結果を  $E(a_l)$  とする。評価関数  $E$  は、回答に対する満足度が高いほど高い値を返し、 $0 \leq E(a_l) \leq 1, \forall l \in \mathbb{N}$  を満足するよう設定する。この下で、 $0 < \varepsilon < 1$  なる定数  $\varepsilon$  に対して、 $E(a_l) \geq \varepsilon$  を満足するとき、「回答  $a_l$  に対する評価は高い」と判断する。
- 5)  $E(a_l) \geq \varepsilon$  の場合、すなわち、回答  $a_l$  に対する評価  $E(a_l)$  が高い場合、入力  $q_l$  と出力  $a_l$  を結合し、新規事例  $c' = (q_l, a_l)$  を生成する。

- 6) 新規事例  $c'$  の問題部  $q_i$  と類似事例集合  $S_i$  に含まれる事例群の問題部  $x_i$  ( $1 \leq i \leq n'$ ) との平均的距離を次式で算出する。

$$D(c', S_i) = \frac{1}{\#|S_i|} \sum_{c_i \in S_i} \|c' - c_i\| \left( = \frac{1}{\#|S_i|} \sum_{c_i \in S_i} \|q'_i - c_i\| \right)$$

ここで、 $\#|S_i|$  は集合  $S_i$  の要素数である。この値が既定値よりも大きい場合には、新規事例  $c'$  を事例ベースに追加し、事例ベース  $C_{i+1}$  を再構成する。 $\|c' - c_i\|$  は  $c'$  と  $c_i$  とのユークリッドの距離である。

### 3.2 特徴重みの自己組織化機能

本研究における MBR では、事例獲得とともに、出力結果に対する評価に基づき特徴重みの更新を行い、検索回数に伴って自己組織的に特徴重みの最適化を行うことを実現する。ここで、事例検索における入力の問題部の中で、選択されている特徴群に対する最大の重みをもつ特徴を検索結果に対する要因特徴と命名する。すなわち、事例ベース  $C_i$  において、 $q_i$  を入力し、 $a_i$  を出力として得た場合の要因特徴  $w'_k$  とは、

$$a_i = F(q_i), \quad l = \arg \max_{1 \leq l \leq n} s(q_i, c_l) \text{ における}$$

$$w'_k, \quad k = \arg \max_{1 \leq j \leq m} w_j$$

である。このもとで、特徴重みの自己組織化は次のようなスタンスで実現する。

- 出力の評価値が高い場合には、前述の手順で事例獲得を行い、さらに特徴重みの更新を行う。この場合の更新は、「要因特徴とその近傍特徴の重みを増加させる」。
- 出力に対する評価が低い場合には、事例獲得を行わず、特徴重みの更新のみを行う。この場合の更新は、「要因特徴とその近傍の特徴の重みを減少させる」。

いずれの場合も、要因特徴の近傍特徴を要因特徴との相関関係で定義し、要因特徴に対する更新は相関関係の強弱によって近傍特徴群へ伝播する。具体的には、要因特徴と近傍特徴の重みを、

$$w_q^{i+1} = w_q^i + \delta h_{pq} |kw_p^i - w_q^i|$$

により更新する。ただし、 $\delta$  は  $-1 < \delta < 1$  を満足する正の定数、 $k$  は  $k \geq 1$  の定数である。また、 $h_{pq}$  は  $p$  番目の特徴と  $q$  番目の特徴との距離によって決定する近傍関数である。

### 3.3 実装結果

3.1 および 3.2 の手続きを、特徴数 (問題部) : 200、初期状態の事例数 : 1000、回答に対する評価関数 :

$$E(a_i) = \sum_{j=1}^{200} f(q'_j, x'_j) / 200 \text{ とし、} E(a_i) \geq 0.80 \text{ の場合「回}$$

答に対する評価は高い」と判断する、との条件で適用した結果、検索回数と平均正答率に関して表 1 のような結果を得た。ここでは、自己組織化過程の変数の 1 つである  $\lambda$  は  $\lambda = 0.5$  としている [6]。この結果から事例ベースは検索回数に伴い自己組織的に最適化されていることが考察される。しかしながら、表 1 の結果は希少な結果であり、各種パラメタの設定によっては平均正答率に関して負の方向の変化も見られる。パラメタの設定方法に関する更なる考察が必要である。

表 1 検索回数に伴う平均正答率の変化

検索回数	平均正答率
50 回まで	0.737
100 回まで	0.751
150 回まで	0.802
200 回まで	0.847

## 4. まとめ

本稿では、従来の MBR の枠組みに事例獲得機能および、特徴重みの自己組織化機能を実装する手法に関して述べた。そして、検索回数の増加すなわち特徴重みの自己組織的な最適化の進行に伴い事例ベースからの正答率が向上するとの結果を得た。しかしながら、本稿における事例獲得は、事例の問題部だけの獲得になっており、回答部の獲得はおこなっていない。さらに、特徴自体は極めて静的である。すなわち、特徴は初期状態が決定すると更新は一切行わない。しかし、獲得事例に関連して特徴の状態も動的に変化するべきである。これらに関しては今後の課題とする。

## 参考文献

- [1] 北野宏明; 超並列人工知能, 人工知能学会誌, Vol.7, No.2, pp.244-262, 1992.
- [2] Stanfil, C. and Waltz, D. L.; Towards Memory-Based Reasoning, Communications of the ACM, Vol.29, No.12, pp.1213-1228, 1986.
- [3] 毛利隆夫, 田中英彦; 記憶に基づく推論による天気予測, 人工知能学会誌, Vol.10, No.5, pp.798-805, 1995.
- [4] 松原仁; 推論技術の観点からみた事例に基づく推論, 人工知能学会誌, Vol.7, No.4, 1992.
- [5] 毛利隆夫, 田中英彦; 記憶に基づく推論と多変量解析との比較, 人工知能学会研究会資料, SIG-KBS-9502-8, pp.56-63, 1995.
- [6] 松居辰則, 岡本敏雄; 記憶に基づく推論法における事例獲得と特徴重み付けの自己組織化, 情処研報, MPS18-4, pp.19-24, 1998.