

線形計画法を用いた知識ベースの信頼性の評価

7M-4

湯上 伸弘 太田 唯子

富士通研究所

1. はじめに

エキスパートシステムに代表される人工知能システムにおいては、システムのパフォーマンスは使用する知識ベースに大きく依存する。しかし、健全かつ完全な知識ベースを最初から構築することは困難であり、まず始めに近似的に正しい知識ベースを構築し、テスト運用等で得られた事例を通して知識ベースを洗練化していくことが必要になる。そのためには、知識ベース全体や、知識ベース中の各ルールがどれだけ信頼できるか、またシステムが誤った動作をした場合に、正しく動作させるためにはどのルールを修正すればよいかを知る必要がある。

本稿では、訓練事例を基にして知識ベース中の各ルールの信頼度を線形計画法を使って求める方法について述べる。

2. 知識ベースの評価

本稿で対象とするのは、知識ベースと、それに対する訓練事例の集合が与えられたときに、知識ベース中の各ルールの信頼度を求めることである。この節では、本稿で扱う知識ベースと訓練事例、およびルールの信頼度について述べる。

2-1 知識ベース

本稿では、命題論理におけるホーン節ルール、すなわち、

$$A \& B - C$$

という形のルールを扱う。知識ベース中に現れる命題には、観測可能な命題、中間概念、対象概念の3種類がある。観測可能な命題とは、ルールの条件部にだけ現れ、結論部には現れない命題である。対象概念は、逆に、ルールの結論部としてのみ使われる命題である。それ以外の命題を中間概念と呼ぶ。推論の終了性を保証するために、知識ベース中には、次のようなサイクルを構成するようなルールの組合せは存在しないものとする。

$$A - B$$

$$B \& C - A$$

2-2 訓練例

訓練事例は、観測可能な命題の部分集合と、その

部分集合に含まれる命題が成立しているときに、ある対象概念（または中間概念）が成立するかどうかを表わす教師信号からなる。例えば、訓練例

$$A \& B - \text{not } T$$

は、観測可能な命題AとBが成立しているならば、対象概念（中間概念）Tは成立してはいけないことを表わす。もし現在の知識ベース中のルールを用いて、AとBからTが導けるのであれば、その知識ベースが誤りを含んでいることになる。

訓練事例の教師信号は、対象概念に関するものでも、中間概念に関するものでもかまわないし、異なった命題に関する訓練事例がまざっていてもかまわないが、以下では説明を簡単にするために、知識ベースはただ一つの対象概念を含み、全ての訓練事例はその対象概念に関する教師信号をもつものとする。教師信号が正である事例、すなわち、対象概念が成立している訓練事例を正例、成立しない訓練事例を負例と呼ぶ。

2-3 信頼度

本稿では、ルールの信頼度を、ルールの条件部が全て満足されたときに、ルールの結論が成立する確率で定義する。もし、ルールが観測可能な命題と対象概念とを直接結び付けるものであるならば、すなわち、ルールの条件部に現れる命題が全て観測可能な命題であり、結論が対象概念であるならば、そのルールの信頼度は、条件部を満足する訓練例のうち、正例の占める割合として求めることができる。しかし中間概念が存在する場合には、そう単純ではない。例えば、以下のような3個のルールからなる知識ベースを考える。

$$\text{ルール1 : } A \& B - T$$

$$\text{ルール2 : } C \& D - B$$

$$\text{ルール3 : } E \& F - B$$

ここで、Tが対象概念、Bが中間概念、それ以外の命題は観測可能な命題である。このとき、対象概念Tは、ルール1とルール2を組み合わせるか、ルール1とルール3を組み合わせるにより証明することができる。すなわち、以下のような、観測可能な命題からなる条件部をもつ、2つの証明を考えることができる。

$$\text{証明1 : } A \& C \& D - T$$

$$\text{証明2 : } A \& E \& F - T$$

Validating Knowledge-base by Linear Programming.

Nobuhiro Yugami and Yuiko Ohta

2-2-1 Momochihama, sawaraku, fukuoka, 814 Japan

これらの証明の信頼度は訓練事例を用いて統計的に求めることができる。例えば、証明1の条件部を満足する訓練事例が10個あり、そのうち5個が負例であるとする。このとき、証明1の信頼度は $1/2$ になる。しかし、証明の信頼度から各ルールの信頼度をどのように求めたら良いだろうか？

本稿では、同じルールを使う複数の証明の信頼度を同時に考慮することにより、各ルールの信頼度を計算する方法を提案する。上の例で、もし証明2の条件を満足する訓練事例がやはり10個ありその全てが正例である、すなわち証明2が与えられた訓練事例については常に正しい結果を推論するならば、証明2で使われているルール1も信頼できるルールであることが分かる。このことから、証明1の信頼度が低い原因はルール2にあることが予想できる。

3. 信頼度計算の線形計画問題へのマッピング

この節では、証明の信頼度からルールの信頼度を計算するための方法について述べる。まず対象概念を導くための、可能な証明全てについて、その信頼度を訓練事例から計算する。証明 i の条件部を満足する正例の数を P_i 、負例の数を N_i とすると、証明 i の信頼度のラプラス評価値は次のように求めることができる。

$$L_i = \frac{P_i + 1}{P_i + N_i + 2} \quad (1)$$

証明の信頼度として、訓練事例に対する推論の正しさ $P_i / (P_i + N_i)$ 自身を用いないのは、信頼度が0になるのを防ぐ（後で対数をとる）ためである。

各ルールの信頼度が互いに独立であると仮定すれば、ある証明の信頼度は、その証明に含まれるルールの信頼度の積で表わすことができる。すなわち、ルール k の信頼度を w_k とすると、

$$L_i = \prod_{k \in \text{proof}(i)} w_k \quad (2)$$

となる。ただし、各ルールが独立であるという仮定は一般には正しくないし、また L_i は統計的に求めた値であるから、当然誤差を含む。よって、(2)は必ずしも成立する必要はないが、左辺と右辺のずれは小さいほうがよい。ずれは、両辺の差ではなく、比で次のように定義する。

$$\max \left(\frac{L_i}{\prod_{k \in \text{proof}(i)} w_k}, \frac{\prod_{k \in \text{proof}(i)} w_k}{L_i} \right) \quad (3)$$

各ルールの信頼度は、各証明におけるずれの積

$$\prod_i \left[\max \left(\frac{L_i}{\prod_{k \in \text{proof}(i)} w_k}, \frac{\prod_{k \in \text{proof}(i)} w_k}{L_i} \right) \right]^{C_i} \quad (4)$$

を最小とするように決めれば良い。ここで C_i は(1)により求めた証明 i の信頼度 L_i の値の統計的な信頼性を表わす量であり、 L_i が多数の訓練事例を用いて求められた場合（証明の条件部を満足する訓練事例の数が多い場合）には大きく、 L_i がごく少数の訓練事例を用いて求められた場合には小さい値をとるようにする。 L_i の信頼性の評価法は多数存在するが、例えば標準偏差の逆数をとれば良い。

(3)式を最小とするように w_k を決める問題は

$$x_k = \log(w_k) \quad (4)$$

とすると、以下のような線形計画問題に変換することができる。

$$\text{minimize} \quad \sum_i C_i y_i \quad (5)$$

$$\text{subject to} \quad y_i \geq \log(L_i) - \sum_{k \in \text{proof}(i)} x_k$$

$$y_i \geq \sum_{k \in \text{proof}(i)} x_k - \log(L_i) \quad (6)$$

$$x_k \leq 0$$

後はこれを解いてルールの信頼度を求めればよい。

実際の知識ベース構築においては、どのルールがどの程度信頼できるのか、ある程度予想できる場合がある。このような場合には、各ルールの信頼度の予測値からのずれを(6)と同様に目的関数と制約で表現すればよい。すなわち、ルール k の信頼度の予測値を V_k とすると、信頼度 w_k と予測値 V_k のずれは

$$\max(w_k/V_k, V_k/w_k) \quad (7)$$

で表わすことができるから、新たな制約として

$$z_k \geq w_k - \log(V_k)$$

$$z_k \geq \log(V_k) - w_k \quad (8)$$

を加え、目的関数としては、(5)に予測値からのずれを表わす項を付け加えた、

$$\sum_i C_i y_i + A \sum_k z_k \quad (9)$$

を用いる。これにより、予測値からのずれと証明の信頼度からのずれとの両方を考慮してルールの信頼度を求めることができる。

4. まとめ

本稿では、知識ベースに含まれるルールの信頼度を線形計画法を用いて求める方法を提案した。ルールの信頼度の評価は、推論結果の妥当性の評価や、知識の洗練化において修正すべきルールの選択などの行う際に必要とされる重要な技術である。今後は、述語論理への拡張を行うとともに、本手法を用いた知識の洗練化システムの構築を行う予定である。