

定性的推論とその応用

山口 高平, 溝口 理一郎, 角所 収

1. はじめに

定性的推論は、元来状態が時間的に推移する系の挙動を人間が理解する過程を模擬する推論方式であり[1]、今までに、物理学・医学・経済学等を対象とした人間の理解プロセス（メンタルモデル）が検討されてきた。また最近では、あいまいな情報下におけるシミュレーション方式、また、エキスパートシステムにおける常識推論方式としての可能性も検討されている。

定性的推論においては、通常の知識処理システムと同様、①対象（動的システム）のモデル化、および②対象の挙動を推論する方法、を定めることが問題となる。

本稿では、定性的推論の研究の発展に大きく寄与した B. Kuipers[2][3] および J. de Kleer & J. S. Brown[4] のアプローチをもとに、上記の問題の基本的な解決法について述べ、メンタルモデルに関連する他のアプローチを紹介し、最後に工学および経営学への応用について言及する。

2. モデル化

まず図1のようなボールの投げ上げ落下運動を例として、人間が動的物理システムの挙動を理解あるいは予測するときの振舞いを考えてみよう。

やまぐち たかひら, みぞぐち りいちろう, かくしよ おさむ

大阪大学産業科学研究所 〒567 茨木市美穂ヶ丘8-1

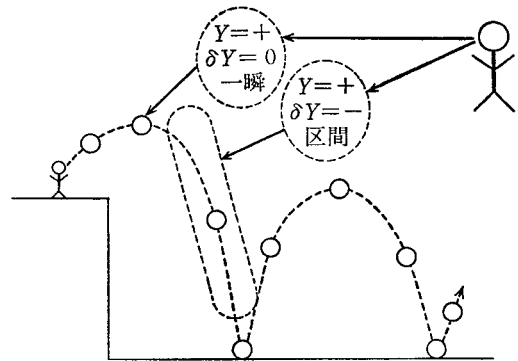


図1 ボールの投げ上げ落下運動

図1に関して、物理原理を把握している人間は、「最初はボールはある速度で上に投げ上げられるが、重力が下向きにかかるので、ある高さで速度が0になり、そこで最高点となる。その後落下運動が始まり、地面に当たる直前で下向きの速度が最大になり、バウンドして、運動方向がまた上向きに変わるが、当たったときに地面にエネルギーを与えるので、エネルギーが減り、今後のボールの最高点は前回の最高点より低くなる…」と把握するであろう。

この理解過程でわかるように、人間は物理量に関して、値を数値レベルではなく、0より大きいか小さいかといった定性値レベルでしか捉えておらず、またその値の変化方向についても、増加か減少というレベルでしか捉えていない。

したがって対象をモデル化する場合、物理量Pについては、

①定性値 : Qval(P) or [P]

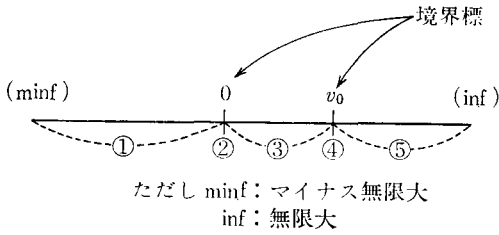


図2 変数vのとりうる値

②定性微分値(変化方向): $Qdir(P)$ or dP
 という2つのプリミティブにより P を表現すれば
 良いことになる。以下、この2つの表現プリミテ
 ィブについて詳しく述べる。

2.1 定性値

定性的推論では、変数の値は、数値ではなく、
 実数軸上の境界標(特徴点, landmark)およびそ
 の境界標を両端にもって挟まれる区間、という定
 性値で表わされる。

この境界標は、対象系の状態がそこで変化する
 境界値として与えられるものである。たとえば図
 1において、変数として速度 v を考えると、境界
 標は0と初速度 v_0 であり、 v は図2のように5つ
 の定性値をとることになる。

また、最も基本的な実数軸の分割は、境界標が
 0だけのケースであり、この時、変数 P の定性値
 ($[P]$ あるいは $Qval(P)$) は以下ようになる。

$$\begin{aligned} [P] = + & \quad P > 0 \\ [P] = 0 & \quad P = 0 \\ [P] = - & \quad P < 0 \end{aligned}$$

これらの定性値には、加算と乗算に
 関して、以下のような定性代数が成立
 する。

表1において、?は値が不定である
 ことを示しており、実際の推論では
 $[+]$, $[0]$, $[-]$ のすべての値がこ
 の?に割り当てられ、状態数が爆発す
 る原因となっている。

2.2 定性微分値

動的システムの挙動を予測するには
 その値が変化する動向、すなわち変数

表1 定性代数

		$[P]+[Q]$			$[P]*[Q]$		
		$[Q]$			$[Q]$		
		-	0	+	-	0	+
$[P]$	-	-	-	?	-	0	-
	0	-	0	+	0	0	0
	+	?	+	+	+	-	0

の微分値を定性的に表現する必要がある。これは、
 定性微分値 (dP あるいは $Qdir(P)$) と呼ばれ、以
 下のように微係数の符号で表わすことができる。

$$dP = +, dP = 0, dP = -$$

たとえば図1で、ボールの上昇区間ではその変
 位を表わす変数 Y の定性微分値 dY は+であり、
 下降区間では、 dY は-、最もボールが上った
 時点では dY は0となる。

2.3 定性的微分方程式

対象の挙動を定量的に記述した微分方程式を定
 性的記述に変換したものは定性的微分方程式と呼
 ばれ、対象の定性的モデルとして、挙動推論に用
 いられる。たとえば図3の自由落下運動では、定
 量的な微分方程式は以下ようになる。ただし、
 この定性的微分方程式は、以下に説明する挙動推
 論における制約条件として機能する。

定量的微分方程式		定性的微分方程式
$DY/DT = V$		$dY = V$
$DV/DT = A$	\Rightarrow	$dV = A$
$A = -9.8$		$A = \text{const}$

3. 挙動推論法

本章では、図3を例にとりながら、
 挙動推論法の基本原理、および、遷移
 可能な状態が多数生成されるのを防ぐ
 刈り込み原理について述べる。

3.1 挙動推論の基本原理

対象モデルとしての定性的微分方程
 式の集合および、ある変数の初期値が
 与えられると、その値を伝播させて、
 他の変数の定性値および定性微分値を

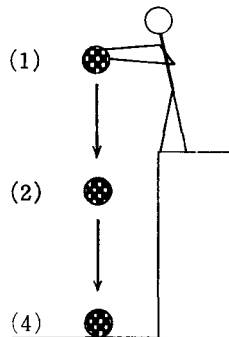


図3 ボールの自由落下運動

求めることができる。この手法は伝播解析 (propagation) と呼ばれる。

図3に示したシステムの定性微分方程式における初期値は以下のようになる。

初期値

$$Y=+, V=0, A=-$$

A は定数なので、 $dA=0$ となり、 $dV=A$ および $A=-$ より、 $dV=-$ となる。また、 $dY=V$ および $V=0$ より、 $dY=0$ となり、3つの変数の定性値と定性微分値が求まる。したがって、この対象の初期状態は

$$((Y, V, A), (+, 0, -), (0, -, 0)) \quad (1)$$

となる。ただし、第1要素は対象に関するすべての変数、第2要素は定性値、第3要素は定性微分値である。

さらに、伝播解析は対象のある時点での状態を把握するための方法であったが、次の状態を把握するための方法が予測解析 (prediction) であり、以下の定理が基礎となる。

[定性的平均値の定理]

t : 現状態 t' : 次状態

$$[P(t')] = [P(t)] + dP(t)$$

たとえば (1) の時刻を 0 とすれば、

$$\begin{aligned} [Y(1)] &= [Y(0)] + dY(0) \\ &= [+]+[0] \\ &= [+]\end{aligned}$$

$$\begin{aligned} [V(1)] &= [V(0)] + dV(0) \\ &= [0]+[-] \\ &= [-]\end{aligned}$$

$$\begin{aligned} [A(1)] &= [A(0)] + dA(0) \\ &= [-]+[0] \\ &= [-]\end{aligned}$$

というように時刻1での各変数の定性値が求められる。また、これらの値が時刻1の初期値となり、伝播解析により以下のように他の値 (この場合、各変数の定性微分値) が求められる。

$$\begin{aligned} dY(1) &= V(1) = [-] \\ dV(1) &= A(1) = [-]\end{aligned}$$

$$dA(1) = [0] \quad (\because A = \text{const})$$

したがって、時刻1における状態は

$$((Y, V, A), (+, -, -), (-, -, 0)) \quad (2)$$

となる。

さらに予測分析により

$$\begin{aligned} [Y(2)] &= [Y(1)] + dY(1) \\ &= [+]+[-] \\ &= ? \quad ([+] \text{ or } [0] \text{ or } [-])\end{aligned}$$

$$\begin{aligned} [V(2)] &= [V(1)] + dV(1) \\ &= [-]+[-] \\ &= [-]\end{aligned}$$

$$\begin{aligned} [A(2)] &= [A(1)] + dA(1) \\ &= [-]+[0] \\ &= [-]\end{aligned}$$

というように、時刻2での各変数の定性値が求められ、これらの値が時刻2の初期値となり、伝播解析により同様に各変数の定性微分値が求められる。

$$dY(2) = V(2) = [-]$$

$$dV(2) = A(2) = [-]$$

$$dA(2) = [0] \quad (\because A = \text{const})$$

したがって、時刻2における状態は、

$$((Y, V, A), (+, -, -), (-, -, 0)) \quad (3)$$

$$((Y, V, A), (0, -, -), (-, -, 0)) \quad (4)$$

$$((Y, V, A), (-, -, -), (-, -, 0)) \quad (5)$$

というように3状態が考えられる。

ここで注意すべきことは、時間 (時刻) の概念である。すなわち、定性的推論における時間は絶対的なものではなく、上述のように、定性的に区別可能な次状態を求め、それが便宜的に新しい時刻として定められる。したがって、外部から与えられた絶対的な時刻における状態を求めることはできないのである。

以上のように、伝播解析と予測解析を交互に行なうことにより、対象の次状態を次々に予測することができ、これが挙動推論の基本である。しかしながら、この基本原理だけでは、時刻2のように状態が分岐してしまうので、無意味な状態は刈

り込む必要がある。すなわちこの時刻では、(4)だけを解としたいのである。そこで次節では、形式的に無意味な状態を刈り込むための原理を考える。

3.2 刈り込み原理

無意味な状態を刈り込むための代表的な3つの原理について述べる。

[A. 矛盾回避の原理]

定性的平均値の定理より、次状態の候補が生成されても、その候補が定性的微分方程式を満足しない場合は、矛盾しているとして、新しい状態として認めない。

[B. 連続性の公理]

変数は、隣接した定性値(区間あるいは境界標)にしか移行しない。たとえば、ある変数の定性値が[+]ならば、次状態で即座に[-]の値は採らず、必ず[0]を次状態としてとる。

したがって、(5)の状態はこの公理より排除される。

[C. 状態変化の先決性順序に関する公理]

境界標から区間への変化の方が、区間から境界標への変化よりも先に起こる。したがって、ある変数値が境界標にある状態(瞬間モード)は、必ず次に、すべての変数値が区間になる状態(区間モード)になる。また、状態が区間モードにある時に、すべての変数値がその区間に留まれば状態更新がされないことになるので、次状態としては、少なくとも1つの変数は境界標となり、瞬間モードになる。

したがって、(3)の状態は、(2)の状態とまったく同じであり、状態が更新されていないため排除される。

3.3 組合せ爆発

図1のボールの投げ上げ落下運動を例にとり、定性的推論の推論効率について考察する。

すでに明らかのように、この運動は減衰振動であり、定性的推論でこの運動を処理するには、境界標を動的に設定する機能が必要である。このよ

うな機能は、B. Kuipers の定性的推論機構(QS IM)に備わっている。文献[7]においては、不連続変化が取り扱える(図1では衝突)ようにQS IMを拡張した定性的推論機構により、この現象の挙動推論を実験的に確かめた。その結果、ボールが2回バウンドする時点で、18通りの状態が生成された。これは、各バウンドの最高点および衝突時の速度に関する境界標の大小関係に曖昧さが発生するためである。そこで、定量的な微分方程式では通常使用される式の他に、背景知識としてエネルギー保存の法則を付加し実験したところ、状態が正しいもの1通りに絞り込まれることが判明した。

以上のことから、3.2で述べた刈り込み原理は対象が少し複雑になれば効果は薄く、対象のモデル化自体が重要な問題であることがわかる。

4. メンタルモデル

前章までに紹介した定性的推論は、定性値は取り扱っているが、物理パラメータの解釈を基礎にしているため、人間の物理現象を理解するプロセス(メンタルモデル)とは異なったものであるという指摘があり、よりメンタルモデルを重視したアプローチがいくつか考察されている。

K. Forbus は、Qualitative Process Theory(QP理論)を提唱している[5]。それは、物理現象の表現プリミティブ(プロセス)をあらかじめ指定し、そのプロセスの変化により物理現象の変化を把握しようとする理論である。QP理論の表現能力はかなり高いが、対象およびプロセスの記述はすべてユーザーに任されており、モデルの構築が困難である。

一方、B. Chandrasekaran は、物理現象を把握するための表現(概念)プリミティブおよびそれらプリミティブ間の因果連鎖(causal pattern)を整理したconsolidation理論を展開している[6]。しかしながら、簡単な電気回路のみを考えて考察されており、微分の概念が入った少し複雑な物理

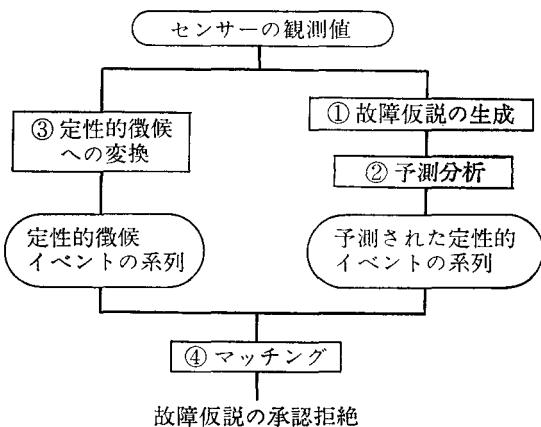


図 4 システムの概観

現象に対しては効果がないと思われる。

そこで筆者らは、粗い推論（概念世界を処理するモデル）と細かい推論（物理世界を処理するモデル化＝定性的推論）が交互に行なわれることにより物理現象が把握されていくメンタルモデルを考察し、その妥当性を現在調べているが[7]、この考察は 3.3 のモデル化の重要性と密接に関連するものであり、定性的推論の効率改善にも貢献すると考えている。

5. 工学への応用

前章までは定性的推論の基礎概念およびメンタルモデルについて述べたが、本章ではその工学への応用について、Yung-Choa Pan [8] と筆者ら [9] のアプローチを示す。

5.1 Y. C. Pan のアプローチ

Y. C. Pan のシステムの概観を図 4 に示す。

まず対象はいくつかのサブシステムにより構成されると仮定し、①においては、センサーの観測値にもとづき、図 5 に示すような故障発見原理および手続きの知識により、故障しているサブシステムを同定する。

②では、①において決定された故障仮説にもとづき定性的推論を行ない、その故障が起こっているとすれば、どのような徴候が観測されるかを予測し、定性的なイベントの系列により表現する。

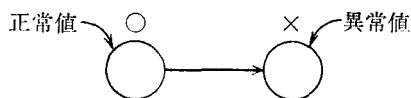


図 5 故障発見原理の一例

③では、センサーの観測値を以下の 3 種類の定性的なイベントにより表現する。

1. abrupt symptom event :
センサー値の瞬間的変化
変化の定性値, 発生時間, センサー値
2. trend symptom event :
センサー値がある時区間同一方向に変化
変化の定性値を記録
3. breakpoint symptom event :
trend symptom event が, 別の trend symptom event に変化する瞬間
発生時間, センサー値を記録

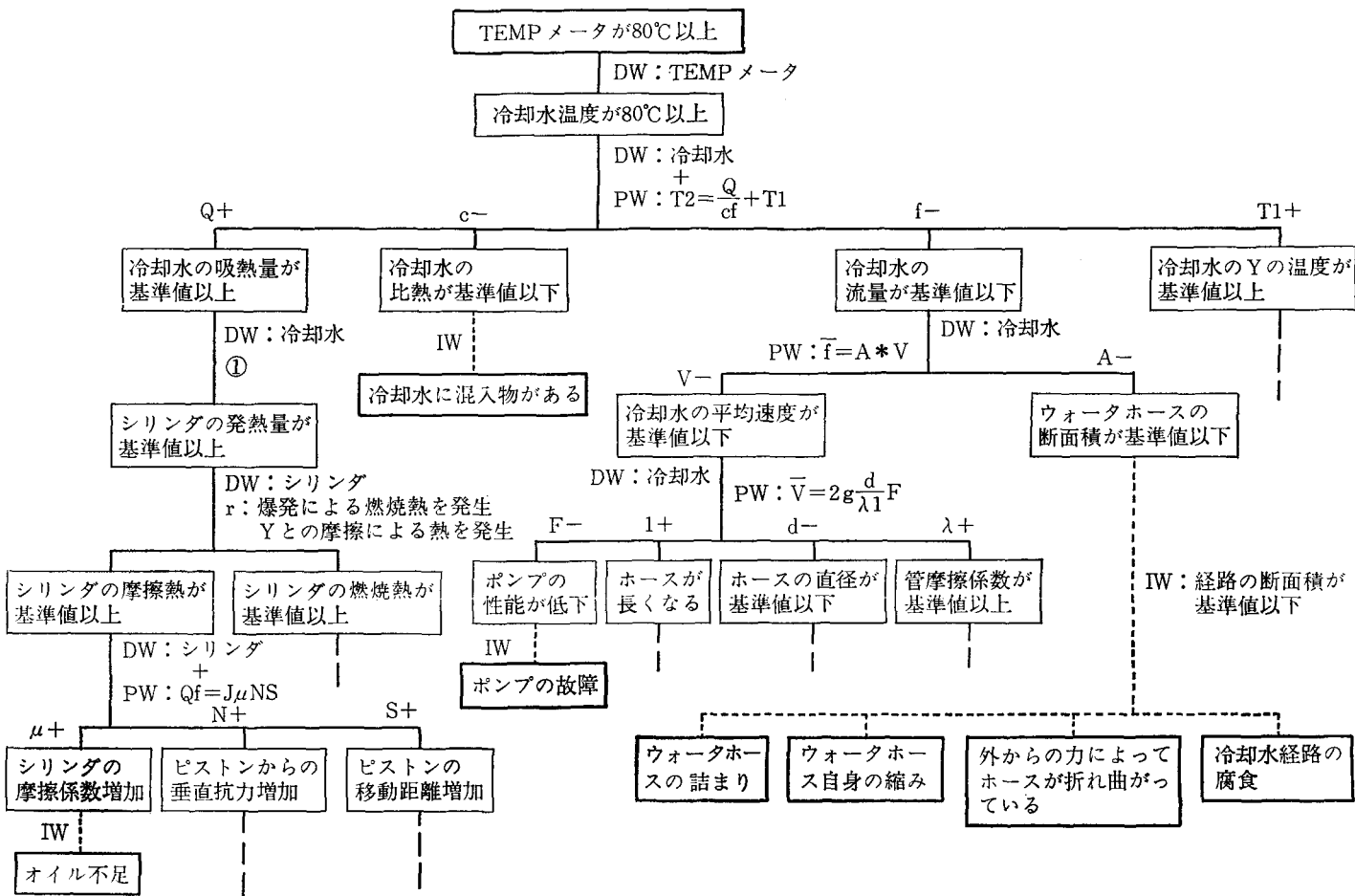
以上のように②および③で生成されたイベント系列を④のモジュールでは以下の方法でマッチングをとり、マッチングのとれた故障仮説を故障原因とする。

- 定性値 → すべての変数の定性値が同じ
- 発生時間 → タイムスケールが同じ
- センサー値 → loosely-matching

Pan は、本アプローチはさまざまな故障診断に使えると主張しているが、どれだけインプリメントされているのか不明であり、状態の刈り込み戦略の言及もほとんどなく実用性には疑わしい点がある。

5.2 筆者らのアプローチ

筆者らは、機械の故障診断において、機械の構造・機能および物理原理といった基礎的な知識（深い知識）から診断ルール（浅い知識）を自動生成するプロセスに定性的推論の技法を応用している。すなわち深い知識としては、①対象の構造・機能(DW: Device World), ②物理原理(PW: Physical World), ③深い推論(ルールの自動生成)の制御知識(CW: Control World), ④物理状態を故障仮説および徴候に対応づける知識(IW:



① s: シリンダとXで連結
r: Xから熱を吸収

図6 故障仮説の生成例

© 日本オペレーションズ・リサーチ学会。無断複写・複製・転載を禁ず。

Interpretation World) という4種類を整理し、

与えられた徴候から故障仮説を生成する深い前向き推論、および、故障仮説から徴候を生成する深い後向き推論という2種類の深い推論方式を考察

している。この深い推論は、適切な物理式(図6参照)を適宜選択し、伝播解析の手法を用いて、故障原因や徴候を定性的に推論するものであり、モデルが最初から与えられるのではなく、いわ

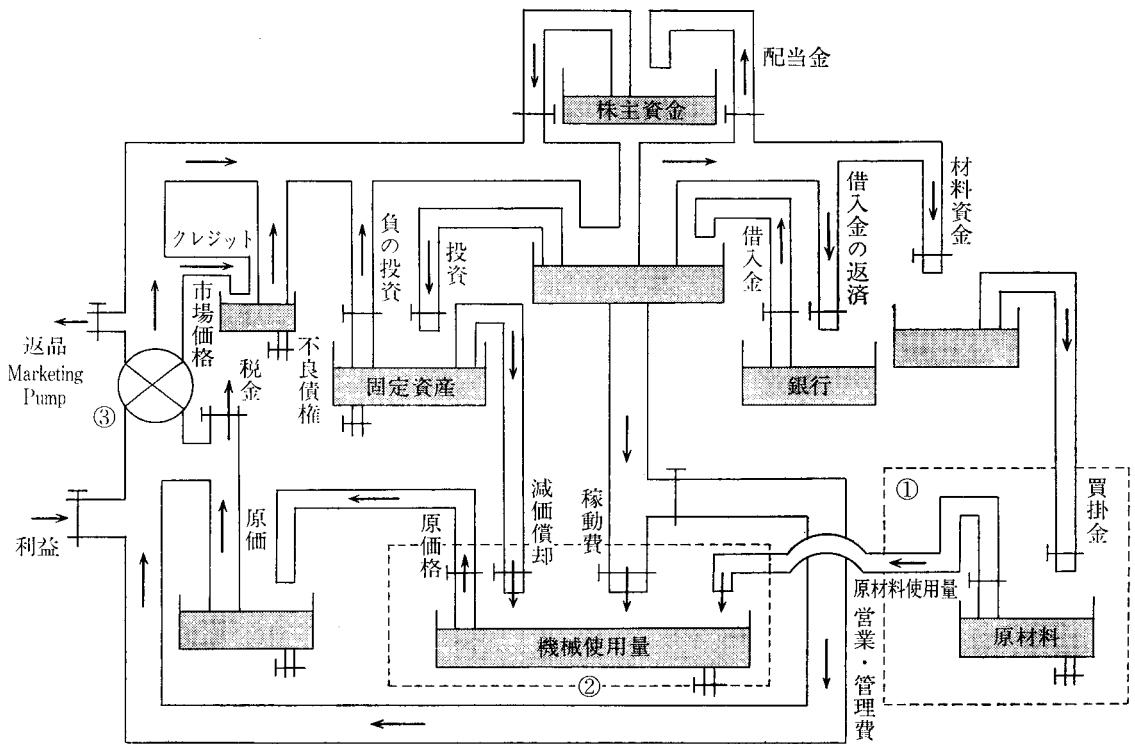


図 7 企業分析モデル

ば、動的にモデルを生成している点が大きな特徴である。図 6 にオーバーヒートから、その徴候に関連した故障仮説を生成する過程を示す。

6. 経営学への応用

前章では工学への応用について述べたが、本章では Syntelligence 社の P. E. Hart 氏による、資金の流れを言及した Dynamic Funds Flow Model にもとづいて、企業分析を行なうアプローチを紹介する[10]。図 7 にそのモデルを示すが、②の部分に着目すると、以下のように定式化できる。

$$\begin{aligned}
 & d(\text{完成品の価格}) - d(\text{減価償却}) \\
 & - d(\text{稼働費}) - d(\text{原材料費}) \\
 & + d(\text{生産過程で使用する機械の総価格}) \\
 & = 0 \qquad (6)
 \end{aligned}$$

(6) 式は、完成品の価格は、減価償却、稼働費、原材料費のうち 1 つでも減少すれば減少し、生産過程で使用する機械の総価格が減少すれば自

動化が後退したこととなるため増加すると解釈できる。

また (6) 式は、生産過程で使用する機械の総価格（固定資産）を増加させると、減価償却および稼働費が増加すると解釈でき、固定資産の蓄積を言及した式と見なすことができる。

したがってこのアプローチを使えば、「来期、設備を増強したい」といった経営者の判断を定性的に評価することが可能となり、経営に関する意思決定に利用できるのである。P. E. Hart 氏は以上のように、経済モデルか企業分析に有用であることを指摘したが、システム構築までには至っていない。

7. おわりに

本稿では、定性的推論の基礎概念について述べるとともに、メンタルモデルを重視したアプローチを紹介し、工学および経営学への応用について言及した。定性的推論の研究は、国内でも最近活

発になっているが[11]—[14], 今後は, あいまいな情報下におけるシミュレータの役割という観点から, 種々の応用事例が報告されるであろう. しかしながら, たとえば振動解析における共振現象の把握といった細かい数値レベルで解が要求されるケースに対しては, 定性的推論の活用は困難であり, エキスパートシステム構築の成功の鍵が適切なタスクドメインの選択にあったように, 「方向づけに意味がある」ようなタスクドメインの選択が定性的推論の応用には重要であると考えられる.

謝 辞

本稿を執筆するに当って, 筆者のうちひとりが参加している ICOT, FAIWG (MMP 分科会, 主査: 溝口文雄(東京理科大), 担当室長: 古川康一) での活動はきわめて有意義でした. ここに記して感謝します.

参 考 文 献

- [1] Gentner, D. and Stevens, A. L. (eds.): *Mental Models*, Lawrence Erlbaum Associates (1983) 淵(監修), 古川・溝口(共編): *メンタル・モデルと知識表現*, 共立出版(1986)
- [2] Kuipers, B. J.: *Commonsense reasoning about causality—Deriving behavior from structure*, AI, 24, pp.169-203(1984)
- [3] Kuipers, B. J.: *Qualitative simulation*, AI 29, 289-338(1986)
- [4] de Kleer, J. and Brown, J. S.: *A qualitative physics based on confluences*, AI, 24, 7-83(1984)
- [5] Forbus, K. D.: *Qualitative process theory*, AI, 24, 95-168(1984)
- [6] Bylander, T. and Chandrasekaran, B.: *Understanding behavior using consolidation*, Proc. of IJCAI-85, 450-454(1985)
- [7] 林, 山口, 溝口, 角所: 定性的推論におけるメンタルモデルからの制約条件に関する考察, 第1回人工知能学会大会, 1-14(1987)
- [8] Pan, Y-C.: *Qualitative reasoning with*

deep-level mechanism models for diagnosis of dependent failures, Ph. D Thesis, University of Illinois(1984)

- [9] 山口, 溝口, 田岡, 小高, 野村, 角所: 深い知識に基づく知識コンパイラの基本設計, 人工知能学会誌, 2, 3 (掲載予定) (1987)
- [10] Hart, P. E. et al.: *Qualitative reasoning for financial assessments: A prospectus*, AI magazine, 7, 1, 62-68(1986)
- [11] 西田, 川村, 堂下: 定性的推論におけるあいまい性と不連続性の取り扱いについて, 情報処理学会, 知識情報処理シンポジウム論文集(1986)
- [12] 田中: 定性推論による生体動態解析, 情報処理学会, 知識工学と人工知能研究会, 49-3(1985)
- [13] 大和田, 溝口: 定性的シミュレーションのインプリメンテーションについて—QSIM アルゴリズムをベースにして, ICOT, FAIWG, MMP 分科会での講演(1986)
- [14] 大木, 古川: 物理法則に基づいた定性的推論, 情報処理学会第33回全国大会予稿集, 6L-3 (1986)

賛助会員の種別化について

去る4月28日の通常総会に提案可決されました賛助会員を次の2種類に分けることになりました。(8月3日文部省認可)

- A種 会費年額 (一口) 95,000円
- B種 " 48,000円

ただし, B種賛助会員として入会できるのは, 次の場合に限られています.

- 1) 個人, 2) 資本金3億円以下および従業員200人以下の法人, 3) 特に理事会が上記2)に準ずると認めた法人または団体