

## 3H-3

# ディシジョンラティスに基づく知識の調整と獲得

## — De La/1 —

吉田裕之, 原 裕貴  
(yuki,hara@flab.fujitsu.junet)  
富士通研究所

### 1. はじめに

我々は、診断問題の形式化のための枠組みとしてディシジョンラティスモデルを提案してきた[1]。ディシジョンラティスは、全ての観測状況（ユーザが入力した観測値の組合せ）をラティス状に組上げたものであり、断片的な診断知識はこの上で統一的に管理される。本稿では、ディシジョンラティスモデルに基づいた診断システム De La/1 について述べ、その知識調整及び知識獲得機能を論じる。

### 2. 診断問題のモデル化

診断の手掛かりとなる症状あるいは観測は、質問事項  $Q$  とそれに対する回答値  $A$  のペアととらえられる。質問の全体集合を  $Q$ 、質問  $Q$  に対する回答値の集合を  $Pa(Q)$  と表す。全ての質問に対する回答値の割り当てを観測状況と呼ぶ。観測状況  $O$  において質問  $Q$  に対して割り当てられた回答値  $A$  を、 $Q$  に対する観測値と呼び  $O[Q]=A$  と表す。特に  $Q$  が未観測であることは  $O[Q]=\perp$  で表す。また全観測状況の集合を  $O$  と表す。

$O[Q]=\perp$  であるとき、この観測値を別の回答値  $A$  で置き換えてできる観測状況を、 $O$  の質問  $Q$  に関する子と呼び  $O\oplus\langle A/Q \rangle$  と表す。この親子関係によって、 $O$  は upper-semi-lattice を形成し、我々はこれをディシジョンラティスと呼ぶ。また、ディシジョンラティス中で観測状況  $O_1$  が  $O_2$  の子孫になっていることを  $O_1 \leq O_2$  と表記する。

原因の候補を  $c$ 、その全体集合を  $C$  とする。De La/1 では仮説を原因集合の二つの部分集合  $OK$ 、 $S$  のペアで表す。 $OK$  は棄却される原因の集合であり、 $S$  は棄却されない原因、実際に起きている可能性のある原因である。 $OK$  と  $S$  は排他的でなければならない。仮説  $H=\langle OK, S \rangle$  の全体集合を  $H$  で表す。

診断の専門家は任意の観測状況に対して仮説を立てることができると考えられる。この能力は  $O$  から

$H$  への関数としてモデル化でき、この関数を診断関数  $D$  と呼ぶ。

### 3. 診断知識

ディシジョンラティスモデルでは、専門家の知識は  $D$  の部分関数である診断知識  $K$  と、 $K$  に基づいて任意の観測状況に対する仮説を求めるメタ知識  $M_K$  からなる。

$K$  は  $D$  の部分関数であるから、その定義域  $O_K$  内の  $O$  に関しては  $D(O)$  と  $K(O)$  は本来等しい。しかし、知識の正当性等の議論を進める上でこれらを区別し、診断システムに明に与えられた診断知識を  $K(O)$  で表すことにする。 $K(O)=\langle OK, S \rangle$  の時、 $OK$  を  $OK_K(O)$ 、 $S$  を  $S_K(O)$  と表記する。ある原因  $c$  が  $OK_K(O)$  に含まれることは、「 $O$  から  $c$  が起きていないことが証明できる」ことを知っていることを意味し、 $S_K(O)$  に含まれることは「 $O$  から  $c$  が起きていないことが証明できない」ことを知っていることを意味する。

De La/1 におけるメタ知識  $M_K$  は、制約充足問題として定式化されている。すなわち、 $M_K$  は次の制約を満たすような  $O$  から  $H$  への最小の ( $OK$  にも  $S$  にも含まれない原因が最も多い) 関数である。任意の  $O \in O$ 、 $Q \in Q$ 、 $A \in Pa(Q)$  に対して  $M_K(O)=\langle OK(O), S(O) \rangle$  とすると:

- (1)  $O \in O_K \rightarrow S_K(O) \subseteq S(O) \wedge OK_K(O) \subseteq OK(O)$ .
- (2)  $S(O) \supseteq S(O\oplus\langle A/Q \rangle)$ .
- (3)  $OK(O) \subseteq OK(O\oplus\langle A/Q \rangle)$ .
- (4)  $OK(O) \supseteq \bigcap_{A \in Pa(Q)} OK(O\oplus\langle A/Q \rangle)$ .
- (5)  $S(O\oplus\langle A/Q \rangle) \supseteq \bigcap_{A' \in Pa(Q) - \{A\}} OK(O\oplus\langle A'/Q \rangle) \cap S(O)$ .

この  $M_K$  の性質として、 $K$  が  $D$  に対して正しければ、上の制約を満たす  $M_K$  が必ず存在してしかも  $D$  に対して正しく、さらにそのような関数の中である意味で最大のものであることが証明できる[1]。

#### 4. 演繹による知識獲得

観測状況の集合  $O' \subseteq O$  がある質問  $Q \in Q$  に関して以下の条件を満たす時、 $Q$  に関して導出可能であると言う。

$$(a) |O'| = |Pa(Q)| \wedge \{O[Q] | O \in O'\} = Pa(Q).$$

$$(b) \exists O_Q, \forall O \in O': (O_Q \oplus < O[Q] / Q > \leq O).$$

$O'$  が  $Q$  に関して導出可能な観測状況の集合である時、上で述べた (b) の条件を満たす  $O_Q$  の内、最も上にあるものを  $O'$  から  $Q$  に関して導出される観測状況と言う。

診断知識  $K$  の定義域  $O_K$  の質問  $Q$  に関して導出可能な部分集合  $O'$  から導出される観測状況を  $O_Q$  とする。この時、 $OK_K(O_Q)$  に  $\bigcap_{O \in O'} OK_K(O)$  を追加する操作を演繹による知識獲得と言う。この操作によって診断知識の正当性は変化しないし、診断結果である  $M_K(O)$  も変化しない。

診断知識  $K$  に対して演繹による知識獲得を繰り返し適用し、それ以上拡張できなくなったとき、その知識は既約であると言う。既約な診断知識  $K$  に関して次の式が成り立つ[1]。

$$OK(O) = \bigcup_{O' \in O_K} OK_K(O').$$

すなわち、演繹による知識獲得によって診断知識をあらかじめ既約化しておけば、診断実行時には  $OK$  を合併操作だけで簡単に計算できる。このことから、演繹による知識獲得は一種の知識コンパイルと見なすことができる。

#### 5. 知識調整

知識ベースへの追加・削除の際に無矛盾性を維持するために既存の知識を修正する操作は知識調整と呼ばれる。ここでは無矛盾で既約な診断知識  $K$  に関する知識調整の概要を述べる。

##### (1) $S_K(O)$ から $c$ の削除

無矛盾性も既約性も保存されている。

##### (2) $OK_K(O)$ への $c$ の追加

$O$  の子孫  $O'$  の  $S_K(O')$  から、 $c$  を取り除く。さらに、この  $O$  に基づいて既約化を行い、得られた新たな追加にも同じ操作を行う。

##### (3) $S_K(O)$ への $c$ の追加

$O$  の先祖  $O'$  の  $OK_K(O')$  から、 $c$  を取り除く。

##### (4) $OK_K(O)$ からの $c$ の削除

削除する  $c$  が観測状況の集合  $O'$  から既約化によって求まったものならば、 $O'$  の要素  $O'$  の内の少なくとも一つは  $c$  を  $OK_K(O')$  に含まないように修正しなければならない。この判断は自動的にできず、エキスパートの指示を必要とする。さら

に、こうした指示に基づく新たな削除にも同じ操作を行う。最後に、削除された知識から既約化によって求まった部分を元に戻す。

以上の知識調整アルゴリズムは、指示された変更に対して無矛盾性を保つような最小の修正を  $K$  にほどこすことが証明できる[1]。

#### 6. 知識の一般化、特殊化の提案による知識獲得

$K$  が正しければ  $M_K$  も正しいことは保証されているが、一般に  $K$  は不完全で、 $M_K(O)$  が  $D(O)$  と完全に等しいわけではない。実際の診断作業においてユーザに提示されるのは、入力された観測の集合  $O$  に対する  $OK(O)$  の補集合である。したがって、 $OK(O)$  をできる限り  $D$  に近づけるべく、 $K$  の不足部分を発見し補う機能が望まれる。

$OK_K(O)$  は、それに含まれる各原因  $c$  に着目すると、「 $c$  が起きていない」ことに対する十分な証拠を  $O$  が含んでいることを意味している。そこで、そのような  $O$  の中で極小なものに注目し、これを  $c$  を棄却するのに極小十分な観測状況と呼ぶ。De La/1 では、極小十分な観測状況の発生・消滅を監視し、専門家にその一般化・特殊化を提案することにより不足している知識を獲得する。それは次のようなアイデアに基づいている。

- (1) 新しく生まれた極小十分な観測状況があまりにも特殊すぎる場合、その先祖により一般的な「棄却するのに十分な状況」があると考え、専門家に問いただす。具体的には  $O$  のどの部分集合によって「 $c$  ではない」ことが分かるのかを質問する。
- (2) 知識調整機能によって、それまで極小十分だった観測状況  $O$  の  $OK_K(O)$  から  $c$  が削除された時に、それをただ捨ててしまうのはもったいない。最初  $O$  で十分だと考えた時に何か必要な条件を忘れていたのであり、その子孫の一つに本当の極小十分な状況があると考え、専門家に問いただす。具体的には  $O$  に何か別の観測を追加することで  $c$  を棄却できないか質問する。

#### 7. おわりに

De La/1 では棄却されないで残った原因はすべて公平に扱われているが、我々は現在、Dempster Shafer 理論に基づいて belief function を仮説の表現に、Dempster's rule を  $M_K$  に導入した診断システム De La/2 の理論的検討を進めている。

#### 参考文献

- [1] 原, 吉田, 松本: 「ディシジョンラティス: 診断問題の定式化」, 情報処理学会第59回知識工学と人工知能研究会資料, 琉球大学, 1988