

複合類推を用いた物理現象の理論形成

堀川 晃[†] 佐々木 和雄^{††} 上原 邦昭[†]

理論形成は、実世界の現象を解析し、その仕組みを計算機上でモデル化する試みである。理論形成の有力な解決手法として類推があげられる。しかしながら、類推には、対象となる事実（ターゲット）と十分な類似性を持つ既知の事実（ベース）が存在するかどうかに推論能力が大きく左右されるという問題があった。この問題に対し、本論文では、対象の部分的な類似性に着目して、複数のベースからの推論結果を複合的に利用して問題解決を行う複合類推手法を提案する。また、本手法を物理現象の理論形成システムに適用して、類推の問題点の1つとされる対象間の類似性の検出に関する問題、複数のベースを利用するためのターゲットの分割に関する問題、推論結果の統合に関する問題などについて考察する。

Theory Formation of Physical Phenomena Using Multiple Analogical Reasoning

AKIHIRO HORIKAWA,[†] KAZUO SASAKI^{††} and KUNIAKI UEHARA[†]

Analogical reasoning is a useful problem solving method for theory formation, which is an approach to automatically construct a theory model for observed phenomenon. However, as the similarity between knowledge of familiar phenomenon (base) and observed phenomenon (target) decreases, the ability of theory formation by analogical reasoning diminishes. In this paper, we propose the concept of multiple analogical reasoning to solve the above issue. In the framework of multiple analogical reasoning, we may use multiple base phenomena to conjecture plausible explanation of a complex target phenomenon. Furthermore, we should focus on partial similarities between two phenomena in order to construct an appropriate theory model. These ideas are illustrated by way of a theory formation program which uses multiple analogical reasoning to posit qualitative explanations for time-varying descriptions of physical behaviors.

1. はじめに

機械学習の1つの分野として、理論形成に関する研究がある。理論形成とは、人間が実世界における様々な現象を理解し、その仕組みを理論としてモデル化する過程を、計算機によって実現しようという研究である。理論形成に関する研究には、大きく分けて2つの流れがある。1つは、帰納推論などを用いて現象の静的な観測データからルール化された領域知識を理論として獲得し、新たな観測データを理論からの演繹推論によって説明する手法である¹¹⁾。もう1つは、観測データから現象の構造的な因果関係をモデルとして獲得し、類推やCBR等を用いて新たな観測データを説明する手法である^{5),12)}。この手法では、獲得されたモ

デルが新たな現象を説明するための理論となる。

類推を用いて理論形成を行う代表的なシステムとして、FalkenhainerのPHINEAS⁶⁾がある。PHINEASは、目標となる物理現象の観測データが与えられると、類似した過去の現象を検索し、SME (Structure Mapping Engine)⁹⁾を用いて2現象間での写像を行う。次に、写像によって得られた対応関係に基づいて、過去の物理現象の説明に使われた理論を変形して、目標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では、類推は過去の単一の現象から行われるものと仮定されていた。いいかえると、目標の現象と全体的に類似した過去の現象が前もって記憶されているという暗黙の仮定があった。しかしながら、あらゆる現象をあらかじめ用意しておくことは困難である。このため、現実の問題領域では、目標の現象が複雑な場合には、十分に類似した過去の現象が存在することは稀であると考えられる。

[†] 神戸大学工学部情報知能工学科
Faculty of Engineering, Kobe University

^{††} 富士通研究所
Fujitsu Laboratories LTD.

一方、現実の問題領域を分析してみると、たとえば物理現象の分野などでは、全体の構造は異なっているが、部分的には類似している現象が多く存在している。このような分野では、全体として類似した過去の現象がなくても、複数の過去の現象から部分的な類似性に着目した類推を行い、それらの結果を組み合わせることによって新たな理論を形成することが可能である。実際、人間が行っている類推も、断片的なアナロジーを組み合わせることで実現されていると考えられる。

以上のような観点から、本稿では、問題解決のために複数の対象を複合的に利用する類推手法（以後、複合類推と呼ぶ）¹³⁾を提案し、複合類推に基づく理論形成手法について検討する。さらに、複合類推を用いて物理現象の説明を行う理論形成システムについて検討する。問題領域として物理世界を取り上げるのは、古くから電気系と力学系等の類比が知られており、類推による理論形成手法が適していると考えられることによる。また、物理世界は様々な部分現象から構成されているため、複合類推によるアプローチが有効であると考えられることによる。

2. 複合類推に基づく理論形成

2.1 複合類推

人工知能における類推は、目標とする対象（ターゲット）と基底とする対象（ベース）の間の類似性を検出し、ベースで成立する事実を変換してターゲットの未知の事実を予測する推論方式である。一般的な類推の処理の流れは以下ようになる。

- 第一段階：対象領域を記号で表現する（記号化）。
- 第二段階：ターゲットに類似したベースを選択する（検索）。
- 第三段階：ベースとターゲット間の対応を決定する（写像）。
- 第四段階：ベースで成立する事実を変換してターゲットの新たな事実を生成する（変換）。

複合類推は、複数のベースを利用できるように上記の枠組みを拡張したものである。複合類推の概念図を図1に示す。ターゲットの各部分構造は、それぞれ類似したベースとの間で写像が行われる。図1において、ベースの斜線部はターゲットの部分構造との写像に成功したベースの部分構造を、他の部分は写像に失敗した部分構造を示している。写像に成功した各ベースの部分構造は変換されて、ターゲットの未知の事実が導出される。最後に、各ベースから変換して得られた事実はまとめられてターゲットの未知の事実として獲得される。この処理は複合類推に新たに追加された

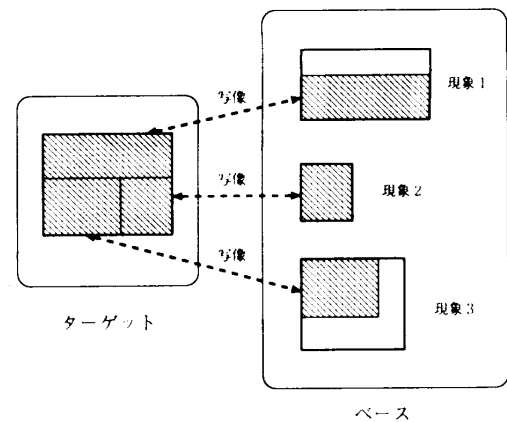


図1 複合類推の概念

Fig. 1 Concept of multiple analogical reasoning.

もので、以下では特に統合と呼ぶ。

2.2 理論形成への適用

すでに述べたように、複合類推を理論形成に適用した場合、全体的に類似した現象がなくても、複数の現象からの類推結果を統合してターゲットの理論を形成するために、既存の現象を有効に活用した理論形成を行うことができる。しかしながら、実際に複合類推に基づく理論形成を実現しようとした場合、いくつかの問題が生じる。

まず第一の問題として、現象を構成する要素は一般に相互に影響を与えあっているために、ある現象から必要な部分現象のみを切り出そうとした場合、要素間の因果関係を考慮しなければ適切な部分現象を取り出すことはできないという点がある。第二の問題として、必ずしも最適なベースの選択や組合せが実現できるとは限らず、統合された理論に冗長性が含まれている可能性があるという点がある。以降では、これらの問題点に留意しながら、複合類推に基づく物理現象の理論形成システムについて説明する。

3. 物理現象の記述

一般に、人間は物理現象などの動的な事象を観察した際に、連続的変化量に関する数値的解析を行ったりせず、事象の振舞い全体の因果性について理解しようとすると考えられている。このような考え方に基づいて、動的な振舞いを理解するための理論的枠組みとして定性推論が提案されている^{8),10)}。本稿では、人間の理論形成を計算機上で実現するという立場から、物理現象の記述形式および理論のモデリング言語として定性的な表現を用いている。

3.1 現象の記述

図2に、物理現象の例として“2.container.lf”を

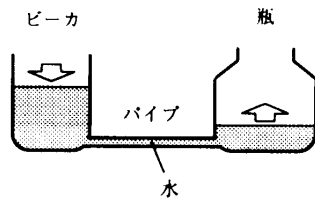


図2 現象: 2_container_lf

Fig. 2 Visual description of phenomenon "2_container_lf."

個体情報
 contained_liquid(ビーカーの水),
 contained_liquid(瓶の水),
 fluid_path(パイプ),
 physical_connection(ビーカーの水, 瓶の水, パイプ)

状態遷移

パラメータ	t1	t2
量(ビーカーの水)	(+,dec)	(+,std)
量(瓶の水)	(+,dec)	(+,std)
圧力(ビーカーの水)	(+,inc)	(+,std)
圧力(瓶の水)	(+,inc)	(+,std)
流率(1)	(+,dec)	(0,std)

図3 現象の記述: 2_container_lf

Fig. 3 Qualitative description of phenomenon "2_container_lf."

示す。現象 "2_container_lf" は「ビーカーから瓶に圧力が等しくなるまで水が移動する」という現象である。物理現象を構成している、水、ビーカー、パイプを個体と呼ぶ。また、個体は「水の圧力」や「水の量」といった種々のパラメータを持っている。このうち、「圧力」や「量」を関数と呼び、パラメータ「水の量」を「量(水)」と表記する。

現象 "2_container_lf" の定性的な表現による現象の記述を図3に示す。現象の記述は、個体情報と状態遷移から構成される。個体情報は、個体の物理的性質や個体間の関係について記述したものである。状態遷移は、現象の推移をパラメータの定性的な値の時間的変化によって記述したものである。時間は、ある定性状態が継続する期間または瞬間で表される。パラメータの値は、「(定性値, 定性微分値)」という対で表現され、定性値は "+", "-", "0" のいずれかの値、定性微分値は "inc" (増加), "dec" (減少), "std" (一定) のいずれかの値をとる。したがって、図3の「量(ビーカーの水)」は、「ビーカーの水の量が時間 t1 で正の値をとりつつ減少し、時間 t2 で正の一定値に落ち着く」という状態遷移を示していることになる。

3.2 理論モデルの記述

本稿では、定性推論のためのシミュレータとして Forbus の定性プロセスエンジン (QPE)⁷⁾ を用い、QPE のプロセスと呼ばれる定性モデルを用いて理論を記述するものとする。現象の理論をプロセスによって記述したモ

理論モデル
 liquid_flow(ビーカーの水, 瓶の水, パイプ, 1),
 個体情報 contained_fluid(ビーカーの水),
 contained_fluid(瓶の水),
 fluid_path(パイプ),
 physical_path(ビーカーの水, 瓶の水, パイプ)
 前提条件 fluid_path(パイプ)
 定量条件 greater_than(圧力(ビーカーの水), 圧力(瓶の水)),
 greater_than(量(ビーカーの水), zero)
 関係 Qprop(流率(1), 圧力(ビーカーの水) - 圧力(瓶の水)),
 Qprop(圧力(ビーカーの水), 量(ビーカーの水)),
 Qprop(圧力(瓶の水), 量(瓶の水)),
 影響 I-(量(ビーカーの水), 流率(1)),
 I+(量(瓶の水), 流率(1))

図4 理論モデルの記述: 2_container_lf

Fig. 4 Theory model of phenomenon "2_container_lf."

デルを理論モデルと呼ぶ。また、現象 "2_container_lf" の理論モデルを図4に示す。

プロセスは個体情報、前提条件、定量条件、関係、影響からなる。個体情報は、プロセス内で用いられる個体の物理的性質や個体間の関係について記述したものである。前提条件は、プロセスに記述された状態変化が生起するために、個体が満たさねばならない性質や関係を表した条件である。定量条件は、パラメータが満たさねばならない定性状態を不等式で表した条件である。関係と影響は、それぞれ定性微分値と定性値についての状態変化の因果関係を示している。

たとえば図4では、関係 "Qprop(流率(1), 圧力(ビーカーの水) - 圧力(瓶の水))" は「流率(1)」の定性微分値が「圧力(ビーカーの水)」と「圧力(瓶の水)」の値の差に比例して変化すること、影響 "I-(量(ビーカーの水), 流率(1))" は「量(ビーカーの水)」の定性値が「流率(1)」の値に負の比例をして変化することを示している。なお、図中の "1" は現象固有の物理係数を与えるためのラベルとして便宜上用意した個体であり、実際の個体として存在しているわけではない。たとえば、プロセス A では「流率(1)」、プロセス B では「流率(2)」というように記述して区別している。

4. 写像の定式化

類推を利用した問題解決において、対象間の個々の対応関係(これを類比と呼ぶ)をどのように決定するかは非常に重要な問題である。一般に、類比の候補が複数考えられる場合、対象間の類似性を最も高くする類比を採用しなければならない。類似性をどのように定義するかは問題領域に依存しているため、以下では物理現象の理論形成に適した類似性尺度について検討する。

4.1 基本的な方針

類推に基づく問題解決では、一般に、どれだけ多く

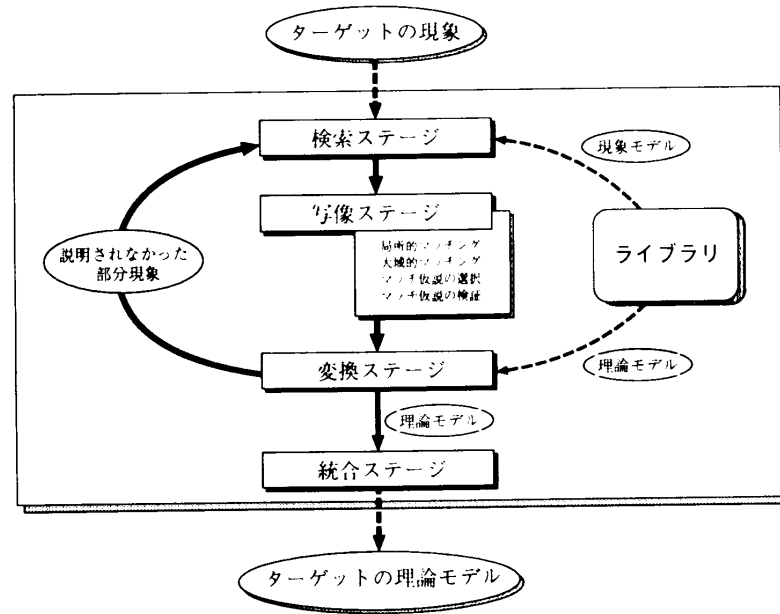


図5 理論形成システム

Fig.5 Theory formation system.

の属性や関係を互に対応づけることができるかによって対象間の類似性の基準が定義されていることが多い。また、関係や属性の重みづけを類似性の評価に導入したシステムもある。たとえば、PHINEASで用いられている SME では、認知心理学の立場から、属性よりも関係の類似性が重要であるとしている。これは、対象が構造的に類似しているならば、その背後にある因果関係も類似しているという考え方に基づいている。

本稿でのアプローチも、基本的には同様な考え方に従っているが、さらに物理現象の理論形成に適した写像手法を導入している。すなわち、理論モデル中のパラメータは、その現象を構成している様々なパラメータから影響を受けている。したがって、パラメータの状態遷移は、現象の因果的な相互関係を内包していると考えられる。このため、ターゲットの状態遷移を正しく説明できる理論モデルを得るためには、個体の関係や性質を重視した類似性の評価よりも、状態遷移を重視した類似性の評価を行うことが有効である。このような観点から、次節では具体的な類比の手法について述べる。

4.2 具体的な手法

本アプローチでは、類比を求めるために、まず対象間の個々のパラメータの対応づけの候補を考え、次に、それらを組み合わせて対象全体の対応づけを求めるといった方法をとっている。これは、パラメータ間の対応づけの段階で、あらかじめ対応づけの候補を限定するためである。もしこのような限定を行わなければ、類

似性の低い候補も含めたすべての候補について考慮しなければならず、それらを組み合わせて求められる対象全体の対応関係の候補数が爆発してしまうという問題が生じる。このため、本アプローチでは前節で述べた理由から、状態遷移が一致するパラメータの対応づけのみを候補としている（この処理を局所的マッチングと呼ぶ）。

次に、局所的に決定されたパラメータの対応づけの候補から矛盾のない和集合を作り、対象間の類比の候補とする（この処理を大域的マッチングと呼ぶ）。さらに、類比の候補に対して、個体情報に記述された個体間の関係に基づいて類似性の評価が行われる。ここでは、類比に従って変換された個体間の関係が、個体情報に記述された個体間の関係と一致していれば、その候補の優先度を高くするようにしている。

最後に、優先度の最も高かった類比の候補の集合に対して、どれだけ多くのパラメータを対応づけることができるかについての評価が行われる（この評価基準を適合度と呼ぶ）。そして、最も多くのパラメータを対応づけることができる類比候補が採用される。

5. 理論形成システムの概略

本章では、理論形成システムの各ステージについて詳細に説明する。全体の流れを図5に示す。なお、記号化は入力段階で行われているものと仮定している。また、検索は、本来、写像の前に行われるものであるが、両者は密接に関係しているために、写像の後で説明する。

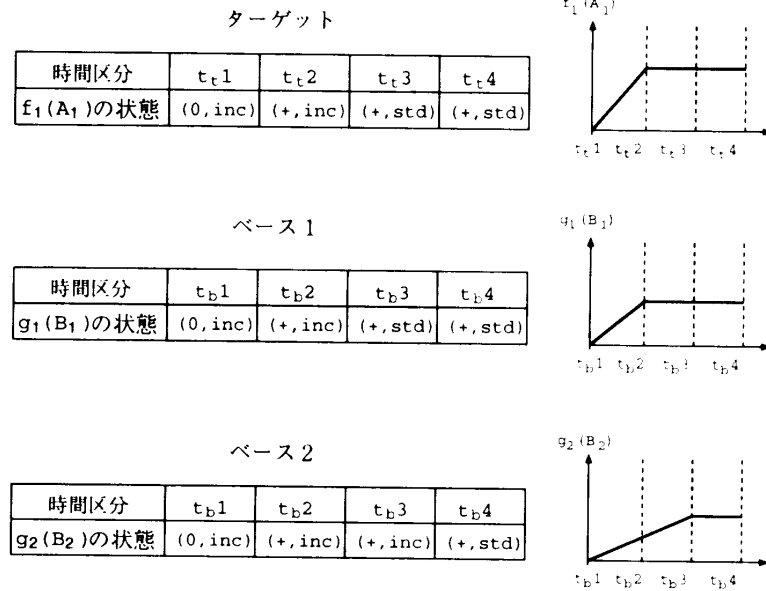


図 6 状態遷移の一致

Fig. 6 Matching qualitative states between target and base.

5.1 写像ステージ

写像ステージでは、ベースとターゲットの類比を求める。すなわち、2つの現象間で、どのパラメータがどのパラメータに対応しているかを決定する操作である。現象間の類比は、局所的マッチング、大域的マッチング、マッチ仮説の選択の3段階に分けて決定される。さらに、決定されたマッチ仮説に対して対応関係の検証が行われる。

5.1.1 局所的マッチング

局所的マッチングは、状態遷移の一致するターゲットとベース間でのパラメータの対応づけを行う操作である。図6に示したターゲットのパラメータ $f_1(A_1)$ は、ベースのパラメータ $g_1(B_1)$ と同一の状態遷移を示している所以对応づけが可能である。一方、ベースのパラメータ $g_2(B_2)$ の状態遷移とは一致していない。しかしながら、時間を以下のように対応づけるならば、両者の状態遷移はともに $\{(0, inc), (+, inc), (+, std)\}$ で表せることが分かる。

$$rclt_{t1} \leftrightarrow t_{b1}$$

$$t_{t2} \leftrightarrow t_{b2}, t_{b3}$$

$$t_{t3}, t_{t4} \leftrightarrow t_{b4}$$

すなわち、“ $t_{t1} \leftrightarrow t_{b1}$ ”はターゲットの時間区分 t_{t1} とベースの時間区分 t_{b1} の状態が“(0, inc)”で一致していることを示している。また、“ $t_{t2} \leftrightarrow t_{b2}, t_{b3}$ ”はターゲットの時間区分 t_{t2} とベースの連続する時間区分 t_{b2}, t_{b3} の状態が“(+, inc)”で一致していることを示している。同様に、“ $t_{t3}, t_{t4} \leftrightarrow t_{b4}$ ”はターゲットの連続する時間区分 t_{t3}, t_{t4} とベースの連続する

時間区分 t_{b4} の状態が“(+, std)”で一致していることを示している。したがって、ターゲットのパラメータ $f_1(A_1)$ とベースのパラメータ $g_2(B_2)$ は対応づけることができる。このようにして得られる、時間区分に影響されない本質的な変化の様子を変化系列と呼ぶ。局所的マッチングでは、ターゲットとベース間で変化系列の一致するパラメータの組合せを探索して、パラメータの対応づけと時間に関する対応づけを求める。

パラメータの対応づけをパラメータマッチと呼ぶ。 $f_1(A_1)$ と $g_2(B_2)$ のパラメータマッチを次のように表すものとする。

$$MP(f_1(A_1), g_2(B_2)) = \{f_1 \leftrightarrow g_2, A_1 \leftrightarrow B_2\}$$

また、時間の対応づけを時間マッチと呼ぶ。パラメータマッチ $MP(f_1(A_1), g_2(B_2))$ に対する時間マッチを次のように表すものとする。

$$MT(f_1(A_1), g_2(B_2)) = \{1 \leftrightarrow 1, 1 \leftrightarrow 2, 2 \leftrightarrow 1\}$$

これは、先ほどの時間区分の対応を簡略化して表したものである。第1要素の“ $1 \leftrightarrow 1$ ”は、ターゲットの最初の時間区分 t_{t1} とベースの最初の時間区分 “ t_{b1} ” が対応していることを、第2要素の“ $1 \leftrightarrow 2$ ”は、ターゲットの時間区分 t_{t2} とベースの2つの時間区分 t_{b2}, t_{b3} が対応していることを表している。同様に、第3要素の“ $2 \leftrightarrow 1$ ”は、ターゲットの2つの時間区分 t_{t3}, t_{t4} とベースの時間区分 t_{b4} が対応していることを表している。なお、時間マッチは大域的マッチングの過程で、時間的な矛盾を生じているパラメータマッチを排除するために利用される。

5.1.2 大域的マッチング

大域的マッチングは、現象間の全体的な対応関係を決定する操作である。大域的マッチングでは、局所的マッチングで作られたパラメータマッチから、矛盾を含まない和集合が求められる。求められたパラメータマッチの集合をマッチ仮説と呼ぶ。なお、矛盾を含まないとは、マッチ仮説が次の2つの制約を満たす場合をいう。

まず、第1の制約として、マッチ仮説には同じパラメータに関するパラメータマッチが複数存在してはならないことがある。いいかえると、パラメータの対応づけは1対1でなければならないことを示している。より厳密には、以下のような制約を設けている。

制約1

マッチ仮説に含まれるすべてのパラメータマッチについて、ターゲットの任意の関数または個体 α に対して " $\alpha \leftrightarrow \beta$ " なる β がただ1つだけ定まる。同様に、任意のベースの関数または個体 β に対して " $\alpha \leftrightarrow \beta$ " なる α がただ1つだけ定まる。

第2の制約は、マッチ仮説には時間に関する対応の矛盾したパラメータマッチが含まれてはならないことである。これは、時間マッチに関する制約となっている。例として、以下の3つの時間マッチを考える。

$$MT(f_1(A_1), g_2(B_2)) = \{1 \leftrightarrow 1, 1 \leftrightarrow 2, 2 \leftrightarrow 1\}$$

$$MT(f_3(A_3), g_3(B_3)) = \{2 \leftrightarrow 3, 2 \leftrightarrow 1\}$$

$$MT(f_4(A_4), g_4(B_4)) = \{2 \leftrightarrow 2, 2 \leftrightarrow 2\}$$

これらの時間マッチについて、現象の開始からターゲットの2番目の時間までの期間が、ベースでは何番目までの期間に対応しているかを比較してみる。 $MT(f_1(A_1), g_2(B_2))$ では、ターゲットの1番目の時間がベースの1番目の時間に、ターゲットの2番目の時間がベースの2番目と3番目の時間に対応していることから、開始から3番目の時間までの期間が対応していることが分かる。また、 $MT(f_3(A_3), g_3(B_3))$ では開始から3番目の時間までの期間、 $MT(f_4(A_4), g_4(B_4))$ では開始から2番目の時間までの期間が対応していることが分かる。したがって、マッチ仮説の中で、 $MT(f_1(A_1), g_2(B_2))$ と $MT(f_3(A_3), g_3(B_3))$ は同時に成立し得るが、 $MT(f_1(A_1), g_2(B_2))$ と $MT(f_4(A_4), g_4(B_4))$ は同時に成立し得ないことが分かる。このように、時間の対応に関する矛盾を防ぐため、以下のような制約を設けている。

制約2

任意のパラメータマッチ $MP(f_1(A_1), g_1(B_1)), MP(f_2(A_2), g_2(B_2))$ の時間マッチが以下のように

に与えられている。

$$MT(f_1(A_1), g_1(B_1)) = [k_1 \leftrightarrow l_1, \dots, k_N \leftrightarrow l_N]$$

$$MT(f_2(A_2), g_2(B_2)) = [p_1 \leftrightarrow q_1, \dots, p_M \leftrightarrow q_M]$$

このとき、 $1 \leq n \leq N$, $1 \leq m \leq M$ を満たす任意の n , m について、常に以下の式が成り立たねばならない。

$$\gamma_t = \sum_{i=1}^n k_i, \quad \gamma_b = \sum_{i=1}^n l_i,$$

$$\delta_t = \sum_{i=1}^m p_i, \quad \delta_b = \sum_{i=1}^m q_i$$

$$\begin{cases} \gamma_b < \delta_b < \gamma_b + l_{n+1} & (\gamma_t < \delta_t < \gamma_t + k_{n+1}) \\ \delta_b = \gamma_b & (\delta_t = \gamma_t) \end{cases}$$

大域的マッチングでは、まず、制約1を満たすマッチ仮説の候補をすべて求め、次の中から制約2を満たさない候補を排除して、両制約を満たすマッチ仮説を求めている。

5.1.3 マッチ仮説の選択

仮説選択は、大域的マッチングで得られたマッチ仮説の集合から、最も類似性が高いマッチ仮説を選択する操作である。3章で述べたように、類似性の評価は2段階に分けて行われる。

まず第1段階として、個体間の関係に基づく類似性の評価を行う。評価は以下の手順で行われる。

- (1) ベースの個体情報に記述されている個体間の関係をマッチ仮説に従って変換する。
- (2) 得られた記述とターゲットの記述を比較して、一致した記述の個数をマッチ仮説の個体間の関係に基づく評価値とする。

この結果、マッチ仮説の集合から最も評価値の高いものが選択される。

個体間の関係の対応に基づく評価値の最も高いマッチ仮説が複数得られた場合は、第2段階として、マッチ仮説によって対応づけられたパラメータの個数に基づく類似性の評価が行われる。なお、本アプローチでは、単純にマッチ仮説に含まれるパラメータマッチの個数を類似性の評価値として利用するのではなく、対応づけられたパラメータの重要度に従って重みづけを行うようにしている。具体的には、類似性の評価に重みづけを導入するために、局所的マッチングで定義した変化系列を利用している。すなわち変化系列はパラメータの本質的な状態遷移を表しているため、変化系列に含まれる状態数は状態遷移の複雑さを示していることになる。たとえば、図6の $MP(f_1(A_1), g_2(B_2))$ は、変化系列が $\{(0, \text{inc}), (+, \text{inc}), (+, \text{std})\}$ であるため、状態数は3である。この変化系列に含まれる状態数をパラメータマッチの重みづけに用いている。また、このような重みづけを用いたマッチ仮説の類似性の評価値を適合度と呼ぶ。

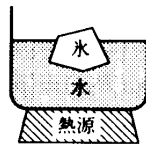


図7 現象: temp_control

Fig. 7 Visual description of phenomenon "temp_control."

適合度

マッチ仮説に含まれる m 個のパラメータマッチを $MP_j (j = 1, \dots, m)$ としたとき、マッチ仮説の適合度を以下のように定義する。

$$\sum_{j=1}^m MP_j \text{ の変化系列に含まれる状態数}$$

適合度による評価を導入することにより、多くのパラメータマッチを持つマッチ仮説ほど、より変化系列の数の多いパラメータマッチを含むマッチ仮説ほど、優先度を高くすることができるようになる。

5.1.4 マッチ仮説の検証

選択されたマッチ仮説によって、類比が完全に決定されるわけではない。マッチ仮説に含まれるパラメータマッチ以外にもパラメータの対応づけが残されている可能性がある。たとえば、「base」という名前のベースとの写像で決定されたマッチ仮説を $HM(\text{"base"})$ としたとき、

$$HM(\text{"base"}) =$$

$$\{MP(f_1(A_1), g_1(B_1)), MP(f_2(a_2), g_2(b_2))\}$$

が成立している場合、大域的マッチングの制約 1 により、必然的にパラメータマッチ $MP(f_2(A_1), g_2(B_1))$ も成立しなければならない。このとき $HM(\text{"base"})$ に $MP(f_2(A_1), g_2(B_1))$ が含まれていないとすれば、 $f_2(A_1)$ と $g_2(B_1)$ の状態遷移が一致していないことになる。このような場合、ベースから得られる理論モデルでは $f_2(A_1)$ の状態遷移を説明することができない。

ここで、再び実際の物理現象を考えてみる。複雑な物理現象では、複数の現象の影響が重なりあって 1 つの状態遷移をひきおこしている場合がある。たとえば図 7 に示す現象 "temp_control" では、「水による温度低下」と「熱源による温度上昇」という 2 つの現象の影響を受けて、水の温度が変化している。このように、先ほどの場合は $f_2(A_1)$ が他の現象の影響を受けているために、 $f_2(A_1)$ と $g_2(B_1)$ の状態遷移は一致していないものと考えられる。以下では、 $f_2(A_1)$ のように複数の現象から影響を受けるパラメータを重複パラメータと呼ぶ。

マッチ仮説に重複パラメータが含まれている場合、

表 1 定性値の差分公式

Table 1 Arithmetic formula for qualitative values.

ターゲットの状態	ベースの状態	差分
(+, x)	(+, y)	(?, z)
(+, x)	(0, y)	(+, z)
(+, x)	(-, y)	(+, z)
(0, x)	(+, y)	(-, z)
(0, x)	(0, y)	(0, z)
(0, x)	(-, y)	(+, z)
(-, x)	(+, y)	(-, z)
(-, x)	(0, y)	(-, z)
(-, x)	(-, y)	(?, z)
(x, inc)	(y, inc)	(z, ?)
(x, inc)	(y, std)	(z, std)
(x, inc)	(y, dec)	(z, inc)
(x, std)	(y, inc)	(z, dec)
(x, std)	(y, std)	(z, std)
(x, std)	(y, dec)	(z, inc)
(x, dec)	(y, inc)	(z, dec)
(x, dec)	(y, std)	(z, dec)
(x, dec)	(y, dec)	(z, ?)

“base” 以外の現象からの影響で起こる $f_2(A_1)$ の状態遷移を分離して考える必要がある。同様に、他の現象の影響によって生じる状態遷移を取り除いたものを状態の差分と呼ぶ。状態の差分は、 $f_2(A_1)$ の状態遷移から $g_2(B_1)$ を写像して得られる状態遷移を減算して求めることができる。

参考のために、定性値と定性微分値の減算の公式を表 1 に示す (表中の “x”, “y”, “z” は任意の値)。たとえば、ターゲットの状態が “(+, inc)” であり、ベースの状態が “(0, dec)” であるならば、差分の定性値は “正 - 零” で正、定性微分値は “増加 - 減少” で増加となるので、状態の差分は “(+, inc)” となる。なお、対象を定性的に取り扱っているために、値を特定できない場合がある (表中の “?”)。このような場合は、システムが保有する情報だけでは対応できないために、利用者に可能性のある状態の候補を示し、指示を求めようとしている。

5.2 検索ステージ

本システムは、過去の現象からの類推によって理論形成を行っているため、過去の現象の集合 (ライブラリ) から、ターゲットと最も類似した知識を効率的に検索する必要がある。仮に、すべての過去の現象に対して写像ステージを実行して適合度を計算すれば、その中で最も類似性の高い現象を検索することができる。しかしながら、ライブラリのすべての現象に対して適合度の計算を行なうのは、探索コストの面で問題がある。このため、より計算量の少ない評価基準として、最大適合度と呼ぶ尺度を導入する。

最大適合度は、写像ステージの処理から、以下の 3 つの制約を取り除いた場合の、マッチ仮説の適合度として定義される。

- 局所的マッチングにおける変化系列の状態の一致

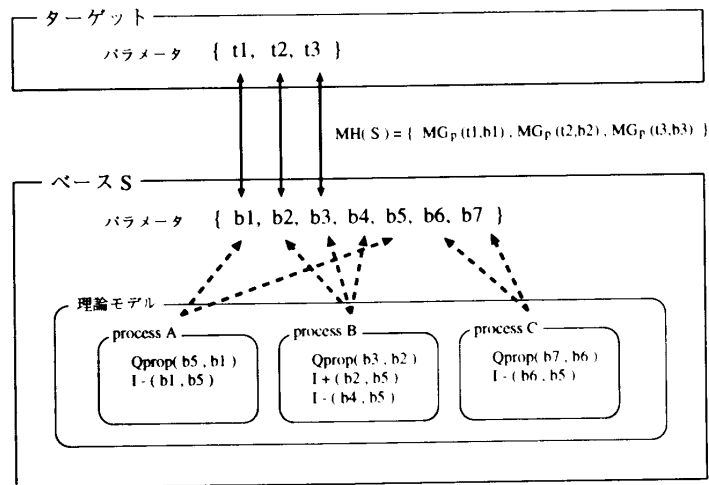


図8 フィルタリング

Fig. 8 Filter out unnecessary parts from base theory model.

に関する制約

- 大域的マッチングにおける制約1
- 大域的マッチングにおける制約2

これは、いいかえると、パラメータの対応づけの条件を変化系列の状態数が一致することのみに緩めた制約といえる。写像の際の制約を緩めることによって、最大適合度は容易に計算することができる。また、適合度の値は最大適合度を超えないことは明らかである。したがって、最大適合度の高いベースから写像を行い、計算された適合度より低い最大適合度を持つベースは候補から外すという戦略を用いて、ライブラリのすべての現象に写像ステージを実行することなく、検索効率を上げることができるようになっている。

5.3 変換ステージ

変換ステージでは、写像ステージで得られたマッチ仮説に基づいて、ベースからターゲットへの理論モデルの変換が行われる。このとき、ベースの理論モデル全体をターゲットに写像すると、不要な部分現象の理論モデルまで変換されてしまうことになる。このため、必要な部分現象の理論モデルのみを切り出す処理が必要となる。この処理をフィルタリングと呼ぶ。例として、図8の場合を示す。

図8では、ターゲットとしてパラメータ $\{t_1, t_2, t_3\}$ からなる現象が与えられており、検索ステージではベース S が検索されて、写像ステージでマッチ仮説 HM("S") が決定された様子を示している。また、ベース S はパラメータ $\{b_1, b_2, b_3, b_4, b_5, b_6, b_7\}$ からなる現象で、理論モデルは、A, B, C の3つのプロセスから構成されている。さらに、図中の破線矢印は各プロセスが状態の変化を記述しているパラメータを示したものである。なお、簡略化のために、各プ

ロセスには関係、影響のみを記述している。

パラメータ b_1 の状態変化は process A の "I-(b_1, b_5)" によって示されている。すなわち、パラメータ b_1 の定性値は b_5 と負の比例関係の影響を受けて変化する。また、process A の "Qprop(b_5, b_1)" から、 b_5 の定性微分値は b_1 に影響を受けていることが分かる。このようにしてパラメータ間の因果関係をたどると、 b_1, b_2, b_3 の状態遷移を説明するためには、 b_5 を説明するための理論モデルが必要なことが分かる。結果として、process A, process B のみが必要な部分現象となり、process C は不要な部分現象としてフィルタリングされる。また、process B 中の不要なパラメータ b_4 に関する記述 "I-(b_4, b_5)" もフィルタリングされる。

ベースの理論モデルのフィルタリングが行われた後、実際にプロセスの変換が行われる。このとき、 b_5 に対応するパラメータはターゲットに存在していない。このような場合、実際には観測されていないが、ターゲットの状態遷移に関与するパラメータが存在するという仮説を立て、 b_5 に対応する新たなパラメータを生成する。このようなパラメータを仮説パラメータと呼ぶ。この例では、仮説パラメータ " $b_5?1$ " が生成されている。

理論形成に仮説パラメータを導入することにより、未知の個体やパラメータを補完して、ターゲットの理論モデルを形成することが可能となる。しかしながら、仮説パラメータは正当性を評価することができないため、できるだけ生成しないことが望ましい。さらに、複合類推では複数のベースから理論モデルを写像するため、多数の無意味な仮説パラメータが生成されてしまう可能性がある。このため、写像ステージでフィル

タリングを行うことは非常に重要である. 図 8 では, フィルタリングを行うことにより, b4, b6, b7 のパラメータに対する仮説パラメータの生成が回避されている.

5.4 統合ステージ

統合ステージは, 各ベースから変換されたプロセスの集合からターゲットを説明するための理論モデルを出力する処理である. このとき, 理論モデルに冗長な仮説パラメータが含まれている可能性がある. これは以下の理由による.

検索, 写像, 変換の処理は逐次的に進行するために, ベースのパラメータと対応づけられたターゲットのパラメータが削除されると, 以降ではいっさい考慮されなくなる. このため, すでに対応づけの行われたパラメータに後から検索されたベースのパラメータを対応づけることはできず, 新たに仮説パラメータを生成しなければならなくなる. このような場合, 仮説パラメータと実際のパラメータが同一であることが発見できれば, 仮説パラメータを生成しなくても済むようになる.

本システムでは, このような考え方に基いて, 冗長な仮説パラメータの発見, 削除を行っている. 仮説パラメータと通常のパラメータが同一であると判断するためには, 理論モデルによる両者の説明が一致する必要がある. そのためには, まず, 両者の状態遷移が一致しなくてはならない. さらに, 状態遷移を引き起こしている因果関係が一致しなくてはならない. すなわち, 他のパラメータからどのような影響を受けて状態が変化しているかまで一致しなくてはならない. このような理由から, 無駄な仮説パラメータを削除するための判断基準として, 以下の条件を設けている.

条 件

仮説パラメータ H の状態遷移に影響を与えるパラメータの集合を $CP_p(H)$ とする.

$$CP_p(H) = \{P_1, \dots, P_n\}$$

$CP_p(H)$ の任意の要素 $P_i (i = 1, \dots, n)$ に対して次の条件を満たすパラメータの集合を $Q = \{Q_1, \dots, Q_n\}$ としたとき, $CP_p(R) = Q$ を満たすようなパラメータ R が存在するならば, 仮説パラメータ H と R は同一のパラメータであると判断することができる.

1. P_i に関する任意の関係または影響の記述に対して, Q_i に関する同様の記述が存在する.
2. パラメータ P_i とパラメータ Q_i の状態遷移は同一である.

条件を満たす H, R が存在する場合, 冗長な仮説パラメータ H の削除が行われる. 理論モデルの各プロ

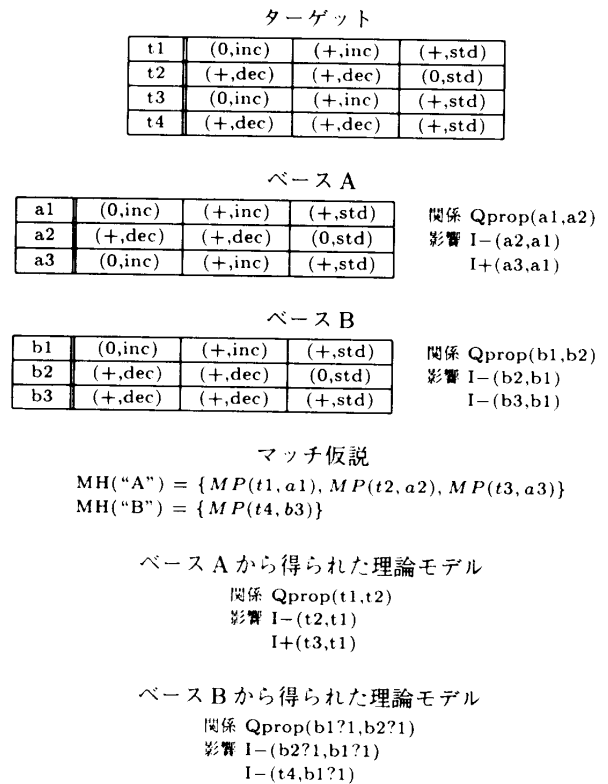


図 9 冗長な仮説パラメータの発見
 Fig. 9 Search for redundant hypothesis parameters.

セスにおいて, H の状態変化に関する関係, 影響の記述はすべて削除される. また, その他の H の関係する記述では, H がすべて R に置換される. さらに, H に関する記述の削除が行われたプロセスと R に関する記述を含むプロセスが結合され, 新たなプロセスとして生成される.

図 9 は, まずベース A から得られるマッチ仮説 HM("A") に従って理論モデルが変換され, さらに残った t4 についての理論モデルを得るために, ベース B から得られるマッチ仮説 HM("B") に従って理論モデルが変換された様子を示している. なお, t4 と対応づけられた b3 は b1, b2 から影響を受けているが, b1, b2 に対応づけられるパラメータはターゲットに存在しないため, 仮説パラメータ "b1?1", "b2?1" が生成されている. ここで, 統合の条件を "b1?1", "b2?1" に適用すると, "b1?1" と "t1", "b2?1" と "t2" は同じ状態遷移を示していることが分かる.

また, プロセス中の関係, 影響の記述を見ると,

$$Qprop(t1,t2) \leftrightarrow Qprop(b1?1,b2?1)$$

$$I-(t2,t1) \leftrightarrow I-(b2?1,b1?1)$$

となり, "b1?1" と "t1", "b2?1" と "t2" はまったく同一の記述となっていることが分かる. したがって, 冗長な仮説パラメータが削除され, 図 10 の理論モデ

ルが得られる。

6. 理論形成の例

本章では、前章で提案した複合類推に基づく理論形成に従って、物理現象の理論モデルを求める例を示す。ターゲットとする物理現象には、図7の現象“temp_control”を用いる。現象“temp_control”は「水に氷を入れると水の温度はいったん低下するが、熱源が熱を供給しているために徐々に温度が上昇する」という現象である。現象“temp_control”の記述を図11に示す。

6.1 ベース：“ice_dissolve”からの類推

現象“temp_control”をターゲットとして入力すると、まず検索ステージにおいて、ターゲットと最も類似した現象がライブラリから検索される。この例では、図12に示すように最大適合度の最も大きい現象として現象“ice_dissolve”が検索される。現象

関係 Qprop(t1,t2)
影響 I-(t2,t1)
I+(t3,t1)
I-(t4,t1)

図10 修正された理論モデル
Fig. 10 Modified theory model.

個体情報			
	thermal_object(水),		
	thermal_object(水),		
	heat_path(接触面),		
	heat_connection(水, 水, 接触面),		
	heat_connection(熱源, 水, ビーカー),		
	contained_liquid(水)		
状態遷移			
パラメータ	t1	t2	t3
量(水)	(+,std)	(+,dec)	(+,dec)
温度(水)	(+,inc)	(+,std)	(+,std)
量(水)	(+,std)	(+,inc)	(+,inc)
温度(水)	(+,dec)	(+,dec)	(+,std)
温度(熱源)	(+,dec)	(+,dec)	(+,dec)
	t4	t5	t6
	(+,dec)	(0,std)	(0,std)
	(+,std)	(+,std)	(+,std)
	(+,inc)	(+,std)	(+,std)
	(+,inc)	(+,inc)	(+,std)
	(+,dec)	(+,dec)	(+,std)

図11 ターゲットの現象の記述：temp_control
Fig. 11 Qualitative description of target phenomenon “temp_control.”

現象名	複雑度のリスト	最大適合度
ターゲット	[2, 2, 3, 3, 4]	
2_container_lf	[2, 2, 2, 2, 2]	4
ice_dissolve	[2, 2, 2, 2, 3, 3, 3, 3]	10
water_level_control	[1, 2, 2, 4, 4, 4, 4, 4]	8
water_supply	[1, 1, 2, 2, 2, 2]	4

図12 ベースの最大適合度 (一部)
Fig. 12 Base retrieval.

“ice_dissolve”は、「水の温度を奪って水の温度が上がり、氷が融けるために水の量が増す」という現象である。現象“ice_dissolve”の記述を図13に、理論モデルを図14に示す。

次に、写像ステージで両現象間のパラメータの対応付けが行われて、マッチ仮説としてHM(“ice_dissolve”)が得られる。

$$HM(\text{“ice_dissolve”}) = \{ MP(\text{量(水)}, \text{量(容器の水1)}),$$

個体情報			
	thermal_object(容器の水1),		
	thermal_object(水1),		
	heat_path(接触面),		
	heat_connection(容器の水1, 水1, 接触面),		
	contained_liquid(容器の水1)		
状態遷移			
パラメータ	t1	t2	t3
温度(水1)	(+,inc)	(+,std)	(+,std)
熱量(水1)	(+,inc)	(+,std)	(+,std)
量(水1)	(+,std)	(+,dec)	(0,std)
温度(容器の水1)	(+,dec)	(+,dec)	(+,std)
熱量(容器の水1)	(+,dec)	(+,dec)	(+,std)
量(容器の水1)	(+,std)	(+,inc)	(+,std)
圧力(容器の水1)	(+,std)	(+,inc)	(+,std)
融解率(1)	(+,dec)	(+,dec)	(0,std)

図13 ベース1の現象記述：ice_dissolve
Fig. 13 Qualitative description of base phenomenon “ice_dissolve.”

理論モデル	
個体情報	ice_flow1(容器の水1, 水1, 接触面, 1)
	thermal_object(容器の水1), 1
	thermal_object(水1), 2
	heat_connection(容器の水1, 水1, 接触面), 3
	contained_liquid(容器の水1) 4
前提条件	heat_path(接触面) 5
定数条件	greater_than(量(容器の水1), zero), 6
	greater_than(量(水1), zero), 7
	less_than(温度(水1), 融点(水1)) 8
関係	Qprop(熱流率(1), 温度(容器の水1)-温度(水1)), 9
	qprop(温度(容器の水1), 熱量(容器の水1)), 10
	qprop(温度(水1), 熱量(水1)), 11
影響	I+(熱量(水1), 熱流率(1)), 12
	I-(熱量(容器の水1), 熱流率(1)) 13
個体情報	ice_flow2(容器の水1, 水1, 接触面, 1)
	thermal_object(容器の水1), 14
	thermal_object(水1), 15
	heat_connection(容器の水1, 水1, 接触面), 16
	contained_liquid(容器の水1) 17
前提条件	heat_path(接触面) 18
定数条件	greater_than(量(容器の水1), zero), 19
	greater_than(量(水1), zero), 20
	equal_to(温度(水1), 融点(水1)) 21
関係	Qprop(融解率(1), 量(水1)), 22
	Qprop(圧力(容器の水1), 量(容器の水1)), * 23
	qprop(温度(容器の水1), 熱量(容器の水1)), 24
影響	I-(熱量(容器の水1), 融解率(1)), 25
	I-(量(水1), 融解率(1)), 26
	I+(量(容器の水1), 融解率(1)) 27

図14 ベースの理論モデルの記述：ice_dissolve
Fig. 14 Theory model of base phenomenon “ice_dissolve.”

	t1	t2	t3
温度(水)	(+,dec)	(+,dec)	(+,std)
温度(容器の水)	(+,dec)	(+,dec)	(+,dec)
差分	(+,inc)	(+,inc)	(+,inc)
	t4	t5	t6
	(+,inc)	(+,inc)	(+,std)
	(+,dec)	(+,std)	(+,std)
	(+,inc)	(+,inc)	(+,std)

図 15 温度(水)の差分

Fig. 15 Qualitative state of parameter "temperature(water)."

MP(量(氷), 量(氷 1)),
MP(温度(氷), 温度(氷 1)) }

HM("ice_dissolve") からパラメータマッチ MP(温度(水 1), 温度(容器の水)) が成立すること, 図 11 と図 13 から, "温度(容器の水)" と "温度(水 1)" の状態遷移が異なっていることが分かる. このため "量(水 1)" は重複パラメータと判定され, ターゲットとベース間で状態の差分をとる必要が生じる. ここで時間マッチ,

MT(量(水), 量(容器の水 1))
= MT(量(氷), 量(氷 1))
= MT(温度(氷), 温度(氷 1))
= { 1 ↔ 1, 3 ↔ 1, 2 ↔ 1 }

に基づいて, ターゲットの時間 t1 はベースの時間 t1, ターゲットの時間 t2, t3, t4 はベースの時間 t2, ターゲットの時間 t5, t6 はベースの時間 t3 と対応づけられ, 状態の差分の計算が行われる. ただし, 時間 t3, t4, t5 における状態の差分は表 1 より導くことができるが, 時間 t1, t2, t6 での差分は値を特定できないために, この例ではユーザが与えている. 差分の結果を 図 15 に示す.

次に, 変換ステージにおいて HM("ice_dissolve") に基づく理論モデルの写像が行われる. 図 14 の 9~13 行目の関係・影響の記述より, ベースのパラメータ "熱流率(1)", "熱量(容器の水)", "熱量(氷)" は, ターゲットに対応づけられたパラメータ "温度(氷 1)" に影響を与えることが分かる. 同様に, 22, 25~27 行目の記述より "融解率(1)" は, "量(水 1)", "量(容器の水 1)" に影響を与えることが分かる. しかしながら, これらのパラメータに対応づけられるターゲットのパラメータは存在しない. このため, 仮説パラメータとして, "熱流率?1(1?1)", "融解率?1(1?1)", "熱量?1(容器の水)", "熱量?1(氷)" が生成される. また, 図 14 の 23 行目 (行番号に * 印) に関係の記述がなされているパラメータ "圧力(容器の水)" は, ターゲットに対応づけられたパラメータに影響を与えない不要なパラメータである. このため, プロセス "ice_flow2" の変

理論モデル

	ice_flow1?1(水, 氷, 接触面, 1?1)	
個体情報	thermal_object(水),	1
	thermal_object(氷),	2
	heat_connection(水, 氷, 接触面),	3
	contained_liquid(水)	4
前提条件	heat_path(接触面)	5
定義条件	greater_than(量(水), zero),	6
	greater_than(量(氷), zero),	7
	less_than(温度(水), 融点(氷))	8
関係	Qprop(熱流率?1(1?1), 温度(水)-温度(氷)),	9
	qprop(温度(水), 熱量(氷)),	10
	qprop(温度(氷), 熱量(水)),	11
影響	I+(熱量(氷), 熱流率?1(1?1)),	12
	I-(熱量(水), 熱流率?1(1?1))	13
	ice_flow2?1(水, 氷, 接触面, 1?1)	
個体情報	thermal_object(水),	14
	thermal_object(氷),	15
	heat_connection(水, 氷, 接触面),	16
	contained_liquid(水)	17
前提条件	heat_path(接触面)	18
定義条件	greater_than(量(水), zero),	19
	greater_than(量(氷), zero),	20
	equal_to(温度(水), 融点(氷))	21
関係	Qprop(融解率?1(1?1), 量(氷)),	22
	qprop(温度(水), 熱量(氷)),	23
影響	I-(熱量(氷), 融解率?1(1?1)),	24
	I-(量(氷), 融解率?1(1?1)),	25
	I+(量(水), 融解率?1(1?1))	26

図 16 ベース 1 から得られた理論モデル

Fig. 16 Theory model modified from base phenomenon "ice_dissolve."

パラメータ	t1	t2	t3
温度(水)	(+,inc)	(+,inc)	(+,inc)
温度(熱源)	(+,dec)	(+,dec)	(+,dec)
	t4	t5	t6
	(+,inc)	(+,inc)	(+,std)
	(+,dec)	(+,dec)	(+,std)

図 17 "temp_control" の残りの現象

Fig. 17 Unexplained partial phenomenon of base "ice_dissolve."

換に際して, 23 行目の記述はフィルタリングされる. 最終的に, 得られるターゲットの理論モデルを 図 16 に示す.

以上の処理により, ベース "ice_dissolve" からターゲットパラメータ "量(水 1)", "温度(水 1)", "量(氷 1)", "温度(氷 1)" の状態遷移を説明する理論モデルが得られる. しかしながら, ターゲットにはまだ説明されていないパラメータとして, "温度(熱源)" および "温度(水 1)" の差分が残っている. 残ったターゲットの部分現象を 図 17 に示す. この部分現象を説明する理論モデルを形成するために, システムは再度ライブラリを検索する.

6.2 ベース "2_container_1f" からの類推

この例では, 2 番目に 図 2 の現象 "2_container_1f" がベースとして検索されるものとする. ターゲット "temp_control" とベース "2_container_1f" の写像の結果, 以下のマッチ仮説 HM("2_container_1f") が得

理論モデル	
liquid_flow?1(熱源, 水, 接触面, 1?2),	
個体情報	contained_fluid(熱源), contained_fluid(水), heat_path(接触面), heat_connection(熱源, 水, 接触面)
前提条件	heart_path(接触面)
定量条件	greater_than(温度(熱源), 温度(水)), greater_than(熱量(熱源), zero)
関係	Qprop(流率?2(1?2), 温度(熱源) - 温度(水)), Qprop(温度(熱源), 熱量(熱源)), Qprop(温度(水), 熱量(水)), I-(熱量(熱源), 流率?2(1?2)), I+(熱量(水), 流率?2(1?2))
影響	

図 18 ベース 2 から得られた理論モデル

Fig. 18 Theory model modified from base "2_container_lf."

られる。

$$HM("2_container_lf") = \{ \\ MP(\text{温度(水)}, \text{圧力(ビーカの水)}) \\ MP(\text{温度(熱源)}, \text{圧力(瓶の水)}) \}$$

続いて、マッチ仮説 $HM("2_container_lf")$ に基づいて、理論モデルが変換される。ここでは、図 4 より、“流率(1)”，“量(ビーカの水)”，“量(瓶の水)”に対して仮説パラメータ“流率?1(1?2)”，“量?1(熱源)”，“量?1(水1)”が生成される。得られたターゲットの理論モデルを図 18 に示す。

6.3 結果

現象“ice_dissolve”と“2_container_lf”からの類推により、ターゲットのすべてのパラメータの理論モデルが得られる。最後に、統合ステージで仮説パラメータの検証を行う。

2つのベースからの変換の結果，“熱流率?1(1?1)”，“融解率?1(1?1)”，“熱量?1(容器の水)”，“熱量?1(水)”，“流率?1(1?2)”，“量?1(熱源)”，“量?1(水1)”の7つの仮説パラメータが得られるが、検証の結果、削除可能なパラメータは存在しないことが分かる。これは、実際の現象では、熱流率や融解率、熱量といったパラメータが観測されていないために、システムはこれらに相当する仮説パラメータを生成して説明を行っているためである。ベース“ice_dissolve”からの類推においては、仮説パラメータ“熱流率?1(1?1)”，“融解率?1(1?1)”，“熱量?1(容器の水)”，“熱量?1(水)”がこれらの役割を果たしている。また、ベース“2_container_lf”からの類推においても、仮説パラメータ“流率?1(1?2)”はビーカの熱流率を、関数が“量?1”のパラメータは熱量を示している。この例には冗長な仮説パラメータが含まれないために、最終的に図 16 と図 18 からなる理論モデルがターゲットの物理現象の理論モデルとなる。

本研究では、ベースとして 11 個の物理現象を用

2_container_lf	2 容器間の水の流れ
2_object_hf	2 物体間の熱伝導
alcohol_vaporization	アルコールの蒸発
alcohol_vaporization2	蓋のある容器内のアルコールの蒸発
ball_throwing	ボールの上昇、落下運動
door_closing	油圧式ドアの閉運動
cooling_behavior	フロン気化による室温低下
ice_dissolve	水の融解
water_leakage	穴の空いた容器からの液洩れ
water_level_control	トイレのタンクの振舞い
water_supply	容器への一定量の水の供給

図 19 ベースライブラリ

Fig. 19 Base library.

意している(図 19)。現象“temp_control”の説明を行った場合の他にも、アルコールの蒸発の現象“alcohol_vaporization”と現象“2_container_lf”を用いて水の煮沸の現象“boiling_behavior”を説明した場合、重複パラメータが発見されて状態の差分が行われることが確かめられている。また、塩の融解の現象“salt_fusion”を現象“2_container_lf”を 2 回用いて説明した場合には、食塩の量に相当する冗長な仮説パラメータが発見され、削除が行われることが確かめられている。

7. 考察

7.1 問題点

本システムでは、ライブラリからのベースの検索が大きな問題となっている。まず、第 1 の問題点として、逐次的にライブラリを検索している点があげられる。このため、後から検索されるベースは先に検索されてしまったベースに依存してしまう。したがって、先に検索されたベースが不適切な場合、後のベースも不適切なものとなり、統合された理論モデルは不自然なものとなる。本来、複合類推を実現するためには、ターゲットの部分現象への分割は一元的に管理すべきであると考えられる。しかしながら、前もってライブラリから最適な事例の組合せを同時に選択することは非常に困難である。

第 2 の問題点として、処理コストの問題があげられる。現在の手法では、ライブラリの現象数が増加すると計算量の増加が無視できなくなってしまう。このような問題の解決策として、あらかじめライブラリをいくつかのカテゴリに分類して、ターゲットに適したカテゴリのみからベースを検索するという手法、あるいは部分的類似性に注目してライブラリの現象から抽象的な知識を編成しておくなどの手法が考えられる。

7.2 多研究との比較

本システムと同様に、類推によって理論形成を行うシステムとして、Falkenhainer の PHINEAS がある。

PHINEAS では、本システムと同じく定性プロセス理論に従った理論モデルの記述を採用している。すでに述べたように、本システムとの差異として、PHINEAS は単一のベースからの類推であるのに対し、本システムでは複数のベースを利用している点あげられる。

また、PHINEAS が写像アルゴリズムとして SME を利用している点も本システムとの違いである。SME は、対象を木構造によって表現し、2つの対象間で木構造をもとにした対応づけを行い、BMS (Belief Maintenance System)^{3),4)}を類似性尺度として、最も類似度の高いパラメータの対応づけを選択している。したがって、必ずしも現象を説明するために適した類比が得られるとは限らない。このため、PHINEAS の枠組みの中には理論修正のメカニズムを組み入れる必要が生じている。

これに対し、本システムでは、個体情報を用いて構造的類似性を考慮しつつ、状態遷移を再現することを目的とした写像を採用している。また、パラメータの対応づけにおいても、変化系列や時間マッチの概念を導入して、より厳密な対応づけを実現している。このため、理論修正ステージを用意する必要がなくなっているという特徴がある。

Finn は誘導類推を用いた CBR によって、流体熱伝導解析に関する数学モデル生成を行うシステム CoBRA²⁾を実現している。CoBRA では、事例として単純化されたモデルとそのモデルリングのエピソードを保持しており、対象と特徴が一致する事例を検索して誘導トレースに利用している。対象を単純化されたモデルと適合するために、CoBRA は対象の特徴分解や削除を行う際に、特徴が全体の熱伝導に与える影響の大きさについては考慮しているが、本システムのように特徴間の因果関係までは考慮していない。このため、CoBRA には、性質の異なる事例が適用されてしまう可能性が生じるという問題が残されている。しかしながら、物理現象を対象とするシステムを構築するうえで、細かな部分は無視し、まず主要な部分のモデルを照合するという CoBRA のアプローチは有効であると考えられる。

複数の類推を用いた問題解決の研究として、まず Burstein の CARL¹⁾があげられる。CARL は教師との対話を通して、すでに存在する知識からの類推によって、BASIC の代入文の意味を解釈するシステムである。対話により代入文の新たな意味が明示されると、システムは別の知識を用いて漸増的に解釈の生成を試みる。CARL は複雑な問題解決を複数の類推結果を結合して行う枠組みを示した点で、先駆的な研究

である。ただし、CARL での“複雑な意味”と呼ばれる目標の入力は、対話により教師が順次意味を追加して行われている。すなわち、ターゲットの入力段階においてあらかじめ人手によって部分現象への分解が行われている。これに対し、本研究ではターゲットの現象の状態遷移をそのまま入力として、自動的に部分現象への分解を行っている点で大きく異なっている。

また、本システムと同様に複数のベースから類推するシステムとして、吉浦の研究¹⁴⁾があげられる。吉浦は、問題解決のための知識獲得として、既存の知識から利用可能な知識を切り出すという手法をとり、計算機レイアウトシステムとして実現している。知識の分割利用に際しては、本稿でのパラメータ間の因果関係にあたる部分問題間の干渉を考慮しており、事例の部分的利用について本稿と同様の知見を得ている。しかしながら、吉浦の研究ではターゲットの要素とベースの要素が1対1で対応するものと仮定している。したがって、複数のベースの要素を1つのターゲットの要素に対応づける手法については考慮されていない。これは、計算機レイアウトという問題領域の性質上、このような対応づけは必要ないために、想定されていないものと思われる。本研究では状態の差分を考慮して、このような対応づけが生じうる物理現象を対象領域として実現している。

8. おわりに

一般に、システムの所持しうる知識は有限と考えられるため、与えられた問題が複雑になればなるほど、システムが類似している知識を保持している可能性は低くなり、システムの問題解決能力は極端に減少してしまう。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。

今後の課題としては以下のようなものが残されている。まず、本システムでは、説明を求められた現象を完全に説明する理論を形成することを目的としており、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。このような問題の解決策としては、物理現象に関する背景知識を導入し、より妥当な検索、類比の手法を採用することが考えられる。

また、本システムでは現象の記述に定性的な値を用い、連続量のうで定義されている物理現象を手作業で離散的な値として記号化している。これは、連続量のままでは、人工知能的なアプローチをとることが非常に困難となるためである。しかしながら、実世界に

おける未知なる現象は連続量で与えられるため、連続量を自動的に記号化する手法についても考慮する必要があると思われる。

参 考 文 献

- 1) Burstein, M.H.: Concept Formation by Incremental Analogical Reasoning and Debugging, *Machine Learning, An Intelligent Approach*, Michalski, R.S., Carbonell, J.G. and Mitchell, T.M. (Eds.), Vol.II, pp.351-369, Morgan Kaufmann (1986).
- 2) Cunningham, P., Finn, D. and Slattery, S.: Knowledge Engineering Requirements in Derivational Analogy, *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, Vol.837, pp.209-221 (1994).
- 3) Doyle, J.: A Truth Maintenance System, *Artificial Intelligence*, Vol.12, pp.231-272 (1979).
- 4) Falkenhainer, B.: Towards a General-Purpose Belief Maintenance System, *Uncertainty in Artificial Intelligence*, Lemmer, J.F. and Kanal, L.N. (Eds.), Vol.2, pp.125-131, North-Holland (1988).
- 5) Falkenhainer, B.: Learning from Physical Analogies: A Study in the Analogy and the Explanation Process, Ph.D. Thesis, University of Illinois at Urbana Champaign (1989).
- 6) Falkenhainer, B.: A Unified Approach to Explanation and Theory Formation, *Computational Models of Scientific Discovery and Theory Formation*, Shrager, J. and Langley, P. (Eds.), pp.157-196, Morgan Kaufmann (1990).
- 7) Forbus, K.D.: Qualitative Process Theory, *Artificial Intelligence*, Vol.24, pp.85-168 (1984).
- 8) 淵 一博, 溝口文雄, 古川康一, 安西祐一郎: 定性推論, 知識情報処理シリーズ, 別巻1, 共立出版 (1989).
- 9) Gentner, D.: Structure-Mapping: A Theoretical Framework for Analogy, *Cognitive Science*, Vol.7, No.2, pp.155-170 (1993).
- 10) 西田豊明: 定性推論の諸相, 朝倉 AI ライブラリ, 朝倉書店 (1993).
- 11) Nordhausen, B. and Langley, P.: An Integrated Approach to Empirical Discovery, *Computational Models of Scientific Discovery and Theory Formation*, Shrager, J. and Langley, P. (Eds.), pp.97-128, Morgan Kaufmann (1990).
- 12) O'Rorke, P., Morris, S. and Schulenburg, D.: Theory Formation by Abduction: A Case

Study Based on the Chemical Revolution, *Computational Models of Scientific Discovery and Theory Formation*, Shrager, J. and Langley, P. (Eds.), pp.197-224, Morgan Kaufmann (1990).

- 13) 佐々木和雄, 上原邦昭, 前川禎男: 複合類推による物理現象の理論形成, 情報処理学会人工知能研究会報告, Vol.94, No.5, pp.51-60 (1994).
- 14) 吉浦 裕: 問題と事例の分割に基づいて部分的類似例を利用する事例ベース推論方式, 情報処理学会論文誌, Vol.32, No.5, pp.626-634 (1991).

(平成7年10月17日受付)

(平成8年4月12日採録)



堀川 晃弘 (正会員)

昭和47年生。平成6年神戸大学工学部システム工学科卒業。平成8年同大学院自然科学研究科情報知能工学専攻博士前期課程修了。同年(株)東邦ガス入社。現在に至る。在学中

は、主に類推および定性推論の研究に携わる。



佐々木和雄 (正会員)

昭和44年生。平成4年神戸大学工学部システム工学科卒業。平成6年同大学院工学研究科システム工学専攻修士課程修了。同年(株)富士通研究所入社。現在に至る。主にグループウェアの研究に携わる。



上原 邦昭 (正会員)

昭和29年生。昭和53年大阪大学基礎工学部情報工学科卒業。昭和58年同大学院博士後期課程単位取得退学。大阪大学産業科学研究所助手、講師を経て、平成2年神戸大学工学部情報知能工学科助教授。神戸大学総合情報処理センター副センター長兼任。平成元年より2年まで Oregon State University, Visiting Assistant Professor。工学博士。人工知能、特に機械学習、自然言語によるヒューマンインタフェースの研究に従事。1990年度人工知能学会研究奨励賞授賞。人工知能学会、電子情報通信学会、計量国語学会、日本ソフトウェア科学会、システム制御情報学会各会員。