複数自律ロボット環境におけるフォーカルポイントの形成
– 複数自律ロボットシミュレーター MARS による実験評価 –
Formation of the Focal Point in an environment for Multiple Autonomous Robots

本村陽一 麻生英樹 國吉康夫 原功 赤穂昭太郎 松原仁 開一夫

Yoichi Motomura, Hideki Asoh, Yasuo Kuniyoshi, Isao Hara, Syotaro Akaho, Hitoshi Matsubara, Kazuo Hiraki

電子技術総合研究所 (Electrotechnical Laboratory)

Summary: In this paper, "Focal Point"(Sheiling 1960) is discussed as a method of sharing information without explicit communication between cooperative multiple autonomous robots. We consider cooperation behavior as multiple robots arriving at the same target object at the same time. The question is how to dispatch multiple robots to a common object reactively. We provide a framework that embodies the focal point concept in the context of cooperative multiple robots, and some focal point algorithms are applied. In order to evaluate cooperative performance quantitatively, multiple autonomous robots simulator(MARS) has been developed by our group. In two dimensional environment, each robot move around and observes objects using an eye-sensor with limited field of view. So, a robot can only observe part of all objects until it explore completely. For this reason, some focal point algorithms using complete observation are not sufficient in this problem. A simple focal point algorithm, which doesn't need complete observations is proposed. Using our simulator, some experimental results show that this algorithm can improve cooperation performance efficiently. Then, some other experiments show that sharing observing experience with other robots can also solve the requirement about complete observations.

1 はじめに

環境の動的な変化ならびに観測情報の不確実性を考慮すると事前に協調動作を完全に規定することは容易でないため協調行動の学習は重要な研究課題である。そのため我々は適切な複雑さを持つ協調計算のプラットフォームとして複数台の自律移動ロボットが仮想的な 2 次元の環境内で動き回ることのできるロボットシミュレーター (MARS) を開発し, 協調学習に関する様々な側面を統括的に理解するための例題として複数エージェントが同時に同じタスクを処理することで協調作業がなされる問題, Cleanup Room Problem について検討を行っている [4, 5]。

効率の良い協調動作を実現するためには各エージェント間での情報共有が重要である。Cleanup Room Problem においても環境内の処理すべき対象の中から複数エージェント間で共通した対象 (共同注視点) を形成することが重要になる。この注視点を共有するための概念としてフォーカルポイント [1] があり, またこれを分散人工知能について適用しようという試みがなされている [3]。

我々は複数台自律ロボットによるタスクを考える過程において Fenster らの研究に刺激を受け, フォーカルポイントの有効性とその形成についての実験評価の必要性を感じた。本研究では我々が複数エージェントによる協調行動の実験評価のために開発したマルチエージェントの問題設定として Clean Up Problem を考えた場合について複数自律ロボットシミュレータ MARS を用いた Focal Point アルゴリズムの適用方法, 有効性を検証する。またその結果からこの問題設定の上でさらに高度な情報共通を行うための課題を明らかにする。

2 Cleanup Room problem

マルチエージェントにおける協調動作・学習にたいする実験評価を客観的に行うためには標準的な問題設定とそれを通じた統一的な解析を行うことが重要である。MARS を用いた我々のプロジェクトの中ではそのような一つの例題として Cleanup Room Problem[5] を挙げている。これはある環境内に大小様々な対象が散らばっており, さらに同じ環境内に能力の異なるロボットが複数台存在している。単一のロボットの能力では大きい対象を処理することができないような場合に複数のロボットが同時に同じ対象に向かうことで始めてタスクが遂行できるものとする。すなわち, タスクの遂行には

$$\sum_i (\text{Power of Robot}i) \geq (\text{Weight of the Target})$$

が成立することが要請される。また上式が成立すると各物体にあらかじめ付与されている報酬がそのタスクに関わったロボットに分配される。

この設定のもとで重たい対象を処理する場合に, 処理能力の低いロボットは単独では処理できないため, 他のロボットとの協調動作が必要となるが, 処理すべき対象が複数あるためにどの対象に向かうべきかをなんらかの方法で決定しなければならない。

この問題を解決するリアクティブな戦略には次のようなものがある。

1. 対象の前で一定時間だけ他のロボットが来るのを待つ。
2. 集団の中にロボットを追尾するロボットを入れる。
3. 対象のそばにロボットを見掛けたときだけ接近する。

予備実験として, 種々の環境, ロボットの設定のもとで実験を行ったところ次のような問題点が判明した。

対象となる物体が小数, 十分な移動探索能力を持っている場合, 高い確率でロボットが同じ対象物に集まることができ比較的容易にタスクが遂行される (図 1) が, しかし一方で物体が多数, ロボットが小数 (図 2) の場合には前述のリアクティブなアプローチだけでは協調動作が起こる頻度が格段に低くなる。

これを解決するためには多数の対象物の中から能動的に特定の一つを選び, かつそれが他のロボットの選択とも一致していることが必要である。

(例)

- その時点でもっとも大きい (もしくは小さい) 対象物に集まる。
- 色の目立つ (珍しい) 対象物に集まる。

このような対象の特徴 (属性値) はロボットに搭載したセンサによって観測できるものとする。この場合, 各ロボットが観測できている対象の属性値から対象を一つ選択したときそれが他のロボットとも一致しているような選択の方法を獲得することが目標になる。

3 フォーカルポイントアルゴリズム

フォーカルポイントは合意形成のメカニズムとして古くから知られている [1]。例えば 2 人で物を分配する時の 1/2 のように, 他に合理的根拠がなければそこが極めて顕著に他から区別され, 明示的に通信を行わなくても両者の間で十分に一致しうる点がフォーカルポイントと呼ばれる。

特にフォーカルポイントは「全体の場の状況, 構図から規定されてくるもの」という立場から様々な社会的局面のそれぞれについて一般被験者に対する聞き取り調査により分析した例が知られている [2]。またフォーカルポイントをマルチエージェントの枠組で応用するための試みの例としては, 複数の属性を持つ対象から一つだけ選び出す場合, 属性値の Rareness(珍しさ) と Extreamness(とる値の極端さ) という直観的指標を用いてフォーカルポイントを実現する試み [3] が行われている。そこでは単一 (すなわち全エージェントで共通) のフォーカルポイントアルゴリズムを用いて, 人為的に発生した単一のデータベースの中から一つの項目を選ぶ場合の実験評価を行っ

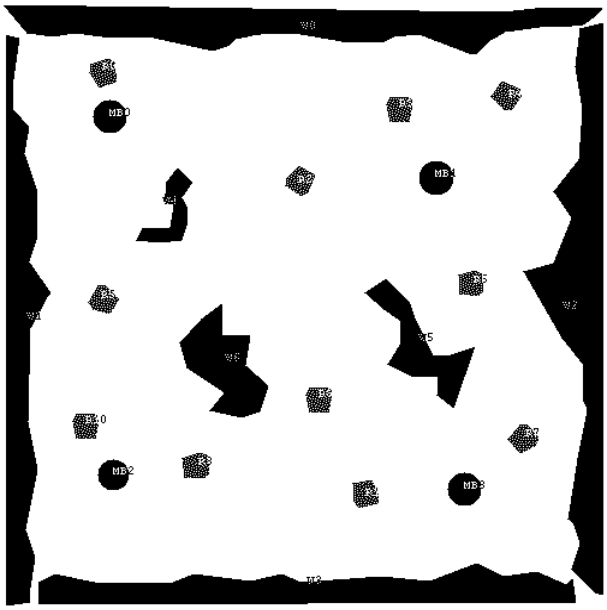

図 1: 多数のロボット (R0-10) で比較的少数の対象 (円形の物体) を処理する場合

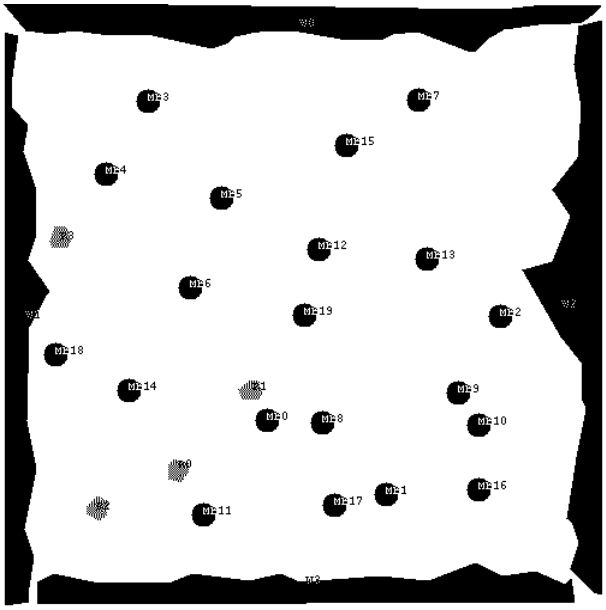

図 2: 比較的少数のロボット (R0-4) で多数の対象 (円形の物体) を処理する場合

ている。しかしフォーカルポイントは全体の” 場” の状況により規定されてくるものであるから, エージェントの置かれた環境, タスク, エージェントの目的などと密接に関わっているはずであり, 我々の問題に適用する場合にもロボットの持つセンサの特性, 環境の特性, 行動の目的, 各エージェントの経験の差異, など様々な要素の必然によって決定される適切な Focal Point が存在すると考えられる。そのためフォーカルポイントを適用するのと同じ環境設定のもとでどのようなフォーカルポイントアルゴリズムが有効であるかを実験的に検証する必要があろう。

フォーカルポイントの本質を明らかにすることを目的として以下のような定式化を行う。

対象 $x \in X$についての属性値, あるいはセンサを通した x に関する知覚情報を次のように書く。

$$F(x) = (f_1(x), f_2(x) \cdots)$$

ただし $f(x)$ は f_{color}, f_{size}のように離散の場合と連続値の場合がある。この属性 Fを用いて対象の集合 Xの中から, 一つの対象を選び出す。対象はエージェントが行動することによってはじめて知覚できるものであるとすると, 動作中に得た対象の集合 Xはエージェントにとってタスクや環境, 状況ごとに異なる。特定条件のもとで対象 x が観測される確率を $P(x)$ により表す。すなわち, 対象の集合 Xの要素 x は確率分布 $P(x)$ にしたがって発生するものと考える (すなわち $x \sim P(x)$)。フォーカルポイントは決定関数 G を用いて最終的に決定される。選択が確率的な意志決定により行われる場合, 確率密度関数 $G(F(x))_{x \in X}$にしたがって確率的に x を選ぶ。選択が決定的に行われる場合には Xの中から $G(F(x))$ を最大化する x を選ぶものとする。ここでフォーカルポイントを決定づける要素は

- $F(x)$
- $G(\cdot)$
- $P(x)$

であり, これらによってあるエージェントにとってのフォーカルポイントが次の関数値によって決定される。

$$G_i(F_i(x))_{x \sim P_i} \tag{1}$$

(例) $F(x) = f_{size}(x), G(F(x)) = F(x)$ で決定的に選択を行う場合, これらによりサイズが最も大きい対象が選択される。

ここで単純に全エージェントの一致性のみを目的とするならばこれらの要素を全てできるだけ一意に定め, 全てのエージェントが共通の F, P, G を使う方が都合がよい。しかし, 一般的なマルチエージェント環境を考えると, 全てのエージェントが同じ同じ観測値, 観測できる属性値などを完全に共有しているという前提はかなり強いものであり, 同じ環境内であっても行動範囲や経験, 搭載するセンサなどの差によって観測情報が部分的に相違している状況の方が自然である。したがって実際的にはフォーカルポイントを決定づける各要素に個体差があっても高い一致性を持つような決定アルゴリズムをみつけることが重要な課題となる。

また観測する対象の観測頻度の分布 Pは明らかにロボットの目的, 取り得る行動, 対象の配置に強く依存する。

4 実験評価

複数台自律ロボットシミュレーター MARS を用いて 2 次元環境を作成し, 次のようにロボットを制御することで実験評価を行う。

1. 多数の物体を生成し配置, 属性値は $[0, 10]$ の一様ランダムに決定する。
2. 4 台のロボットを生成し環境内で走らせる。
3. 何も観測されない時は障害物回避, ランダムウォークで移動を続ける。
4. 物体の前に来たら press. 一定時間何も起こらなければ移動を再開する。
5. ロボットは eye-sensor の結果から進行方向を決定する。

CleanUp Problem においては進行方向の決定が本質的に重要である。ここではフォーカルポイントアルゴリズムを用いて目標の決定を行う部分においてフォーカルポイントアルゴリズムの有効性を評価する。

4.1 対象の決定方法

4.1.1 Fenster and Kraus のフォーカルポイントアルゴリズム

Fenster and Kraus の Focal Point アルゴリズム [3] は次の関数 (フォーカルポイント関数) によって決定される。

$$FP(x) = \sum_{\text{all } f_i} R(f_i(x)) + 0.5E(f_i(x)) \tag{2}$$

ただし観測済の全対象の属性値集合 $\{v_k\}$ を仮定して,

$$\text{Rareness: } R(v) = 1/(|\{v_k|v_k = v\}|)$$

$$\text{Extreamness: } E(v) = (max(|\{v_k|v_k \leq v\}|, |\{v_k|v_k \geq v\}|)/(|\{v_k|\text{all } k\}|)$$

この関数 $FP(x)$ の値が最も大きかった対象 x がフォーカルポイントとして選ばれる。

4.1.2 より単純なフォーカルポイント関数

Fenster らのフォーカルポイント関数の代わりにより単純なフォーカルポイントアルゴリズムを考える。

$$FP_i(x) = G(f_i(x)) \tag{3}$$

すなわち各属性値に順序性を仮定し, その属性値をそのまま使用する。

4.2 ロボット

ロボットには前方に距離 90 ステップ, 角度 120 度の視野を持つ 仮想的な eye-sensor を搭載し, これにより視野内の物体の属性値と距離, 方向が観測できる。ここでは簡単のため物体に付加する属性値は一種, 一様乱数で与える。

4.2.1 階層的行動制御

ロボットの行動は以下のような複数の制御モジュールによって行われる。

- press 行動..... 目標物体に近接していたら, 目標物体を"press" することで処理する。
- 接近行動..... 目標物体が視覚センサに検知された場合, 目標に接近する。
- 脱出行動..... 一定時間移動出来ず停滞した場合, ランダムに脱出を試みる。
- 障害物回避..... 前方の赤外線センサにより障害物が検知された場合, 向きを変える。
- 接触回避..... タッチセンサにより障害物への接触が検知された場合, 飛び退く。
- うろつき行動... 時々確率的に進行方向をランダムに変化させる。
- 直進行動..... 直進移動を行う。

4.2.2 Cleanup Problem の実行

前述の下位モジュールにたいするパラメータ設定, 優先順位の変更を行うだけで容易にロボットの行動制御が可能であるため, 最上位のモジュールは本質的な制御のみを行えばよい。例えば適当な優先順位を割り当てるだけで障害物回避を行いながら停止することなく環境内を移動し続けることができる。さらに press 行動を搭載しておき, 接近行動に次のような設定を行うことで Clean up Problem を実行する。

- eye-sensor に複数の対象が観測された時, フォーカルポイントアルゴリズムを起動して目標とする物体を判断し, 接近行動モジュールに対して目標物体を設定する。(Fenster のフォーカルポイントアルゴリズムではさらに各ロボットが環境内を勝手に移動しながら観測した対象物体の属性値を随時, 個々のデータベースに追加していく。ただし物体の同一性は判定できるものとする。)

4.3 実験結果

以上の設定のもとでフォーカルポイントの有効性を確認するためのシミュレーション実験を行った。比較のため次の 3 通りを考える。

1. フォーカルポイントを用いないで単に観測された物体のうち近いものに向かう。
2. Fenster らのフォーカルポイント関数 (式 (2)) を用いる。
3. 単純なフォーカルポイント関数 (式 (3)) を用いる。

図 (2) の環境のもとで Clean up problem を実行させ, 処理できた対象の数と要した時間の関係をプロットしたものを図 (3) に示す。

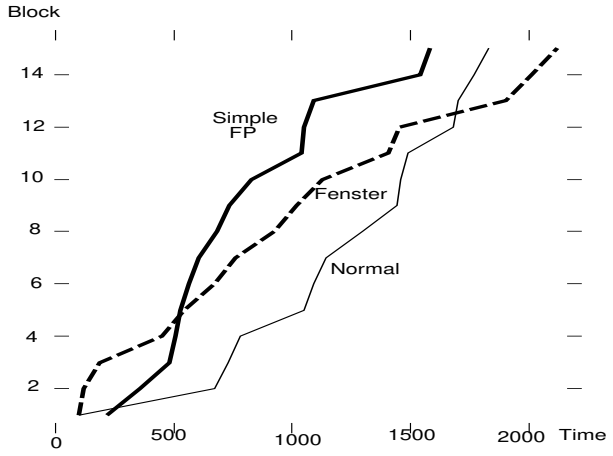

図 3: 処理した対象の個数 (横軸:シミュレーター内部時間)

これからフォーカルポイントアルゴリズムを用いた 2 つがフォーカルポイントを用いないものよりも効率良くタスクを処理できた。

また Fenster らのフォーカルポイントよりも単純な属性情報をそのまま用いたものの方が好成績であった。

5 議論

タスク処理時におけるロボットの定性的な振るまいを観察したところ, 次のような問題が明らかになった。

- Fenster らのフォーカルポイント関数の場合, 全対象が観測できていない不完全観測時における一致性があまり良くない。

- Rareness, Extreamness の総和をとるので属性値が複数で相関がない場合, 各属性毎の特徴が平均化されてしまう。

2 次元環境内における移動ロボットの場合には各ロボットが全ての領域をくまなく探索するまでの間は不完全観測であるため, 完全観測であることを強く前提とした方法をそのまま適用することは難しい。特に Rareness は既観測データの個数によって決定されるため、不完全観測での問題は深刻である。

以上の理由から不完全観測を解消する方法、あるいは Rareness, Extreamness に代わるフォーカルポイントアルゴリズムを考える必要があると言える。

5.1 経験の共有

不完全観測であっても他のロボットと観測データを共有することで, 協調の可能性を高めることができる可能性がある。すなわち同一環境における各ロボットの対象の観測頻度 (すなわち $P(x)$) を通じて何らかの情報共有ができていることが期待される。先と同様の環境においてランダムウォークを行った時, それぞれのロボットが各物体を観測した回数を図 (4) に示す。

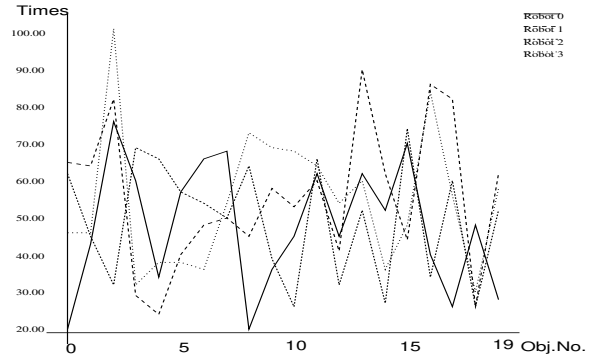

図 4: 各ロボットの物体観測頻度 (横軸:物体番号, 縦軸:観測回数)

これより 2 次元環境に置いて無作為に配置した物体を各ロボットが観測する頻度分布は一様でなく, ある特定の偏りを示していることがわかる。しかし, 各ロボット間で共通した傾向は見られないため, これをそのまま共有情報として使うには無理がある。そこで他のロボットと同時に観測できたデータのみ採用するという制約をつけることを考える。すなわち, あるロボット i と他のロボット jの観測分布をそれぞれ $P_i(x), P_j(x)$ として, ロボット i の制約付きの観測分布をあらためて,

$$P_i'(x) = P_i(x)P_j(x), (j \neq i)$$

とすることに相当する。これは他のロボットと共有できた経験だけを採用するという戦略と解釈できる。現実には他のロボットが同じ対象物体を観測しているかどうかを確実に知ることはできないため, ここではロボットと他の物体を同時に観測した時のみ, 観測回数を数えるという方法により近似的に実現する。

この方法で観測した各ロボットの $P'(x)$ を図 (5) に示す。これにより同一環境における各ロボットの観測分布を比較的, 近いものにすることができる。これを環境に関する有意な共有情報として利用できると考えられる。

5.2 ロボット間の非言語的コミュニケーション

他のロボットの $F(x), G(x), P(x)$ を直接知ることはできないが, 先の $P_i(x)P_j(x)$ のように対象とロボットを同時に観測するということによって情報を共有することができる。これをさらに押し進めてより積極的に自分のフォーカルポイント関数の結果, 注目している物体の周辺での存在確率を高め, 他のロボットに観測される可能性を高めることで, フォーカルポイントの一致性を向上する方法が考えられる。これはある種の非言語的なコミュニケーションであり, フォーカルポイントの枠組を用いることでこうした機能を明示的に扱いやすくできる。ここではフォーカルポイント値の高い場所で,

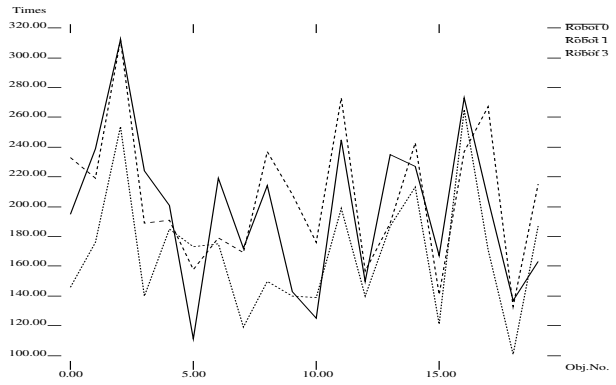

図 5: 各ロボットの物体観測頻度 (他のロボットと同時観測した回数)

- 移動速度を低下させる
- 確率的に { 滞在/移動 } を決定することにして, 滞在確率を高める
- 直進行動を抑止する

などの手法を用いることが考えられる。

5.3 物体属性の選択

Fenster らの方法では物体属性に関しては総和をとることが問題になる。したがって, 全属性に関する値の総和をとるのではなく, 属性毎にフォーカルポイント関数を適用した結果を取り出し, 最終的な順序情報として統合する方法が考えられる。

この場合には複数のフォーカルポイント関数の結果を統合する方法の選択が重要になり, 例えばスケールの異なる属性情報間で評価されたフォーカルポイント関数値そのものは属性間における客観的な指標とはなりえないことに注意すべきである。したがって, 以下の方法を提案する。

各属性のフォーカルポイント関数値が最大のものにスコアをつける。スコアの合計が最も高かったものをフォーカルポイントとする。各属性毎のフォーカルポイント関数がつけることのできるスコア値はそれが決定したフォーカルポイントの 「良さ」に応じて重みづけられる。この重みは観測される対象物の属性値の分布に依存するため, 各ロボットが事前に決定することは無意味である。したがってこれを環境, タスクを通じて獲得する枠組が必要である。

これらは経験分布とフォーカルポイントの間の相補的な関係を意味し, 共有情報とフォーカルポイントアルゴリズムの両者をタスク処理の評価と学習を通じてブートストラップ的に最適解へ収束できる可能性を示唆するものである。

6 まとめと今後の課題

フォーカルポイントアルゴリズムを Clean Up problem に適用し, 我々の開発した複数台自律ロボットシミュレーター MARS により実験的な評価を行った。それによりフォーカルポイントアルゴリズムの有効性が明らかになった。

さらに実験の中で本タスクにおけるフォーカルポイントの意義を考察し, Fenster らのフォーカルポイントアルゴリズムの問題点を議論した。

また今後の課題として環境に固有の特徴を利用したフォーカルポイントアルゴリズムをタスク処理結果の評価, 学習を通じて自律的に獲得していく方法についての評価, 検証を行う必要がある。

謝辞

本研究は Real World Computing Program の一貫として行われた。また本研究を行うにあたって御協力いただいた RWCP つくば研末広能動知能研究室長, また MARS 開発にあたって多大なる御尽力をいただいた創夢 (株) 遠藤氏, (株) ロジックデザイン石綿氏に深く感謝いたします。

参考文献

[1] Schelling, T.C.:"The Strategy of Conflict", NewYork, Oxford University Press,(1963).

[2] 松原望:" 新版 意志決定の基礎", 朝倉書店 (1985).

[3] Fenster, M. Kraus, S., J.S.Rosenschein:"Coordination without Communication: Experimental Validation of Focal Point Techniques", ICMAS-95, (1995).

[4] 國吉, 水野, 柿倉:"Euslisp 上のマルチ自律ロボットシミュレーター MARS", 日本ロボット学会学術講演会, (1994).

[5] 松原, 開, 本村, 國吉:" マルチエージェントシステムにおける学習への実験的アプローチ", 第 4 回マルチエージェントと協調計算ワークショップ, 日本ソフトウェア科学会 (1994).

[6] 國吉:" 実世界エージェントにおける注意と視点–情報の文節 ・統合 ・共有– ", 人工知能学会誌, vol.10No.4, pp.507-514,(1995).