

定性的シミュレーションに基づく診断システムの構築法

A Method for Developing Diagnostic Systems based on Qualitative Simulation

大和田 勇人*¹ 溝口 文雄*¹ 北沢 克明*²
Hayato Ohwada Fumio Mizoguchi Yoshiaki Kitazawa

- *1 東京理科大学理工学部経営工学科
Dept. of Industrial Administration, Faculty of Sci. & Eng., Science Univ. of Tokyo, Chiba 278, Japan.
*2 岐阜大学医学部眼科教室
Dept. of Ophthalmology, Faculty of Medicine, Univ. of Gifu, Gifu 500, Japan.

1987年12月12日 受理

Keywords: diagnostic system, qualitative simulation, rule generation.

Summary

This paper describes a method for developing diagnostic systems through qualitative simulation. The method can be viewed as a practical approach to knowledge base construction using current qualitative simulation techniques. Unlike the previous experiential approaches, diagnostic rules are derived from a structural model, which is described as qualitative parameters and constraints among them. The rule generation procedure is achieved by finding the difference between the behavior of normal state and that of abnormal state. The system called QR/P is designed and implemented in logic programming languages to test on a medical domain. An experiment on intraocular pressure mechanism generated 60 rules applied to glaucoma diagnostic system directly.

The present method has novel features: First, QR/P predicts the behavior of an abnormal state by a slight change of the initial condition representing the normal state. Second, conditional probabilities are given by ambiguities due to qualitiveness. Third, QR/P computes subjective probabilities associated with rules by using ordinal probability theory. These capabilities contribute to the connection between model-based and experiential approach to developing knowledge based systems.

1. はじめに

エキスパートシステムは、専門家の経験則をルール化することにより高度な問題を解決してきた。その際、ルールは問題解決に直接必要な形式で表現された。例えば、医療診断システムでは、徴候から疾患仮説への確信度付きルールを導入した。しかしながら、ルール集合は対象領域の異常な状況におけるものであるため、すべての異常モデルを想定しなければならない。その結果、知識ベースは不完全になりやすいだけでなく、ルールの示している内容が知識ベース作成者でない

第三者に対して理解しにくいものになってしまった。

エキスパートシステムに関する最近の重要課題として、構造に基づく推論が取り上げられている。これは、専門家の経験則に基づいた経験的アプローチとは異なり、実世界に存在する対象系の構造からその挙動を推論する方法である。その中で、定性推論は系の構造を定性的微分方程式で記述し、その記述から系の動的変化をとらえるという点で注目されている。これは、従来のシステムダイナミクスでの定量的解析を記号処理による定性的解析に置き換えたものとして解釈することができる。そのため、定量的な情報が十分得られない系においても、挙動を予測することができ、エキ

スパートシステム構築の新しい方法論として期待されている⁽¹⁵⁾。

しかしながら、現在提案されている定性推論では系の挙動予測および説明をいかに行うかの研究が多く、実際のエキスパートシステムに定性推論をどのように組み込むかについての研究は少ない。前者の問題を解決しなければ応用できないというのは当然のことであるが、現在の定性推論の技術を使ってエキスパートシステムを構築することも重要である。これは、経験的アプローチに基づくエキスパートシステムの問題点を、定性推論によってどのように解決していけばよいかを探究するものと考えられる。

本論文は、以上のような背景から定性推論の枠組みを使って診断システムを構築する方法を述べるものである。その内容としては、挙動予測を実現する定性的シミュレーションシステム QR/P を使って系の正常状態および異常状態における挙動を比較した後、その結果から診断に必要なルールを自動生成している。生成されたルールには主観確率が付与されるが、これは定性的シミュレーションの挙動予測が一意に定まらないことから必然的に得られるものになっている。その結果、経験的アプローチに導入された確信度を定性モデルから得られた主観確率として意味づけすることができる。

本論文では、以上の方法を眼疾患の一つである緑内障の診断システムのルール生成に応用している。緑内障は眼圧上昇が原因であるから、眼圧調節機構を定性モデル化し、その次に病理状態の挙動を予測した⁽¹¹⁾。次節では、系の構造から正常状態および異常状態を定性的シミュレーションによって予測する方法、3節では、シミュレーションの結果から主観確率付きルールを生成する方法を示す。また、4節では挙動予測からルール生成までを行う QR/P を使って得られた実験結果を示す。なお、QR/P は SUN-3 上の Quintus-Prolog および PSI 上の ESP を使って実現されている。

2. 定性的シミュレーションによる異常状態の挙動予測

診断システムのゴールは、異常状態を引き起こした原因（診断仮説）を追求することであるが、これは通常観察データの情報収集の過程で行われる。従来の診断システムでは、観察データから仮説ないしは中間仮説への直接のリンクを使って診断する経験的アプローチが採られていた⁽⁹⁾。ここではその反対にモデルベースのアプローチから観察データと仮説との関係を

導出する。

我々のアプローチは次の仮定からなる。

- (1) 対象モデルは、定性値をとるパラメータの集合とパラメータ間のコンストレイントによって記述されること。
- (2) シミュレーションする際に入力される初期条件は、診断仮説と一対一対応になっていること。
- (3) 正常な状態を表す初期条件から予測される挙動は一意に定まること。

(1)では、モデルを構成しているパラメータが比較的抽出しやすく、それらが定性的な関係としてとらえられる場合を想定している。医療診断に必要な生理学および病態生理学のモデルは定性的な構造記述によって与えることができる⁽³⁾。もちろん、ほとんどの物理システムもこの枠組みで記述できるが、その場合は定量的な情報を失う。(2)は、診断仮説がいくつかのパラメータに関する初期値を指定することによって表現されることを意味する。例えば、動脈硬化は、血管が正常よりも狭いということを示す定性値で指定することができる。この場合、モデルを表現しているパラメータすべてに対して初期値を指定しなくてもよい。(3)は、前の二つと比べると制限がきつい。一般に、定性的シミュレーションではパラメータに対して定量情報が与えられないため、その結果得られる挙動は複数ある⁽¹⁵⁾。後述するように、我々の方法では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するため、この条件を満足するようにモデル化する必要がある。

異常状態の挙動は Fig. 1 に示す手順で求められる。最初に、定性的な構造記述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。この時、挙動の予測はモデル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。次に、定常状態におけるパラメータ値を構造記述に追加し、診断仮説に対応した初

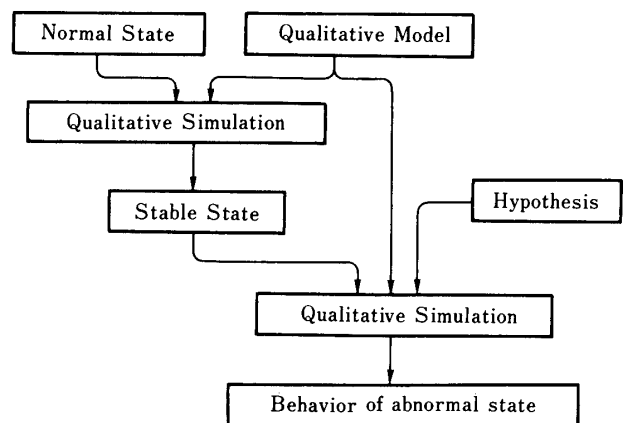


Fig. 1 Predicting behaviors of abnormal states.

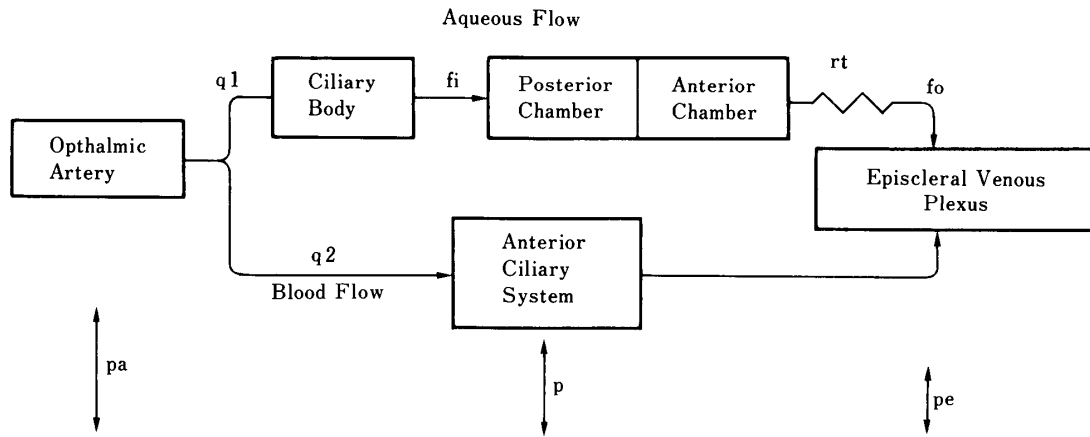


Fig. 2 Regulation of intraocular pressure.

期条件を入力として異常状態の挙動を予測する。そして、予測された挙動の中から、診断に必要な観察データに対応するパラメータ値を見つけ、診断仮説から観察データへのルールを生成する。これをすべての診断仮説に対して行う。以下に、各手順に関する内容を述べる。

2・1 眼圧調節機構の定性モデル

モデルの構造は、時間に関して連続微分可能なパラメータからなる。各々のパラメータは、標識値 (landmark value) と呼ばれる実数空間上の定性値をいくつか持っており、標識値もしくは二つの標識値の区間を値としてとる。標識値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、標準的には無限小 ($-\infty$), 無限大 (∞), 0 が各々のパラメータに割り当てられている。標識値の順序関係は一般に半順序であるが、ここでは QSIM⁽⁴⁾ と同じように全順序として扱う。

パラメータどうしはコンストレイントと呼ばれる定性的な関係によって規定される。これには、四則演算、比例関係および微分関係を定性的に扱ったものが一般に取り上げられている。QR/P では、定性値の四則演算を通常の算術記号で、また比例関係と微分関係を以下のように記す。

- 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

以上の記法を使って、眼圧調節機構を定性モデル化する。まず、眼圧調節機構を単純化した模式図を Fig. 2 に示す。構造は Component (矩形の部分) とそれらを結合する Conduit (矩形を結ぶ線) から成る。Fig. 2 では、まず眼動脈 (Ophthalmic Artery) から血液が眼内に流れ込み、毛様体 (Ciliary Body) が流れ込んできた血液を使って房水 (Aqueous) を生成し、後房 (Posterior Chamber) を通じて前房 (An-

```

%parameter Type Landmark Values Normal State
p           : v : {0, 'p*', inf} : 'p*' .
pa          : c : {0, 'pa*', inf} : 'pa*' .
pe          : c : {0, 'pe*', inf} : 'pe*' .
ca          : v : {0, 'ca*', inf} : 'ca*' .
q1          : v : {0, 'q1*', inf} : 'q1*' .
q2          : v : {0, 'q2*', inf} : 'q2*' .
fi          : v : {0, 'fi*', inf} : 'fi*' .
fo          : v : {0, 'fo*', inf} : 'fo*' .
dv          : v : [minf, 0, inf] : 0 .
dp          : v : [minf, 0, inf] : 0 .
rt          : c : {0, 'rt*', inf} : 'rt*' .

% constraints
q1=ca*(pa-p) : M+(q1, q2) :
fo=(p-pe)/rt : M-(fo, ca) :
dv=fi-fo     : M+(dv, dp) :
DERIV(p, dp) : M+(q1, fi) .
    
```

Fig. 3 Qualitative model of intraocular pressure.

terior Chamber) へ流す。房水は眼内に栄養素を供給するものである。一方、血液のもう一つの流出路では前房毛様体組織 (Anterior Ciliary System) 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 pa が正常より高いとすると眼内に流れ込む量 $q1$ が正常より大となり、それに伴い房水産生量 fi も大となる。したがって、眼圧 p が上昇する。ところが、眼圧上昇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 (Episcleral Venous Plexus) の差 $p-pe$ が増加するため、房水流出量 fo は増加する。この時、眼内房水変化量は $fi-fo$ 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。

この働きを定性的に記述した例が Fig. 3 である。パラメータは、パラメータ名、状態遷移のタイプ (変化しないものは c, 変化するのは v), 標識値の集合、正常値で宣言される。標識値の集合は順序集合になっている。

定性モデル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 $q1 = ca * (pa - p)$, $M+(q1, q2)$ 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 $M+(q1, fi)$ 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 $fo = (p - pe) / rt$ が成り立つ。さらに、上強膜網への血流量 $q2$ は房水流出量に反比例するから $M-(fo, ca)$ 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。次節では、このモデルの正常な状態における挙動を予測する。

2・2 眼圧調節モデルの正常状態における挙動予測

眼圧調節モデルの挙動は初期条件の与え方によって異なる。ここでは、正常状態を示す初期条件として房水流出抵抗が正常値をとると仮定する。緑内障疾患の一つである原発開放隅角緑内障は、房水流出抵抗が正常よりも大きいことが原因であり、そういう状態をシミュレートするときは初期条件として正常値よりも大きい標識値を指定することになる。

正常状態を示す初期条件を入れたならば、後は外乱を示す初期条件を与えてやればよい。外乱は動的システムがそれによってどのように変化するかをとらえるのに重要である。眼圧調節機構では眼圧を上昇させるような外乱が与えられたときに、眼圧上昇をどのようにして抑えているかを調べればよい⁽¹²⁾。眼圧上昇を引き起こす外乱として、ここでは眼動脈圧が正常よりも大というものを考える。したがって、眼動脈圧の正常値 pa^* よりも大きい標識値 $pa\%$ を初期条件に入れる。これより、初期条件は Fig. 4 のようになる。

パラメータの初期値は、パラメータの定性値と変化傾向のペアで表される。変化傾向は増加 (inc), 減少 (dec), 一定 (std) のいずれかをとる。もし、定性値もしくは変化傾向を指定できない場合は uk (unknown) とする。

定性モデルと初期条件が与えられると、次は定性的シミュレーションによって挙動を予測する。定性的シミュレーションは、QSIM に代表されるように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、…の系列で定性的状態を求める。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で定常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

```

% parameter      Initial State
p                : ('p*', uk) .
pa               : ('pa%', std) .
pe              : ('pe*', std) .
ca              : (uk, uk) .
q1              : (uk, uk) .
q2              : (uk, uk) .
fi              : (uk, uk) .
fo              : (uk, uk) .
dv              : (uk, uk) .
dp              : (uk, uk) .
rt              : ('rt*', std) .
    
```

Fig. 4 Initial condition.

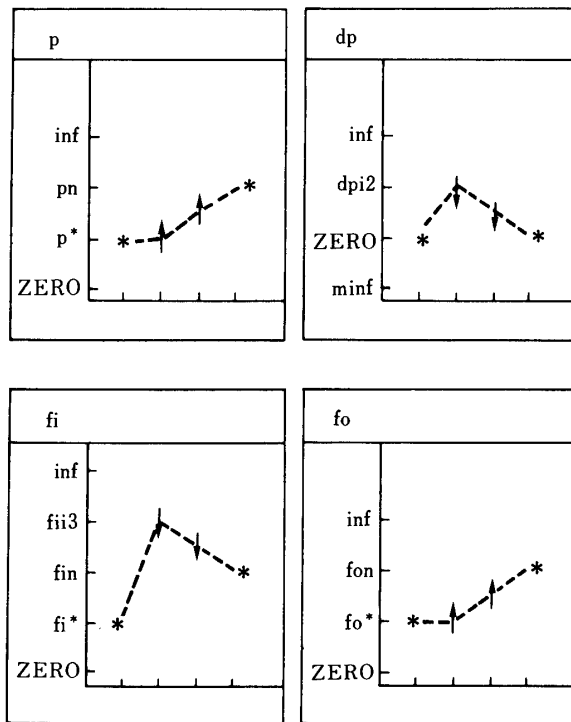


Fig. 5 Behavior of normal state.

パラメータが一定になった状態を定常状態と呼び、その時のパラメータ値を定常値と呼ぶことにする。なお、外乱が加わる前の系の平衡状態におけるパラメータ値である正常値とは異なることに注意されたい。

眼圧調節モデルの正常状態におけるシミュレーション結果をパラメータの変化グラフとして Fig. 5 に示す。図から明らかなように、眼圧上昇は標識値 pn で一定になる。これは房水流入量 fi が減少し、かつ房水流出量 fo が増加するため眼内房水変化量 dv が減少することと、動脈血流出率 ca が減少するという二つのフィードバックによって眼圧上昇率が減少したためである。すなわち、眼圧調節モデルは眼圧上昇を抑える機能があることを定性的シミュレーションを通して説明することができる。なお、標識値 pn はシミュレーションを行っている間に見つけられたものである⁽⁴⁾。

2・3 眼圧調節モデルの異常状態における挙動予測
異常状態は、正常状態を表す初期条件を部分的に修

正することによって与えられる。前節の例では、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標識値 $rt\%$ をとるように設定する。この時、シミュレーションを行う前に正常状態で予測された結果(各パラメータの定常値)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、Fig. 6のような結果になる。

今度は、眼圧が定常値 pn を越えてから落ち着く。これは、房水流出抵抗が正常値よりも高いために、房水流出量が正常状態における定常値よりも低い値で抑えられたことによって生じたものである。これより、房水流出抵抗が正常値よりも大ならば眼圧が正常状態における定常値より大であるというルールを導出することができる。これについては次節で詳しく述べる。

ところで、異常状態における挙動は複数生成されることに注意する必要がある。これは、正常状態の挙動が一意に定まるのに比べて異なる点となっている。今の例では、房水流出量 fo の挙動に三つの可能性がある。それを Fig. 7 に示す。

これらの挙動は、定性値の持つあいまい性によって得られたものである。房水流出抵抗が正常値よりも大ならば、房水流出量は正常状態における定常値 fon より小となることは明らかだが、正常値 fo^* と比べた場合には一意に定まらない。すなわち、異常状態に

おける定常値 $fo1$ は、 $fo1 > fo^*$, $fo1 = fo^*$, $fo1 < fo^*$ の三つの可能性を持つ。これより、「房水流出抵抗が正常値よりも大ならば房水流出量は正常値よりも大である」、「房水流出抵抗が正常値よりも大ならば房水流出量は正常値と等しい」、さらには「房水流出抵抗が正常値よりも大ならば房水流出量は正常値よりも小である」という三つのルールが導出される。ただし、三つのルールは相反するものであるため、両者をそのままルールベースに加えることはできない。我々はこの問題を主観確率付きのルールを与えることによって解決する。次節はその生成方法について述べる。

3. ルール生成

定性的シミュレーションを診断システムに有機的に取り込むための一つの方法として、我々は得られた挙動から診断に直接使えるようなルールを生成することを提案する。これは、経験則をルールとして直接表現するのではなく、定性モデルと診断仮説に対応した初期条件を与えるだけでルールベースを構成しようとするものである。その際、シミュレーションの結果得られる挙動のあいまい性はルールに付与された主観確率として表現される。ここで、定性的シミュレーションのあいまいさを主観確率として置き換える理由は、定性モデルが対象に対する専門家の主観に基づいて構築されたものだからである。すなわち、定性モデルは客観的なものでないと思う。さらに、挙動予測が一意に定まらないということは、予測に関する専門家の確信度が1にならないことを表しているものとする。この考えに基づくと、従来の確率推論における確信度をモデルから導くことによって、確信度に意味が与えられる。

ルール生成の基本的枠組みを Fig. 8 に示す。仮説と初期条件は一対一対応で与えられ、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る。パラメータ変化の定性

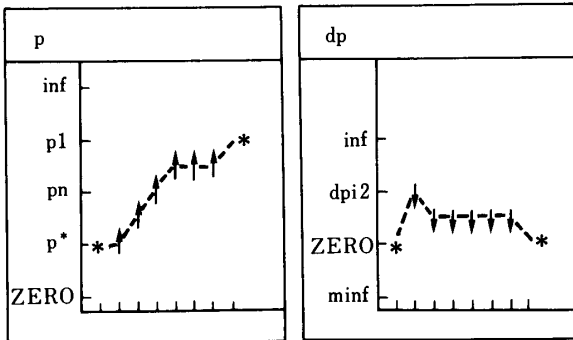


Fig. 6 Behavior of abnormal state.

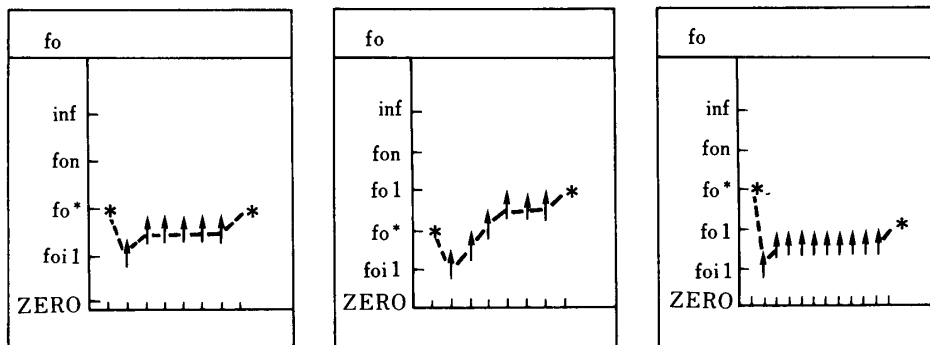


Fig. 7 Multiple behaviors.

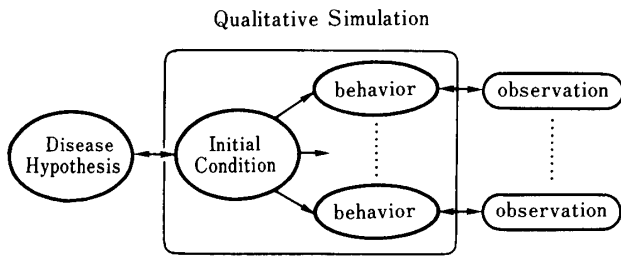


Fig. 8 A framework for generating rules.

的解釈には、正常値および正常状態における定常値との比較からそれぞれ次の3通りずつが考えられる。

- (a1) 正常値より大 (b1) 定常値より大
 (a2) 正常値より小 (b2) 定常値より小
 (a3) 正常値と等しい (b3) 定常値と等しい

観察データはこれらの組合せとして与えられる。先ほどの異常状態におけるシミュレーション結果を使うと、房水流出抵抗が正常値より大である場合には、眼圧は定常値より大であるという観察データが成り立つと解釈することができる。ただし、実際はすべてのパラメータが観測可能であるとは限らないので、観測可能なパラメータについての観察データのみを登録しておく。すなわち、ルールは登録されている観察データを満足するものについてのみ生成する。

ルール生成は次の二つのフェーズからなる。

- (1) 仮説から観察データへのルール生成
 (2) 観察データから仮説へのルール生成

(1)は各々の仮説、すなわち初期条件から得られた挙動の結果を使って、仮説から観察データへのルールを生成する。(2)は(1)で生成されたルールをまとめ上げ、それらのルールを基に観察データから仮説への主観確率付きルールを生成する。各々を以下に述べる。

3・1 仮説から観察データへのルール生成

まず、具体的にどのようなルールが生成されるかを説明する。簡単のため、眼圧および房水流出量の二つのパラメータを考える。また、眼動脈圧が正常値よりも大であるという外乱に対して生成されるルールのみを対象にする。正常状態は非緑内障という仮説に対応するから、その場合の挙動予測から生成されるルールは次のようになる。なお、F1~F4は観察データの識別記号である。

- 非緑内障 => 眼圧は正常値より大 (F1)
 非緑内障 => 眼圧は定常値と等しい (F2)
 非緑内障 => 房水流出量は正常値より大 (F3)
 非緑内障 => 房水流出量は定常値と等しい (F4)

一方、異常状態の場合は挙動が一意に定まらないので上のような一対一対応したルールを生成することは

できない。もしこれを強制的に行うと、一つの仮説に対して相矛盾する結論を含むルールが生成されてしまう。定性的シミュレーションでは可能な挙動すべてが予測されるが、実際にはそれらのうちの 하나가現実起こりうるものである。したがって、矛盾する結論を含むルールには確率を割り振り、それらの確率の和が1になるようにすればよい。その時、可能な挙動は初期条件を満足するような一種の可能世界と解釈できるので、結論を満足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確率として与えられる⁽⁸⁾。ただし、各々の可能世界は等確率で存在することを仮定する。パラメータ値を定量的に扱う場合は問題だが、定性的に扱う場合には、量空間が標識値を境に等しく分割されていると解釈することができるからである。すなわち、パラメータ値Vと標識値Lとの関係 $V > L$, $V = L$, $V < L$ は等確率で成り立つ。以上の考えに基づいて、仮説から観察データへのルール生成を次のように定式化する。

得られた挙動を初期条件から導出される可能世界 W_i ($i=1, n$ (n は可能世界の数)) とし、 W_i は排反的 (mutual exclusive) で、かつ網羅的 (exhaustive) であるとする。可能世界 W_i における観察データFの真理値 $\phi(F, W_i)$ を以下のように規定する。

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

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

仮説Hが成り立つときの観察データFの確率 $P(F|H)$ は、

$$P(F|H) = \frac{\sum_{i=1}^n \phi(F, W_i)}{n}$$

である。

房水流出抵抗が正常値より大であるという初期条件では、2節のシミュレーション結果から次の三つの可能世界が存在する。

- W1: 眼圧は正常値より大 (F1)
 眼圧は定常値より大 (F5)
 房水流出量は正常値より大 (F3)
 房水流出量は定常値より小 (F6)
 W2: 眼圧は正常値より大 (F1)
 眼圧は定常値より大 (F5)
 房水流出量は正常値と等しい (F7)
 房水流出量は定常値より小 (F6)
 W3: 眼圧は正常値より大 (F1)
 眼圧は定常値より大 (F5)
 房水流出量は正常値より小 (F8)
 房水流出量は定常値より小 (F6)

ここで、初期条件は原発開放隅角緑内障 POAG という仮説に対応するので、生成されるルールは以下のよ

うになる。

$$P(F1|POAG) = 1.0$$

$$P(F3|POAG) = 0.33$$

$$P(F5|POAG) = 1.0$$

$$P(F6|POAG) = 1.0$$

$$P(F7|POAG) = 0.33$$

$$P(F8|POAG) = 0.33$$

3・2 観察データから仮説へのルール生成

診断に必要なルールは観察データから仮説へのルールである。ここでは、3・1で生成されたルール $P(F|H)$ から $P(H|F)$ なるルールの生成を以下のように定式化する。

ルール集合 $P(F|Hi)$ ($i=1, m$ (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 が成り立つときの仮説 Hi ($1 \leq i \leq m$)の確率 $P(Hi|F)$ は、

$$P(Hi|F) = \frac{P(F|Hi) \times P(Hi)}{\sum_{j=1, m} P(F|Hj) \times P(Hj)}$$

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。なお、上式はBayesの定理から得られる。

ここで、どのようなルールが生成されるかを示す。簡単のため、仮説として非緑内障NOGと原発開放隅角緑内障POAGの二つがあり、各々の先験確率が等確率であるとする。生成されるルールは次のようになる。

$$P(NOAG|F1) = 0.5$$

$$P(NOAG|F2) = 1.0$$

$$P(NOAG|F3) = 0.75$$

$$P(NOAG|F4) = 1.0$$

$$P(POAG|F1) = 0.5$$

$$P(POAG|F3) = 0.25$$

$$P(POAG|F5) = 1.0$$

$$P(POAG|F6) = 1.0$$

$$P(POAG|F7) = 1.0$$

$$P(POAG|F8) = 1.0$$

導出された確率は定性モデルから得られたものである。経験的アプローチではルールに割り当てられる確信度の意味が不明確であったのが、ここではモデルから与えることができる。ただし、ここでいう先験確率は定性的な確率として解釈されることに注意されたい。したがって、仮説の先験確率は他のものとの相対値として与えられる。

生成されたルールは、そのまま診断に使うことができるが、その際、各々の仮説に対応する初期条件の与え方を独立なものにすることが必要である。さらに、

使用する確率理論によってはルールの条件部を独立なものにしなければならない。これは、ルール適用によって同一仮説に複数の確率が割り当てられたならば、確率理論(CFモデルもしくはDempster-Shaferの理論)の結合規則によって確率を更新しなければならないからである。そのため、deKleerらの因果解析を使って、パラメータ間の独立性を検査しなければならない⁽¹⁾。

ルールに付随した主観確率は、定性的シミュレーションのあいまい性からくるものであるが、これは条件付き確率に相当する。ここでは、条件付き確率と先験確率を使って観察データから仮説への確率を導出した。この方法は医療診断で従来使われていた逐次診断法に似ている⁽²⁾。ただし、我々の方法では条件付き確率がモデルから計算される点が異なる。

Kuipersらは、定性的シミュレーションを医療診断に応用する試みを示しているが⁽⁵⁾、それを診断システムにどのように組み込むかについては議論していない。異常状態の挙動予測は基本的に我々の考え方と同じであるが、彼らの方法では正常モデルを修正することによって得られる。ここでは、初期条件の変更のみで実現している。

経験ルールにおける確信度の解釈の一つとして、確信度が行動決定する際に生じるトレードオフを表現するものととらえる考え方がある⁽⁶⁾。例えば、MYCINにおける薬物投与に関するルールは、薬物の効果と患者に対する耐用の間のトレードオフに基づく決定を表す。本論文で示した方法は、このような決定問題における確信度を扱うことはできない。対象とするものは、原因と結果の間に不確実性を伴う場合を表現する確信度である。

4. QR/Pによる実験結果

本節では、QR/Pを一つの正常モデルと原発緑内障の四つの下位疾患に対して行った実験結果を示す。原発緑内障は、続発緑内障と違って原因が本質的に眼圧調節機構によるため定性モデルとして記述できる。モデルは24パラメータ、18コンストレイントから成る。最初に、QR/Pの概要を述べ、次に実験結果を示す。また、実験から得られた重要な事項も述べる。

4・1 QR/Pの概要

QR/PはQSIMの挙動予測アルゴリズムを基本にしており、状態遷移表、コンストレイント処理、終了条件判定は全く同じものを使用している。QSIMと異

なる点は以下のである。

- (1) QR/P は、論理型言語 Prolog の計算メカニズムを基本にしているため、状態遷移表、コンストレイントを Prolog プログラムにコンパイルしてから実行する。
- (2) 初期条件から初期状態を求める際に、新しい標識値の発見を許す。これは、初期条件の指定を暖める働きをする。
- (3) コンストレイント処理は、Waltz のフィルタではなく、変数具体化の順序を利用したコンストレイントの並べ換えをあらかじめ行ってから、木を探索するという方法になっている。論理型言語では、実験からこちらの方が速い⁽¹⁴⁾。
- (4) 見つけられた標識値を今後のシミュレーションに使うために登録することができる。

また、QSIM は LISP マシン上で実現されているが、QR/P は Prolog およびそれに準ずる処理系をサポートしているマシンで実現できる⁽¹³⁾。なお、QSIM の実行速度は Starling 平衡の例で約 1.0 秒という報告がある⁽⁴⁾。QR/P では、SUN-3/160 上の Quintus-Prolog を使って初期状態から始めた場合に 0.7 秒、初期条件から始めた場合に 1.3 秒である。

4.2 実験結果

Table 1 に実験結果を示す。疾患仮説に対して予測された挙動数と生成されたルール数を列挙した。なお、登録されている観察データの数は 24 個である。これらの仮説に対応する初期条件は互いに独立である。これは、緑内障疾患の原因が明確に分離できるためである。したがって、ルールは 3 節で述べた方法によって容易に得られる。結果的に、表に示された 58 個のルールを使って観察データから仮説への最終的なルールを 60 個生成することができた。

生成されたルールと我々の開発した緑内障診断システム LOOKS⁽⁷⁾ のものとの相違点は次のようであった。

- (1) 生成されたルールは原発緑内障に関するものだけであるので、確信度は LOOKS のと比べて高くなっている。

Table 1 Result of experiment.

Disease	NB	NR
Normal	1	8
Open Angle Glaucoma	33	16
Hyperscretion Glaucoma	5	10
Angle Closure Glaucoma	33	16
Low Tension Glaucoma	3	8

NB = Number of behaviors, NR = Number of rules

(2) ルールの結論部には最下位の疾患仮説しか記述できないため、ルール数が不当に増えている。

(3) 観察データの内容が詳細に指定されている。

(1) は、仮説空間を網羅的に指定しなければならないという確率理論からくる問題である。そのため、ここで示した方法では診断仮説すべてが初期条件として指定できることが必要である。緑内障の原因が続発性の場合にこの条件を満足するのは難しいが、経験的ルールを導出するような定性モデルを作ることは比較的簡単である。(2) は、仮説間階層関係から抽象化されたルールを生成することによって対処できる。その一つの方法として、下位仮説すべてを結論できるような同一のルール条件部があるならば、それらの仮説の上位仮説を結論するようにルールを修正する方法が考えられる。(3) は多くのルールを生成することになるが、定量データを反映した定性的な観察データに基づいて推論することができるという点で有効である。

ルールは、CASNET⁽¹⁰⁾ の因果ネットワークのような病理状態の因果性を表現できない。その代わり、観察データとそれから得られるすべての病理状態との間のリンクで表現される。一般に、定性的シミュレーションでは因果性の追求を行わないため、因果的な表現を導入するためには別の枠組みが必要である。ただし、パラメータ値の伝播に関する因果性ならば、因果解析で十分である⁽¹¹⁾。

4.3 実験結果の関連事項

実験結果の関連事項として、特に重要なものを以下に述べる。

(a) 時間の定性的扱いからくるあいまい性

定性的シミュレーションは、状態変化における時間の扱いが定性的である。そのため、パラメータの状態変化には、最終結果は同じであるが途中経過が異なるものがある。実際、2 節で述べた異常状態の予測の際、パラメータ fo は最終状態にいく前に途中にある標識値を越えなければならないが、標識値の到達順序に関する制約がないため状態変化はあいまいになった。本論文では、このような時間的あいまい性から得られる挙動を無視している。あくまでも、外乱が与えられたときに系が最終的にどういう状態に落ち着くかに着目している。したがって、パラメータの標識値到達順序の違いによって生じる複数の挙動は一つにまとめている。時間の定性的扱いから生じる複数の挙動を Fig. 9 に示しておく。

(b) 挙動の等確率性に関する規範

条件付き確率は、挙動の出現が等確率であることを

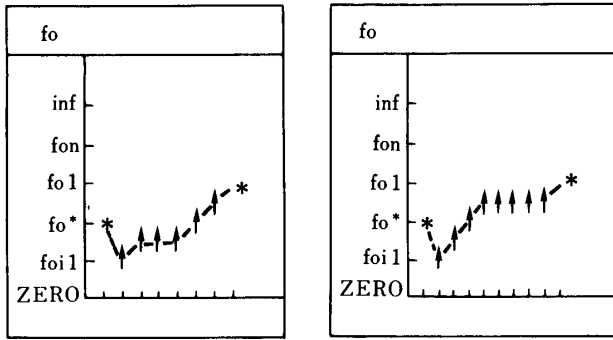


Fig. 9 Ambiguity due to qualitative time progression.

前提に導出されたが、これを定性的シミュレーションから保証することは難しい。このことは、パラメータ値が標識値を境に等しく分割されていることを仮定しても変わらない。しかしながら、この問題は定性モデルをある規範に基づいて構築すれば解決可能である。その規範とは、定性モデルを詳細さのレベル (Granularity) が一定になるように記述することである。例えば、定性モデルのある部分を他と比べてより詳細に記述したとしよう。パラメータ値のあいまいさは等確率として扱われるから、詳細に記述された部分に割り当てられる確率は大きくなる。すなわち、詳細さのレベルが一定でないと、確率の割当てに偏りが生じる。したがって、この規範に基づいて定性モデルを構築することが必要である。実験に使った定性モデルは、この規範を満足するように構築したものである。

(c) ルールの正当性

実験では、生成されたルールを診断システムに使用することに問題はない。実際、生成されたルールを使って診断を行った結果、すべてが正解であり、診断に必要な質問の選択もほぼ的確に行われた。ルールの正当性は、定性モデルと挙動を推論するシミュレーション

の正しさに依存するが、ここで示した例はそれらを満足している。しかしながら、モデルが不十分である場合やシミュレーションが妥当でない場合はルールの正当性が保証されない。眼圧調節機構に対する初期のモデルでは、正常状態でも複数の挙動を予測したり、初期状態がいくつも出てくることがあった。その結果、生成されるルールは非常に多くなり、ルールから推論される結論はあいまいなものとなった。この問題のいくつかは因果解析で得られる情報を使うことによって防げるが、本質的には不可能である。これは、今後の課題である。

5. おわりに

本論文では、定性的シミュレーションから予測される挙動を使って、診断システムに使用できるルールの生成方法について述べた。主観確率付きルールは挙動のあいまい性から得られたものであるため、確率に意味を与えることができた。これは、モデルベースのアプローチから経験則が導出されることを示唆している。

ここでは、眼圧調節モデルを定性的な式で記述したが、要素間の結合を記述したトポロジーグラフとして与えることもできる。その際、定量式から得られるものの以外の式を結合関係から自動的に抽出する方法を考えている。また、モデルの正当性を示す情報をユーザに提供する方法も現在検討中である。今後、これらの問題を解決すべく QR/P を拡張していく考えである。

謝 辞

本論文の作成にあたり、示唆をいただいた査読者の方ならびに溝口研究室の本多一賀氏に感謝します。

◇ 参 考 文 献 ◇

- (1) deKleer, J. and Brown, J. S. : A qualitative physics based on confluences, *Artif. Intell.*, Vol. 24, pp. 7-83 (1984).
- (2) Gorry, G. A. and Barnett, G. O. : Experience with a model of sequential diagnosis, *Comput. Biomedical Res.*, Vol. 1, pp. 490-507 (1968).
- (3) Kuipers, B. J. and Kassirer, J. P. : Causal reasoning in medicine ; Analysis of a protocol, *Cognitive Sci.*, Vol. 8, pp. 363-385 (1984).
- (4) Kuipers, B. J. : The limits of qualitative simulation, *Proc. of IJCAI-9*, pp. 128-136 (1985).
- (5) Kuipers, B. J. and Kassirer, J. P. : Qualitative simulation in medical physiology ; A progress report, MIT Laboratory for Computer Science TM-280, Cambridge, MA. (1985).
- (6) Langlots, C. P., et al. : Using Decision Theory to Justify Heuristics, *Proc. of AAAI-86*, pp. 215-219 (1986).
- (7) Mizoguchi, F., et al. : LOOKS ; Knowledge representation system for designing expert systems in a logic programming framework, *Proc. of the International Conference on Fifth Generation Computer System*, pp. 606-612 (1984).
- (8) Nilsson, N. : Probabilistic Logic, *Artif. Intell.*, Vol. 28, pp. 71-87 (1986).
- (9) Shortliffe, E. H. : Computer-based medical consultations ; MYCIN, Elsevier, New York (1976).
- (10) Weiss, S. M. : A model-based method for computer-aided medical decision-making, *Artif. Intell.*, Vol. 11, pp. 145-172 (1978).
- (11) 北沢克明 : 緑内障クリニック, 金原出版 (1979).
- (12) 大和田勇人, 溝口文雄 : 定性的シミュレーションとその医

- 療診断への応用, 日本ソフトウェア科学会第3回大会論文集, pp. 53-56 (1986).
- (13) 大和田勇人, 溝口文雄: PSIにおけるエキスパートシステム(4)一定性的推論システムへのアプローチ, 情報処理学会第34回全国大会論文集, Vol. 2, pp. 1381-1382 (1987).
- (14) 本多一賀, 大和田勇人, 溝口文雄: 制約問題における効率的探索の比較検討, 日本ソフトウェア科学会第4回大会論文集, pp. 227-230 (1987).
- (15) 西田豊明: 定性的推論—常識的思考法のモデル—, 人工知能学会誌, Vol. 2, No. 1, pp. 30-43 (1987).

[担当編集・査読委員: 小山 照夫]

著者紹介



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、論理プログラミングに関する研究に従事。情報処理学会、日本ソフトウェア科学会各会員。



北沢 克明

昭和42年千葉大学大学院医学研究科眼科学修了。昭和44年千葉大学講師。昭和50年東京大学医学部助教授。昭和60年岐阜大学医学部眼科学教授。この間、2年半 St. Louis 大学, Johns Hopkins 大学眼科で主として緑内障に関する研究に従事。



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。昭和43年東京理科大学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プログラミング言語の枠組みである。AAAI, 情報処理学会、日本ソフトウェア科学会、認知科学会各会員。