

仮説の生成と洗練化による理論形成へのアプローチ

松浦 聡 上原 邦昭 前川 禎男

神戸大学工学部情報知能工学科

理論形成とは、現実世界に関する問題領域を対象とした学習であり、システムに与えられる領域知識は不完全であることが前提とされている。領域知識が不完全である場合には、システムは何らかの推論を用いて仮定を生成し、学習しようとする概念に対する説明を完成しなければならない。また、可能な仮定は1つのみとは限らず、複数の競合する説明が生成される場合が多い。このような場合には、競合する説明の中からどのような基準によって説明を選択するかという説明選択の問題と、複数の対象から得られたそれぞれの説明間の無矛盾性をどのようにして保つかという無矛盾性管理の問題が生じる。本研究では、最も一貫性のある説明を選択する基準 (coherence metric) を導入した abductive explainer によって説明選択問題を解決している。また、abductive explainer が生成した仮定をサブシステムで管理することで、無矛盾性管理の問題に対処している。

An Approach to Theory Formation by Using Abduction

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

When applying a learning system to "real world" domain, we must face with the imperfect domain theory problem. One strategy for handling this problem is to use abduction. Abduction is an important inference process underlying much of human intelligent activities. However, one problem which frequently surfaces when applying abduction to imperfect domain theories is the multiple explanation problem. The multiple explanation problem occurs when some information is missing and must be assumed.

This paper proposes an integration of both abductive explainer called CMD/A-E, which solves the multiple explanation problem by using coherence metric to choose among the possible explanations, and assumption based refinement system called ABR, which maintains consistency among the chosen explanations by managing assumptions generated by CMD/A-E.

1 序論

理論形成とは、利用可能な全ての知識を用いて推論し、一般化規則を得ようとするものである。したがって、理論形成は統合的な学習アプローチとも見なせ、学習分野での問題点を包括するような困難な問題をかかえている。理論形成における問題点は以下に大別することができる。

1. 仮説生成問題: 問題領域が現実世界により近いものを対象としているので、与えることのできる知識は不完全であることが前提となる。そのために、仮説を生成することで知識の不足を補う機能が必要となる。
2. 候補選択問題: 不完全な知識の下で生成される仮説は非常に多くの数に達し、この仮定候補の中から有力なものを何らかの評価基準を用いて決定しなければならない。
3. 仮説管理の問題: 将来的な状況の変化にも対応できるように、得られた仮説は常に管理されなければならない。
4. 一般化の問題: 理論としての一般性を持たせるために、得られた仮説には適切な一般化がなされなければならない。

現在のところ、上記の各部分問題へのアプローチ例は数多く報告されているが、理論形成としての見地に立った統合的アプローチはなされていない。そこで、これらの問題点を踏まえ、理論形成への統合的アプローチ法を提案する。本研究では、まず、一貫性を考慮して説明を選択する coherence metric を abduction に導入した CMD/A-E を提案し、1, および 2 の問題の解決を試みる。また、3 の問題を解決するために CMD/A-E が生成した仮定を管理するサブシステムとして ABR システムを提案する。さらに、4 の問題の部分的解決を目的として UBG アルゴリズムを提案する。

2 abduction と候補選択基準

一般に、abduction [4] とはルール $A \rightarrow F$ と事実 F から 仮定 A を導く推論である。本研究では、

領域知識 T , 観測事実 1O , 状況事実集合 2CF が与えられ, $T' \subseteq T$, $CF' \subseteq CF$ とした場合に,

$$T' \cup CF' \cup A \models O \quad (1)$$

を満たす仮定集合 A を求めるために abduction を用いている。しかしながら、多くの場合は式 (1) を満たす仮定集合 A が必ずしも唯一一つ存在するとは限らず、競合する 2 つ以上の仮定集合候補が存在する。このような場合には、仮定集合候補の中から最良と思われる仮定集合を選択しなければならない。候補より合理的な仮定集合を選択することは、説明を決定する上で不可避な問題である。このような問題を候補選択問題 [1] と呼ぶ。なお、説明とは式 (1) の左辺、すなわち T , CF' , A を用いて構成される説明木を意味している。

従来より用いられていた候補選択の基準として、Occam の剃刀 が知られている。Occam の剃刀とは、複数の説明候補から最小の仮定集合によって構成される説明を選択するための説明選択基準である。しかしながら、単に最も少ない数の仮定を伴って観測事実を説明できるものが最良の説明であるとは限らず、問題領域によっては Occam の剃刀が十分な説明選択基準であると言えないこともある。このため、ある程度、応用する領域を考慮しながら、より合理的な説明選択基準を採用することが必要である。

エキスパートシステムの分野では、説明の選択基準の一つとして、各ノードに重みを割り当て、説明ごとに重みを計算して最小重みの説明を選択する方法 (weighted abduction) [3] がよく用いられている。また、weighted abduction を説明生成に適用したものに O'Rourke の AbE [9] がある。しかしながら、weighted abduction には、どのようにして重みを割り当てるかという問題があり、適切な重みを割り当てるためには、かなりの認知的負担を負わざるを得ない。

本研究で対象としている科学の分野では、データ重視で説明が行なわれるべきなので、観測事実ができるだけ多くの状況事実と一貫性を持つ説明が好ましいと言うことができる。このような理由から、本研究では Ng と Moony [7] [8] によって提案されている首尾一貫性に関する基準 coherence

¹ 説明の対象となる実験事実。EBL での目標概念に相当する。

² 観測事実 O が観測された状況において成立している事実集合。EBL での訓練例に相当する。

metric を導入している。coherence metric は式 (2) によって定義される。また、最も一貫性のある説明とは coherence metric が最大になる説明を意味している。

$$C = \frac{\sum_{1 \leq i < j \leq l} N_{i,j}}{N_l C_2} \quad (2)$$

ただし、
 l = 観測事実³の総数
 N = 説明を構成するノードの総数⁴
 $N_{i,j}$ = 観測事実 n_i と n_j について、 $n_k \rightarrow n_i, n_k \rightarrow n_j$ の2つのパスが存在するようなノード n_k の数⁵

coherence metric は自然言語理解のために提案された指標である。自然言語理解では、説明の目標となる概念(目標概念)が予め与えられないので、観測事実と状況事実といった区別はなく、説明は全ての与えられた事実(観測事実)からボトムアップ的に組み立てられる。このため、任意の2つの事実間にパスが存在し得るので、説明中のパスは最大 $l C_2$ 個存在することになる。これに対し、本研究では、目標概念に相当する観測事実を起点として、トップダウン的に説明を試みるために、説明中に含まれる状況事実は必ず観測事実からのパスを持っており、かつ、パスを持つのはこの場合に限られる。したがって、説明中のパスは l 個を超えることはなく、式 (2) を次式 (3) のように簡単化しても説明の優先順位が変わることはない。

$$C = \frac{N_{cf}}{Nl} \quad (3)$$

ただし、
 l = 状況事実の総数
 N = 説明を構成するノードの総数⁶
 N_{cf} = 説明に含まれる状況事実の数

3 説明の無矛盾性の保持

前章で述べたように、coherence metric は特定の問題領域では有効な説明選択基準であるといえる。しかしながら、coherence metric はあくまで統計的に計算する手法であり、各ノードの意味については考慮されないため、選択された説明に矛

³文章から獲得される事実。本研究の観測事実と異なる。

⁴観測事実については、説明に含まれないものも数に入れる

⁵ただし、 n_k が観測事実の場合は自身へのパスを既に1つ持っているものとする

⁶状況事実については、説明に含まれないものも数に入れる

盾するノードが含まれている恐れがある。このため、coherence metric を計算する前に、矛盾データベースを用いて、矛盾を含む説明を除外し、選択された説明に含まれるノード間の無矛盾性を保持する方法を導入している。

簡単な例として図1について説明する。図1では、簡単のために命題論理表現を用いているが、実際に本研究が対象としているのは1階述語論理である。この例では、領域知識、観測事実、状況事実が

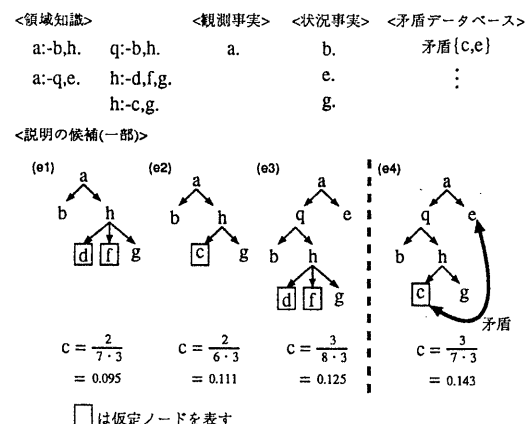


図1: 説明選択の例

与えられており、これらとは別に矛盾データベースを持っているものと仮定する。この場合に候補として考えられる説明には(e1)~(e4)がある⁷。このうち、coherence metric が最大の説明は(e4)であるが、この説明は矛盾を含んでいるために候補からは除外される。したがって、この場合に選択される説明は(e3)となる。このようにして、本研究では説明の無矛盾性を実現している。

4 理論形成へのアプローチ

前章までに述べてきたシステムは、CMD/A-E (Coherence Metric Driven Abductive Explainer) としてインプリメントされている。本章では、CMD/A-E のアルゴリズムを示すと共に、CMD/A-E を用いた理論形成へのアプローチ法を提案する。

⁷これら以外にも可能な説明が存在するが、ここでは紙面の都合上省略する

4.1 CMD/A-E のアルゴリズム

CMD/A-E のアルゴリズムを以下に示す。

step1 図 2 に示す abductive explainer を用いて説明を構築し、さらに矛盾データベースを用いて、説明の矛盾チェックを行なう。

step2 説明が無矛盾である場合は、その説明の coherence metric を計算する。

step3 back track によって step1 と step2 を繰り返す、最も coherence metric が高い説明を残す。

```

a_exp((X1, X2), Y):- !,
    a_exp(X1, Y1),
    a_exp(X2, Y2),
    append(Y1, Y2, Y).
a_exp(X, [X]):-
    clause(X, true), !.
a_exp(X, Y):-
    clause(X, Xbody),
    a_exp(Xbody, Y1),
    append([X], [Y1], Y).
a_exp(X, [a(X)]).

```

図 2: abductive explainer のプログラム

図 2 のプログラムは、EBL のメタインタプリタとして広く利用されている backchaining theorem prover に若干の修正を加えたものである。backchaining theorem prover は、目標概念からトップダウン的に説明を構築していくので、説明の構築過程そのものは abductive explainer と同じである。このため、backchaining theorem prover のアルゴリズムに、事実と統合 (unification) できないノードを仮定ノードとして扱うための部分を付加し、さらに、step3 の back track を意識して修正を加えて、abductive explainer を構築している。

4.2 領域知識の 2 分化の必要性

CMD/A-E をより実際的な問題に用いた場合の問題点として、探索空間が広くなり過ぎてしまうという問題がある。これは、説明が観測事実からトップダウン的に試みられることによる。このため、与えられた状況事実から前向き推論により、さらなる事実 (導出事実と呼ぶことにする) を導出し、coherence metric を計算する際に、これを状況事実と同様に扱う方法を考える。前向き推論を前処

理としておこなうことにより、abduction による探索空間を、ある程度、縮小することが可能である。以上の考え方に基いて、abduction が利用するための backward-chainig rule と 前向き推論が利用するための forward-chaining rule に領域知識を分割している。また、このように領域知識を分割することにより、領域知識のルールを意味的に分割することが可能になる (図 3 参照)。言い換える

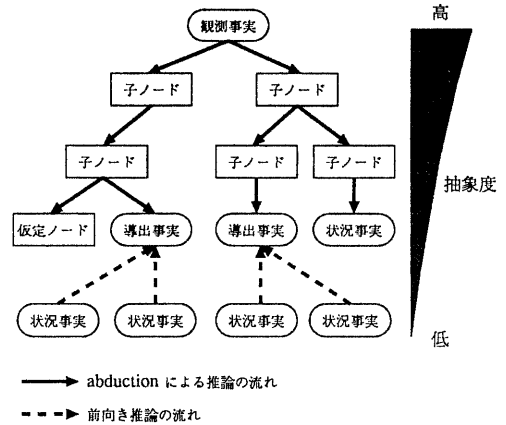


図 3: 説明内での抽象度

と、backward-chainig rule を普遍原理 (principle) や公理化された実験法則 (general raw) などの表現に用い、その他のルール、すなわち、例外規則や通説に基づく規則などの表現には forward-chaining rule を用いることが可能である。このように仮定することにより、矛盾が生じた場合の誤ったルールの探索を forward-chainig rule に限定して行なっても問題がないように領域知識を構成できる。

4.3 複数の観測事実から得られた説明間の無矛盾性の保持

複数の観測事実を全体として 1 つの体系と見なす場合、個々の観測事実が無矛盾に説明できたとしても、互いに矛盾する説明が体系の中に含まれている場合には、得られた説明体系は誤っていると考えるなければならない。このような体系全体の矛盾は、abduction によって引き出される仮定に対する制約が緩いために引き起こされる。体系全体の無矛盾性を保持するためには、説明によって

生成された仮定ノードを管理するようなサブシステムを新たに導入することが必要である。

本研究では、仮定ノード管理システムとして ABR (Assumption Based Refinement) システムを提案し、実際にインプリメントしている。ABR システムでは、説明中に含まれる仮定ノードと、その仮定ノードから仮定ノードを含む説明へのポインタとを組にして管理している。仮定ノードから説明へのポインタは矛盾の原因を決定するために用いられる。また、仮定ノード間の矛盾の発見は、CMD/A-E でも用いられている矛盾データベースを利用して行なわれる。次節では、ABR による矛盾解消について、さらに詳細に説明する。

4.4 矛盾解消方法について

矛盾データベースによって矛盾が発見されると、ABR システムは、説明へのポインタを利用して矛盾の原因を見つけ出し、原因となるルールを消去する。より具体的に述べると、ABR システムは、仮定ノードに含まれる定数を利用して矛盾の原因の追求を行なっている。仮定ノードに含まれる定数を検索に利用する理由は、矛盾を起こしている仮定ノードがある定数によって束縛されている状態にあり、この定数が仮定ノードに伝播されたことによって矛盾が引き起こされていると考えられるからである。

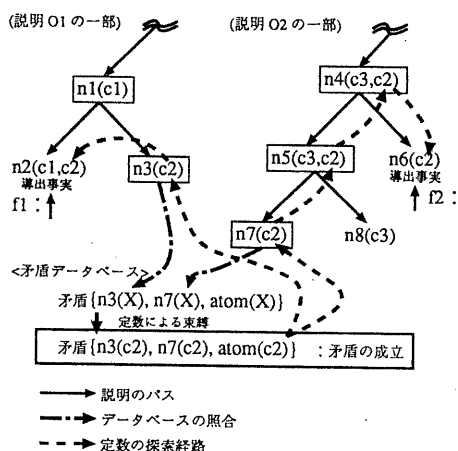


図 4: 矛盾の原因探索手法

4.2 節で述べたように、領域知識に含まれるルー

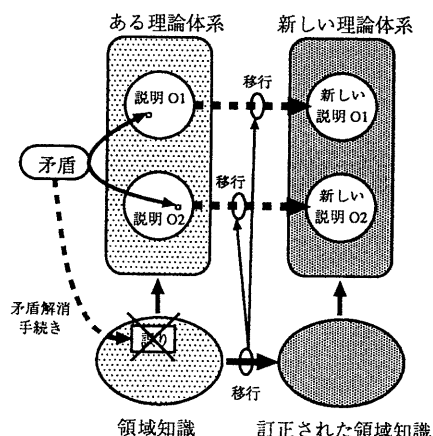


図 5: 理論体系移行のイメージ

ルのうちで仮説的要素の強いもの、すなわち、誤っている可能性のあるルールは forward-chaining rule のみであると仮定している。したがって、まず、矛盾の原因となる定数を含む導出事実を説明中より発見し、次に、この導出事実を引き出すために用いられた forward-chaining rule を特定し、最後に、領域知識から消去するという方法を探ることができる。矛盾の原因探索を図 4 に示す。

図 4 の例では、矛盾を引き起こしている 2 つの説明の矛盾を含む部分を示している。矛盾データベースとの照合により、システムは 2 つの説明中の $n3(c2)$ ノードと $n7(c2)$ ノードが矛盾することを見出す。この矛盾は、定数 $c2$ が矛盾データベース中の変数を束縛するために成立しているので、定数 $c2$ をたどることにより、矛盾の原因となっている導出事実、 $n2(c1, c2)$ と $n6(c2)$ を見つけ出し、これらの導出事実を引き出した forward-chaining rule $f1$ と $f2$ を領域知識から削除することにより、領域知識が修正される。最終的に、領域知識が修正されれば、双方の説明を矛盾ノードの親ノードからやり直すことによって新たな説明が構築される。以上の全体的なイメージを図 5 に示す。

4.5 説明の一般化手法について

CMD/A-E を利用して理論形成を行なうためには、得られた説明を一般化する手法をさらに考慮

しなければならない。従来から良く利用されている一般化法に Mitchell らの EBG アルゴリズム [6] がある。EBG の一般化法では、ルールに当初より含まれている定数は残し、他の定数は全て変数に置き換えるという方法を採用している。しかしながら、本研究で扱う科学の分野での理論形成などにおいては、EBG アルゴリズムを用いた一般化を採用するのみでは不十分である。これは、理論に必要な定数が状況事実の中にも含まれる可能性があるという理由による。例えば、燃焼理論を形成する場合に「空気」という定数が状況事実のみ現れる場合、仮に「空気」が燃焼理論にとって必要な定数であるとしても、変数に置き換えられてしまい理論の中に残ることはない。

状況事実の中から理論に必要な定数を見つけ出して、理論の中に残しておくためには、帰納的 (inductive) な手法に頼らなくてはならない。例えば、人間は「空気」という定数が理論にとって必要であることを、「空気」のない状態では燃焼が起こらないという事実から導き出すことができる。このような考え方に基づいて、本節では、同一の実験対象物に対して、状況を一部変化させると異なる観測事実が得られる場合に、これらの複数の実験データを情報として与え、理論にとって必要な定数を同定する方法を提案する。本手法は Winston らのニアミスによる方法に類似しているが、いずれの状況における観測事実も正しい実験事実である、すなわち、全てが正の事実で負の事実は含まれないという点で異なっている。

必要な定数の同定は、基本的には複数の実験データに含まれる定数の比較によって実現することができる。例として、次の2つの実験データが与えられた場合について説明する。

< data1 >	< data2 >
観測事実: act(c1)	観測事実: not(act(c1))
状況事実: a(c1)	状況事実: a(c1)
b(c1,c2)	b(c1,c3)
c(c1,c4)	c(c1,c4)

data1 が CMD/A-E による説明の対象であるとする。

まず、それぞれの実験データに含まれる定数を発見してリストにする。

```
get_const(data1): [c1, c2, c4].
get_const(data2): [c1, c3, c4].
```

次に、data1 のリストに含まれかつ data2 には含まれない定数を、リストの統合 (list unification) により発見する。すなわち、2つのデータに共通して含まれる定数は統合によって変数に置き換えられ、data2 には含まれないような data1 の定数のみが残される。この例では、説明中の c1, c4 のみを変数に置き換えられ、c2 が残される。

```
unif(data1, data2): [X1, c2, X2].
```

X1, X2 は変数

さらに、Hirsh の Incremental Version Space Merging [2] などで用いられている概念構造 (concept hierarchy) が与えられると仮定すれば、概念関係が同一、同義、同位のいずれかに該当する定数の統合を許すことによって、この手法を拡張することができる。例えば、以下の例では、c5 と c6 が共に親概念として c7 を持つので、c5 と c6 を統合によって変数 X2' に置き換えることができる。

```
get_const(data1'): [c1, c2, c5].
```

```
get_const(data2'): [c1, c3, c6].
```

<概念構造>

```
c7:-c5.
```

```
c7:-c6.
```

```
⇒ unif(data1', data2'): [X1, c2, X2'].
```

X1, X2' は変数

説明を一般化する際には、説明中の定数のうち、list unification によって変数に置き換えられた定数のみを一般化するので、予めルールに含まれる定数と状況事実に含まれる理論に必要な定数を失うことなく一般化することが可能である。このような一般化手法を UBG (Unification Based Generalization) と呼ぶ。UBG はさらに、一般化した説明の先端 (ルート) と終端 (リーフ) を直結したものを新しいルールとして理論体系を形成する。以上のように、UBG は状況事実の定数についても考慮しているので、EBG に比べて適切な一般化が行なえるという利点がある。しかしながら、UBG は状況事実に含まれる定数のみを取り出して処理を行なっているので、不都合を生じる場合があるかもしれない。このため、UBG についてはさらに検討していくつもりである。

5 理論形成システムの構築

本章では、前章までに提案してきた部分システムを統合した理論形成システムについて、実際に化学革命を例にとって説明する。

5.1 化学革命とは

化学革命とは、18世紀に燃焼理論、酸の理論の確立を始めとした、ラボアジェによってなされた偉業のことである[5]。ラボアジェが現在の燃焼理論を唱えるまでは、物質が燃焼するのはフロジストン(燃素)が物質に含まれるためだと考えられていた。この考え方は、シュタールによってフロジストン理論として世界に広められた理論である。フロジストン理論を用いれば、燃焼を始めとする多くの科学現象が統一的に説明できるために、多くの化学者による絶対的な支持を集めていた。しかしながら、金属のか焼による質量増加を説明する場合には、フロジストンが「負の質量」を持つという不自然な仮定をおこなわなければならない、このことがきっかけとなり、現在の燃焼理論へと移行されることになった。

5.2 理論形成システムの構成

本研究において構築した理論形成システムの概要を図6に示す。CMD/A-Eにより構築された説明は、最終的にUBGによって一般化されて、理論体系に追加される。また、説明中の仮定ノードに関するデータはABRシステムに渡されて管理される。さらに、ABRが矛盾を検知すると、領域知識に対して修正が加えられ、説明をやり直すことによって理論体系は再構成される。

5.3 理論形成の実行例

本節では、理論形成システムの実行例として「燃焼理論の形成」について述べる。「燃焼」および「か焼」による物質の質量変化を説明の対象としている。実験データとしては、「木炭の燃焼」と「水銀のか焼」についてのデータを与えるものとする。なお、領域知識の一部、実験データ、および矛盾データベースの一部は付録として掲載している。

理論形成システムは、まず、図7、8に示すようなフロジストン理論による説明を構築する。図中のdf(.)は導出事実を、a(.)は仮定ノードを表

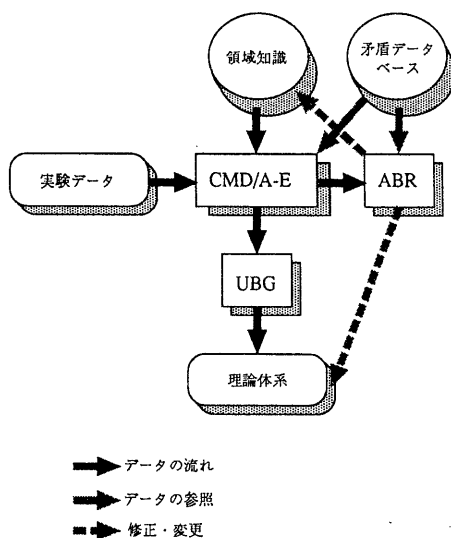


図6: 理論形成システムの概要

している。図7、8の説明の意味を要約すると次のようになる。

図7の説明：木炭の質量が減少したのは、燃焼により木炭に含まれる「正の質量」を持つフロジストンが出ていったためである。

図8の説明：水銀の質量が増加したのは、燃焼により水銀に含まれる「負の質量」を持つフロジストンが出ていったためである。

これらの2つの説明は、フロジストンに対して2つの質量を仮定しているので互いに矛盾する。この矛盾は、データベースの

```
contradict:-  
    wgt_sign(X,neg),  
    wgt_sign(X,pos),  
    atom(X).
```

というルールとマッチングし、矛盾データベース中の変数Xがphlogistonに束縛され、定数phlogistonをキーとして矛盾の原因が探索される。その結果、双方の説明内のノード

```
df(ctn(charcoal,phlogiston))  
df(ctn(mercury,phlogiston))
```

が矛盾の原因であることが発見され、それぞれのノードを導出するために用いられた forward-chaining rule

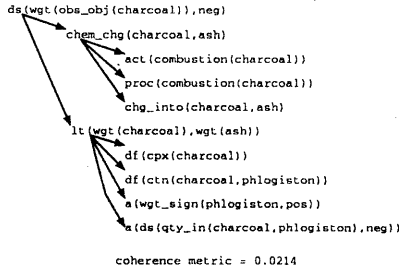


図 7: フロジストン理論による燃焼の説明

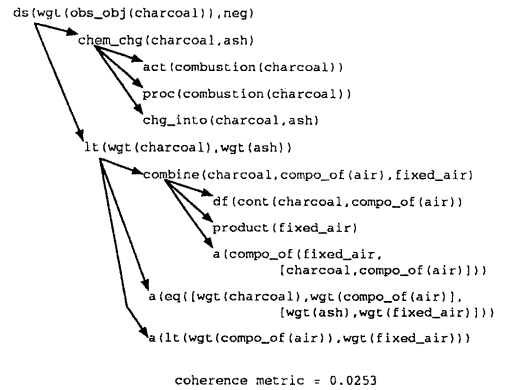


図 9: 新しい理論による燃焼の説明

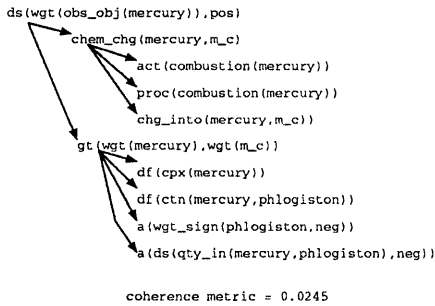


図 8: フロジストン理論によるか焼の説明

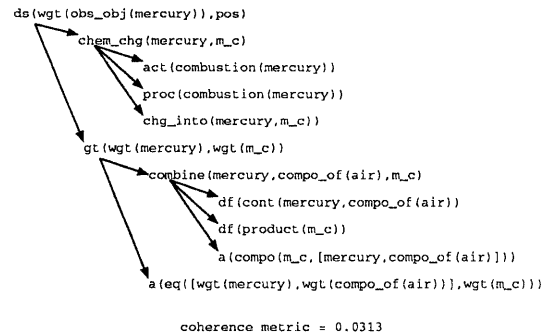


図 10: 新しい理論によるか焼の説明

ctn(X,phlogiston):-combustible(X).
ctn(X,phlogiston):-calcinatible(X).

は領域知識から削除される。このようにして領域知識が修正されると、それぞれの説明を矛盾ノードの親ノード、つまり

lt(wgt(charcoal),wgt(ash))
gt(wgt(mercury),wgt(m_c))

から再度説明がやり直され、図 9, 10 の説明が得られる。図 9, 10 の説明の要約を次に示す。

図 9 の説明：木炭の質量が減少したのは、燃焼によって木炭の一部が空気のある構成要素と結びつき、固定空気⁸に化学変化して灰のみが残ったためである。

図 10 の説明：水銀の質量が増加したのは、か焼によって水銀が空気中のある構成要素と結びつき、酸化水銀に化学変化したためである。

⁸ 二酸化炭素のこと

上記の説明は互いに矛盾しないので、UBG によって一般化されて、新しい理論体系となる。

6 結論および今後の課題

本稿では、CMD/A-E を用いた理論形成へのアプローチについて述べた。CMD/A-E の利点は次の 3 つである。

1. abductive explainer を用いているので、領域知識が不完全な場合でも説明が失敗することはない。
2. coherence metric を用いて、候補選択問題に対処している。

3. 矛盾データベースを用いて、説明の無矛盾性を実現している。

さらに、本研究では仮定ノード管理システムとして ABR システムを提案した。ABR システムは、CMD/A-E が生成した説明に対して、将来的に修正、あるいは変更を加えることが可能になることを目的としている。ABR システムの導入によって、本研究の理論形成システムは、現在までに得られている仮説の検証を通じて、領域知識の修正と理論体系の再構築が可能となっている。

また、本研究では、矛盾が起こった場合の本質的な原因が forward-chaining rule にあることを仮定したために、矛盾の原因を比較的容易に探索することができた。しかしながら、システムに一般性を持たせるためには、矛盾の原因が領域知識のいかなる箇所に存在する場合でも発見できるようにしなければならない。このためには、本研究で採った探索のアプローチのみでは不十分であり、今後の検討の余地を残している。

一方、本研究で提案した一般化システム UBG は EBG と比較して、より知的な一般化手法であると言える。しかしながら、UBG は与えるデータが少ない場合は好ましくない一般化をすることがある。これは、帰納的なアプローチの弱点ともいえる点である。この問題に対処するためには、新たな実験データが獲得された場合に、理論の一般化レベルを変化させられるような機能を持たすことが必要である。

さらに、領域知識の記述の問題がある。矛盾は予期できるものではないので、矛盾データベースに含まれる記述は一般的でなくてはならない。しかしながら、領域知識に含まれる記述を用いなければ矛盾を発見することができないので、矛盾データベースを一般的に記述するためには、少なくとも定性的記述に対しては、領域に依存しない表現を領域知識に用いることが必要である。また、定量的データを扱う領域では、定性的記述と定量的記述をいかにして混在させるかという問題も残されている。

最後に、今後の課題として、科学以外の分野の例にも本システムを応用することにより、さらなる問題点を発見し、その解決を通してより汎用性のあるシステムにしていきたいと考えている。

A 領域知識

A.1 backward-chaining rules

```
B1a : ds(wgt(obs_obj(A)), neg):-
      chem_chg(A, B),
      lt(wgt(A), wgt(B)).
B1b : ds(wgt(obs_obj(A)), pos):-
      chem_chg(A, B),
      gt(wgt(A), wgt(B)).
B2 : chem_chg(A, B):-
      proc(P),
      act(P),
      chg_into(A, B).
B3a : gt(wgt(A), wgt(B)):-
      combine(A, C, B),
      eq([wgt(A), wgt(C)], wgt(B)).
B3b : lt(wgt(A), wgt(B)):-
      combine(A, C, D),
      eq([wgt(A), wgt(C)], [wgt(B), wgt(D)]),
      lt(wgt(C), wgt(D)).
B4a : gt(wgt(A), wgt(B)):-
      cpx(A),
      ctn(A, C),
      wgt_sign(C, neg),
      ds(qty_in(A, C), neg).
B4b : lt(wgt(A), wgt(B)):-
      cpx(B),
      ctn(B, C),
      wgt_sign(C, neg),
      ds(qty_in(A, C), pos).
B4c : gt(wgt(A), wgt(B)):-
      cpx(B),
      ctn(B, C),
      wgt_sign(C, pos),
      ds(qty_in(A, C), pos).
B4d : lt(wgt(A), wgt(B)):-
      cpx(A),
      ctn(A, C),
      wgt_sign(C, pos),
      ds(qty_in(A, C), neg).
B5 : combine(A, B, C):-
      cont(A, B),
      product(C),
      compo(C, [A, B]).
```

A.2 forward-chaining rules

```
F1 : cont(A, compo_of(B)):-
      srd(A, B), cpd(B).
F2 : combustible(X):-
      proc(combustion(X)),
      act(combustion(X)).
F3 : calcinatable(X):-
      proc(calcination(X)),
      act(calcination(X)).
F4 : ctn(X, phlogiston):-
      combustible(X).
F5 : ctn(X, phlogiston):-
      calcinatable(X).
F6 : cpx(X):-
      ctn(X, _).
F7 : product(X):-
      chg_into(_, X).
```

B 矛盾データベース

```
C1 : contradict:-
    spl(X), cpx(X), atom(X).
C2 : contradict:-
    chem_chg(X, X), atom(X).
C3 : contradict:-
    wgt_sign(X, pos),
    wgt_sign(X, neg),
    atom(X).
```

C 観測事実および状況事実

C.1 木炭の燃焼

観測事実：
ds(wgt(obs_obj(charcoal)), neg).

状況事実：
srd(charcoal, air).
chg_into(charcoal, ash).
product(fixed_air).
proc(combustion(charcoal)).
act(combustion(charcoal)).
cpd(air).

C.2 水銀のか焼

観測事実：
ds(wgt(obs_obj(mercury)), pos).

状況事実：
srd(mercury, air).
proc(calcination(mercury)).
act(calcination(mercury)).
chg_into(mercury, m_c).
cpd(air).

謝辞

本システムの実現に協力して頂いた本学学生 衣川裕史君に感謝します。

参考文献

- [1] Cohen, W. W.: Abductive Explanation-Based Learning: A Solution to the Multiple Inconsistent Explanation Problem, Technical Report, AT&T Bell Laboratories (1990).
- [2] Hirsh, H.: Incremental Version Space Merging, Machine Learning, Proc. of the 7th International conference on Machine Learning, pp.330-338 (1990).
- [3] Hobbs, J. R., Stickel, M., Martin, P., and Edwards, D.: Interpretation as Abduction, Proc. of the National Conference on Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, pp.95-103 (1988).
- [4] 井上克巳: アブダクションの原理, 人工知能学会誌, Vol.7, No.1, pp48-59 (1992).
- [5] Lavoisier, M.: Traite Élémentaire de chimie, 田中豊助, 原田紀子訳, 内田老鶴圃新社 (1973).
- [6] Mitchell, T. M., Keller, R. and Kedar-Cabelli, S.: Explanation-Based Generalization: A unifying view, Machine Learning, Vol.1, No.1, pp.47-80 (1986).
- [7] Ng, H. T., and Mooney, R. J.: Abductive Explanation in Text Understanding: Some Problems and Solutions, Technical Report AI89-116, Department of Computer Sciences, University of Texas at Austin (1989).
- [8] Ng, H. T., and Mooney, R. J.: On the Role of Coherence in Abductive Explanation, Proc. of 8th National Conference on Artificial Intelligence, pp.337-342 (1990).
- [9] O'Rorke, P., Morris, S., and Schulenburg, D.: Theory Formation by Abduction: A Case Study Based on the Chemical Revolution, in Shrager, J., and Langley, P. (eds.) Computational Models of Scientific Discovery and Theory Formation, pp.197-224, Morgan Kaufmann (1990).