

複合類推による物理現象の理論形成

佐々木 和雄 上原 邦昭 前川 禎男
神戸大学工学部情報知能工学科

類推を用いた理論形成は、与えられた現象と過去に経験した現象との類比から、その現象を説明する理論を形成するという手法である。従来の類推手法では、与えられた現象に対して利用できる過去の現象は唯一つに限定されているため、与えられた現象に完全に類似した現象を過去の知識として保持していない限り理論を形成することはできないという問題があった。このため、現象が複雑になるにつれて類推による問題解決能力が低下するという問題があった。本稿では、現象間の部分的な類似性に着目することによって、複数の現象を用いて複合的に類推を行なう手法（複合類推）を提案する。さらに、複合類推を用いた理論形成システムについて述べる。本システムは、定常状態の差分手法により現象内に内在する部分現象を同定し、モデルのフィルタリング手法により不要な知識の生成を排除している。

Theory Formation of Physical Phenomena by Constructive Analogical Reasoning

Kazuo Sasaki Kuniaki Uehara Sadao Maekawa
Department of Computer Science and Systems Engineering
Kobe University
Nada, Kobe, 657 Japan

Theory formation by analogical reasoning is the method to construct the model for observed phenomena, based on analogy between the phenomenon being explained and some previously explained scenario. This approach cannot form the theory, if the given phenomenon is composed of several partial behaviors. In other words, as the complexity of the phenomena being explained increases, the ability of theory formation diminishes.

This paper proposes constructive analogical reasoning and applies this approach to the system of theory formation. Constructive analogical reasoning is based on partial similarity between past scenario in memory and the given phenomenon. This paper describes the method to identify the partial behavior in the phenomenon, and construct the whole theory from multiple scenarios.

1 序論

近年、機械学習の1つとして理論形成に関する研究が盛んに行なわれている。理論形成は、人間が実世界における様々な現象を理解し、学習するプロセスを計算機によって行なう手法である。理論形成に関する研究には、大きく分けて2つの流れが存在する。1つは、対象の静的なデータから帰納推論などを用いてルール化された知識を領域知識として獲得し、新たなデータを領域知識からの演繹推論によって説明する手法である。もう1つの流れは、観測データから対象物の構造的な因果関係をモデルとして獲得し、モデルベース推論などを用いて新たなデータを説明する手法である。

本研究では、後者の流れに沿って類推を用いたモデル化手法を提案する。類推は、対象間に類似性(これを類比という)を検出し、その類比を用いて、一方の対象(ベース)で成立する事実や知識をもう一方の対象(ターゲット)に変換することにより、問題解決の手がかりを得たり、未知の事実などを予測推定する推論方式である。

類推を用いて理論形成を行なう代表的なシステムとして、Falkenhainerの提案したPhineas [1]がある。Phineasは、物理現象の観測データが与えられると、それに類似した過去の物理現象を検索し、2つの現象間の類比を行なう。次に、類比情報を基にして過去の物理現象の説明に使われた理論を構造写像エンジン [2]を用いて写像し、現在の物理現象を説明するための新たな理論を形成するシステムである。

Phineasのような類推を用いた理論形成手法では、現在の現象に対して類推を行なうために必要な過去の現象が唯一のみでよいと仮定されている。さらに、過去の経験として現在の現象と全体的に完全に類似した現象が前もって記憶されると仮定されている。しかしながら、実際の問題領域に理論形成を適用する場合、現在の問題と全体的に類似した知識を運良くシステムが保持している場合は稀であると考えられる。すなわち、現在の問題と部分点には類似しているが、全体としては類似していないような知識のみが含まれていると考えられる。したがって、部分的な類似性を考慮して、複数の過去の現象から与えられた現象の理論を形成する、複合的な類推を行なう必要があると考えられる。実際、人間が行なっている類推も、断片的な知識片の類比を組み合わせて実現

されていると考えられる。以上のような観点から、本研究では、複合的な類推手法(以下、複合類推と呼ぶ)を提案し、複合類推を理論形成に適用する技法について検討する。理論形成を行なう対象としては物理世界の現象を取り扱い、物理現象の説明を行なう理論形成システムについて検討する。これは、物理世界においては、古くから電気系と力学系などの類比が知られており、類推による理論形成手法が非常に有効と考えられるからである。また、物理的な系は様々な要素から構成されており、多くの部分的な類比を含んでいるため、複合類推によるアプローチが有効であると考えられる。

2 物理現象の記述

一般に、物理現象は時間の経過とともに動的な振舞いをする。このため、動的な振舞いをうまく記述する方法が必要となる。本研究では、ある時間における物理状態をパラメータの定性値と定性微分値の組からなる定性状態によって記述し、その定性状態の時間的な遷移で動的な振舞いを表すものとする。このようにして記述された時間遷移は、定性モデルからの定性推論によって導出することが可能である。

本研究では、定性プロセスエンジン [3] (Qualitative Process Engine, 以降ではQPEと呼ぶ)を用いて物理現象のモデルの記述を行なう。QPEでは、力学の差分方程式に当たる定性モデルをプロセスと呼んでいる。プロセスは、パラメータの因果関係と定量条件から構成されており、定量条件が満足されているときにのみ、プロセス内の因果関係が対象となる系に影響を与える。定量条件が満足されているプロセスを活性化されたプロセスと呼ぶ。

また、現象の記述は、個体の属性および個体間の関係と、定性的な値の時間遷移表によって構成される。例えば、温度の高い煉瓦を水に入れたときの現象は、図1のように表すことができる。図1は、「温度の高い煉瓦から温度の低い水に、温度が等しくなるまで熱が移動する」という現象を表している。パラメータの値は、(定性値, 定性微分値)というタプルによって表現されるか、値が不明であることを表す-によって表現される。定性値は、 $[+, -, 0]$ のうちいずれかの値をとり、定性微分値は、 $[inc(増加), dec(減少), std(一定)]$ のうちいずれかの値をとる。

時間	t1	t2
温度(煉瓦)	(+, dec)	(+, std)
温度(水1)	(+, inc)	(+, std)
熱量(煉瓦)	(+, dec)	(+, std)
熱量(水1)	(+, inc)	(+, std)
熱流率	(+, dec)	-
温度(煉瓦) > 温度(水)	○	×
量(煉瓦) > 0	○	○
量(水) > 0	○	○
heat_flow	○	×

図 1: 2-object-hf の現象の記述

図 1 は、時間 t1 で熱の移動が起こり、時間 t2 で移動が止まるまでの現象を示している。また、heat_flow は、2-object-hf を説明するプロセス名であり、時間 t1 でのみ活性化されている。これは、温度(煉瓦) > 温度(水) という定量条件が、時間 t1 でのみ成り立っているためである。

3 理論形成システム

本研究で提案する理論形成システムのメカニズムを図 2 に示す。

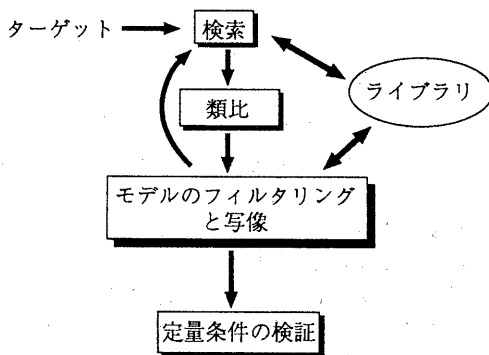


図 2: 理論形成システムのメカニズム

本システムは、ベースとなる過去の現象と、その現象を説明するプロセスをライブラリとして記憶し、ターゲットとなる現象がシステムに与えられると、ライブラリ内の現象から類似したベースを検索し、2つの現象の類比からターゲットの部分現象に対する部分モデルを形成する。次に、形成された部分モデルに対する部分現象をターゲットの現象から削除し、残った現象に対して上記のプ

ロセスを繰り返す。ターゲットの現象がすべて削除された時点で部分モデルの形成は終了する。形成された理論は、定量条件の検証部で矛盾が発生していないか検証され、矛盾が発生している場合は定量条件の自動生成が行なわれる。

4 類比

一般に、類推を用いて問題解決を行う場合、2つの対象がどのような類似性を持っているかということを決めることが非常に重要となる。本システムでは、2つの対象間で同一の振舞いを行っているパラメータの対応づけ(マッチング)を行うことによって類似性の判断を行っている。このため、ベースとターゲットのパラメータをどのようにマッチングさせるかということが非常に重要となる。不十分なマッチングアルゴリズムを用いると、同一の振舞いを行っているパラメータであるにもかかわらず、マッチングしない状況が発生する。本研究では、本質的に同一の振舞いを行っているパラメータをうまくマッチングさせるために、時間変化表というものを導入し、この表を基にしてマッチングを行なう手法を提案する。

4.1 時間変化表の作成

Phineas のような従来の理論形成手法は、図 1 に示すような時間遷移表を基にしてベースとターゲットにおけるパラメータ間のマッチングを行なっている。しかしながら、時間遷移表を基にしたマッチングでは、本質的に同一の振舞いを行っているパラメータでもマッチングしない場合が存在する。例えば、図 3 の (a) の現象と、(b) の現象の類比を考える。

時間	t1	t2	t3	t4
a1(b1)	(-, inc)	(0, inc)	(+, inc)	(+, std)
a2(b2)	(+, dec)	(0, dec)	(-, dec)	(-, std)

(a) ターゲット

時間	t1	t2	t3	t4
x1(y1)	(-, inc)	(0, inc)	(+, inc)	(+, std)
x2(y2)	(+, dec)	(0, dec)	(-, dec)	(-, std)

(b) ベース

図 3: 時間遷移表

パラメータ a1(b1) と x1(y1)、およびパラメータ

$a2(b2)$ と $x2(y2)$ は、時間 $t1$ から $t4$ の間で同一の振舞いをしている。したがって、 $a1(b1) \leftrightarrow x1(y1)$ と $a2(b2) \leftrightarrow x2(y2)$ というマッチングが行なわれる。

ここで、ターゲットが図 4 の場合を考えると、パラメータ $a1(b1)$, $a2(b2)$ の振舞いは、図 3 の振舞いと同一であるが、時間遷移は異なっている。すなわち、 $a1(b1)$ が $(-, inc)$ の状態のとき、 $a3(b3)$ は $(+, inc)$ から $(+, std)$ という状態に変化することによって、時間 $t1$ が $t2$ に遷移するため、2 つの時間遷移が異なったものになっている。このため、パラメータ $a1(b1)$ と $x1(y1)$, およびパラメータ $a2(b2)$ と $x2(y2)$ は、本質的に同一の振舞いをしているが、マッチングしない。

時間	t1	t2	t3	t4	t5
$a1(b1)$	$(-, inc)$	$(-, inc)$	$(0, inc)$	$(+, inc)$	$(+, std)$
$a2(b2)$	$(+, dec)$	$(+, dec)$	$(0, dec)$	$(-, dec)$	$(-, std)$
$a3(b3)$	$(+, inc)$	$(+, std)$	$(+, std)$	$(+, std)$	$(+, std)$
$a4(b4)$	$(+, std)$	$(+, std)$	$(+, std)$	$(+, std)$	$(+, std)$

図 4: ターゲット 2

時間遷移表は、パラメータの定性状態がそれぞれの時間にどのような値をとっているかを表したものであるため、あるパラメータが他のパラメータの時間系列によって影響を受けてしまうという性質を持っている。例えば、(a) のパラメータ $a1(b1)$ と $a2(b2)$ は、パラメータ $a3(b3)$ が加わることによって、図 4 のように時間系列が変化している。これは、パラメータ $a3(b3)$ の変化系列が、他の 2 つのパラメータ $a1(b1)$, $a2(b2)$ とは異なっているためである。したがって、時間遷移表を基にしてマッチングを行なう場合、同一の振舞いをするパラメータも遷移時間が異なっているためにマッチングすることができないという問題が発生する。特に本研究では、ターゲットの現象を部分現象として複数のベースとマッチングさせるため、このような問題は非常に深刻である。

上記の問題を解決するために、時間変化表というものを導入し、時間変化表を基にパラメータのマッチングを行なう。時間遷移表は、ある時間にどのような定性状態をとっているかを表すものではなく、それぞれのパラメータがどのような変化系列を持っているかを表したものである。時間変化表は、時間遷移表の全ての情報を含んでいるため、時間変化表によってパラメータのマッチングを行なっても、情報の欠落による矛盾は発生しない。

い。時間遷移表から時間変化表への変換は、次のステップによって行なう。

step1 遷移表のそれぞれのパラメータに対して、定性状態が変化する位置にマークをつける。

step2 マークの位置が同一のパラメータを 1 つのグループにまとめる。ある時間に定性微分値が std になり、それ以後 std のままの状態になるパラメータに関しては、 std になる以前のマーク位置を他のパラメータと比較する。

step3 それぞれの定性状態を (定性値, 定性微分値, 継続時間) で表す。なお、最終状態のみは定性状態を (定性値, 定性微分値, u) で表す。

図 4 におけるパラメータ $a4(b4)$ のように、始めから終わりまで std であるようなパラメータは、マーク位置が存在しないために、全てのグループに属することになる。図 4 の時間遷移表に対する時間変化表を図 5 に示す。

$a1(b1)$	$(-, inc, 2)$	$(0, inc, 1)$	$(+, inc, 1)$	$(+, std, n)$
$a2(b2)$	$(+, dec, 2)$	$(0, dec, 1)$	$(-, dec, 1)$	$(-, std, n)$
$a4(b4)$	$(+, std, n)$			
$a3(b3)$	$(+, inc, 1)$	$(+, std, n)$		
$a4(b4)$	$(+, std, n)$			

図 5: ターゲット 2 の時間変化表

時間変化系列の異なっているパラメータを別のグループにすることによって、パラメータ間の相互影響が排除されていることがわかる。同一の定性状態は 1 つの時間にまとめられることによって、パラメータの本質的な振舞いが表現されている。また、図 3 の (b) の現象の時間変化表は、パラメータ $x1(y1)$, $x2(y2)$ とともに同一の変化系列であるために、図 6 のように同一グループとなる。

$x1(y1)$	$(-, inc, 1)$	$(0, inc, 1)$	$(+, inc, 1)$	$(+, std, n)$
$x2(y2)$	$(+, dec, 1)$	$(0, dec, 1)$	$(-, dec, 1)$	$(-, std, n)$

図 6: ベースの時間変化表

4.2 マッチング

ベースとターゲットの時間変化表を基にして実際にマッチングを行う。時間変化表は、異なった

時間遷移を持つパラメータグループに分類されており、同一グループ内のパラメータは同一の時間遷移を行なうため、パラメータグループを単位としたマッチングを行なう。

ベースの時間変化表におけるグループ数を n とし、 i 番目のグループに属しているパラメータ集合を BG_i とする。同様に、ターゲットの時間変化表におけるグループ数を m とし、 j 番目のグループに属しているパラメータ集合を TG_j とする。

集合 BG_i 内のパラメータと、集合 TG_j 内のパラメータとのマッチング集合 $BG_i \leftrightarrow TG_j$ を $MG_p(i, j)$ と表すと、 $i = 1 \sim n, j = 1 \sim m$ に対して全ての $MG_p(i, j)$ を求める。これは、ベースとターゲットの全てのマッチングの可能性を調べていることになる。また、 $MG_p(i, j)$ のマッチングに対して、それぞれの定性状態の継続時間の対応づけを行い、それをリスト表現したものを $MG_t(i, j)$ とし、 $i = 1 \sim n, j = 1 \sim m$ に対して全ての $MG_t(i, j)$ を求める。このとき、 $MG_t(i, j)$ を時間マッチングと呼ぶ。時間マッチングは、時間遷移に関する制約条件を表したものである。図 5 と図 6 に対する $MG_p(1, 1), MG_p(2, 1), MG_t(1, 1), MG_t(2, 1)$ は下のようになる。

$$\begin{aligned} MG_p(1, 1) &= \{x1(y1) \leftrightarrow a1(b1), \\ &\quad x2(y2) \leftrightarrow a2(b2)\} \\ MG_p(2, 1) &= \emptyset \\ MG_t(1, 1) &= [1 \leftrightarrow 2, 1 \leftrightarrow 1, 1 \leftrightarrow 1] \\ MG_t(2, 1) &= [] \end{aligned}$$

次に、構造的に矛盾のないマッチング集合の和集合をとり、それを $MG(k)$ とする。構造的に矛盾が無い集合とは、次の制約を満たす場合をいう。

(1) 2 つのマッチング集合 $MG_p(k, l), MG_p(p, q)$ において、あるベースパラメータが、 $MG_p(k, l)$ と $MG_p(p, q)$ で異なるターゲットパラメータとマッチングしていないこと。同様に、あるターゲットパラメータが、 $MG(k, l)$ と $MG(p, q)$ で異なるベースパラメータとマッチングしていないこと。

(2) 2 つの時間マッチング $MG_p(k, l), MG_p(p, q)$ に関して、

$$\begin{aligned} MG_t(k, l) &= [k_1 \leftrightarrow l_1, \dots, k_n \leftrightarrow l_n, \\ &\quad k_{n+1} \leftrightarrow l_{n+1}, \dots] \end{aligned}$$

$$MG_t(p, q) = [p_1 \leftrightarrow q_1, \dots, p_m \leftrightarrow q_m, \dots]$$

$$\alpha = \sum_{i=1}^n k_i, \beta = \sum_{i=1}^m p_i, \gamma = \sum_{i=1}^n l_i, \delta = \sum_{i=1}^m q_i$$

とすると、

$$\alpha < \beta < \alpha + k_{n+1} \text{ ならば、}$$

$$\gamma < \delta < \gamma + l_{n+1} \text{ がなり立つ。}$$

$$\beta = \alpha + k_{n+1} \text{ ならば、}$$

$$\delta = \gamma + l_{n+1} \text{ がなり立つ。}$$

なお、図 5 および図 6 では省略されているが、実際には、時間変化表には図 1 のように個体の属性および個体間の関係などの情報が付加されている。ベースとターゲット間でこのような情報のマッチングを行ない、その集合を MA とすると、上記の制約 (1) の下で $MG(k)$ との和集合をとったものが求めるマッチング集合となる。

集合 $MG(k)$ において $k = 1$ の場合、 $MG(1)$ が求めるベースとターゲットのマッチング集合であるが、 $k \neq 1$ の場合は、ベースとターゲット間で複数のマッチングの仮説が存在することを意味している。このため、最も妥当なマッチングを選択する必要がある。これは、集合 $MG(k)$ に対して、類似度を計算し、類似度の最も高い集合を選択することによって実現している。類似度の計算は、 $MG(k)$ のそれぞれの要素に対する評価スコアの和をとったものである。評価スコアは、概念階層木を基にして、性質の同じパラメータ同士のマッチングのスコアを高くするように計算してらる。

4.3 定性状態の差分

複数のベースとの類比を行なう場合、ベースの現象と同一の振舞いをしているパラメータが、別のプロセスからの影響により表面上は全く異なった振舞いをしてしまい、結果的にベースのパラメータとうまくマッチングすることができないという問題が発生する。この問題を解決するために、本システムでは定性状態の差分手法を提案する。

例えば、集合 $\{a1(b1), a2(b2), a1(b2)\}$ をターゲットのパラメータ集合、 $\{x1(y1), x2(y2), x1(y2)\}$ をベースのパラメータ集合としたとき、 $\{x1(y1) \leftrightarrow a1(b1), x2(y2) \leftrightarrow a2(b2)\}$ というマッチングが可能ならば、 $x1(y2) \leftrightarrow a1(b2)$ というマッチングも可能であると推論することができる。しかしなが

ら、実際の定性状態は、 $x1(y2)$ と $a1(b2)$ で異なっている場合がある。これは、あるプロセス A の影響によって、パラメータ $a1(b2)$ が $x1(y2)$ と同一の振舞いをしているにもかかわらず、別のプロセス B の影響が加わることによって $x1(y2)$ とは異なった振舞いをしているために発生すると考えられる。したがって、 $a1(b2)$ と $x1(y2)$ の時間変化系列の差分をとり、その差分をプロセス B による影響と考える。すなわち、差分をパラメータ $a1(b2)$ の新たな振舞いとして、別のベースのパラメータとの類比を行なう。

本手法により、複数のプロセスによって影響を受けるようなパラメータに対して、プロセスごとにそのパラメータの振舞いを分離することが可能となる。定性状態の差分は、次に示す公式を基にして計算している。

$$\begin{aligned}
 (a, inc) - (a, dec) &= (a, inc) \\
 (a, inc) - (a, std) &= (a, std) \\
 (a, inc) - (a, inc) &= (a, \{inc, std, dec\}) \\
 (a, std) - (a, dec) &= (a, inc) \\
 (a, std) - (a, std) &= (a, std) \\
 (a, std) - (a, inc) &= (a, dec) \\
 (a, dec) - (a, dec) &= (a, \{inc, std, dec\}) \\
 (a, dec) - (a, std) &= (a, dec) \\
 (a, dec) - (a, inc) &= (a, dec)
 \end{aligned}$$

上式において、 $inc - inc$ と $dec - dec$ の値は一意に定まらないため、複数の定性状態が生成される。このため、差分によって生成される新たな振舞いは、これらの複数の可能性の中で1つを選択して新しいベースとの類比を試みることになる。図7に差分の例を示す。

$a1(b2)$	(+, inc)	(+, std)	(+, dec)	(+, std)
$x1(y2)$	(+, std)	(+, dec)	(+, std)	(+, std)
差分	(+, inc)	(+, inc)	(+, dec)	(+, std)

図7: $a1(b2) - x1(y2)$

5 モデルのフィルタリングと写像

マッチングによって得られた情報を基にして、プロセスの写像を行なう場合、写像する必要のない不要なプロセスを発見し、そのようなプロセスをフィルタリングすることが必要となる。これは、形

成される理論を必要最小限のものにするために非常に重要な処理である。

不要プロセスのフィルタリングに関する考え方は、Phineas では考慮されていなかった。このため、ターゲットの現象を説明するのに無関係なプロセスまでも形成されるという問題があった。本研究では、ベースを説明するプロセスの中から不要プロセスを同定し、不要プロセス以外のプロセスの写像を行なうことによって、この問題を解決している。

ターゲットを説明する上で全く必要のないパラメータを不要パラメータと呼び、不要パラメータのみを説明するようなプロセスを不要プロセスとする。例として、図8の場合を考える。

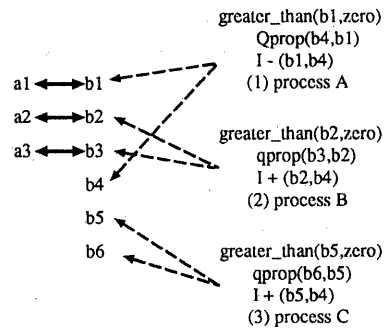


図8: プロセスのフィルタリング

ベースのパラメータ集合を $\{b1, b2, b3, b4, b5, b6\}$ 、ターゲットのパラメータ集合を $\{a1, a2, a3\}$ とし、ベースを説明するプロセスを process A, process B, process C とする。このとき、

$$MG = \{a1 \leftrightarrow b1, a2 \leftrightarrow b2, a3 \leftrightarrow b3\}$$

が成り立つならば、ターゲットを説明するためにはベースの $\{b1, b2, b3\}$ が必要であることがわかる。

次に、ベースのパラメータ $\{b1, b2, b3\}$ を説明するプロセスを同定する。パラメータ $b1$ は、process A における $I - (b1, b4)$ によって決定される。 $I - (b1, b4)$ は、パラメータ $b1$ が $b4$ によって決まること表している。 $b4$ は、process A の $Qprop(b4, b1)$ によって決定される。同様にして、パラメータ $b2, b3$ は process B によって決定されることがわかる。このような手法を繰り返すことにより、ターゲットを説明するにはベースの $\{b1, b2, b3, b4\}$ が必要

であり、それらを説明するプロセスは、process A, process B であることがわかる。したがって、不要パラメータは b_5, b_6 であり、不要プロセスは process C であるということがわかる。

プロセスのフィルタリングを行なった後、マッチング情報を基にして実際にプロセスの写像を行なう。図 8 における process A と process B をターゲットに写像した結果を図 9 に示す。

$\text{greater_than}(a1, \text{zero})$	$\text{greater_than}(a2, \text{zero})$
$\text{Qprop}(b4, a1)$	$\text{qprop}(a3, a2)$
$I - (a1, b4?1)$	$I + (a2, b4?1)$
(1) process A1	(2) process B1

図 9: 写像されたプロセス

ベースのパラメータ b_4 は、ターゲットとマッチングする b_1, b_2, b_3 を説明するために必要なパラメータであるが、ターゲットには b_4 とマッチングするパラメータが存在しない。このため、新しいパラメータ $b_4?1$ を生成し、 b_4 とマッチングするパラメータとする。このようにして新しく生成されたパラメータを仮説パラメータと呼ぶ。 $b_4 = x1(y1)$ で、 $x1$ と $a1$ がマッチングする時に作られる仮説パラメータは $a1(y1?1)$ である。

仮説パラメータは、ターゲットにおいて実際には観測されていないパラメータであるが、ターゲットの現象に参与しているという仮定を行なっている。このようなパラメータは、観測データからその正当性を評価することは不可能である。このため、1度生成された仮説パラメータを理論の洗練化によって削除することは困難である。本手法のようなプロセスのフィルタリングを行なわない場合、図 7 における process C がターゲットに写像され、パラメータ b_5, b_6 に対する仮説パラメータが生成される。生成された仮説パラメータ $b_5?1, b_6?1$ は、ターゲットの現象を説明する上では無意味である。特に、複合類推では複数のベースからプロセスを写像するため、数多くの無意味な仮説パラメータが生成されてしまう。したがって、写像の前にプロセスをフィルタリングすることは非常に重要であると考えられる。

6 定量条件の検証

複合類推によって形成された理論には、活性化されるべきではない時に活性化されているような

矛盾を含んだプロセスが存在する場合がある。したがって、このようなプロセスを発見し、その矛盾を解消する必要がある。矛盾が発生する場合を図 10 の沸騰の現象の例を用いて示す。

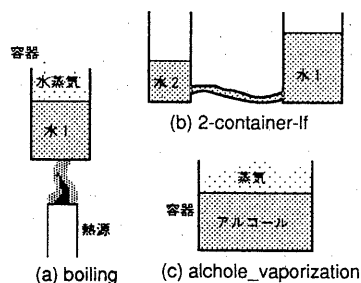


図 10: 矛盾が発生する例

沸騰は、「熱源からの熱の移動によって水の温度が上昇し、沸点に達すると水が水蒸気に変化する」という現象である。この現象をターゲットとしたときに、ベースとなる現象を同図の (b), (c) に示す。(b) の現象は、「圧力の高い容器の水が圧力の低い容器に移動する」という現象である。これは、ターゲットにおいて、「温度の高い熱源から温度の低い水に熱が移動する」という現象と類似している。したがって、量(水1) ↔ 温度(熱源), 量(水2) ↔ 温度(水1) というマッチングが行なわれる。

また、(c) の現象は、「アルコールの量が 0 になるまで蒸発する」という現象であり、これは、ターゲットにおいて、「水の量が 0 になるまで沸騰する」という現象と類似している。したがって、量(アルコール) ↔ 量(水1), 量(蒸気) ↔ 量(水蒸気) というマッチングが行なわれる。

次に、上記のマッチング情報を基にしてプロセスの写像を行なう。(c) の現象を説明するプロセスは、アルコールが存在する限り活性化されるようなプロセスであるため、ターゲットに写像されたプロセスも水が存在する限り活性化されてしまう。しかしながら、沸騰は水の温度が沸点に達して始まるため、推論結果と実際の振舞いとに矛盾が発生する。このような問題は、蒸発の現象から写像されたプロセスに定量条件が不足しているために発生する。したがって、プロセスに定量条件を付加することによって制約条件を増やすことを考える。本研究では、定量条件を生成するためのオペレータを定義し、そのオペレータを適用する

ことによってプロセスの矛盾を解消するというアプローチをとっている。

オペレータには優先順位が設定されており、複数の定量条件が生成された場合は、優先順位の高いオペレータによって生成された定量条件を選択する。優先順位の設定は、オペレータの適用条件の厳しいものを高くし、緩いものを低くするように設定している。本システムにおいて定義されているオペレータを図 11 に示す。

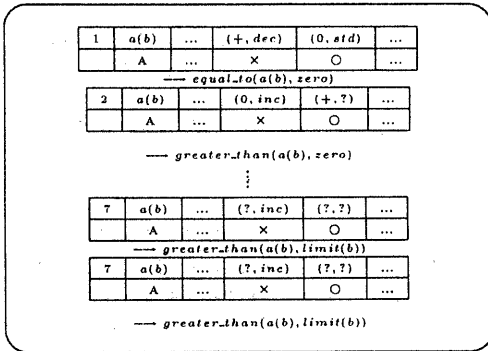


図 11: オペレータの定義

図 11 において、A はパラメータ $a(b)$ の振舞いを説明するプロセス名を表している。また、? というマークはどんな値もとりにうることを表している。上記の遷移表の条件を満たしていれば、その下の記述が定量条件としてプロセス A に加えられる。遷移表における番号は優先順位を表しており、数字が低いほど優先順位は高くなる。

次に、上記のオペレータを適用する際に、実際の遷移表においてどのパラメータを $a(b)$ と見なすかということが問題となる。活性化されていないプロセスが次の時間に活性化されるのは、定量条件を満足していないパラメータの値が変化することによって、次の時間にその定量条件が満足されるためである。したがって、プロセスが活性化される直前の時間に変化しているパラメータを $a(b)$ とすれば良いことがわかる。

定量条件の自動生成のステップを以下に示す。

step1 矛盾の発生した時間において、定性微分値が *std* 以外の値をとるパラメータを探索する。

step2 step1 によって得られたパラメータの内、矛盾のあるプロセスに関係のあるパラメータを探索する。

step3 step2 によって得られたパラメータに対して、オペレータを適用して定量条件を生成する。

step4 複数の定量条件が生成された場合、優先順位の高いオペレータによって生成された定量条件を採用する。

沸騰の例に、上記のステップを適用した場合を考える。矛盾の発生した時間は水の温度が沸点に達するまでの時間である。この時間に変化するパラメータは、温度(水 1)であり、このパラメータは矛盾の発生しているプロセスに関係のあるパラメータである。したがって、図 11 のオペレータ 7 を適用することによって、*greater_than*(温度(水 1), *limit*(水 1)) という定量条件が生成される。ここで、*limit* という関数は、沸騰の現象における沸点に相当している。この定量条件を沸騰を引き起こすプロセスに付加することによって、水の温度が沸点に達するまでに活性化されることを防ぐことができる。

7 理論形成の例

理論形成の具体的な例として、図 12 (a) の *temp_control* の現象を考える。(a) は、「水に氷を入れることによって水の温度が減少し、サーモスタットが熱を供給することによって温度が上昇する」という現象である。

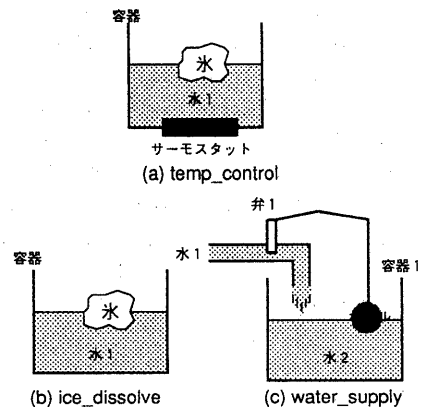


図 12: 複合類推の例

この現象に対して、(b) の *ice_dissolve* という現象との類推を行なう。(b) における氷の振舞いは、(a) と同一の振舞いをしている。このため、温度(

氷) ↔ 温度(氷), 量(水1) ↔ 量(水1), 量(氷) ↔ 量(氷) というパラメータのマッチングを行なうことができる。

また、このマッチングによって、温度(水1) ↔ 温度(水1) というマッチングを推論することができる。しかしながら、図 13 に示すようにターゲットにおける“温度(水1)”の振舞いはサーモスタットの影響を受けるため、ベースの“温度(水1)”とはマッチングしない。このため、ターゲットの“温度(水1)”は、別のプロセスからの影響を受けていると考えることができる。別のプロセスからの影響は、ターゲットとベースの“温度(水1)”の振舞いの差分をとったものとなる。

T	(+,dec)	(+,dec)	(+,std)	(+,inc)	(+,inc)	(+,std)
B	(+,dec)	(+,dec)	(+,dec)	(+,dec)	(+,std)	(+,std)

図 13: ベースとターゲットの温度(水1)

図 14 は、“温度(水1)”の差分を示したものであり、図中の番号は時間遷移の経路の可能性の数を示している。例えば、2 番号目の経路は、(+,std), (+,std), (+,inc), (+,inc), (+,std) という遷移を行なうことを表している。複数の経路が存在するのは、(+,dec) - (+,dec) の値が一意に決定できないためである。

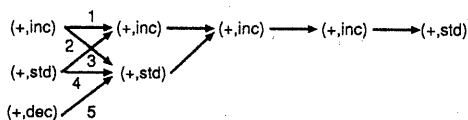


図 14: 温度(水1)の差分

temp_control の現象の理論を形成する場合、ice_dissolve という現象以外に、図 14 の差分を説明するような現象との類推を行なう必要がある。“温度(水1)”の差分は複数の可能性があるため、このうちの一つの経路とマッチングするような現象を検索する。図 14 において、1 番号目の経路を選択した場合、図 12 の (c) の現象における“量(水2)”とのマッチングを行なうことが可能となる。(c) は、「水の量によって弁の距離が変化し、水の供給率が制御される」という現象である。(c) と (a) の現象のパラメータのマッチングは、量(水1) ↔ 温度(サーモスタット), 量(水2) ↔ 温度(水1) となる。

次に、パラメータのマッチング情報を基にしてプロセスの写像を行なう。temp_control の現象にお

いて、氷の溶解を説明するプロセスは、ice_dissolve の現象を説明するプロセスと全く同一となる。また、サーモスタットからの熱の移動を説明するプロセスは、(c) の現象を説明するプロセスを写像することによって得られる。このプロセスを図 15 に示す。

fluid_level_control

```
greater_than(温度(サーモスタット),zero)
greater_than(距離(弁1?1),zero)
Qprop(流率?1,距離(弁1?1))
nqprop(距離(弁1?1),高さ(ボール?1))
Qprop(高さ(ボール?1),温度(水))
I-(温度(サーモスタット),流率?1)
I+(温度(水),流率?1)
```

図 15: 写像されたプロセス

図 15 のプロセスでは、弁1?1 と ボール?1 という新しい個体が作り出されている。これらの個体は、ターゲットの現象において、ボール?1 の高さが増加することによって弁1?1 の距離が減少し、サーモスタットからの熱の供給を制御するように働く。すなわち、弁1?1 と ボール?1 という個体は、サーモスタットのセンサと制御系の役割を果たしていることがわかる。

temp_control の例で示したような定常状態の差分という手法を用いない場合、(b) と (c) の現象のどちらもターゲットとはマッチングしない。これは、水の温度が、氷からの影響とサーモスタットからの影響によって表面上は異なった振舞いをしているためである。したがって、ターゲットのパラメータの振舞いをいくつかの振舞いに分離することは、複合類推を行なう上で特に重要となることがわかる。

8 考察

一般に、与えられた問題が複雑になればなるほど、その問題領域と全体として類似している知識をシステムが保持している確率は低くなる。このため、一定量の知識を基にして問題解決を行なう場合、与えられた問題が複雑になるにつれてシステムの問題解決能力が極端に減少してしまうという問題が発生する。本稿で提案した複合類推手法は、このような問題に対する有力な解決法であると考えられる。

複合類推に類似した手法を取っているシステムとして、Sycara の提案した CADET [4] がある。CADET は、与えられた仕様を満足するように複数の事例を利用してデバイスのデザインを行なうシステムである。デバイスは、パラメータの因果関係とそれを実現する部品から構成されており、過去にデザインしたデバイスは、事例として記憶されている。システムに与えられる仕様は、パラメータ間の因果関係であり、その因果関係を満足するような部品を得ることが目標となる。したがって、デバイスの因果関係を予め知っておく必要があるため、本システムのように未知なるデバイスの因果関係を推論することはできない。また、CADET はマッチング情報を基に事例の部品をターゲットに写像するのではなく、その部品を最終的な結果として受けとるのみであるため、類推というよりも、むしろ複合的なメモリーベース推論であるといえる。

また、本研究と同様の試みを行なった研究として脇園らの多重類推 [5] がある。脇園らの多重類推は、一階述語論理における類推であり、分散協調環境において、あるエージェントが、与えられた目標概念を説明するための知識を持っていない場合に、回りのエージェントの知識からの類推によって必要な知識を生成するというものである。各エージェントの知識の類比はリテラルのマッチングであり、このマッチング情報を基にしてベースエージェントの知識を変換する。複合類推との最大の違いは、複合類推が複数のベースとのパラメータのマッチングを自動的にこなしているのに対して、脇園らの手法は、予め類比情報を与える必要があることである。したがって、それぞれのエージェントとのマッチング情報から、矛盾のない最大のマッチング集合を作り出すことが多重類推の主要な目標となる。

9 今後の課題

類推を用いたシステムを事例ベース推論と見た場合、事例をいかにして検索するかという問題と、検索された事例をいかにして現在の問題領域に適用するかという2つの問題が存在する。本稿は、後者の問題に関する手法の提案であり、事例はすでに何らかの手法によって検索されているもの仮定している。しかしながら、複合類推を用いる場合、単一的な類推よりも検索の探索空間が広がり、

検索はより困難となると考えられる。したがって、複数の事例を効率的に検索する手法を研究する必要があると思われる。

また、本稿で提案した理論形成手法は、与えられた現象を完全に説明するような理論の形成を目的としており、その理論が実際に正しいかどうかは保証されていない。一般に、理論形成の分野では、得られた理論が客観的に正しいかどうか判断することは不可能であると考えられる。形成された理論は、様々な現象を矛盾なく説明するべく洗練化されていく過程で、徐々に正しい理論へと向かっていくと考えられる。したがって、形成された理論を正しい理論に近づけるための理論の洗練化手法に関する研究をする必要があると考えられる。

参考文献

- [1] Falkenhainer, B.: Learning from Physical Analogies: A Study in the Analogy and the Explanation Process, Doctoral dissertation, Department of Computer Science, University of Illinois at Urbana Champaign (1989).
- [2] Gentner, D.: Structure-Mapping: A Theoretical Framework for Analogy, Cognitive Science, Vol.7, No.2, pp.155-170 (1983).
- [3] Forbus, K. D.: Qualitative Process Theory, Artificial Intelligence, Vol.24, pp.85-168 (1984).
- [4] Sycara, K., Navinchandra, D.: Index Transformation Techniques for Facilitating Creative use of Multiple Cases, Proc. of the 12th IJCAI, pp.347-352 (1991).
- [5] 脇園竜次, 内平直志, 本位田真一: 多重類推のメカニズム, 情報処理学会, 人工知能研究報告, Vol.91, No.103, pp.21-30 (1991).