人　工　知　能 81－2
（1992. 3. 5）

ブラックボックスの入出力間の定性的因果関係モデルを自動獲得する手法の検討

安部　伸治　　新井　啓之　　名倉　正計
NTTヒューマンインタフェース研究所

複数の入力と１つの出力を持つブラックボックスの入出力間の増減関係などのような定性的な関係から，入出力間の因果構造を定式化する手法を提案する．入力や出力のような変数の値とその変化傾向を定性値と定性微分値を用いて表現する．観測されたブラックボックスの入出力関係はこれらの定性値と定性微分値のセットで与える．本手法はブラックボックスの出力を複数入力に関する有理式で表現し，入出力関係を満たす定性的有理式モデルを自動推定する手法である．有理式モデル推定の過程は，定性値や定性微分値の間の演算規則を用いて，観測された入出力関係を満たすような有理式の係数の可能な組合せを探索することにより実現している．

Automatic Modeling of Blackbox with Qualitative Rational Expressions

Shinji ABE　Hiroyuki ARAI　Masakazu NAGURA

NTT Human Interface Laboratories

1-2356 Take Yokosuka-Shi Kanagawa 238-03 Japan

A method which automatically estimates Qualitative Rational Expression Models from qualitative rerations between inputs and output of Blackbox is proposed. Qualitative relations between inputs and output are described with Qualitative Values and Qualitative Derivative Values. The estimating process is performed by searching appropriate sets of coefficients of Qualitative Rational Expression which satisfy given relations.

1．はじめに

解析や設計などのような問題解決の場面において最初のステップとして人間は，対象とする問題に関して，既知の事実や観測結果などの羅列から一定の法則（支配方程式）を見出そうとする．しかし，対象とする系に関する全てのパラメータが観測できる場合や，事実がすべて既知となる場合は極めて稀であり，通常は限られた事実や観測結果，時には仮説を用いてこれらに矛盾しない関係式を見いだすことが行なわれる．

また対象とする問題が非常に複雑で，多くのパラメータやそれらの相互作用で成り立っているような場合，問題を単純化して定式化を行い，その後実際の問題に拡張するなどということも行なわれる．

これらはモデル化と呼ばれる作業であり，観測された現象を望んだ詳細度で記述するモデルを生成する過程であると考えられる．

このような過程は自然科学はもとより工学におけるシステムの概念設計段階や解析などの作業の中でも最も知的な作業に属し，様々な推論が関わってくるため，一様な方法で自動化することは難しい．従って，従来の CAD や Expert System などが自動化の対象としてこなかった部分である．

本研究では，観測対象の系に関する観測結果あるいは設計対象の系に関する仕様などからこれらに矛盾しない定式化されたモデルを自動推定するための手法を提案する．

2　数学モデル

自然科学における現象の理解や予測，工学における設計やシミュレーションなどにおいて数学モデルは欠くことのできないものである．一口にモデル化と言っても，ある現象を与えられた関数で近似して数量化するというものから原理原則に基づく深い洞察によって得られるモデルまで様々なレベルがある．

また，対象とする系をどの様に見るかによって数学モデルを図１のように分類する事ができる[5]．

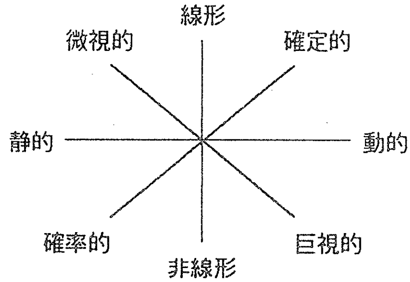

図１　数学モデルの分類[5]

系を確率的なものと見てモデル化や解析を行う場合には確率論が用いられ，変数は確率変数として扱われる．動的な系を記述するモデルは，時刻ｔに関する時間項を含む微分方程式や差分方程式となる．また，微視的な見方をすると空間に関する微分項を含む偏微分方程式になる場合が多く，巨視的な見方をすると積分方程式となることがある．線形な因果関係のみで構成される系のモデルは線形方程式となり非線形な因果を含む系のモデルは非線形方程式となる．

本報告で扱うモデル化は，モデル化の対象となる系を構成する変数の間の定性的な関係が観測された場合にそれら変数の間の因果構造を推定するというものである．たとえば図２のように系がｎ個の変数（ｘ1，ｘ2，・・，ｘn）から成り，これらの変数の間には何らかの因果関係があるとする．

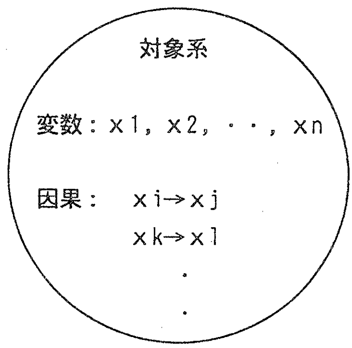

図２　系と変数の因果

観測の結果，これらの因果関係の一部が例えば増減関係のように定性的にわかったとき，系を構成する全体の因果構造を推定しようというものである．ここで観測結果がわかるというのは，概念設計における仕様が与えられることに相当する．

このようなモデル化は，問題解決の際人間が行う思考過程のうち，観測されたあるいは仕様として与えられた挙動を満たすような変数間の因果構造を推定して定式化し，対象とする系の一種の実験式を求める作業に相当すると思われる．

また前提として，本手法では，以下のような系を対象とする．

（１）確定的な系：

すなわちある変数から別の変数への確率的な因果は存在しないものとする．

（２）静的な系：

すなわちある変数から別な変数の微分値に直接影響を及ぼすような因果は存在しないものとする．

（３）非線形性の許容限界：

有理式で表現できる範囲で非線形性を許容したモデルで記述できるものとする．

3　定性推論について

定性推論は人間の定性的に見える論理的な思考過程をモデル化するための技術的枠組みであり，系を構成する変数の間に因果を伝播させて系の構造を理解したり挙動を予測しようとするものである．たとえば図３のように，ある系の構造を理解しようとするとき，

”ｘ1が増加するとｘ2が増加し，ｘ2が増加するとｘ3が・・・・”

というように，順に因果を追跡することにより全体像を理解しようとする．また，ある状態の系がどのような状態へ変化するか予測しようとするとき，同じように因果（時間的な因果を含む）を追跡するということをする．

定性推論はこのような思考過程を，後述する定性値や定性微分値を用いてモデル化しようとするものであり，様々な方法が研究されている[2]．

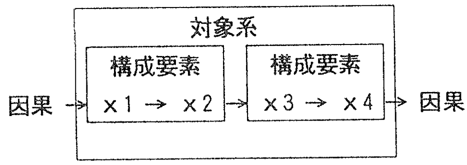

図３　因果伝播による構造理解

通常，人間が行う問題解決の過程の中でも問題の初期的な定式化（モデル化）の過程は，高い精度が要求されるような緻密な情報処理過程というより，大ざっぱで定性的な思考過程であるように思われる[1]．

とりわけ工学におけるシステムの概念設計段階などにおいてはこのような場合が多い．たとえば，設計仕様としてある挙動を要求された電子回路の内部の因果的な構造を設計して部品構成や配線（接続関係）を決める過程などがこのような場合に相当する．この段階では，部品に関する細かな特性や回路定数などを問題とすることはなく，回路全体の挙動や部品の挙動に関する定性的な情報があればよい．

以上のようなことから，本研究では定性推論の枠組みに沿って，問題の定式化の過程を自動化する試みを行った．ここでは，観測対象の系に関する観測結果あるいは設計対象の系に関する仕様が定性的に与えられたものとして，系を記述する定性的因果構造を定式化する手法について述べる．

4　定性値

４．１　定性値と定性微分値

系を構成する変数の間に因果を伝播させて系の構造を理解したり挙動を予測しようとする場合，変数の量的な大きさを必要としない場合が多い．そこで，定性推論ではシンボル化された量を用いることがある．

定性値は，－∞～＋∞の量空間をいくつかの境界標（landmark）と開区間に分け，それぞれをシンボル化したものである．例えば，ゼロを唯一の

境界標とする場合，

開区間（$-\infty$　0）　→　[－]

境界標　　0　　　→　[０]

開区間（0　$+\infty$）　→　[＋]

のように３つのシンボル｛[－]，[０]，[＋]｝を用いることができる．

定性値と同じように定性微分値というのも定義することができる．定性微分値は，変数の変化率をシンボル化したものである．すなわち，

δx＝[＋]　→　ｘは増加傾向にある

δx＝[０]　→　ｘは定常状態にある

δx＝[－]　→　ｘは減少傾向にある

という意味である．

４．２　方程式の定性化

定性値で表現される空間をＱとするとき，写像

$$q : x \to q(x) = [x] \in Q$$

を定性化と呼ぶ[1]．定性推論におけるモデル化や挙動推定をおこなうためには，$-\infty$～$+\infty$の量空間Ｒで定義されたある演算，

$$fr(x)$$

に相当する空間Ｑにおける演算，

$$fq([x])$$

を定義する必要がある．このとき，

$fq([x]) \to [fr(x)]$　：　健全性

$[fr(x)] \to fq([x])$　：　完全性

が成り立つことが望ましい．

＋	[＋]	[０]	[－]
[＋]	[＋]	[＋]	
[０]	[＋]	[０]	[－]
[－]		[－]	[－]

加算関係

×	[＋]	[０]	[－]
[＋]	[＋]	[０]	[－]
[０]	[０]	[０]	[０]
[－]	[－]	[０]	[＋]

乗算関係

表１　定性値の加算関係と乗算関係

３つの定性値｛[＋]，[０]，[－]｝で表されるＱ空間におけるｆqの代表的な演算として定性値の加算関係と乗算関係について表１の関係がすでに紹介されている[2][3]．

表１からわかるように，加算関係において[＋]＋[－]と[－]＋[＋]が定義されていない．すなわち

$$fr(x1, x2) = x1 + x2$$

において，

$x1 : -\infty < x1 < 0$

$x2 : 0 < x2 < +\infty$

を定義域とするｆrの値域は

$fr : -\infty < fr < +\infty$

となって，いずれの定性値でも表現できないことになる．そこで新たに，

開区間（$-\infty$　$+\infty$）　→　[？]

というシンボルを用意する[4]．

また，加算関係において完全性は満たされない．つまり

$$[x1] + [x2] \to [x1 + x2]$$

は成立するが，

$$[x1 + x2] \to [x1] + [x2]$$

は必ずしも成立しない．ただし$[x1+x2]$の取り得る範囲は$[x1]+[x2]$の取り得る範囲によって拘束され，

$$[x1 + x2] \subset [x1] + [x2]$$

である．ここで，$\subset$の表す関係は

$[a] \subset [b]$　$\longleftrightarrow$　$[b] = [?]$のとき

[ａ]は任意の定性値．

それ以外の場合は，

$[a] = [b]$．

である．

したがってＲ空間で定義された方程式，

$$y = fr(x)$$

におけるｆrが加算演算を含む場合，この方程式を定性化すると，

$$[y] = [fr(x)] \subset fq([x])$$

となる．

4．3　写像の定性化

今，R空間で定義された写像，

$$fr: x \rightarrow fr(x) = y \in R$$

があるとする．ｘの値が取り得る範囲がある区間で表わされたとき，ｙの値が取り得る範囲はすなわちｘの取り得る範囲を定義域とするｆｒの値域である．

ここで，ｘの取り得る範囲（定義域）がある区間で表わされたときｆｒの値域を求める演算をｆｑとする．すなわち，

定義域：Interval（ｘ）
値域　：Interval（ｙ）

と書くとすると，

Interval（ｙ）＝ｆｑ（Interval（ｘ））

と書くことができる．
ここで，Interval（ｘ），Interval（ｙ）の取り得る区間として（$-\infty$　０），０，（０　$+\infty$），（$-\infty$　$+\infty$）の４種類とし，それぞれを［－］，［０］，［＋］，［？］のようにシンボル化した場合，ｆｑは４．２で定義した定性値の演算に相当する．したがってこの式は，

$$[y] = fq([x])$$

と書き代えることができる．この式が写像ｆｒをＱ空間における写像

$$fq: [x] \rightarrow fq([x]) = [y] \in Q$$

に定性化したものと言うことができる．

5　モデル推定法

5．1　観測結果の定性値による記述

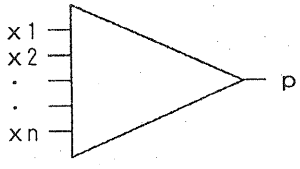

図4　モデル化の対象とする
ブラックボックス

モデル化の対象とする系を図４のように，ｘ1～ｘｎという複数入力とｐという１つの出力を持つブラックボックスであると仮定する．

これらの入出力の間の定性的な関係を次の様な定性値と定性微分値のセットで表現する．

{（[ｘ1]，[ｘ2]，・・，[ｘｎ]）
（δｘ1，δｘ2，・・，δｘｎ）
δｐ}

たとえば，

{（[+]，[+]，・・，[+]）
（[+]，[-]，・・，[0]）
[+]}

は，

ｘ1＞０，ｘ2＞０，・・，ｘｎ＞０で，ｘ1が増加傾向，ｘ2が減少傾向，・・，ｘｎが定常であるとき出力ｐは増加傾向を示す

という観測結果を記述したものである．このような記述にしたがって，複数個の観測結果は表２のようなテーブルに記録する．

[ｘ1]，・・，[ｘｎ]	δｘ1，・・，δｘｎ	δｐ
[+]，[+]，・・，[+]	[+]，[-]，・・，[0]	[+]
[+]，[-]，・・，[-]	[0]，[-]，・・，[0]	[-]
：　　　：	：　　　：	：

表２　観測結果の記録

5．2　有理式モデルの推定

まず，ブラックボックスの出力ｐを，入力ｘ1～ｘｎの連続な関数であると仮定し，次のような有理式でモデル化する．

$$p_{(x1,.,xn)} = \frac{\sum_{k1..kn}^{order} a_{k1..kn} \prod_{i=1}^{n} x_i^{ki}}{\sum_{l1..ln}^{order} b_{l1..ln} \prod_{i=1}^{n} x_i^{li}}$$

・・・・・（式１）

ここで，orderは有理式を構成する分母分子の多項式の次数，｛ａk1,,kn｝｛ｂk1,,kn｝はそれぞれ

の多項式の各項に掛かる係数である．

（式１）のｊ番目の入力ｘｊに関する偏微分を求めると，

$$\delta p / \delta x_j = \frac{\displaystyle\sum_{\substack{m1 \quad k1+l1=m1 \\ \vdots \quad \vdots \\ mn \quad kn+ln=mn}}^{2*order} \sum a_{k1..kn} b_{l1..ln} (k_j - l_j) \prod_{i=1}^{n} x_i^{ki+li}}{x_j \left\{ \displaystyle\sum_{l1..ln}^{order} b_{l1..ln} \prod_{i=1}^{n} x_i^{li} \right\}^2}$$

・・・・・（式２）

また，ｐ（ｘ1，ｘ2，・・，ｘn）が全微分可能で，ｘ1，ｘ2，・・，ｘnがすべて時刻ｔに関して微分可能であるので，ｐはｔの関数として微分可能であり，その導関数は，

$$dp/dt = \sum_{j=1}^{n} (\delta p / \delta x_j)(dx_j / dt)$$

・・・・・（式３）

で与えられる．

（式３）に（式２）を代入すると，

$$dp/dt = \sum_{j=1}^{n} (dx_j / dt) \times \frac{\displaystyle\sum_{\substack{m1 \quad k1+l1=m1 \\ \vdots \quad \vdots \\ mn \quad kn+ln=mn}}^{2*order} \sum a_{k1..kn} b_{l1..ln} (k_j - l_j) \prod_{i=1}^{n} x_i^{ki+li}}{x_j \left\{ \displaystyle\sum_{l1..ln}^{order} b_{l1..ln} \prod_{i=1}^{n} x_i^{li} \right\}^2}$$

・・・・・（式４）

（式１）はｎ個の入力の値ｘｊから出力ｐの値への写像と見ることができるので，（式１）を４．３の写像の定性化の方法で定性化すると，

$$[p_{(x1,..xn)}] = \frac{\displaystyle\sum_{k1,.kn}^{order} [a_{k1..kn}] \prod_{i=1}^{n} [x_i]^{ki}}{\displaystyle\sum_{l1,.ln}^{order} [b_{l1..ln}] \prod_{i=1}^{n} [x_i]^{li}}$$

・・・・・（式５）

また同様に，（式４）はｎ個の入力の値ｘｊとそれらの変化傾向ｄｘｊ／ｄｔの値から出力の変化傾向ｄｐ／ｄｔへの写像と見ることができる．したがって（式４）を定性化すると，

$$\delta p = \sum_{j=1}^{n} \delta x_j \times \frac{\displaystyle\sum_{\substack{m1 \quad k1+l1=m1 \\ \vdots \quad \vdots \\ mn \quad kn+ln=mn}}^{2*order} \sum [a_{k1..kn}][b_{l1..ln}]([k_j]-[l_j]) \prod_{i=1}^{n} [x_i]^{ki+li}}{[x_j] \left\{ \displaystyle\sum_{l1..ln}^{order} [b_{l1..ln}] \prod_{i=1}^{n} [x_i]^{li} \right\}^2}$$

・・・・・（式６）

が導かれる．

（式６）は定性値，定性微分値で表わされた入出力の増減関係を表す式になっている．そこで，（式６）に５．１の表２にあるような観測結果あるいは仕様を代入し，（式６）を満たすような係数列，

｛｛［ａk1,,kn］｝，｛［ｂk1,,kn］｝

：kj=0～order｝

の可能な組み合わせを探索する．

求められた可能な係数列を（式５）に代入したものが，推定された因果構造に相当するモデルである．

６　観測データの個数

本手法を用いてｍ個の定性値と１個の定性微分値で表されたＱ空間でのモデル化を行う場合において，ｎ入力と１出力を持つブラックボックスに関する，ｎ個の入力ｘｊと，ｎ個の入力の変化傾向δｘｊの定性値，定性微分値の可能な組み合わせはそれぞれ，

ｘｊの組み合わせ　：m^n通り

δｘｊの組み合わせ：1^n通り

従って，観測値の可能な組み合わせとしては，$m^n \times 1^n$通り存在する．

３つの定性値｛［＋］，［０］，［－］｝と３つの定性微分値｛［＋］，［０］，［－］｝で表されたＱ空間においてｎ入力のブラックボックスをモデル化する場合，観測値の可能な組み合わせは全部で$3^n \times 3^n$通り存在する．

ところが，定性微分値をこのような空間にとると，観測値の組み合わせの中にはモデルを推定するためには冗長な情報が含まれる．たとえば，１入力のブラックボックスを例にとると，ある観測結果，

$(X\ \delta X)=([+]\ [+])\rightarrow \delta P=[+]$

”X>0においてXが増加傾向にあるときPは増加傾向を示す”

つまり

”X>0の領域においてXの正の方向に動いている系から見るとPは増加しているように見える”

と別の観測結果，

$(X\ \delta X)=([+]\ [-])\rightarrow \delta P=[-]$

”X>0においてXが減少傾向にあるときPは減少傾向を示す”

つまり

”X>0の領域においてXの負の方向に動いている系から見るとPは減少しているように見える”

というのは同じことを言っていることになる．

したがってこのような冗長なものを除くと，

x_jの組み合わせ　：3^n通り

δx_jの組み合わせ：$(3^n+1)/2$通り

の組み合わせが残る．

また，

$$\left(\begin{array}{l} x_j\text{がある値の組み合わせで,} \\ \delta x_1=\cdot\cdot=\delta x_n=[0] \end{array}\right) \rightarrow \delta p=[0]$$

というのは，モデルがどの様な関数であってもいえることであるから，モデルを推定するための情報にはならない．結局モデル化のために必要な観測値の最大個数は，

x_jの組み合わせ　：3^n通り

δx_jの組み合わせ：$(3^n+1)/2-1$通り

となって，全部で

$$3^n\times\{(3^n+1)/2-1\}$$
$$=3^n\times\{3^n-1\}/2\quad\text{通り}$$

ということになる．

本手法を用いた定性的なモデル化において，探索すべき係数の組み合わせは，高々有限個である．すなわち係数はすべて，{［+］，［0］，［−］}で表わされるQ空間の定性値であるとすると，

$$0 < \sum_{i=1}^{n} k_i < \text{order}$$
$$k_i=0\sim\text{order}$$

となるk_i $(i=1\sim n)$の組み合わせが全部でs通り，

$$s=\sum_{i=1}^{\text{order}+1}\frac{(\text{order}+2-i)\,(n+i-3)\,!}{(n-2)\,!\,(i-1)\,!}$$

であるから，係数列

$$\{\{[a_{k1,,kn}]\},\ \{[b_{k1,,kn}]\}\ :k_j=0\sim\text{order}\}$$

の定性値の組み合わせは全部で

$3^s\times3^s$通り

である．

ところが，先に述べたように{［$a_{k1,,kn}$］}は有理式の分子を為す多項式の係数列，{［$b_{k1,,kn}$］}は，分母を為す係数列であるので，分母分子同時に符号を入れ換えたモデル同士は同じものである．したがってこのような冗長なものを除くと結局，探索すべき係数の組み合わせの空間は，

$(3^s\times3^s+1)/2$　通り

である．

このようなことから，モデル推定の過程は$(3^s\times3^s+1)/2$通りの有限個の係数の組み合わせから観測値を満たす係数列を探査するものであり，観測値の組み合わせが

$3^n\times\{3^n-1\}/2$　通り

より少ない場合でも，モデル推定が困難となることはない．

7　モデル化実験

本手法をCommonLispを用いてインプリメントし，いくつかの実験を行ってみた．以下はそのうちのひとつである．

この例は，x_1，x_2という２つの入力と１つの出力Pをもつブラックボックスをモデル化した例である．

観測結果として，表３の３６の増減関係を与えた．

与えた増減関係は，

$p(x_1,\ x_2)=(x_1\times x_2)+x_1+x_2$

という因果構造をもつブラックボックスから得られる入出力関係である．

この例は，６で述べた観測値の冗長性を排除した

$$3^n \times \{3^n - 1\} / 2 = 36 \quad \text{通り}$$

X1	X2	δX1	δX2	δP	X1	X2	δX1	δX2	δP
+	+	+	+	+	0	0	+	−	?
+	+	+	0	+	0	0	0	+	+
+	+	+	−	?	0	−	+	+	?
+	+	0	+	+	0	−	+	0	?
+	0	+	+	+	0	−	+	−	?
+	0	+	0	+	0	−	0	+	+
+	0	+	−	?	−	+	+	+	?
+	0	0	+	+	−	+	+	0	+
+	−	+	+	?	−	+	+	−	?
+	−	+	0	?	−	+	0	+	?
+	−	+	−	?	−	0	+	+	?
+	−	0	+	+	−	0	+	0	+
0	+	+	+	+	−	0	+	−	?
0	+	+	0	+	−	0	0	+	?
0	+	+	−	?	−	−	+	+	?
0	+	0	+	+	−	−	+	0	?
0	0	+	+	+	−	−	+	−	?
0	0	+	0	+	−	−	0	+	?

表３　観測結果として与えた入出力増減関係

をすべて与えた例であり，これにより推定されるすべてのモデルは定性的に等価な挙動を示すものとなる．

モデル推定の結果，

$$P(X1\ X2) = \frac{+\ (X1 * X2) - CONSTANT}{+\ (X1 * X2) + X1 + X2 + CONSTANT}$$

$$P(X1\ X2) = \frac{-\ CONSTANT}{+\ (X1 * X2) + X1 + X2 + CONSTANT}$$

$$P(X1\ X2) = \frac{+\ (X1 * X2) - CONSTANT}{+\ X1 + X2 + CONSTANT}$$

$$P(X1\ X2) = \frac{+\ (X1 * X2) + X1 + X2 + CONSTANT}{+\ CONSTANT}$$

$$P(X1\ X2) = \frac{+\ (X1 * X2) + X1 + X2}{+\ CONSTANT}$$

$$P(X1\ X2) = \frac{+\ (X1 * X2) + X1 + X2 - CONSTANT}{+\ CONSTANT}$$

$$P(X1\ X2) = \frac{+\ (X1 * X2) + X1 + X2 + CONSTANT}{-\ (X1 * X2) + CONSTANT}$$

$$P(X1\ X2) = \frac{+\ X1 + X2 + CONSTANT}{-\ (X1 * X2) + CONSTANT}$$

$$P(X1\ X2) = \frac{+\ (X1 * X2) + X1 + X2}{-\ (X1 * X2) + CONSTANT}$$

$$P(X1\ X2) = \frac{+\ CONSTANT}{-\ (X1 * X2) - X1 - X2 + CONSTANT}$$

$$P(X1\ X2) = \frac{+\ (X1 * X2) - CONSTANT}{+\ (X1 * X2) + X1 + X2}$$

$$P(X1\ X2) = \frac{-\ CONSTANT}{+\ (X1 * X2) + X1 + X2}$$

という１２種類のモデルが得られた．ただしここではCONSTANT=[+]としている．５番目のモデルが先に考慮した因果と同じものであるが，その他の１１種類についても定性的に等価な挙動を示すモデルである．

８　おわりに

複数入力１出力を持つブラックボックスの入出力間の定性的な関係から，入出力間の因果構造を表す定性的な有理式モデルを推定する手法を提案した．有理式や多項式を用いたモデル化の利点として，

◎変化傾向などような微分量の関係からもとの量の関係を求める際に行う不定積分を，係数を求める作業に帰着させることができ，比較的単純な処理でモデル推定を行える．

◎矛盾排除の手法をアルゴリズムで組み上げる必

要がなく，構造的に出力に何の影響も与えない変数を原理的に排除できる．

などが挙げられる．

7の実験では，｛［＋］，［０］，［－］｝で表されるQ空間におけるモデル化の例を示したが基本的にはQ空間の取り方（landmarkの設定のしかた）によりモデル化の原理的な部分を変更する必要はない．ただしこの場合，Q空間における演算規則は変更する必要があり，区間の演算によって生じる新しい区間（［？］に相当）をすべてシンボル化しておく必要があるなど問題も多い．

また，本手法で対象とした系は２の前提で述べた確定的且つ静的な系であるが，今後は力学系のモデル化も考慮してゆきたいと考える．定性推論の様々な研究の中には，力学系を対象としたものが数多くある．力学系の挙動解析では，相空間上の軌跡（ベクトル場）として観測された力学系の挙動を定性的に解析して挙動の特徴を説明しようとする相肖像解析と呼ばれるもの[7][8]．力学系のモデル推定では，系を構成する変数の時系列を観測することにより変数の時間的な因果構造を推定する手法[9]などがある．[9]は，観測結果から実験式を推定するという意味で本研究と非常に関わりが深い．力学系のモデル化を行うためには，モデル化に必要な情報として，

(1)変数の微分値（変化傾向）が観測可能である．

(2)変数の時系列が観測可能である．

のいずれかの状況が必要であり，[9]は(1)を前提としている．このような状況のもとで，変数の時間的な因果構造をMaskと呼ばれる一種の線形写像として推定する方法である．したがって，時間的な因果構造が線形なものに限定されている．推定される写像を線形なものに限定せず，Maskの代わりに本手法で用いたような有理式や多項式を用いて，ある程度非線形性を許容する方法などが考えられる．

謝辞

本研究にあたり，有益な助言を頂いたＮＴＴヒューマンインタフェース研究所主幹研究員小田泰充氏，稲垣充廣氏に深謝致します．

参考文献

[1]西田豊明，”定性推論”，人工知能学会全国大会（第４回）チュートリアル講演テキスト，(1990)

[2]Johan De Kleer, "Qualitative Phisics Based on Confluences",Artif.Intel 24(1984), pp7-83

[3]Knenneth D.Forbus, "Qualitative Process Theory", Artif.Intel 24(1984), pp.85-112

[4]溝口文雄他，”定性推論”，知識情報処理シリーズ別巻１(1989)

[5]近藤次郎，”現象の見方と数学モデルの分類”，数学モデル－現象の数式化（丸善株式会社），(1976), pp19-22

[6]Toyoaki Nishida, "Reasoning with Model Lattices", Proc.IFIP(1989), pp.325-347

[7]Elisha Sacks, "Automatic Qualitative Analysis of Dynamic Systems Using Piecewise Linear Approximations", Artif.Intel 41(1989/90), pp.313-364

[8]西田豊明他，”２次元区分線形微分方程式の挙動の定性解析”，人工知能学会誌，Vol.6, No.4(1991), pp.545-579

[9]Francios E.Cellier, "General Problem Solving Paradigm for Qualitative Modeling", from Qualitative Simulation Modeling and Analysis, Springer-Verlag(1991), pp.51-71