

時系列観測データからの新仮説創発の支援

大澤幸生, 砂山渡, 谷内田正彦

大阪大学 基礎工学部

実世界には、未知の要素や現象が無限に多く存在し、それらを全く考慮に入れずに状況を理解しようとすると、あまりにも部分的な解釈に終わるために、次に何が起きるかを把握することは困難となる。実際、人工的なシステムの故障診断という、一見閉じた世界を扱う場合でさえ、素子の物理的な損壊などあらゆる可能性を仮説として考慮しておくことは不可能に近い。そこで本稿では、新仮説の創発的生成を行う為の枠組みを構築し、その推論手法を提案する。仮説推論のエージェントを緩く協調させ、全体で形成した焦点を元に新仮説を創発するわれわれの方法論は、知識処理と協調エージェントの新しい組み合わせとなっている。

Creation of New Hypotheses from Time-series of Observations

⁺Yukio OHSAWA, Wataru SUNAYAMA and Masahiko YACHIDA

Faculty of Engineering Science, Osaka University
1-3 Machikaneyama-cho, Toyonaka City, Osaka 560 Japan

⁺email: osawa@sys.es.osaka-u.ac.jp

Creating new hypotheses is an important information processing framework for understanding the open real world, including diagnosis of faults caused by unknown triggers. This paper presents a new framework and a method to create new hypotheses, which corresponds to unknown but essential triggers of observed sequence of phenomena.

Our method is composed of two phases. In the first phase, we focus into the real causes of sequentially observed phenomena from given set of hypotheses by cooperative multiple reasoning agent. Secondly, a common unknown cause is assumed to each set of known causes which was found to occur simultaneously. In this new method, abducers converge into a reasonable comprehension of the observations by a good computational-time performance.

1 はじめに

広い意味での状況の理解は、知識処理の重要な枠組みの一つである。故障診断、音の理解、自然言語文の理解などは、結局は観測事象がなぜ起こったか、その原因を求めようとするのである。

しかし、これら状況理解の問題点は、対象とする世界が広すぎることにある。それが人間においても計算機においても共通の問題であることはフレーム問題について松原らにより指摘されてきた通りであろう。これは、対象とする無限の世界を有限の知識しか持たずに理解しようとするために起きる問題であって、未知の現象まで捕えるには闇雲に仮説集合を増やしても歯が立たない。

そこで、われわれは、仮説推論の従来の枠組みでは扱われて来なかった新仮説の創発について考える。尚、「創発」という用語を用いる意図は、知識は、システムと外界が接触する原始的な経験から、情報のループによって生まれる一つの機能であるという考えからである。

[Poole 88]の仮説推論は、与えられた候補仮説の集合の中から、ゴールを証明する部分集合を得るという枠組みであった。これは、Pierceがアブダクションのうち仮説の想起が啓発的な作用であると見なされた時点で定まった路線といえる。実際、他のアブダクションの定式化についても基本的にはこの点は同じである。しかし、もう一つの理由はコストに基づく仮説推論の確率的意味付け[Charniak90]にあったと筆者らは考えている。というのは、ここでは、候補仮説同士が独立であるという暗黙の仮定の上に、最適な仮説をコスト最小という評価で選ぶからである。

これに対して、われわれの言う新仮説とは、知識ベースに含まれる候補仮説よりもさらに根本的な仮説までを含むものであるから、この暗黙の仮定と相反する意味を含む。同様の指摘は、NgとMooneyによってコストではなく、explanatory coherence によって仮説の良さを評価する路線[Ng 90]に見出だすことも可能であるが、彼らは仮説集合から部分を選択するための評価を変更したに過ぎない。

我々は、この様な評価関数を与えるのではなく、各観測時点に割り当てられた複数のエージェントに協調的に仮説推論を実行させる方針を採用。それぞれのエージェントは、先ず独立にコストに基づく仮説推論を行う。これによって得られた解仮説に含ま

れる要素仮説を、近隣のエージェントで重みを減少させ、再び一斉に独立に仮説推論を行う。この繰り返しを行った末、収束した結果を正しい理解と見なす、一種の焦点形成を行う。

尚、従来も協調仮説推論という用語が用いられることはあったが、本研究ではエージェント間の仮説間の制約が緩く、新しい定式化となっている。

2 協調仮説推論による焦点形成

2.1 定式化

観測されたN事象個の全て、 $G_i(i=1,2,\dots,N)$ について候補仮説集合Hから次の制約を満たす部分集合 h_i を求める。

$$\begin{aligned} h_i &\in {}_2 H, \\ h_i \cup \Sigma &\vdash G_i, \\ h_i \cup \Sigma &\not\vdash \phi. \end{aligned} \quad (1)$$

$$(2)$$

ただし、 Σ はホーン節からなる背景知識である。

$$y :- x_1, x_2, x_3 \dots x_n. \quad (3)$$

y が空節 ϕ であれば、前件部は矛盾することを意味し、式(2)の様に禁止されている。Hは候補仮説の集合である。この様に、各観測時点を取り敢えず独立した推論によって説明しようとするのであるが、時点間は必ずしも同一の状態ではなく、変化していると考えるのが自然であろう。ただ、連続した時点ではその変化は小さいはずである。これを次の制約を加えることで表わす。 e_{ij}, t_{ij} はそれぞれ、 h_j 中の要素仮説 η_i の真理値と、 $t_i(j-1)$ と $t_i(j+1)$ から期待される t_{ij} の期待値である。

$$e_{ij} = 1 \quad \text{if } t_i(j+1) + t_i(j-1) \geq 1.5, \quad (4)$$

$$p_j \quad \text{if } t_i(j+1) + t_i(j-1) = 1, \text{ and} \quad (5)$$

$$0 \quad \text{if } t_i(j+1) + t_i(j-1) \leq 0.5, \quad (6)$$

ただし、 t_{ij} の定義は通常と異なり、真ならば1、矛盾するものが真ならば0、どちらでもなければ0.5とする。この様に、両隣の時点からある時点の仮説の真理値を予測する枠組みとなっており、[Ng 90]におけるexplanatory coherence と似た概念であると言える。ただし、われわれの方が、接近した時点での連続性を隣接時点から直接の予測で表し、離れた時点は後に述べるメッセージのやり取りによって間接

的に、即ち弱い連続性を課することにあたるので、意味的な裏付けが理解しやすい。

2.2 焦点形成の手法

焦点の形成は、次のように行う。即ち、各ゴール（観測事象）に仮説推論を行うエージェント（アブデューサと呼ぶ）を割り当てる。同時に起きた事象についてはその結合を一つのゴールとして扱う。これらアブデューサの間でメッセージをやり取りすることによって、上記(4)~(6)の制約を満たすようにする。このメッセージは、各アブデューサ内の候補仮説の重みを変更することで行うが、その説明の前に、コストに基づく仮説推論について要約しておく。

仮説推論[Poole 88]は、ゴールに故障の状態、候補仮説に可能な故障状態を与えればモデルに基づいた故障診断が行えるなど、論理的な基盤性と実用性を有する重要な知識処理の枠組みである。しかし、その探索空間は広く、計算時間が最大の課題であると同時に、解を絞るために何らかの解に対する評価基準を設ける必要がある。

コストに基づく仮説推論は、この基準として候補仮説に重みを与え、解仮説中の仮説の重みの和をコストとし、コストの最小の解を最適とする考えである。[Chamiak90]において、この重みが各候補仮説の事前確率に当たり、コスト最小化とは結局、解の事後確率を最大化することに相当することが明らかとなった。

われわれの基本的方針は、このコスト= $\log(\text{生起確率})$ という関係に基づいてメッセージ交換を実現しようという考えである。即ち次の手続きを実行する。

0. 各ゴール（ある時点での観測事象）に一つのアブデューサを与える。
1. 各アブデューサがそれぞれのゴールについて仮説推論を行い、（準）最適解を得る。
2. 1の解における各仮説の真理値を元に、j番目のアブデューサにおけるi番目の仮説の重みを、次のように変更する。

$$\begin{aligned} \text{weight } ij = 0 & \quad \text{if } ti(j+1) + ti(j-1) \geq 1.5, \\ & \quad -\log p_j \quad \text{if } ti(j+1) + ti(j-1) = 1, \\ & \quad -(\text{some big value}) \\ & \quad \text{if } ti(j+1) + ti(j-1) \leq 0.5, \quad (7) \end{aligned}$$

これで重みが増えれば1に戻り、なければ終了。

ステップ1が仮説推論を行うので計算時間を要するが、ここではネットワーク化バブル伝播法[大澤94]を用いることによって高速推論を行う。実際、DTMSなどの様な従来の典型的な結果共有の協調エージェント系においては各エージェントが部分解をいくつも出し合わねばならないが、本手法では各エージェントがコストに基づく仮説推論の準最適解を一つだけ求めれば良いのでこのような近似解法の力を借りることが可能となるのである。

例として、音からの状況理解の簡単な例を取り上げて見る。

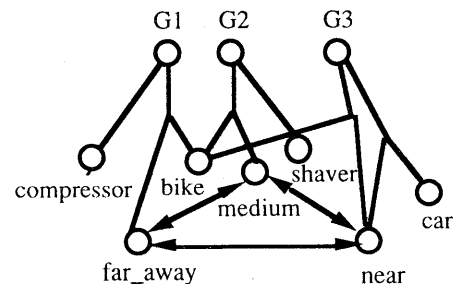


Fig.1 Knowledge network used for the interpretation of three sounds

図1は、G1（小さな回転音）G2（中ぐらいのモーター音）G3（大きなモーター音）という三つの音を別々の、しかし連続した時刻に聞いたという設定である。家の中でこれだけの音を聞いたとする。この場合のメッセージ伝達の様子を図2に示す。

図2で、サイクル1では、各アブデューサがそれぞれ独立に推論を行い、解を得る。この結果は、 $\{h1: \text{refrigerater compressor}, h2: \text{shaver}, h3: \text{auto-bicycle \& near house}\}$ となる。この時点ではまだこれがベストな解なのである。その後、メッセージが点線の矢印の向きに伝達する。この場合には、右のアブデューサ3から左に向けてauto-bikeの重みが0とされていくので、結果としてサイクル3の解を得る。

これは、バイクが遠くから次第に近づいてくる3つの時点の音を聞いたのだ、という解釈となっており、そのはざまの音が聞こえなかったのなら郵便配達のパイクだと理解することができる。ここまで来れば、知識ベース外の知識まで飛び火的に焦点が届き、新仮説が創発されたと見なして良い。これ以上の詳しい仮説は、もともと「郵便配達」という言葉

すら知らない知識ベースから得ることは不可能なのである。

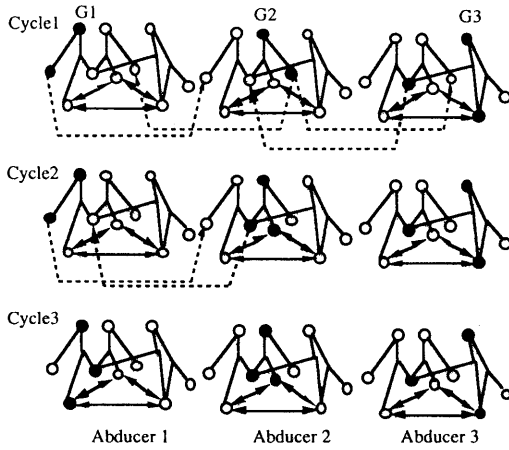


Fig.2 Cooperative multi-abducers working for the example of Fig.1.

2.3 協調エージェントシステムとしての立場

本手法は、エージェント間の通信は重みの変更だけで行われており、これは仮説間の確率操作に当たる。この協調の仕方は、黒板モデルの様な結果共有とは次の点で異質である。即ち、黒板→ART→DATMSという路線では各エージェントは自分の部分解を持ちよって互いにその情報を参照し合う。これは、解のカテゴリカルな内容によってエージェント間の強い制約を設けていることに当たる。我々の制約はもっと緩いものである。

Pooleの枠組みで先の音理解を行おうとすると、

$$\begin{aligned} h &\in 2^H, \\ h &\cup \Sigma \vdash G_i, \\ h &\cup \Sigma \not\vdash \phi. \end{aligned}$$

という統一的な制約を全てのゴールについて満たす一つのhなる解仮説を求めることになる。すると、この結果得られる解は

{h1: refrigerator compressor, h2: shaver, h3: auto-bicycle & near house}の方になってしまう。というのは、バイクが同時に別の距離に存在することは不可能であり、先の矛盾制約式(2)を違反する結果となるからである。即ち、制約を緩くすることによって、

coherent な解を除外しない様にするのがわれわれのメッセージであるということが出来る。この意味で、[Ng90]の評価関数であるexplanatoy coherent も、Pooleらと同じ強さの制約の元で解の評価関数を変更したのに過ぎないわけであるから、われわれの立場とは開きがある。

3 新仮説の創発

ここでいう新仮説とは、それまでに知られていた仮説よりもさらに深い原因のことである。これは、同時に生じやすい事象の集合一つに対して一つ与えられる根本の原因として作ることにする。具体的には、(8)式によって仮説k1, k2, ...kMの間の相関(時間の一致性)を求め、これがしきい値 Θ 以上か否かで同時に生じやすいかどうかを判断する。

その様な同時生起する候補仮説に当たる事象の集合のうちで、自分を真部分集合とする同じ様な集合がないものを抽出する。そして、そのそれぞれの下に新たな仮説を設けるのである。

$$match = \frac{\sum_j^N (t_{k1j} \otimes t_{k2j} \dots \otimes t_{kMj})}{\sum_j^N (t_{k1j} \oplus t_{k2j} \dots \oplus t_{kMj})} \geq \Theta \quad (8)$$

これら新仮説の事前確率を与えれば、その後更に仮説創発を重ねて知識ベースを拡張できるのであるが、それも式(9)の様に得ることができる。

$$p(\text{new_hypothesis}) = \frac{\sum_j^N (t_{k1j} \otimes t_{k2j} \dots \otimes t_{kMj})}{N} \quad (9)$$

こうして得られた結果は、仮説の正体が何であるのかという情報を含んでいないが、それは先述のように、知識ベースを固定している限り不可能であって、むしろこの結果をユーザに提示することによって得るのが自然であろう。同時生起する仮説事象のリストを見せても、図3の様にグラフ表示しても良い。図3は、夜空で消えていく光源と、強くなって行く光源、さらに大きな鞆を持った人達が見える場合の状況理解の様子である。この例では、"?の様に正体不明の新仮説も、ユーザは容易に空港の近くで

あることを理解できる。

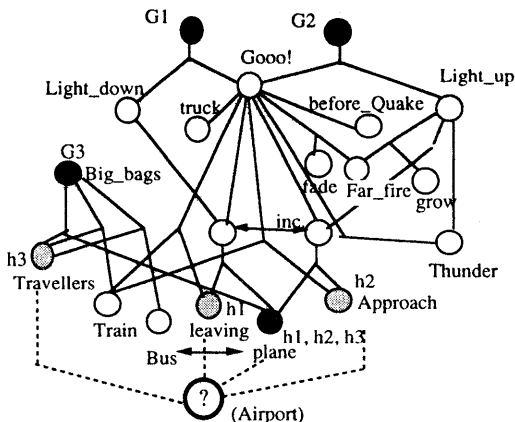


Fig.3 A graphical presentation of a new hypothesis "Airport."

4 システムの実装状況

現時点では、ホーン節の集合からなる背景知識と、やはりホーン節形式で記した複数のゴールを与えて、上記の推論を実行させるシステムを作成、改良中である。例えば、下のような構成で作られた加算器があったとする。

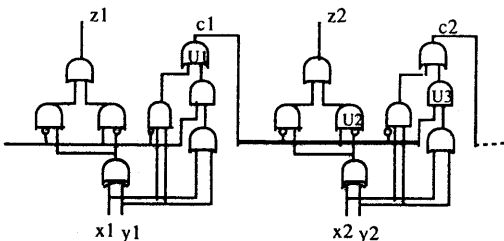


Fig.4 A full adder circuit

このとき、

$$G0: 01 + 01 = 10.$$

なる演算結果は

$$g :- a, b.$$

$$z1=0 :- a, x1=1, y1=1, x2=0, y2=0.$$

$$z2=1 :- b, x1=1, y1=1, x2=0, y2=0.$$

などと記し、

$$G1: 110 + 110 = 1010,$$

$$G2: 011 + 110 = 101 \text{ and}$$

$$G3: 111 + 110 = 101$$

などとゴールが複数あれば、それら観測回数と同じだけのゴールを(10)の形式で列挙する。アプデューサは、ここでホーン節先頭の文字g一つについて一つ与えられ、2.2節のステップ0となる。

この例の場合は、

$$h1: \{\text{discrepancy between } U2 \text{ and layer}\# \},$$

$$h2: \{\text{discrepancy between } U1 \text{ and layer}\# \},$$

$$h3: \{\text{discrepancy between } U3 \text{ and layer}\# \}$$

なる解が得られる(解仮説 h_i が G_i を支持する)。この結果は、全ての観測事象を一挙に説明しようとしても得られない。これは、2.3節に述べた様に、 $h1, h2, h3$ が全て同時に生じた原因であるとするのは矛盾するからである。この解は、layer#(図4の太線で示した導線にあたる物理的な回路中の層)に亀裂があり、その為に、時刻毎に異なるゲートの入力端子との接触が甘くなっているものと解釈される。この解釈が新仮説に当たる。

システムの故障には想定外のものがまじっており、それこそが人間にとっても対処しにくいものであることを考えると、この様に原因のヒントを提示されることには大きな意義がある。又、知識ベースそのものの機能拡大という面からも、新仮説の正体は不明であるが、3節に述べた様にそれが暫時的な知識獲得に繋がるという点で本手法は意義を有する。

5 本手法の計算速度

現在のシステムは推論機能の確認という試作段階にあるので、本手法の計算速度の実験的な測定は今後の課題である。しかし、高速推論が可能となることは以下のように予想される。

黒板モデルの拡張に近い結果共有タイプの協調エージェントを、理論的な基盤性のある計算の枠組みとして捕えたものの一つは分散制約充足問題(DCSP)であろう。本稿の様に論理寄りの見方からすれば、その中でも分散ATMS[Mason89]の定式化と比較するのが適切であろうと考える(論理とニューロ型の活性伝播を行う意味では、本手法はハイブリッド型の知識ベースシステム[Ma 95]の一環とも見られる。しかし、念のために記しておく、これまでに提案されているものとは目的、定式化において本手法と開きがあるので比較の対象としていない)。

DATMSでは、ATMSと同様に多重文脈に相当する仮説集合の集まりと保存しながらエージェント間の整合を達成する。これに対して、本手法ではエージェント間で信念の強さを表わす要素仮説の重みを互いに変更し合い、ある推論時点で最適な解仮説を求めて行く。即ち、両者の最大の違いは、前者においては複数の解を保持するのに対し、後者では単一の解を求めれば良い点である。

この特徴のおかげで、われわれの「協調アブデューサ」は仮説推論の近似解を求める高速化手法を自然に取り入れることができることになった。その一つであるネットワーク化バブル伝播法は、本来は厳密に最適解を求めるには候補仮説数Nに対して指数オーダーかかるところを、N²に比例する多項式時間で準最適解を求めることができる[大澤94, 95a, 95b]。即ち、各アブデューサとして、ネットワーク化バブル伝播法による高速仮説推論システムを用いれば、それぞれが一つの準最適解を計算するという実現法が可能となる。

結局、簡単に計算量を見積もると次の様になる。

候補仮説の個数 (H)	≡	N
アブデューサー一つの1サイクルでの計算量	≡	N ²
アブデューサの数	≡	M
収束までのサイクル数		
= 各アブデューサの想定する状況の、全アブデューサへの通信に要するサイクル数	≡	M
全アブデューサの計算量総和	≡	M ² N ²

ただし、これは平均時間の見積もりであり、最悪値は $\exp(NM)$ となる。しかし、この最悪値は、ネットワーク化バブル伝播法と重み伝播が共にあらゆる仮説の組み合わせを辿って試行錯誤するという、滅多に起こりえない場合である。

6 結論

アブデューサの緩い協調により知識内部での焦点を形成し、これによって知識外の無限の世界にも焦点を当てることによって新仮説を創発的に作り出すという枠組みを提案した。これによって、想定外の状況の理解が可能となるので、故障診断、音の理解や自然言語理解の可能性が広がると期待できよう。

尚、詳細は別稿に譲るが、全観測時点にアブデューサを割り当てるのではなく、全体を適当な時点数の枠に区切った各枠内で本手法による焦点形成を行い、結果を後の観測時点に同様のメッセージとして送って行くというバージョンも考えている。これは、上記の5節のMを定数とすることができるという計算量の節約だけでなく、時間と共に過去の推論の詳細を忘れてゆく人間の思考過程とも整合のとれる改良となる。

謝辞

本研究を進めるに当たり、大阪大学基礎工学部の西田正吾先生、大阪大学産業技術研究所の山田誠二先生ならびに神戸商船大学の平山勝敏先生との議論が有意義であったことを記し、感謝します。

◇ 参考文献 ◇

- [Charniak 90] Charniak, E. and Shimony, S.E.: Probabilistic Semantics for Cost Based Abduction, Proc. AAAI-90, pp.106-111, 1990.
- [Mason89] Mason, C.L. & Johnson, R.R., DATMS: A Framework for Distributed Assumption based Reasoning, Gasser, L., Huhns, M.N. eds. Distributed Artificial Intelligence, Vol.2, pp.293-318, Morgan Kaufmann, 1989
- [Ng 90] Ng, H. and Mooney, R.: On the Role of Coherence in Abductive Explanation, Proc. AAAI'90 pp.337-342, 1990.
- [大澤94]大澤, 石塚: 仮説推論における準最適解を多項式時間で計算するネットワーク化バブル伝播法, 信学論J76-D-2, pp.1817-1829 (1994)
- [大澤95a]大澤, 石塚: 改良型ネットワーク化バブル伝播法による低次多項式時間仮説推論, 人工知能学会誌, vol.10, No.1., pp.123-130 (1995)
- [大澤95b]多項式時間仮説推論を達成するネットワーク化バブル伝播法の述語論理への拡張, 人工知能学会誌 vol.10, No. 5, pp.731-740(1995)
- [Poole 88] Poole, D., A Logical Framework for Default Reasoning, Artif. Intell., Vol.36, pp.27-47, 1988
- [Ma 95] Ma, Z and Harrison, R.F., GR2 - A Hybrid Knowledge-based System Using General Rules, Proc. IJCAI'95, pp.488-493 (1995)