Bayesian network + Game theory → Multi-Agent (Concurrent or Parallel) Abduction??

阿部 明典
NTT コミュニケーション科学研究所

Abstract

Abduction is a defeasible reasoning and can be applied to various applications including designing and planning. However, the order of the inference speed of it is proved to be NP-complete. Therefore, various parallelism or concurrentism approaches have been studied. Furthermore, abduction is said to be equal to Bayesian model.
Probabilistic reasoning model is also useful for models dealing with uncertainty. Recently, Bayesian model is mapped to the market model and the possibility of distributed probabilistic inference has been discussed.
This paper will show the framework of multi-agent abduction which makes use of Bayesian network and Game theory, then discuss the merit of it and problems.

1 はじめに

仮説推論は不完全な知識を扱うことの出来る論理的推論体系で、多様さ・複雑さを有する設計問題、診断問題など様々なことに適用可能である。しかし、仮説推論を始めとするabduction の推論速度は仮説生成に於ける backtracking 等により、NP-complete であると証明されている [10]。従って、それを高速化しようとすると、推論速度の遅さの原因の一つとなっている backtracking をなるべく回避できる可能性のある並行推論、並列推論にしてみようという考えは自然であり、これまで、top-down、bottom-up の様々なアプローチがなされてきており [7, 8]、逐次処理を普通にした場合と比較して推論速度の向上を果たしている。更に、一般に、abduction では仮説選定の際に、単純に最小の仮説が最高であるという Occam's Razor (当然、仮説間の consistency は保たれている)、更には、最高の説明を求める (explanatory coverage, explanatory belief, explanatory parsimony) という criterion を用いるが、abduction を並列化することで、abduction に“最高の説明を求める”という性格ではなく、“信頼性の高い説明を求める”という性格を与えようという考えもある [5]。特に、後者は、仮説生成の高速化と精密性をある程度兼ね備えた考え方であると思われる。このように、abduction を並行、並列化すると様々なメリットがあるので abduction の並行、並列化は重要な課題となっている。しかし、abduction を top-down に行なうにしても、bottom-up に行なうにしても並行、並列につきものの問題点はいくつかある。

Abduction に於いて、様々な意味で並行、並列推論は hot な話題であるが、並列、並行を扱うことの出来る可能性のある multi-agent 系に於いては、近年、多様さ・複雑さへの問題意識の高まりとともに、 agent と環境の多様な変動も、もはや無視できない極めて重要な研究課題となってきている。さて、未来の予想が難しい環境の変動を表わすモデルとして確率モデルは理論の基盤が確立しており様々に実用化されてきているし、abduction と等価に使うことが出来るということで、Poole 等は Bayesian net の枠組で abduction を実行する研究を行なってきている。

他方、経済学、数学の世界では Game theory により、株価予測、経済予測など、未来の予想が難しい環境の変動の予測を行なってきた。そして、最近、Penncock と Wellman は、市場モデル (Game theory) を用いることにより、multi-agent 系で Beyesian network を扱うことが出来るようになり、“distributed reasoning under uncertainty”を行なうことが出来ると示した。

本論文では、これらの考えをふまえ、abduction の並行、並列化を最終目標に据え、確率モデルを市場モデル (Game theory) を用いることにより multi-agent 化することで、multi-agent abduction の枠組を作り、その枠組みの広さやメリットと、問題などを議論する。

2 Concurrent or Parallel Abduction

仮説推論を始めとする abduction の推論速度は仮説生成に於ける backtracking 等により、NP-complete であると証明されている [10]。従って、abduction の推論速度を高速化しようとすると、推論速度の遅さの原因の一つとなっている backtracking をなるべく回避できる可能性のある並行推論、並列推論にしてみようという考えは自然であり、これまで top-down、bottom-up の様々なアプローチがなされてきた [7, 8]。Kakas[8] の場合、abduction を並行、並列にすることにより、探索空間を少なくすることが出来る、矛盾仮説セットを速く見つけることが出来る、仮説の共用、再利用が出来る等というメリットが得られている。

更に、一般に、abduction では仮説選定の際に、単純に最小の仮説が最高であるという Occam's Razor (当然、仮説間の consistency は保たれている)、更には、最高の説明を求める (explanatory coverage, explanatory belief, explanatory parsimony) という criterion を用いるが、abduction を並列化することで、abduction に“最高の説明を求める”という性格ではなく、“信頼性の高い説明を求める”という性格を与えるために abduction を並列化しようという考えもある [5]。又、concurrent logic language の拡張としての Abductive Concurrent Logic Language としては、concurrent logic language に abduction の概念を付け加えることにより、deadlock から逃れられるよう

にした AKL+[3] や Papadopoulos による PARLOG 上に実装されたもの [16] 等がある。

このように、abduction の並行、並列化は単純に推論速度の高速化のためだけでなく、より良い (信頼性の高い) 仮説を効率的に得るという意味でも重要な課題である。

しかし、仮説推論を並行、並列化した場合、特に問題になるのは、OR- 結合のモジュール (推論木の一部) 間で矛盾が起こる可能性である。この矛盾は簡単にいえば、ある仮説の組だと矛盾になるが、他の仮説の組なら矛盾しないという関係であって、逐次推論の場合は夫々別に無矛盾チェックを行なうので、推論速度の低下の原因にはなるが、無限ループや、本来仮説になるべきもののとりこぼしはない。ところが、仮説推論を並行、並列化した場合、当然、推論速度の向上は期待されるが、逐次処理とは別のメカニズムが必要となる。本来仮説になるべきもののとりこぼしがないように、例えば、KICK-HOPE[†1] [11]、AAA/H[14] 等のように仮説同士の無矛盾管理も並行、並列に行なう必要がある。更に、CSP 共通の問題として、無矛盾管理を並行、並列に行なった場合、均衡しない場合があり、それに対し、無矛盾管理を非同期にするという手段 [1] がよくとられているが、余り面白くない。

3 Bayesian network ↔ Abduction

Bayesian network は不確実な知識の一般的表現手法として使われてきている [17]。基本的に確率値をネット上で伝播させることで、推論を行なうことが可能である。Bayesian network の領域では "不確実" は 1 より小さい確率として表される。一方、論理の世界でも Non monotonic reasoning [12, 13] という不確実な知識を扱う問題領域がある。この領域では、一般に "不確実" とは "確実ではない" という flag を立てることで表現される。従って、1、0 のみの論理と 1 以外の値を扱う確率はあまり融合性の良くないもののように思われるが、Pearl によれば、abduction のような evidential reasoning は pa_i を X_i の predecessor とした時に、

$$P(x_1, \ldots, x_n) = \prod_i P(x_i \mid pa_i) \tag{1}$$

のように、joint distribution は条件つき確率の積で表現可能である [19]。そして、確率計算をすることにより、観測に対する最も尤もらしい説明を探すことが出来る。例えば、不確実な知識を扱う推論に於ける $Bird(x) \rightarrow Fly(x)$ は

$$P(Fly(x) \mid Bird(x)) \geq 1 - \epsilon \tag{2}$$

(ϵ-semantics) と表記可能である [17]。ϵ を 0.2 などとすれば、「8 割がたの鳥は飛ぶ」などという default を表現出来る。又、見方を変えれば、ϵ の値は節に付けられた cost とも考えられる。

Poole は propositional probabilistic Horn abduction が Bayesian network と等価であるとして、Bayesian network の枠組で所謂 cost をつけた仮説推論を定式化している [20]。更に、近年、彼は game theory に触発された multi-agent 環境に於ける複数の agent のモデル化のための論理である Independent Choice Logic に拡張している [21]。

[†1] 実際には逐次処理で処理されている。

上記の様に、確率モデル (esp. Bayesian network) は比較的容易に multi-agent 系に於ける論理に適用可能である。しかし、確率を節に与える場合、どのようにして与えるかの問題がある。概して、恣意的に与えることが多い。

4 Game theory

4.1 What is a Game Theory

Game theory は von Neumann により確立され [22]、数学、経済学、社会学等の分野に於いて conflict した状況の中での意志決定を解析するためになされている学問領域である。Game theory は戦略のゲームの状況におかれた当時者の最適行動の問題を厳密性をもって扱い、又、それによってもたらされる均衡の状態がどうなるか調べるものである。このゲームでは基本的に自分 (agent と解釈可能) の利益が最大になるように動くのであるが、相手の動きによっても自分の利益が変わるのである。

ゲームに勝つための戦略としては、普通は最悪の中で最善を探す max min が良いのであるが、状況が不確定で自分に対して敵対的な時は min max 戦略が良いとされている。いかなる利得行列に対しても max min $\leq$ min max であり、max min = min max になる時を鞍点という。鞍点に於いてゲームは均衡する。

4.2 Game models

ゲーム・モデルの代表的なものには戦略型ゲーム、展開型ゲーム、プレーヤーの様々な提携にとって実現可能な総利得又は、利得配分を記述し、提携行動の分析に用いられる提携型ゲームがある。

4.2.1 戦略型ゲーム

戦略型ゲームはプレーヤーの戦略と利得の関係を函数を用いて記述するものでゲームの最も基本的なモデルである。

一般に、戦略型 n 人ゲームは次の要素の組によって定義される。

$$G = (N, \{S_i\}_{i \in N}, \{f_i\}_{i \in N}) \tag{3}$$

尚、

(1) $N = \{1, \ldots, n\}$ はプレーヤーの集合

(2) S_i はプレーヤー i の選択可能な行動あるいは、戦略の集合

(3) f_i は直積集合 $S = S_1 \times \ldots \times S_n$ 上の実数値函数であり、プレーヤー i の利得函数を表す

ゲームは以下のようにプレイされる。

全てのプレーヤー $1, \ldots, i$ は他のプレーヤーの選択を知らずに夫々の戦略 $s_1 \in S_1, \ldots, s_n \in S_n$ を選択する。その結果、プレーヤー i は利得 $f_i(s_1, \ldots, s_n)$ を得る。プレーヤーの目的は自己の利得最大化である。

全ての戦略の組に対して、

$$\sum_{i=1}^{n} f_n(s_1, \ldots, s_n) = K \tag{4}$$

が成り立つ。但し、K は 0 若しくは、何らかの数値である。

プレーヤー 1 と 2 の戦略集合が $S_1 = \{1, \ldots, m\}$、$S_2 = \{1, \ldots, n\}$ であるとき、ゲームは以下の bimatrix (= 非ゼロ和 2 人ゲームの利得行列) で表現出来る。尚、a_{ij} はプレーヤー 1 の利得を表し、b_{ij} はプレーヤー 2 の利得を表す。

$$A = \begin{bmatrix} (a_{11}, b_{11}) & \cdots & (a_{1n}, b_{1n}) \\ \vdots & (a_{ij}, b_{ij}) & \vdots \\ (a_{m1}, b_{m1}) & \cdots & (a_{mn}, b_{mn}) \end{bmatrix} \tag{5}$$

このゲームでは、プレーヤー 1 は行を選択し、行列の利得を最大にし、プレーヤー 2 は列を選択し、行列の利得を最小にするようにすることで行なわれる。

Definition 1 最適応答

プレーヤー *i* の戦略 $s_i \in S_i$ が他の $n-1$ 人のプレーヤーの戦略の組 $s_{-i} = (s_1, \ldots, s_{i-1}, s_{i+1}, \ldots, s_n)$ に対する最適応答であるとは、

$$f_i(s_i, s_{-i}) = \max_{t_i \in S_i} f_i(t_i, s_{-i}) \tag{6}$$

である時をいう。戦略の組 s_{-i} に対するプレーヤー i の最適応答の全体を $B_i(s_{-i})$ とする。

Definition 2 ナッシュ均衡点

プレーヤー *i* の戦略を $s_i \in S_i$、他の $n-1$ 人のプレーヤーの戦略の組を $s_{-i} = (s_1, \ldots, s_{i-1}, s_{i+1}, \ldots, s_n)$ とすると、全てのプレーヤーに対して、

$$f_i(s^*) \geq f_i(s_i, s^*_{-i}), \quad \forall s_i \in S_i \tag{7}$$

が成立する時、戦略の組 $s^* = (s^*_1, \ldots, s^*_n)$ が均衡点にある。

このゲームで推論が停止するのは、例えば、2 プレーヤーの場合、$s^*_1 = s_1$、$s^*_2 = s_2$ が成立する時である。この条件は 2 人のプレーヤーの予測と最適応答が一致することを意味する。

上記均衡点は純戦略の範囲では必ずしも存在はしないが、混合戦略 (或る確率分布に従って選択を行なう戦略) のもとでは少なくとも 1 つ存在する。

$G = (N, \{Q_i\}_{i \in N}, \{F_i\}_{i \in N})$ を戦略型 n 人ゲームとする。プレーヤーの混合戦略の組を $q = (q_1, \ldots, q_n)$ とし、プレーヤー i 以外の $n-1$ 人のプレーヤーの戦略の組を $q_{-i} = (q_1, \ldots, q_{i-1}, q_{i+1}, \ldots, q_n)$ とする。そして、q_{-i} に対するプレーヤー i の最適応答の集合を

$$B_i(q_{-i}) = \{q_i \in Q_i \mid F_i(q_i, q_{-i}) = \max_{r_i \in Q_i} F_i(r_i, q_{-i})\} \tag{8}$$

とする。

更に、戦略の組 q に対して、集合

$$B(q) = B_1(q_{-1}) \times \ldots \times B_n(q_{-n}) \tag{9}$$

を定義した場合、

戦略型 n 人ゲームに於いて混合戦略の組 $q^* = (q^*_1, \ldots, q^*_n)$ が均衡点であるための必要十分条件は

$$q^* \in B(q^*) \tag{10}$$

が成立することである。

つまり、q^* が $B(\cdot)$ の不動点である。

4.2.2 展開型ゲーム

展開型ゲームはゲームにおける手番の系列をゲームの木を用いて記述し、ゲームの動学的構造や情報構造を定式化する。展開型ゲームは以下の 5 つの要素で定義出来る。

$$\Gamma = (K, P, p, U, h) \tag{11}$$

- ゲームの木 K

  初期点 0(一番下) を持つ有限な有向木で点 (node) と枝 (edge) から構成される。点 x と初期点 0 を結ぶ木の点と枝の系列を点 x への path という。異なる 2 つの点 x と y に対して、点 y がパス x 上にあるとき、$x > y$ と書く。$x > w$ なる点 x がない時、w を木の頂点という。頂点以外の点を手番 (move) という。初期点 0 と頂点を結ぶパスをゲームの一つの play という。

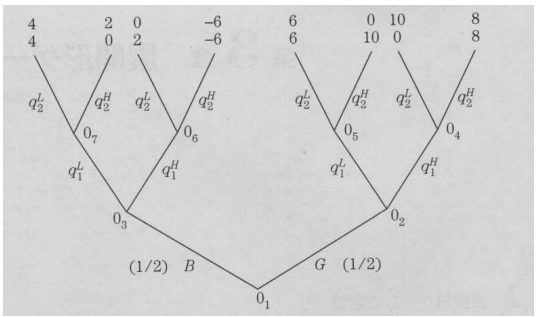

Figure 1: ゲームの木

- プレーヤー分割 P

  プレーヤー分割 $P = [P_0, P_1, \ldots, P_n]$ はゲームの木 K の手番全体 X 上の 1 つの分割である。

  (i) $X = P_0 \cup P_1 \cup \ldots \cup P_n$

  (ii) $P_i \cap P_j = \emptyset, \quad i \neq j$

  (iii) $P_i \neq \emptyset$

  が成り立つ。P_0 はゲームに於ける偶然手番の前提である。偶然手番ではプレーヤーの意思とは無関係にある偶然機構によって枝の選択が行なわれる。

- 偶然手番の確率分布族 p

  ゲームの全ての手番 $x \in P_0$ に対して、x での選択肢の集合 $A(x)$ 上の一つの確率分布 p_x が定められて

いる。p_x が各選択肢 $e \in A(x)$ に付与する確率を $p_x(e)$ とすると、

$$\sum_{e \in A(x)} p_x(e) = 1, \quad 0 \leq p_x(e) \leq 1 \qquad (12)$$

が成り立つ。

- 情報分割 U

  情報分割 $U = [U_0, \ldots, U_n]$ は P の一つの細分割である。

  (i) $P_i = \bigcup_{u \in U_i} u$

  (ii) U_i の任意の異なる 2 つの集合 u と v に対して、$u \cap v = \emptyset$

  が成り立つ。

- 利得函数 h

  利得函数 h はゲームの木 K の各頂点 $w \in W$ に対して、利得ベクトル $h(w) = (h_1(w), \ldots, h_n(w))$ を対応させる

混合戦略の組 $q = (q_1, \ldots, q_n)$ によってゲームがプレーされる時、頂点 $w \in W$ が到達される確率は、

$$p(w \mid q) = \sum_{\pi_1 \in \Pi_1} \cdots \sum_{\pi_n \in \Pi_n} \left(\prod_{i=1}^{n} q_i(\pi_i) \right) p(w \mid \pi) \qquad (13)$$

但し、$\pi = (\pi_1, \ldots, \pi_n)$、$q_i(\pi_i)$ は混合戦略 q_i が純戦略 π_i に付与する確率である。

一般に、$s = (s_1, \ldots, s_n)$ をプレーヤーの行動戦略、或いは混合戦略の組とする。この時、戦略の組に対するプレーヤー i の期待利得は

$$H_i(s_1, \ldots, s_n) = \sum_{w \in W} p(w \mid s) h_i(w) \qquad (14)$$

である。ここで、$p(w \mid s)$ は戦略の組 $s = (s_1, \ldots, s_n)$ での頂点 $w \in W$ の実現確率である。

Definition 3 展開ゲーム Γ に於いて、行動戦略の組 $b^* = (b_1^*, \ldots, b_n^*)$ が均衡点であるとは、全てのプレーヤーの全ての行動戦略 $b_i \in B_i$ に対して、

$$H_i(b^*) \geq H_i(b_i, b_{-i}^*) \qquad (15)$$

が成立することである。

4.3 情報不完備ゲーム

全てのプレーヤーはゲームのルールに関して完全な知識を持つという仮定のもとに行なうゲームを情報完備ゲームという。それに対して、例えば、企業はライバル企業の経営目標や技術力に就いて不完全な知識しかもたないといった、必ずしもルールに就いて完全な知識を持たないゲームもある。そのゲームを情報不完備ゲームという。

Definition 4 情報不完備ゲーム

情報不完備ゲームは

$$G^* = (N, \{S_i, C_i, f_i, p_i\}_{i \in N}) \qquad (16)$$

で定義される。ここで、

(1) $N = \{1, \ldots, n\}$ はプレーヤーの集合

(2) S_i はプレーヤー i の行動の集合

(3) C_i はプレーヤー i のタイプの集合

(4) f_i は直積集合 $S_1 \times \ldots \times S_n \times C_1 \times \ldots \times C_n$ 上の実数値函数で、プレーヤー i の利得を表す

(5) p_i は各 $c_i \in C_i$ に対して、直積集合 $C_1 \times \ldots \times C_{i-1} \times C_{i+1} \times \ldots \times C_n$ 上の同時確率分布 (i の主観確率分布)

$$p_i(c_1, \ldots, c_{i-1}, c_{i+1}, \ldots, c_n \mid c_i) \qquad (17)$$

を対応させる

情報不完備ゲーム G^* における全てのプレーヤーの戦略の組 $\pi = (\pi_1, \ldots, \pi_n)$ に対して、プレーヤー i の条件つき期待利得は

$Ef_i(\pi_1, \ldots, \pi_n \mid c_i) =$

$$\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{n} \sum_{c_j \in C_j} f_i(\pi_1(c_1), \ldots, \pi_n(c_n), c) p_i(c_{-i} \mid c_i) \qquad (18)$$

と定義出来る。但し、$c = (c_1, \ldots, c_n)$ は全てのプレーヤーのタイプであり、$c_{-i} = (c_1, \ldots, c_{i-1}, c_{i+1}, \ldots, c_n)$ はプレーヤー i 以外の全てのプレーヤーのタイプの組とする。

Definition 5 情報不完備ゲーム G^* の戦略の組 $\pi^* = (\pi_1^*, \ldots, \pi_n^*)$ が G^* のベイジアン均衡点であるとは、全てのプレーヤー $i (= 1, \ldots, n)$ の全てのタイプ $c_i \in C_i$ と全ての戦略 π_i に対して、

$$Ef_i(\pi^* \mid c_i) \geq Ef_i(\pi_i, \pi_{-i}^* \mid c_i) \qquad (19)$$

が成り立つことである。

ベイジアン均衡点では均衡点とは異なる行動を選択しても条件つき期待利得は増加しない。

5 Bayesian network → Game theory

Penncock と Wellman は Bayesian network with binary nodes を市場モデル (Game theory) に写像することで、確率関係を一般均衡経済モデルの中で議論している [18]。[18] に於いて、彼らは、不確実さを伴う命題を商品と考え、価格を確率で表し、条件つき確率を消費者と扱うことにより、市場システムを Bayesian network に写像している。そこでは、確率規則が売買となっている。つまり、Bayesian network のノードである a_1 を命題、$\langle a_1 \rangle$ を市場モデルで対応する商品とすると、均衡 (equilibrium) 価格は

$$\langle a_1 \rangle = P(a_1) \tag{20}$$

となる。又、$P(a_2 \mid a_1) = k$ (k は確率) とすると、価格と商品の間の価格比は

$$P(a_1 a_2) = kP(a_1) \quad (\langle a_1 a_2 \rangle = k\langle a_1 \rangle) \tag{21}$$

と書ける。これにより、消費者が商品にどの程度の価値を見い出しているかを示すことが出来る。

生産者は arbitrangeur として動き、 propositional identity は

$$a_1 \equiv a_1 a_2 \vee a_1 \overline{a_2} \tag{22}$$

という制約式で表わすことが出来るので、 propositional identity は

$$P(a_1) = P(a_1 a_2) + P(a_1 \overline{a_2}) \tag{23}$$

となる。

扨、市場価格システムは

- 価格ベクトル: $\vec{p} = (p_1, \ldots, p_k)$
- Consumption bundle: $\vec{x} = (x_1, \ldots, x_k)$
- 効用函数: $u(\vec{x}) : \Re_+^k \rightarrow \Re$
- 最終状態: $\vec{e} = (e_1, \ldots, e_k)$
- feasible production: $\vec{y} = (y_1, \ldots, y_k)$
  入荷の場合: $y_i < 0$　出荷の場合: $y_i > 0$

の時に、消費者の選択は以下の制約条件問題として記述出来る。

$$\max_{\vec{x}} u(\vec{x}) \quad s.t. \quad \vec{p} \cdot \vec{x} \leq \vec{p} \cdot \vec{e} \tag{24}$$

一方、生産者の制約条件問題は以下のように記述出来る。

$$\max_{\vec{y}} \vec{p} \cdot \vec{y} \quad s.t. \quad \vec{y} \in Y \tag{25}$$

但し、$Y \subset \Re^k$

生産者のゴールは式 (25) に於いて利益を最大にすることである。

彼らによれば、市場モデルを用いることにより、 multi-agent 系で Beyesian network を扱うことが出来るようになり、 "distributed reasoning under uncertainty" を行なうことが出来るようになる。

6 問題提起

— Bayesian network + Game theory = Multi-agent abduction?? —

本論文は、 "一体、マルチエージェント系におけるエージェントは, どのように「予測不能な変動」に挑めばよいのか" という問いかけに対し、 defeasible な推論系である abduction の並行、並列化を最終目標に据え、確率モデルを multi-agent 化することで解決するという方針でまとめた。 abduction の並行、並列化は前述したように、仮説生成に "信頼性の高い説明を求める" という性格を与えることが出来、仮説生成の高速化と精密性を実現する鍵となる。

扨、 abduction は不完全な知識を扱う体系とはいえども、基本的に論理に基づいており、確率とは余り関係ないように見えるが、 ϵ-semantics 等により、 abduction と Bayesian network の親和性も示されており、実際、 Pearl や Poole の示すように abduction は容易に Bayesian network の枠組で表現可能である。

又、 Penncock と Wellman も示したように、 Bayesian network を multi-agent 化する key となるのは、 Game theory である。彼らは Bayesian network を市場原理に写像することで、 Bayesian network の multi-agent 化の可能性を示した。更に、 Game theory 自体も例えば、囚人のジレンマなどのダイナミックに変化する環境に耐えることの出来る理論である。これを導入することにより Bayesian network は multi-agent 系で扱うことが出来るようになり、 "distributed reasoning under uncertainty" を行なうことが出来、「予測不能な変動」の解決に使うことが可能である。

扨、 abduction に於いては一般に、 multiple extensions を出力するが、夫々の extension を出す abduction (もしくは、単純に推論木を辿るプロセス) を 1 つの agent と考え、 multi-agent 系で abduction を行なうと推論の高速化と共に、知識ベースに細工をすることなく一クラスタの探索で様々な解が得られるので信頼性の高い解を求めることが出来ると考えられる。これは、 ICL [21] のような展開型ゲームの一つの応用である。但し、 agent が Prolog のように、左深さ優先で探索する場合は、夫々の node での分岐の確率が 1/2 である特殊な形となる。

しかし、例えば、 game theory では相手の能力 (min max)、意図 (max min) を予測しながら自分の利得を最高にするようにすることで戦略をたてる。これを abduction に写像すると、他の abduction agent の能力 (cost)、意図 (生成する仮説) を予測しながら (cost-base 流 [2] にいうと) 自分の cost を最小にする戦略のもとで abduction を行なうということになる。このような multi-agent 系の abduction は上記議論より、 Bayesian network + Game theory の枠組で行なうことが可能である。

尚、普通に論理の上で分散制約充足を行なうと、制約充足の循環等の問題が起こりうるが、 Bayesian network + Game theory は混合戦略とも考えられるので、この問題は回避可能であるはずである。

しかし、上記を実現するにあたって以下の問題点がある

- **基本問題**: どのようにして節に確率を与えるか???

  Poole 等の論文では確率値は恣意的に与えられている。確率値を自動的に獲得する必要がある。又、ダイナミックな世界で確率を変えないといけないこともあるので、環境からの確率値の自動獲得は必要である。

  概念同士の類似性の計算をする場合には辞書からの情報で自動的に計算出来る [9] が、節の状態でその生起確率は辞書などから自動的に獲得出来るか??

  藤本 [4] によれば、節が与えられると節が内包する確率構造を生成出来るはずである。

- 本当に均衡点が必ず存在するか??

"Game theory の基本定理" を満足する系とは均衡点が必ず存在する系である。例えば、混合戦略 (或る確率分布に従って選択を行なう戦略) のような系は不動点のようなものが存在するので、満足する。

Bayesian network + Game theory の枠組は Bayesian network の性質から或る確率分布に従って選択を行なう戦略であり、混合戦略となりうるので、この問題は回避可能であるように思える。

更に、仮説推論のような無矛盾管理が入った場合、ランダム性は確保されるであろうか?? 答えは、恐らく yes であろう。

以上の問題点をクリア出来れば、Bayesian network + Game theory の枠組で concurrent or parallel abduction (distributed reasoning under uncertainty) 行なうことが可能であろう。

References

[1] Armstrong A. and Durfee E.: *Dynamic Prioritization of Comprex Agents in Distributed Constraint Satistaction Problems, proc. of IJCAI97, pp. 620–626* (1997)

[2] Charniak E. and Shimony S. E.: *Cost-based abduction and MAP explanation, Artif. Intell., vol. 66, pp. 345–374* (1994)

[3] Codognet C. and Codognet P.: *Abduction and Concurrent Logic Languages, Proc. of ECAI94, pp. 75–79* (1994)

[4] 藤本 和則, 阿部 明典, 松澤 和光: 主観確率による *Abductive Hypotheses* の選定 — アバウト推論の実現に向けて —, 第 *9* 回ファジィ・ワークショップ, *pp. 21 – 27* (1997)

[5] Goel A. K. et al.: *Practical abduction: characterization, decomposition and concurrency, J. of Ept. Theor. Artif. Intell., vol. 7, pp. 429–450* (1995)

[6] Inoue K. et.al.: *Bottom-up Abduction by Model Generation, proc. of IJCAI93, pp. 102–108* (1993)

[7] 井上 克巳, 太田 好彦, 長谷川隆三, 中島 誠: モデル生成に基づく並列アブダクション, 人工知能学会誌, *vol. 8, no. 6, pp. 786–796* (1993)

[8] Kakas A. C. and Papadopoulos G. A.: *Parallel Abduction in Logic Programming, proc. of 1st. Int'l Symp. on Parallel Symbolic Computation, pp. 214–224* (1994)

[9] Kasahara K. et al.: *Viewpoint-based measurement of semantic similarity between words, Proc. of 5th. International Workshop on Artificial Intelligence and Statistics, pp. 292–302* (1995)

[10] Kautz H. A., Selman B.: *Hard Problems for Simple Default Logic, Proc. of KR'89, pp.187–197* (1989)

[11] 近藤 朗子, 牧野 俊朗, 石塚 満: 述語論理知識を扱う高速仮説推論システム, 人工知能学会誌, *vol. 8, no. 6, pp. 819–827* (1993)

[12] McDermott D., Doyle J. : *Non-monotonic logic I, Artif. Intell., vol.13, pp.41–72* (1980)

[13] McDermott D. : *Non Monotonic logic II : Nonmonitonic modal logic, J. of ACM, vol.29-1, pp.33–57* (1982)

[14] Ng H. T. and Mooney R. J.: *An Efficient First-order Horn-Clause Abduction System Based in the ATMS, proc. of AAAI91, pp. 494–499* (1991)

[15] 岡田 章: ゲーム理論, 有斐閣 (1996)

[16] Papadopoulos G. A.: *Abductive Behaviour of Concurrent Logic Programs, Intelligent Systems, vol. 1, pp. 27–37* (1995)

[17] Pearl J.: *Probablistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference (2nd Ed.), Morgan Kaufmann* (1988)

[18] Penncock D. M., Wellman M.: *Toward a Market Model for Bayesian Inference, proc. of UAI96, pp. 405–413* (1996)

[19] Pearl J.: *Bayesian Networks, UCLA Cognitive Systems Laboratory Technical Report (R-246), Revision I, To appear in MIT Encyclopedia of the Cognitive Sciences* (1997)

[20] Poole D.: *Probablistic Horn Abduction and Bayesian networks, Artif. Intell., vol. 64, pp. 81–129* (1993)

[21] Poole D.: *The Independent Choice Logic for modelling multiple agents under uncertainty, Artif. Intel., vol. 94, pp. 7–56* (1997)

[22] von Neumann J. and Morgenstern O.: *Theory of Games and Economic Behavior, Princeton Univ. Press* (1953)