知識工学と人工知能　59－8
（１９８８．７．７）

Decision Lattice：診断問題の定式化

原 裕貴，吉田 裕之，松本 均
(hara,yuki,matumoto@flab.flab.fujitsu.junet)
（株）富士通研究所

ABSTRACT

本報告では，我々が診断問題向きモデルとして提案しているディシジョンラティスモデルに基づいたシステム *De La*/1 について述べる．*De La*/1 では，仮説を原因集合の二つの部分集合 *OK*（棄却される原因）と *S*（棄却できない原因）で表現し，知識をディシジョンラティス上で統一的に管理する．このモデル化によって，mixed-initiativeな推論，演繹による知識獲得，知識ベースの矛盾の発見と解消，知識の一般化や特殊化による知識獲得などの基本的枠組みを提供できることを示す．

Decision Lattice : A Formalization of Diagnosis Problems

Hirotaka Hara, Hiroyuki Yoshida, Hitoshi Matsumoto
(hara,yuki,matumoto@flab.flab.fujitsu.junet)

FUJITSU LABORATORIES LTD. KAWASAKI
1015, KAMIKODANAKA NAKAHARA-KU,
KAWASAKI 211, JAPAN

ABSTRACT

In this paper, we propose a diagnosis formalization, the *decision lattice* and a system *De La*/1 based on the model. In *De La*/1, we represent a hypothesis as a pair of sets, *OK* and *S* . *OK* is a set of rejected causes and *S* is a set of possible causes. *De La*/1 provides a theoretical base for knowledge acquisition and accommodation in deiagnosis expert systems.

1. はじめに

従来のエキスパートシェルの知識表現や推論機構は汎用的に作られているため, 実際に専門家が特定の問題に対して適用しようとすると, どのようにそれらの機能を使ってよいのかわからなかったり, 独自の知識表現, 推論制御を作り直すことになりがちであった. このような問題点を解決するためには, 領域ごとに問題の分析を行い, その問題にあったモデル（知識表現, 推論機構）を専門家に提供する必要がある.

診断問題に対するモデルとしては, 階層的分類法(Hierachical Classification)が提案されている[1,2]. 階層的分類法では, 仮説の階層構造をトップダウン的に調べることによって適合する仮説が検索される. 階層的分類法の問題点は, 仮説の階層化が適切に行われる必要があること, 知識が局所化されているため, その適用範囲が限定されていること, 知識ベース全体の管理が困難になることなどである.

我々は, 階層的分類法とは異なった診断問題向きのモデルとしてディシジョンラティスモデルを提案してきた[4,5]. ディシジョンラティスは, 全ての観測状況（ユーザから入力された観測値の組み合わせ）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. 本報告では,この枠組みに従ったシステム *De La*/1 について述べ, mixed initiativeな推論や, 知識調整, 知識獲得などに有効であることを示す.

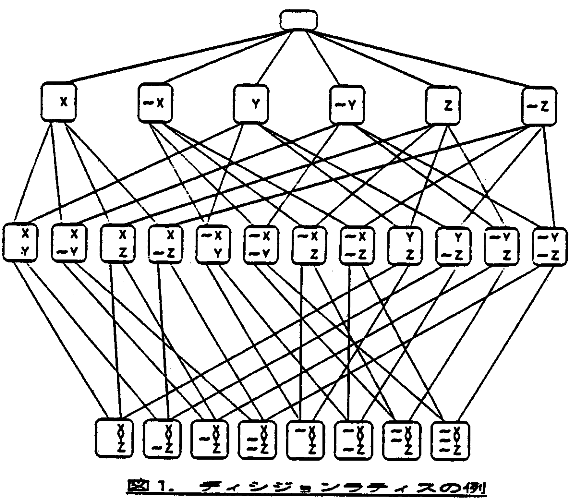

図1. ディシジョンラティスの例

2. 診断問題のモデル化

2.1. 観測状況

診断の手掛かりとなる症状あるいは観測は, 質問事項とそれに対する回答値のペアととらえることができる. 質問を Q , その全体集合を $\mathbf{Q}$, 質問 Q に対する回答値の集合を $Pa(Q)$ と表す. たとえば, エンジンの回転数は?, という質問に対しては, {高い, 普通, 低い} という回答値が考えられる. $Pa(Q)$ に特別な回答値 $\perp$ を追加した集合を $Pa^*(Q)$ と表す. $\perp$ は, まだ観測されていないことを意味する.

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 Q に対して割り当てられた回答値を Q に対する観測値と呼び, $O[Q]=A$ と表す. 全観測状況の集合を $\mathbf{O}$ と表す. 全ての質問に対する観測値が $\perp$ であるような観測状況を初期観測状況と呼び, O_0 と表す.

［例1］

$$\mathbf{Q} = \{ W, X, Y, Z \}$$
$$\forall Q \in \mathbf{Q}: Pa(Q) = \{\text{yes}, \text{no}\}$$

という問題に対して,

$$O[W]=\text{yes} \wedge O[X]=\perp \wedge O[Y]=\text{no} \wedge O[Z]=\perp$$

というのは, 一つの観測状況である. 以下では, このような観測状況を省略して

$$W = \text{yes},\ Y = \text{no}$$

と記述する.

2.2. ディシジョンラティス

$O[Q]=\perp$ であるとき, この観測値を $A(\in Pa(Q))$ 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, $O \oplus <A/Q>$ と表す. 反対に, O' が O の Q に関する子である時, O を O' の Q に関する親と言い, $O' - <O'[Q]/Q>$ と表記する. この関係によって, 観測状況の集合は upper-semi-lattice を形成する. 我々はこれをディシジョンラティス(decision lattice)と名付ける. 図1にディシジョンラティスの例を示す.

二つの観測状況 O_1 と O_2 において, 全ての質問 Q について, $O_2(Q)=\perp \vee O_1(Q)=O_2(Q)$ が成り立つとき, $O_1 \leq O_2$ と表す. $O_1 \leq O_2$ で O_1 と O_2 が等しくないとき, $O_1 < O_2$ と表し, O_1 を O_2 の子孫, O_2 を O_1

の先祖と呼ぶ.

2.3. 仮説と診断

原因の候補を c , その全体集合を $\mathbf{C}$ で表す.

$$\mathbf{C}=\{c_1,c_2,\cdots,c_m\}.$$

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. 仮説の全体集合を $\mathbf{H}$ で表す.

$$\forall <OK,S> \in \mathbf{H}:(OK\subseteq \mathbf{C} \wedge S\subseteq \mathbf{C} \wedge OK\cap S=\emptyset).$$

$OK\cup S=\mathbf{C}$ を満たす仮説を完全な仮説, そうでない仮説を不完全な仮説と呼ぶ. 完全な仮説の集合を $\mathbf{H}^*$ と表す.

診断の専門家は任意の観測状況に対して完全な仮説を立てることができると考えられる. この能力は, $\mathbf{O}$ から $\mathbf{H}^*$ への関数としてモデル化することができ, この関数を診断関数 D と呼ぶ.

$$D:\mathbf{O}\rightarrow\mathbf{H}^*.$$

$D(O)=<OK,S>$ の時, OK を $OK_D(O)$, S を $S_D(O)$ と表す. 初期観測状況においては, 全ての原因が疑わしい. この仮説を初期仮説と呼び, H_0 と表す.

$$H_0=<\emptyset,\mathbf{C}> \wedge D(O_0)=H_0.$$

2.4. 診断知識

専門家は診断関数 D を構築してシステムに入力することができるかもしれないが, それは専門家にとって大きな負担である. *De La/1* において実際に専門家が入力するのは診断知識 K である. K も D と同様に観測状況から仮説への関数であるが, D と違って完全な仮説である必要はない.

$$K:\mathbf{O}\rightarrow\mathbf{H} \wedge K(O_0)=H_0.$$

$K(O)=<OK,S>$ の時, OK を $OK_K(O)$, S を $S_K(O)$ と表記する. 直観的には, 診断知識は

if 観測状況 then $< OK , S >$

というルールの集合である. 専門家がルールを入力しなかった観測状況に対応する診断知識は,

if 観測状況 then $< \emptyset , \emptyset >$

と解釈される.

[例2]

例1の問題に対して, 原因の集合を

$$\mathbf{C} = \{ a, b , c, d, e \}$$

とする. 診断知識の例として, たとえば次のようなものが考えられる.

(R1) if W = yes, Y = yes then $<\{a,b\},\{e\}>$.
(R2) if X = yes, Y = no then $<\{b,d\}, \emptyset >$.
(R3) if W = yes, X = yes, Y = yes
then $<\{e\},\{c\}>$.

R1 は, W=yes かつ Y = yes という状況では a , b は棄却され, e は棄却できない（故障している可能性がある）, という意味である. c , d については, 棄却できるかどうか判らない. すなわち, 知識が不足している.

3. *De La/1* のシステム構成

図2に *De La/1* のシステム構成を示す.

専門家によって診断知識の追加, 削除が行われると, 知識調整モジュールによって矛盾の検出, 解消が行われ, 知識ベースが変更される. この際, 演繹による知識獲得も行われる. 不足知識発見モジュール

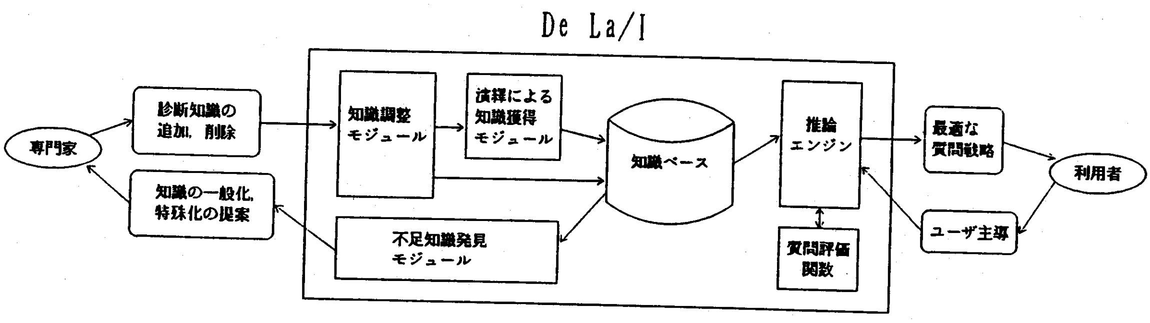

図2 De La/I のシステム構成

は，不足知識を効率的に補うように知識の一般化，特殊化を専門家に提案する．

推論エンジンは，効率よく原因を絞りこむような質問をユーザに提示する．ユーザは，システムが提案した戦略を参考にしつつ，自由に観測データを入力することができる．

以下の章では，*De La/1* の機能について詳しく述べる．

4. 演繹による知識獲得

専門家によって入力された診断知識は一般には不完全である．不完全な診断知識から完全な診断関数を構成することは不可能であるが，演繹的に診断知識を拡張することはできる．本章では，ユーザが入力した診断知識 K から演繹的に別の知識を求める手法について述べ，それが一種の知識コンパイルになっていることを示す．

観測状況の集合 $\mathbf{O}'\subseteq\mathbf{O}$ がある質問 $Q\in\mathbf{Q}$ 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) $\mathbf{O}'$ の要素の数が $Pa(Q)$ の要素の数と等しく，しかも質問 Q に関するすべての観測を $\mathbf{O}'$ が含んでいる．

(b) $\mathbf{O}'$ の各要素 O の Q に関する親 $O-<O[Q]/Q>$ が，一つの共通の子孫 O_Q を持つ．

$\mathbf{O}'$ 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) の条件を満たす観測状況の内，最も上にある O_Q を $\mathbf{O}'$ から Q に関して導出される観測状況と言う．

この時，次のような操作により診断知識 K を拡張することを演繹による知識獲得という．

(1) $OK_Q= \bigcap_{O\in\mathbf{O}'} OK_K(O)$ とする．

(2) それまでの $K(O_Q)=<OK,S>$ に対して，仮説 $<OK\cup OK_Q, S>$ を新たな $K(O_Q)$ とする．

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，その知識を K に対する既約化知識と呼び，K^* と表す．さらに，既約化知識 K^* に対して，

$$OK(O)= \bigcup_{O'\geq O} OK_{K^*}(O')$$

と定義する．

以上の手続きによって，OK_K から OK_{K^*} を経て OK を導いたが，この OK は OK_K から演繹的に導かれる最大の OK になっている（第8章論理的考察参照）．

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．

［例3］

例2の知識に対して演繹による知識獲得を行うことによって，

(R4) if W = yes, X = yes then $<\{b\}, \emptyset>$

というルールを導くことができ，このルールを加えた知識ベースは既約である．

5. 診断アルゴリズムと質問評価関数

ディシジョンラティスの特徴の一つは，mixed initiative な推論である．すべての観測状況を考慮しているので，ユーザが任意の順序で観測値を入力しても推論を進めることが可能で（ユーザ主導の推論），また，現在の観測状況の子の観測状況の仮説を評価することによって最も効率のよい質問を算出してユーザに提案することができる（最適な質問戦略の算出）．

5.1. 診断アルゴリズム

［診断アルゴリズム］

(1) 現在の観測状況 O_c を初期観測状況 O_0 にする．

(2) $S^*(O_c)$ をユーザに表示する（$S^*(O)$ は $\mathbf{C}$ に関する $OK(O)$ の補集合）．

(3) まだ質問していない全ての質問を質問評価関数 E_{O_c}（後述）によって評価して，評価の高い質問をいくつかユーザに提示する．

(4) ユーザの回答を待つ．ユーザはシステムが提示した質問に答えても良いし，入力したい任意の質問に対する観測値を入力しても良い．

(5)　ユーザの回答を O_c に加えて，新しい観測状況を生成して，それを O_c に設定する．

(6)　(2)に戻る．

5.2. 質問評価関数

質問評価関数 E_O は観測状況 O における各質問の評価を行うための関数である．

$$E_O:\mathrm{Q}\rightarrow[0,1].$$

注意すべきことは，質問評価関数が観測状況に依存することである．ある状況では効果的な質問が別の状況では役にたたないことがある．質問評価関数は，たとえば以下のように定義できる．

次の観測値を得た後の観測状況で最も望ましいものは，現在の仮説と比べて最も多くの原因が棄却できるものである．すなわち，棄却度

$$\frac{|S^*(O)|-|S^*(O\oplus<A/Q>)|}{|S^*(O)|}$$

が最大になるような観測 $<A/Q>$ が最も望ましい．各質問の評価はこの棄却度の期待値を取る．

$$E_O(Q)=\sum_{A\in Pa(Q)}\left(P(<A/Q>|O)\cdot\frac{|S^*(O)|-|S^*(O\oplus<A/Q>)|}{|S^*(O)|}\right).$$

しかし，条件付き確率 $P(<A/Q>|O)$ をすべての観測について求めることは困難なので，各観測後に棄却できずに残った原因の個数の比で近似する．この時，棄却できない観測が複数ある原因に関しては按分する．

$$P(<A/Q>|O)\simeq\sum_{c\in S^*(O\oplus<A/Q>)}k_c/|S^*(O)|.$$

where $k_c^{-1}=|\{A|A\in Pa(Q)\ \wedge\ c\in S^*(O\oplus<A/Q>)\}|$.

質問評価関数を定義する際のその他のファクターとしては各質問に答えるためのコストなどが考えられる．

6. 知識調整

新たな知識が追加,削除された時に，知識ベースの無矛盾性を維持するために既存の知識を修正する操作，すなわち矛盾の発見と解消は知識調整 (knowledge accommodation) と呼ばれる[3]. 以下の議論では，知識ベースは無矛盾で既約化されているものとする．

(1) $S_K(O)$ からの c の削除
このときは，無矛盾性も既約性保存されるので，$S_K(O)$ から要素 c を取り除くだけでよい．

(2) $OK_K(O)$ への c の追加
$OK_K(O)$ に，新たな要素 c を追加する場合，O の子孫 O' で $S_K(O')$ に c を含むものから，c を取り除く．さらに，O に基づいた既約化を行い，得られた新たな知識に関しても同じ操作を行う．この操作の例を図３に示す．$OK_K(O_1)$ に c が追加されると，　演繹的知識獲得によって $OK_K(O_2),OK_K(O_3)$ に対しても c が追加される．このとき，各ノードの子孫のノードの S_K から c が削除される．

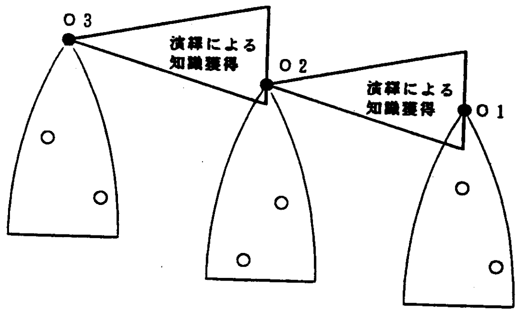

図３　ＯＫ$_K$ への追加

(3) $S_K(O)$ への c の追加
$S_K(O)$ に，新たな要素 c を追加する場合，O の先祖 O' で $OK_K(O')$ に c を含むものから c を取り除く．この際，(4)の手続きが呼ばれる．

(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′ からの演繹的知識獲得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する必要がある．この判断は自動的にはできず，エキスパートの指示を必要とする．この指示に基づく新たな削除に対しても同様の処理を行う．このようにしていくつかの観測状況の OK 集合から c が除かれたならば，最後に，削除された知識から演繹的知識獲得によって得られた知識を削除する．

この操作の例を図4に示す. $OK_K(O_1)$ から c が削除されると, その知識を演繹的に導く観測状況の中からエキスパートが一つを選択する（これを O_2 とする）. $OK_K(O_2)$ から c が削除され, 同様の操作によって $OK_K(O_3)$ からも c が削除される. 最後に, 演繹される根拠を失ったので $OK_K(O_4)$ からも c が削除される. O_5 については別の根拠が存在するので削除は行われない.

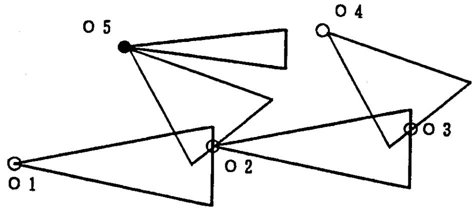

図4 OK$_K$ からの削除

これらの操作が, 矛盾を解消するための最小限の操作であることを第8章論理的考察で示す.

7. 知識の一般化, 特殊化の提案による知識獲得

知識が不完全であるとき, すなわち $S(O) \cup OK(O) \neq C$ なる観測状況 O が存在するとき, その解消は自動的には不可能で, エキスパートに依頼することになる. しかし実際にはこのような O はディシジョンラティスの中のかなり大きな部分を占めることが多く, それらをことごとくエキスパートに解消してもらうことは現実的でないと考えられる. 一つの新しい知識の追加によって比較的多くの不完全な観測状況を解消できるような部分を自動的に発見し, エキスパートに提示することにより, より効率の良い知識獲得を行うことができる.

どの先祖によっても棄却されない原因 c を棄却している, すなわち

$$c \in OK_K(O) \wedge \forall O' \geq O : c \notin OK_K(O')$$

である時, O を c を棄却するのに極小十分な観測状況であるという. *De La/1* では, 極小十分な観測状況の発生, 消滅を監視して, 専門家にその一般化や特殊化を提案することによって, 不足知識の知識獲得を行う.

7.1. 既存の知識の一般化による知識獲得

c を棄却するのに極小十分な観測状況 O に対して,

$$\{O' \mid O' \geq O \wedge c \notin S(O')\}$$

を一般化可能領域と呼ぶ. 極小十分な観測状況 O の一般化可能領域がある基準より大きいとき, その観測状況は特殊すぎると見なして, エキスパートに O を提示し, その先祖の一つをより小さい十分条件として指摘してもらう. これは具体的には O のどの部分集合によって c を棄却できるか, を質問する作業である. この操作を図5に示す.

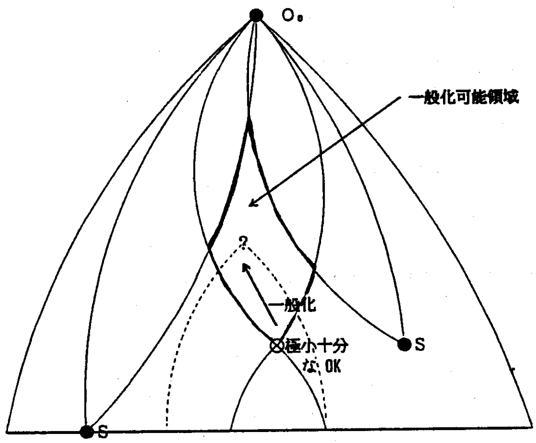

図5 一般化による知識獲得

7.2. 削除されたの知識の特殊化による知識獲得

知識調整などによって, 極小十分な観測状況 O の $OK_K(O)$ から c が削除された場合を考える. エキスパートが当初 $c \in OK_K(O)$ と考えた時に, なんらかの必要条件を忘れていたのだと考えれば, 正しくは, O の子孫の一つが（それもかなり O に近いものが） c に関する正しい極小十分な観測状況になっているはずである.

O の子孫で $c \in OK_K(O')$ となっているような観測状況 O' が存在するならば, それに対して前述の一般化による知識獲得が起動されるであろう. そのような O' が存在しないときは, エキスパートに O を提示し, その子孫の一つを正しい十分条件として指摘してもらう. これは具体的には O で未観測な質問に関する観測を追加することによって, c を棄却できないか, を質問する作業である. この操作を図6に示す.

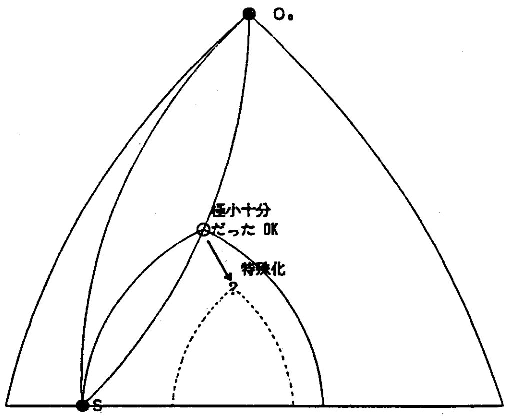

図6　特殊化による知識獲得

［例4］

例3の既約化された知識を再度表示する．

(R1)　if　W = yes, Y = yes　then　<{a,b},{e}>.

(R2)　if　X = yes, Y = no　then　<{b,d}, ∅ >.

(R3)　if　W = yes, X = yes, Y = yes
then　<{e},{c}>.

(R4)　if　W = yes, X = yes　then　<{b}, ∅ >.

ここで新たに次のような知識が入力されたとする．

(R5)　if　W = yes, X = no,　Y = yes
then　<{e}, ∅ >.

直ちに知識調整機能が動いて，R5とR3による演繹的知識獲得が行われ，その結果，R1が次のように変更される．

(R1')　if　W = yes, Y = yes　then　<{a,b,e}, ∅ >.

次に，ある事例において W = yes , X = no , Y = yes , Z = yes という症状が観測されて，その原因が b であったとする．このような事例情報は，*De La*/1 では次のような知識として表現される．

(R6)　if　W = yes, X = no,　Y = yes,　Z = yes
then　< ∅ ,{b}>.

この知識の入力に対しても知識調整機能が働き，R1' の結論の b が削除され．R1' は

(R1'')if　W = yes, Y = yes　then　<{a,e}, ∅ >

と変更され，同時に R4 も削除される．さらにここで R1' に対して知識獲得機能が働き，

if　W = yes, Y = yes　then　<{b}, ∅ >

の条件の特殊化を専門家に要求する．専門家はたとえば，Z = no という条件を見落としていたことに気付いて，

(R7)　if　W = yes, Y = yes, Z = no
then　<{b}, ∅ >

というルールを入力する．R2との間で演繹的知識獲得が行われ，

(R8)　if　W = yes, X = yes, Z = no
then　<{b}, ∅ >

という知識が生成されて知識ベースは既約化され，知識調整が終了する．

8. 論理的考察

本章では，診断関数，診断知識に対する論理的な意味付けを行い，次に，M_K という概念を定義して，M_K が診断知識 K から演繹的に導ける最大の知識になっていることを示す．次に，この M_K を使って，演繹による知識獲得が正当であることと，知識調整が，知識ベースの矛盾を解消するための必要最小限の変更になっていることを示す．

各質問に関してその回答値の内のちょうど一つが実際に観測される．

$$\vdash \forall Q \in \mathbf{Q} : \exists A \in Pa(Q) :$$
$$(Q=A \ \wedge \ \forall A' \in Pa(Q) : (A \neq A' \rightarrow \neg (Q=A))) .$$

各観測状況 O は次の論理式に対応する．以降ではこれを単に O と表記する．

$$\wedge \{ Q=O[Q] \mid Q \in \mathbf{Q} \ \wedge \ O[Q] \neq \perp \} .$$

$OK_D(O)$，$S_D(O)$ は論理的には次のようなことを意味している．

$$OK_D(O) = \{ c \mid c \in \mathbf{C}, \vdash O \rightarrow \neg c \} .$$
$$S_D(O) = \{ c \mid c \in \mathbf{C}, \nvdash O \rightarrow \neg c \} .$$

すなわち，$c \in OK_D(O)$ は c が原因ではないことの論理的な証拠として十分であることを，$c \in S_D(O)$ は不十分であることを表している．

[定理]診断関数 D に対して

$$S_D(O) = \bigcup_{O' \leq O} S_D(O') .$$
$$OK_D(O) = \bigcup_{O' \geq O} OK_D(O') .$$

任意の質問 Q に関して,

$$\bigcap_{A\in Pa(Q)} OK_D(O\oplus<A/Q>)=OK_D(O).$$

$\mathbf{O}$ から $\mathbf{H}$ への関数全体の集合を $\mathbf{F}$ とする. D も K も $\mathbf{F}$ の要素である.

[定義]$\mathbf{F}$ の二つの要素 $F1,F2$ に対して次のような半順序を定義する.

$F1\leq F2\equiv$

$\forall O\in\mathbf{O}:OK_{F1}(O)\subseteq OK_{F2}(O)\ \wedge\ S_{F1}(O)\subseteq S_{F2}(O)$.

[定義]関数 $F\in\mathbf{F}$ は, $F\leq D$ であるとき, (診断関数 D に対して) 「正しい」と言い, そうでなければ「誤りである」と言う.

診断知識 K に対して, $\mathbf{F}$ の要素の内で次の制約(1)-(5)を満たす最小のものを M_K とする. $M_K(O)=<OK,S>$ の時, OK を $OK(O)$, S を $S(O)$ と表記する (この $OK(O)$ が第4章演繹による知識獲得で定義した $OK(O)$ と等しいことが後で示される).

(1)$S_K(O)\subseteq S(O)\wedge OK_K(O)\subseteq OK(O)$.

(2)$S(O)\supseteq S(O\oplus<A/Q>)$.

(3)$OK(O)\subseteq OK(O\oplus<A/Q>)$.

(4)$OK(O)\supseteq \bigcap_{A\in Pa(Q)} OK(O\oplus<A/Q>)$.

(5)$S(O\oplus<A/Q>)\supseteq$

$$\bigcap_{A'\in Pa(Q)-\{A\}} OK(O\oplus<A'/Q>)\cap S(O).$$

制約 (1) は M_K が K に対して知識を単調に加えることを意味している. 制約 (2)(3) はディシジョンラティスを上へ登るにつれて, 疑わしい原因が単調に増加し, 棄却される原因が単調に減少することを意味している. 制約 (4) はある質問に関するすべての子に棄却される原因はその親でも棄却されることを. 制約 (5) は親で疑わしい原因は少なくとも一つの子でも疑わしいことを意味している (図7).

[定義]制約 (1) ~ (5) を満たす M_K が存在しなければ, 診断知識 K に矛盾があるという.

[定理]診断関数 D に関して診断知識 K が正しければ, 矛盾しない. すなわち, M_K を計算できる. 逆に, K が矛盾しているならば, K に誤りが存在する.

[定理]診断関数 D に関して診断知識 K が正しければ, M_K も正しい.

[定理]診断知識 K が与えられた時, K が正しいようなすべての診断関数 D に関して正しい関数 $F\in\mathbf{F}$ の集合を考える (定理7により M_K はこの集合に含まれる). この時, M_K はその集合の中の最大の要素である.

以上の定理から, 診断知識 K が正しければ, M_K が計算可能でその結果も正しく, M_K はそのようなもので最大のものであることが示された.

[定理]

M_K は, 演繹による知識獲得によって変化しない.

$$M_K=M_{K^*}.$$

[定理]

既約な診断知識 K^* に対しては,

$$OK(O)=\bigcup_{O'\geq O} OK_{K^*}(O').$$

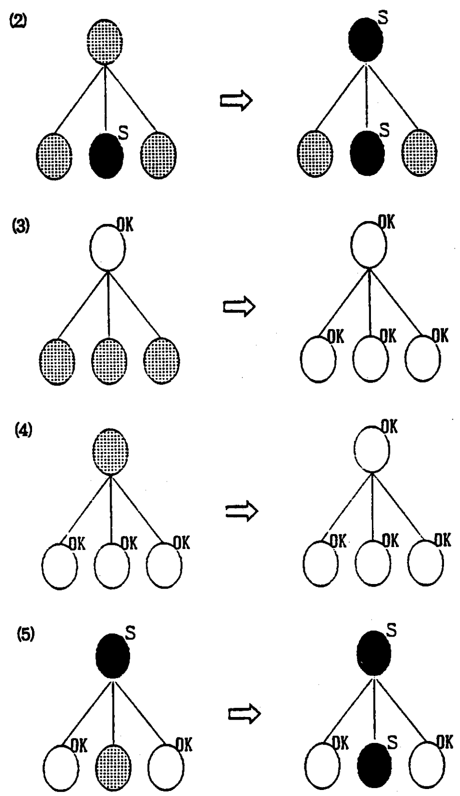

図7 M_Kにおける制約の伝播

この定理は，第４章の OK の定義と等しい．以上で演繹的知識獲得の正当性が示された．

［定理］

既約な診断知識 K^* の $OK_K(O)$ に（又は $S_K(O)$ に） c を追加してできる関数を $F1$ とし（$F1$ は無矛盾であるとは限らない），$OK_K(O)=\{c\}$ （又は $S_K(O)=\{c\}$ ）という知識だけからなる関数を $F2$ とする．このとき，$F2\leq F\leq F1$ かつ無矛盾であるような F で極大な F を考え，これを既約化したものを F^* とする．このとき，知識の追加に対する知識調整操作は，K^* から F^* を求める操作になっている．

$F\leq F1$ は余分な知識を加えないという意味であり，$F2\leq F$ は新しく入れた知識を尊重するという意味である．この意味で，知識調整操作は矛盾を除去するための必要最小限の操作であるといえる．

9. おわりに

ディシジョンラティスモデルに基づいた診断用システム *De La/1* について述べた．*De La/1* では，仮説を原因集合の二つの部分集合 OK と S で表現し，知識（ルール）に論理的な解釈を与えることによって，診断問題における知識獲得や知識調整に対する基本的な枠組みを与えることができた．

De La/1 の問題点としては，仮説に対する重み付けができないことが挙げられる．このため，Dempster-Shafer理論に基づいて，仮説の表現に belief function を導入した *De La/2* の理論的検討を進めている．

謝辞

日頃御指導頂く林部長，山本室長に深謝致します．

参考文献

[1]Clanccy,W.J.: Classification Problem Solving, *proceedings of 4th AAAI*,pp.49-55(1984).

[2]Sticklen,J.,Chandrasekaran,B. and Josephson,J.R.: Control Issues in Classificatory Diagnosis, *Proceedings of 9th IJCAI*,pp.300-306(1985).

[3]Kitakami,H.,Kunifuji,S.,Miyachi,T. and Furukawa,K.: A Methodology for Implementation of a Knowledge Acquisition System, *Proceedings of the 1984 International Symposium on Logic Programming*,pp.131-142(1984).

[4]原，他: Decision Lattice を用いた診断問題のモデル化と推論メカニズム，情報処理学会第36回全国大会予稿集,pp.1347-1348(1988).

[5]原，他: 診断問題の推論制御に関する一考察，人工知能学会研究会資料,SIG-KBS-8701-2,pp.11-19 (1987).