

解説



定性推論の生体モデル化と医療診断への応用†

大和田 勇人†† 溝口 文雄††

1. はじめに

定性推論の研究は、対象系の挙動、特に物理世界の挙動を人間がどのように定性的に理解しているかを解明することを目指して進展している。そして、物理的対象の動的挙動について、連続的変化量に関する数学や微分方程式を使わずに推論する枠組みが定性推論の研究では試みられてきた。

もともと、定性推論の目的は、1979年のP. Hayesによるナイーブ物理学のように、ナイーブ（素朴な、あるいは特定の分野に詳しくない素人という意味）な人が、自然現象をどのように理解しているかを説明することにある。こうした人たちが、複雑な方程式を使って、物理現象を理解しているとは考えられない。むしろ、“現在は、こうした状態にあるので、次はこうなるだろう”といった因果的な推論が中心となる。つまり、ナイーブな人が、物理的な世界の挙動を、心の中に描いて、次の挙動をどのように予測するか、また、そのときに、心の中に存在するモデル（メンタルモデルとも言うが）はどのようなものかがP. Hayesらの問題提起であった⁹⁾。

定性推論の研究は、P. Hayesのナイーブ物理学以降、電気回路や生体システムという具体的対象に対して、いくつかのアプローチが試行された。その主な試みは、MITに所属していたJ. de Kleer, K. ForbusおよびB. Kuipersという三名の研究者によって着手された。これら三名の研究は、それぞれ特徴をもつが、基本的には、対象の定性モデル化、その推論システムおよび挙動の解釈より構成される¹⁾。ただし、定性推論の研究では、対象世界をナイーブな人がどのように理解し

ていくかに焦点があてられてきた。そのため、定性推論の医療診断や故障診断といった具体的な応用についての適用はそれほど試行されていないようである。

ここでは、定性推論を医療診断にどのようにして応用していくか、そのためのシステムの構成方法、また、定性推論の結果をどのように拡張していくかについて、眼疾患のひとつである緑内障の医療診断システムを中心に展開していく。そして、ここで用いる定性推論の枠組みは、KuipersのQSIM (Qualitative Simulation) であるが、定性推論の医療診断への融合という点を考慮すると、実際のインプリメンテーション上のいくつかの拡張点についてもふれる必要がある。また、定性モデルの構築と、そのシミュレーション結果についても、具体的に述べていき、医療診断システムと定性推論の結びつきを考察する。そして、定性推論による医療診断の有効性と、その意義を述べるというのが本論文の構成である。

2. 定性推論と医療診断

現在のエキスパートシステムを中心とする考え方は、専門家の経験的知識をルール化し、そのルールを問題解決にどのように適用するかにある。たとえば、医療診断システムでは、得られた所見データを徴候Aとして、その徴候から導かれる疾患仮説Bを“もし、ある徴候Aがあれば、そのときは、疾患としてBを仮説とする”という形式のルールを使って推論する¹⁰⁾。もちろん、こうした経験的知識の整理も医療診断システムで重要であるが、中にはルール化できないような知識もある。特に、生体系の動的挙動、たとえば、“急激な眼圧の上昇”といった、通常の質問事項では収集できないような状況に対しては、動的変化に対応するような因果関係ないしは、生理モデルを用いて、診断していく必要がある。もちろん、生

† Qualitative Modelling in Physiology and its Application to Medical Diagnosis by Hayato OHWADA and Fumio MIZOGUCHI (Science University of Tokyo, Faculty of Sciences and Engineering).

†† 東京理科大学理工学部

体系は非常に複雑で、また、非線形なモデルであることが多く、こうした生理モデルを厳密に構成することは難しい。したがって、生理モデルを正確に記述しないまでも、挙動の定性的な変化を捉えるようにモデル化することは、最も可能なアプローチと考えられている。事実、KuipersらのQSIMの定性シミュレーションは、腎臓における均衡モデルにもとづいて、その因果関係を説明するものであった⁷⁾。本稿における定性推論の医療診断への導入は、疾患の因果関係を説明するだけでなく、疾患の急激な変化に対応して、正常状態にある生体系が、どのような状況で異常な挙動をするのか、また、その異常な挙動はどのような疾患仮説に対応するのかを考慮している⁹⁾。すなわち、観察データと仮説の関係を異常状態の挙動と正常状態の挙動との差異から導出し、その差異を導いた挙動をもとにして、診断に必要なルールを自動的に生成することで、急激な変化に対応した診断システムを構築することが可能である。この枠組みを示したのが、図-1である。

この図-1の枠組みで医療診断システムを作成するためには、疾患のメカニズムを説明できるようなモデルを構築しなければならない。ここで対象とする緑内障診断では、正常時における眼の働きを定性的に表現したものがモデルになる。一般に、生体系は正常時には外部からの動的な変化に対してなんらかの調節機構をもっている。たとえば、眼圧調節機構というのは、血圧上昇といった外部からの要因によって眼圧が上昇するのを抑える働きをもっている。この意味において、定性推論におけるモデルは対象系の調節機構を反映した動的なモデルであり、緑内障診断の場合は眼圧調節機構がそれに相当する。そして、疾患メカニズム

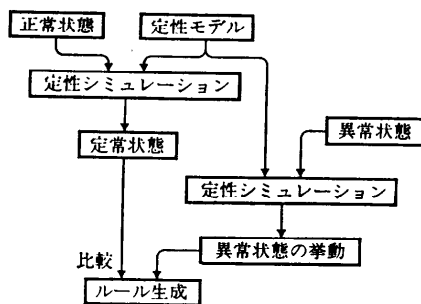


図-1 異常状態の挙動予測とルール生成

は疾患に対応した初期条件をモデルに入力し、シミュレーションすることによって得られる。このことは、定性推論においては眼圧調節モデルさえ与えておけば、緑内障の疾患メカニズムはシミュレーションによって得られることを示している。

3. 定性推論の緑内障診断への応用

実際に緑内障診断に定性推論を応用することを、具体的なモデル化のプロセスからみてみよう。

まず、眼圧調節機構のモデル化には、眼圧のレベルを決定する方程式を立てる必要がある。図-2は眼内の構造を表したものである。眼内には、毛様体から生成される房水と呼ばれる流体が後房・前房をへて、Schlemm管へ流れ出る。眼圧は房水の流出入バランスと房水流出口の圧力によって決定される。房水の流入量を F 、房水の流出抵抗を R 、房水流出口の圧力を P_e とすると、眼圧 P は次式で示されることが知られている。

$$P = F \cdot R + P_e$$

これより、眼圧は房水の流入量の増加とともに上昇し、 P_e の変動は直接眼圧に反映される。これらの外的要因は正常眼圧では房水流出抵抗の変化によって代償され、眼圧は恒常状態を維持する。

以上述べたような眼圧調節機構は、房水、血液といった流体が眼内の構成要素を流れていくという形で容易にモデル化することができる。これは、眼内の構造をいくつかの要素に分割し、要素間は導管で結ばれ、その導管を流体が流れるという構造モデルを作ることともいえる。図-3が眼圧調節機構の構造モデルである。図-3では、眼動脈から血液が眼内に流れ込み、流れ込んできた血液を使って毛様体が房水を生成し、後房を通じて前房に流す。一方、血液のもう一つの流出路では前房毛様体組織を通じて流れる。眼圧調節機構は、眼圧の上昇を負のフィードバックによって抑えるように働く。まず、眼動脈の圧力 p_a が正常

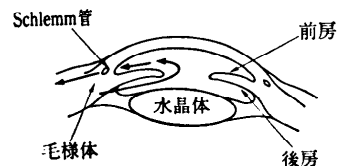


図-2 眼内の構造

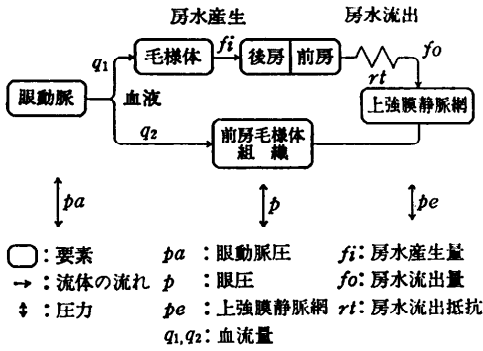


図-3 眼圧調節機構の構造モデル

より高いとすると眼内に流れ込む量 q_1 が正常より大となり、それにともない房水産生量 f_i も大となる。したがって、眼圧 p が上昇する。ところが、眼圧調節により眼動脈からの血流量が減少し、そのため房水産生量も減少する。一方、眼圧上昇により眼圧と上強膜静脈圧の差 $p-pe$ が増加するため、房水流出量 f_o は増加する。このとき、眼内房水変化量は f_i-f_o であるから眼圧上昇率は減少する。したがって、負のフィードバックにより眼圧上昇が抑えられる。

この働きをパラメータの定性的関係(定性式)として記述したものが図-4である。定性式には四則演算、比例関係および微分関係があり、これらによって常微分方程式を定性式の集合に書き換えることもできる⁶⁾。図では比例関係と微分関係を以下のように記述してある。

$M+(x, y)$ x と y は単調増加関係にある

$M-(x, y)$ x と y は単調減少関係にある

$DERIV(x, y)$ x の微分は y である

図-4 を簡単に説明すると次のようになる。眼動脈からの血流量は、眼動脈圧と眼圧の差および血液流出率 ca の積に比例し、かつ血液は毛様体と前房毛様体組織へ等しい割合で流れ込むので $q_1 = ca*(pa-p)$ 、 $M+(q_1, q_2)$ が成り立つ。毛様体は、流れ込む血液の量に応じて房水を生成するので $M+(q_1, f_i)$ が成り立つ。上強膜網への房水流出量は、眼圧と上強膜網静脈圧の差および房水流出抵抗 rt によって決まるから $f_o=(p-pe)/rt$ が成り立つ。また、眼内房水容積の変化と眼圧変化は、眼科学における Friedenwald の方程式を定性的に解釈することによって $M+(dv, dp)$ が得られる。以上のように、眼圧調節モデルは眼内の構造モデルを中間に立て、その後定性式を集める

% constraint

$$q_1 = ca*(pa-p) : M+(q_1, q_1)$$

$$f_o = (p-pe)/rt : M-(f_o, ca)$$

$$dv = f_i - f_o : M+(dv, dp)$$

$$DERIV(p, dp) : M+(q_1, f_i)$$

図-4 眼圧調節機構の定性モデル

ことによって構築される⁶⁾。なお、定性モデルがどのような形式で記述されるかは、研究者によって異なる。たとえば、deKleer & Brown は眼内の構造モデルのような要素間の結合を定性モデルといているが、Forbus はプロセスと呼ばれるプリミティブを用意して定性モデルを記述している^{2),4)}。ここでは、定性式の集合を定性モデルとしている。

4. 診断と定性シミュレーション

定性シミュレーションは、前章で述べた定性モデルを入力とし、さらに初期条件を与えることによって、系の定性的な挙動を求める。定性的な挙動とは、パラメータの増減関係や大小関係のみに注目して、系が定性的にどのように変化したかを記述したものである。

診断システムの役割が観察データから疾患の原因を追求することであるのに対して、定性シミュレーションは疾患の原因に対応した初期条件からその原因によってどのような観察データが得られなければならないかを推論するものと考えられる。たとえば、房水流出抵抗が正常より大であるというような異常状態が初期条件として与えられると、後述するように定性シミュレーションによって眼圧が上昇することが予測される。これを逆に考えると、眼圧上昇は房水流出抵抗の増大が原因であるということになる。すなわち、診断とシミュレーションは疾患と観察データに関して推論の向きが反対になっている。そのため、定性シミュレーションを診断に適用するには新しい枠組みが必要となる。以下では、異常状態の挙動をどのようにして予測するかについて述べ、それを踏まえて定性シミュレーションと診断を結びつけるための試みを述べる。

4.1 異常状態の挙動予測

異常状態の表現方法としては、初期条件を変更するものとモデルそのものを変更するものがある。前者はパラメータの初期値を正常値と異なるように設定することによって異常状態を表すが、

後者は制約集合によって記述されたモデルから制約式を取り除いたものを異常状態のモデルとする。後者の方法は Kuipers らによって採用されており、たとえば負のフィードバックをもつ系において、ある制約式を排除することによってフィードバックループがなくなるようにすると異常状態を表すモデルになる⁷⁾。一方、眼圧調節モデルでは前者の方法で緑内障の疾患を表す。たとえば、閉塞隅角緑内障は房水流出抵抗が正常より大であるという疾患であるから、房水流出抵抗の初期値を正常値より大きい値に設定しておけば異常状態が表現できる。ここでは、前者の方法で異常状態の挙動予測を行う。

異常状態の挙動予測は、正常状態における挙動と異常状態のそれとを比較することによって得られる。これは、定性シミュレーションで予測される挙動が定性的であるため、正常状態の挙動とどこが違うのかを調べることによってのみ異常状態の挙動の解釈が可能なためである。Weld は同一の系に対して異なる初期条件が与えられたときに、定性シミュレーションで得られた二つの挙動を比較する方法を示した。この方法を用いると、同一時刻におけるパラメータ値の大小関係や同一のパラメータ値に到達するのに要する時間の差異を求めることができる¹¹⁾。ただし、眼圧調節モデルにおける異常状態の挙動予測では定常状態に達したときのパラメータ値の大小関係のみを比較の対象とすれば十分である。したがって、異常状態の挙動は図-1 に示した手順で求められる。まず、モデルと正常状態を示す初期条件を入力として正常状態の挙動を求める。このとき、挙動予測はすべてのパラメータが定常になるまで状態遷移を繰り返すことによって行われる。そして、定常状態におけるパラメータ値と疾患に対応した初期条件を入力して異常状態の挙動を予測する。

眼圧調節モデルの例でシミュレーションがどのように行われるかを示そう。初期条件には、パラメータの初期値のほか境界標 (landmark value) と呼ばれる実数空間上の定性値をいくつかもっており、パラメータは境界標もしくは二つの境界標の区間を値としてとる。境界標は挙動予測にとって必要なパラメータの特徴点を示すものであり、初期条件の中にあらかじめ与えられているが、シミュレーション中にも境界標が生成される。図-5

%Parameter	Type	LandmarkValues	Normal Value	Init Value
<i>p</i>	: v	[0, ' <i>p*</i> ', inf]	: ' <i>p*</i> '	: ' <i>p*</i> '
<i>pa</i>	: c	[0, ' <i>pa*</i> ', ' <i>pa%</i> ', inf]	: ' <i>pa*</i> '	: ' <i>pa%</i> '
<i>pe</i>	: c	[0, ' <i>pe*</i> ', inf]	: ' <i>pe*</i> '	: uk
<i>ca</i>	: v	[0, ' <i>ca*</i> ', inf]	: ' <i>ca*</i> '	: uk
<i>q₁</i>	: v	[0, ' <i>q₁*</i> ', inf]	: ' <i>q₁*</i> '	: uk
<i>q₂</i>	: v	[0, ' <i>q₂*</i> ', inf]	: ' <i>q₂*</i> '	: uk
<i>fi</i>	: v	[0, ' <i>fi*</i> ', inf]	: ' <i>fi*</i> '	: uk
<i>fo</i>	: v	[0, ' <i>fo*</i> ', inf]	: ' <i>fo*</i> '	: uk
<i>dv</i>	: v	[minf, 0, inf]	: 0	: uk
<i>dp</i>	: v	[minf, 0, inf]	: 0	: uk
<i>rt</i>	: c	[0, ' <i>rt*</i> ', inf]	: ' <i>rt*</i> '	: ' <i>rt*</i> '

図-5 初期条件

に示したのは初期条件の記述例である。パラメータに関する情報として、状態遷移のタイプ (定数は *c*, 変数は *v*), 境界標の集合, 正常値そして初期値がある。初期状態はすべてのパラメータに対して設定する必要はなく、分かっているものに対して入力すればよい (uk は unknown を意味する)。これは定性シミュレーションの特徴である。また、境界標も定性シミュレーションに特有のもので、パラメータ変化の意味を説明できるようにパラメータの値として重要なものを記号化したものである。境界標にはデフォルトとして、0, inf (無限大), minf (無限小) があるが、新たに定義することも可能である。図-5 にある境界標で '*' が付いているものは、正常時におけるパラメータ値 (正常値) を示している。また、各パラメータの境界標は小さいほうから順に登録されており、たとえば *pa%* は *pa** よりも大きな境界標になっている。

眼圧調節機構は眼圧を上昇させるような外乱が与えられたときに眼圧上昇を抑えるものであるから、その機構がモデルに反映されているかどうかを調べるためには、眼圧上昇を引き起こすように初期条件を与え、系が定常になることが示されればよい。図-5 の例では、眼動脈圧が正常値 *pa** よりも高い値 *pa%* をとるといふ外乱を与えている。

定性モデルと初期条件が与えられると、次は定性シミュレーションによって挙動を求める。定性シミュレーションは、初期条件から可能な初期状態を生成した後、パラメータ変化の連続性に基づいて瞬間、区間、瞬間、…の系列で定性的挙動を見つける。その際、シミュレーションをどこで止めるかが問題となるが、ここではパラメータすべてが一定になったときにシミュレーションを終了

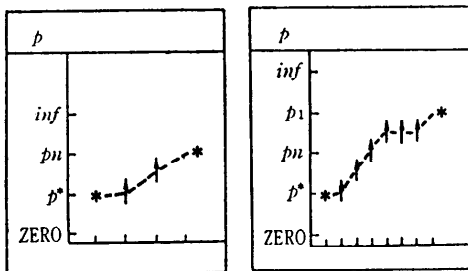
するようにしておけば十分である。今後、すべてのパラメータが一定になった状態を定常状態と呼ぶことにする。

定性シミュレーションによって得られた眼圧の挙動を図-6(a)に示す。図では‘↑’が増加‘↓’が減少、‘*’が一定であることを表す。図から明らかのように、眼圧は上昇するが、最後は境界標 p_n で一定になる。すなわち、眼圧調節モデルは眼圧上昇を抑える働きを反映したものとなっている。なお、境界標 p_n はシミュレーション中に見つけられている。

次に、異常状態における挙動を予測する。異常状態は、正常状態を表す初期条件を部分的に変更することによって与えられる。上の例では、房水流出抵抗 rt が正常値 rt^* をとることにしたが、今度はそれが正常値よりも高い値を示す境界標 $rt\%$ をとるように設定する。このとき、シミュレーションを行う前に正常状態で予測された定常値を登録しておく必要がある。なぜなら、異常状態の挙動は正常状態のものと比較することによって得られるからである。再びシミュレーションを行うと、図-6(b)のような結果になる。図より、眼圧は定常値 p_n を超えてから一定になる。これは、房水流出抵抗が正常値よりも高いために、房水流出量が小さくなり、結果的に眼圧が正常より高くなったことを示している。これより、房水流出抵抗が高いならば眼圧は高くなるという疾患から観察データへのルールが得られる。

4.2 ルール生成

定性シミュレーションの医療診断への応用を最初に試みたものとして Kuipers らの研究がある。Kuipers らは、従来からの仮説主導型の診断システムと定性シミュレーションを融合することを提案し、腎臓病の診断システム RENAL と定性シ



(a) 正常状態 (b) 異常状態
図-6 シミュレーション結果

ミュレーションシステム QSIM を併用する方法を示している⁷⁾。従来の仮説主導型の診断システムは集められた観察データから考えられ得る疾患仮説を推論するが、この方法ではさらに推論した仮説から定性シミュレーションを通して、もとの観察データが得られるかどうか確かめる。すなわちこの方法は、観察データから仮説を生成し、仮説から逆に観察データが認められるならば、その仮説は確証されたという生成-テスト方式で診断を進めるというものである。これは、観察データを導くような仮説を生成するということから、仮説推論と定性推論を融合したものとみなすこともできる。ただし、融合した場合の推論方法についての詳細は示されておらず、不透明な部分が多い。たとえば、定性シミュレーションから観察データが導かれなかった場合、新しい仮説をどのようにして生成するか、従来のエキスパートシステムに用いられている経験的分類に基づく仮説の絞り込み³⁾と仮説生成をどのように結びつけていけばよいかなど未解決な問題がある。

ここでは、Kuipers らとは別のアプローチを示すことにする。このアプローチは診断と定性シミュレーションを連動させるというよりも、定性シミュレーションの結果から診断に必要なルールを生成し、生成されたルールを用いて医療診断を行うものである。これは経験、ルールを知識ベースとして与えるのではなく、対象系のモデルから診断に使えるような知識を生成するという意味から、知識獲得の新たな手法とみなすことができる⁹⁾。前に述べたように、定性シミュレーションを行うと、疾患仮説から観察データへのリンクができるが、この方法はそのリンクを逆向きにして、観察データから疾患仮説へのルールを生成する。

ルール生成の枠組みを図-7に示す。疾患仮説と初期条件は一対一対応で与えられる。一方、シミュレーションから導き出された挙動におけるパラメータの変化は観察データに対応づけられ、パ

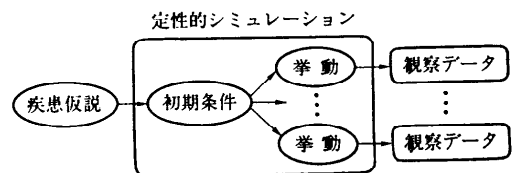


図-7 ルール生成の枠組み

ラメータ変化の定性的解釈は正常値および定常値との大小比較で得られる。定性シミュレーションでは定量シミュレーションと違って、可能な挙動が複数予測される。これは、モデルと初期条件が定性的に表現されているため、挙動が一意に定まらないからである。したがって、疾患仮説と観察データとの間を一对一対応したルールで結びつけることはできない。しかしながら、ルールに重みをつけることを許せば、疾患仮説から観察データへの重みつきルールが作れる。その際、定性シミュレーションで得られた挙動は初期条件を満足するような一種の可能世界として解釈できるので、観察データに対応する可能世界が全可能世界に対してどの程度の頻度で出現しているかがルールの重みとして与えられる。ただし、そのためには以下の条件を満たす必要がある。

(1) 定性シミュレーションで得られた挙動は、相異なる。すなわち、挙動は互いに排反的 (mutually exclusive) である。

(2) 定性シミュレーションは可能な挙動をすべて生成する。すなわち、挙動は網羅的 (exhaustive) に生成される。

(1)は得られた挙動どうしを比較し、同一の挙動がないことを確かめればよい。(2)は定性シミュレーションの完全性より保証される⁹⁾。これより、ルールに付加される重みは次のように計算される。

得られた挙動 W_i ($i=1, n$ (n は挙動数)) において、 W_i は排反的かつ網羅的であるとする。 W_i における観察データ F の真理値を以下のように定める。

$$\phi(F, W_i) = 1 \text{ if } F \text{ is true}$$

$$\phi(F, W_i) = 0 \text{ if } F \text{ is false}$$

仮説 H から観察データ F へのルールの重み $P(F|H)$ は

$$P(F|H) = \sum_i \phi(F, W_i) / n$$

である。

次に、観察データ F から仮説 H へのルールを導く。重み $P(F|H_i)$ ($i=1, m$ (m は観察データ F を導くルール数)) が与えられているものとする。観察データ F から仮説 H_i ($1 \leq i \leq m$) へのルールの重み $P(H_i|F)$ は、

$$P(H_i|F) = P(F|H_i)P(H_i)$$

$$/ \sum_j P(F|H_j)P(H_j)$$

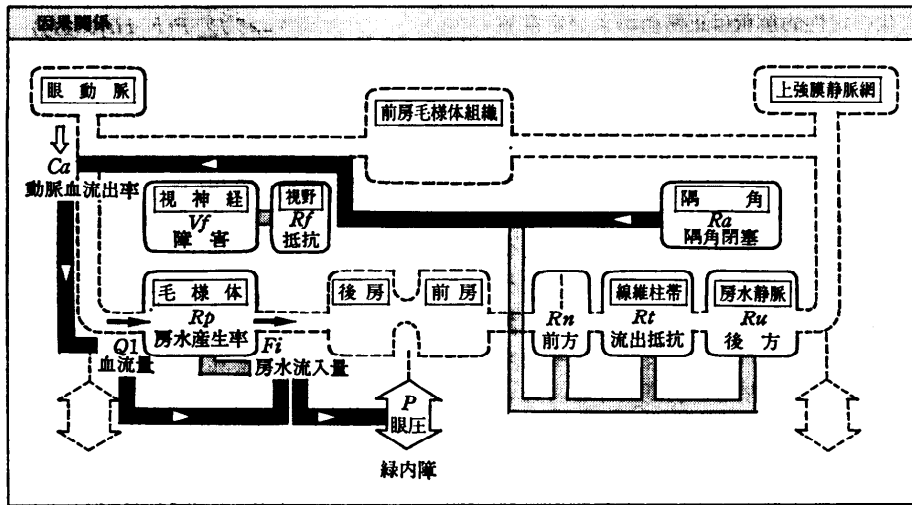
である。ここで、 $P(H)$ は仮説 H に割り当てられる先験確率であり、それが割り当てられない場合は等確率にする。以上の式は Bayes の定理から得られる。この定理を用いたのは、仮説から観察データへのルールを診断システムに使えるように、観察データから仮説へとルールの方向を逆転させるためである。

4.3 診断システムとの結合について

前節の方法で生成されたルールは定性モデルから得られたものである。このモデルは調節機構の構造を定性的な制約で記述されているので、因果的に明らかな疾患メカニズムを扱うことはできるが、Associational な関係から導かれる経験的なルールをこのモデルの中に反映することはできない。たとえば、文献 9) では眼圧調節機構の定性モデルで扱っている緑内障疾患を 8 つ選び、それらを対象にしてルールを生成したところ、108 の診断ルールが得られているが、それらだけでは従来の診断システムに匹敵するものはできない。そこで、そのモデルで説明できない疾患に関しては、従来から用いてきたルールを導入して、診断システムを構築する必要がある。したがって、診断システムは定性モデルから得られたルール (以下、因果ルールと呼ぶ) と経験ルールを併用したハイブリッドなものとなる。

因果ルールと経験ルールの多様性に対応して、診断システムへの入力形式も観察データによって種々のものが用意される。たとえば、年齢、性別、トピックスといった従来からある入力項目に加えて、眼内の構造をグラフィックスで表示し、眼圧調節モデルのパラメータの定性値を入力するといったような定性モデルに関する情報も必要になる。このような入力項目に対しては、スプレッドシートなどを介して統一的に、かつインタラクティブに入力できることが重要である。

診断は、観察データの入力、ルール適用、確信度計算からなるが、定性モデルを用いることにより診断結果の説明も可能となる。すなわち、疾患仮説と症状の因果関係を定性モデルから得ることにより、どのような過程でその症状に至ったかを説明することができる。その際、モデルの構造をグラフィカルに表示し、症状に至る筋道をアニメーションふうに表示すると、疾患仮説から症状への



閉塞隅角機構によって隅角閉塞が引き起こされる。
 ⇒ 動脈血流出率が変動する。
 ⇒ 毛様体への血流量が変動する。
 ⇒ 房水流入量が変動する。
 ⇒ 眼圧が上昇する。
 ⇒ 緑内障である。■

図-8 因果的説明の実行例

因果関係がより一層明らかになる。この機能は、定性推論によるモデルベースのアプローチを応用したものであり、従来の診断システムにはないより深いレベルの診断を可能にしている。図-8は、診断結果を因果的に説明、表示したものである。

5. まとめ

定性推論の研究では、従来、ナীব物理学における因果関係をどのように説明するかに焦点があてられてきた。しかし、そうした利用だけでは定性推論の枠組みは現実的ではない。定性推論の枠組みをより現実的にするためには、推論の結果を積極的に利用できる計算方式を考え、それを、たとえば、知識獲得や、定性モデルにもとづく推論までに発展させていく必要がある。本稿で示したルール生成の枠組みのねらいは、その点にあったわけである。もちろん、そのためには、生理的知識にもとづいた定性モデルの構築が不可欠であり、この点が定性推論の現実的応用のネックになる点でもある。しかしながら、現段階で、生体系のような非線形かつ、複雑なシステムを扱う方法としては、定性推論は非常に優れており、眼疾患以外の系においても、定性シミュレーションが非常に有効であることをわれわれは確認している。その意味で、定性推論による生体モデルおよ

び診断システムの構築は、人工知能の新しい次元の技術となることは確かである。

参考文献

- 1) Bobrow, D. G. (ed.): Special Issue on Qualitative Reasoning about Physical Systems, Artificial Intelligence, Vol. 24 (1984).
- 2) deKleer, J. and Brown, J.S.: A Qualitative Physics based on Confluences, Artificial Intelligence, Vol. 24, pp. 7-83 (1984).
- 3) Clancy, W. J.: Heuristic Classification, Artificial Intelligence, Vol. 27, pp. 289-350 (1985).
- 4) Forbus, K.D.: Qualitative Process Theory, Artificial Intelligence, Vol. 24, pp. 95-168 (1984).
- 5) Hayes, P.: Naive Physics I: Ontology for Liquids in "Formal Theories of the Commonsense World". In Hobbs, J. R. and Moore, R. C., editors, pp. 71-107. Allex Publishing Corp. (1985).
- 6) Kuipers, B. J.: Qualitative Simulation, Artificial Intelligence, Vol. 29, pp. 289-338 (1986).
- 7) Kuipers, B. J. and Kassier, J.P.: Qualitative Simulation in Medical Physiology; A progress report, MIT Laboratory for Computer Science TM-280, Cambridge, MA. (1985).
- 8) 溝口: 定性推論のためのモデル化支援システム, 人工知能学会誌, Vol. 4, No. 5 (1989).
- 9) 大和田, 溝口, 北沢: 定性シミュレーションに基づく診断システムの構築法, 人工知能学会誌, Vol. 3, No. 5 (1988).
- 10) Shortliffe, E.H.: Computer-Based Medical Consultations; MYCIN, Elsevier, New York (1976).
- 11) Weld, D.: Comparative Analysis, Artificial Intelligence, Vol. 36, pp. 333-373 (1988).

(平成2年10月8日受付)



大和田 勇人 (正会員)

昭和 58 年東京理科大学工学部
経営工学科卒業。昭和 63 年同大学
院博士課程修了。工学博士。同年東
京理科大学工学部経営工学科助
手。現在に至る。定性推論、制約論理プログラミング、
金融システムに関する研究に従事。AAAI, 日本ソフト
ウェア科学会, 人工知能学会各会員。



溝口 文雄 (正会員)

昭和 41 年東京理科大学工学部工
業化学科卒業。43 年同大学院修士課
程修了。工学博士。現在、東京理科
大学工学部経営工学科教授。認知
科学と知識工学, 人工知能の広範囲な研究を進め、最近
では、PROLOG および ESP によるエキスパートシ
ステムの開発を行っている。現在の関心は人工知能用の新
しいプログラミング言語の枠組みで、たとえば、制約指
向プログラミングおよび定性プログラミングなどの研
究を行っている。AAAI, 日本ソフトウェア科学会, 認
知科学会各会員。

