

確率ネットワークに基づくマルチエージェントモデル

本村 陽一[†] 原 功[†]

不確実な実環境で複雑なタスクを処理する知能ロボットにおいて、様々な機能を柔軟に統合し、状況に応じた適切な行動をとることが重要である。適切な行動を保証するために期待効用を最大化する意志決定論的な方法があり、このためには各行動に関する精密な確率評価を行なうことが必要となる。

このために本稿では確率変数をノードで表し、変数間の条件付き依存性を有向リンクで表した確率ネットワーク (ベイジアンネット) に基づくマルチエージェントモデルを提案する。特定の状況においてのみ確実に機能するように分割された各エージェントが確率ネットのノードに対応づけられ、対応する状況が成立する確率値が計算される。さらに各エージェントが持つ効用値と合わせて求まる期待効用を最適化するようにシステムの動作を決定する。これによって意志決定論的に合理的な行動選択を行なうシステムを実現できる。

Probabilistic Network-based Multi-Agent Model

YOICHI MOTOMURA[†] and ISAO HARA[†]

In this paper, we propose a probabilistic network-based multi-agent model. For intelligent systems running in a real world, systems have to behave correctly in any possible situations. In this context, *multi-agent systems* which combine software modules (agents) are promising in nowadays. In order to make actions of multi-agent systems rationally, we discuss about situated agents, decision theoretic approaches, and probabilistic networks. Finally, we propose a probabilistic network based multi-agent model. This model can achieve expected utility maximization and rational behavior with uncertain observations.

1. はじめに

オフィスにおける日常的な作業を手伝うような知的システムのプロトタイプとして「事情通ロボット」と名付けたシステムの研究開発が電総研で行われている^{1),2),14)}。このプロジェクトにおいて実現を目指しているロボットは実際のオフィス環境で自律的な移動、環境に関する情報の収集、ユーザーの問いかけに対する自然な対話、人の居場所やスケジュールの検索、来客の案内などのサービスの提供を行う。特にあらかじめ想定できるような限定された閉じた環境ではなく、一般の多様で予期できない環境における柔軟な自律的行動を目指している。

この事情通ロボットのような知的システムが実環境で頑健に動作するためには、実際に起こり得るあらゆる状況において正しく動作することが要求される。しかし、システムが対応しなければならない範囲が拡大するにつれ、起こり得る状況の数が増大し、従来の手続きの単一のシステムを記述する方法では、あらゆる状況について完全に対応するように正しい動作を記

述することは一般には難しく、さらにノイズやセンサの限界により観測が不確実であることから状況を正しく決定することができないことなどが問題になっている⁶⁾。

そこでこうした問題意識から、限定された状況については正しく機能できる部分的なモジュールを複数用意して並行的に動作させるマルチエージェントシステムが注目されている^{7)*}。これにより各エージェントが対応する状況に応じて自律的に動作するので、システムは最終的な行動選択を適切に行うことで全体として幅広い状況に対処できる。一方でマルチエージェントシステムにおいて個々のエージェントが勝手に独立に動作してしまうとロボットの移動系などの共通のリソースに対する競合や矛盾する動作が同時に発生することが問題になる。そのためエージェント間で大域的な調停を行い、協調的な動作を達成する機構の確立が重要とされている。例えば R.Brooks はエージェントを階層的に構成し、上位のエージェントが下位のエージェントを抑制する Subsumption アーキテクチャを提案している³⁾。これにより昆虫型ロボットのような

[†] 電子技術総合研究所
Electrotechnical Laboratory

* ここでは自律的に動作する各ソフトウェアモジュールのことをエージェントと呼ぶ。

比較的単純なシステムを実環境で動作させることには成功したが、このような固定的な構成では、人間が行う作業を代行するような複雑な知的システムを実現させることは容易でないとの指摘もある⁴⁾。また複数エージェント間での協調機構として競りなどの人間社会の契約プロセスを参考にした契約ネットプロトコルが知られている⁵⁾。これはタスクを依頼するマネージャーがタスクを割り当てられる各エージェントからの入札を受け、マネージャー独自の価値判断によりタスクを割り当てるエージェントを決定(落札)するものである。またマネージャーとなるエージェントは複数存在することも可能で、この場合入札するエージェントも独自の価値判断でマネージャーを選択することが許される。この相互選択の仕組みこそが協調機構の本質であり、エージェント間の交渉という観点から多くの研究がなされているが、そこで用いられる評価基準に関しては設計の自由度がなお大きく、計算論的観点からの合理的な説明、数理的な体系化が望まれる。

本研究ではこうしたマルチエージェントシステムの動作を合理的にすることを目的として、意志決定論的⁶⁾な、すなわち期待効用を最大とするようにシステムの行動を決定するマルチエージェントモデルを提案する。このモデルでは確率ネットワークを用いて不確実な環境の各状況にたいする起こりやすさを計算することで、状況に依存するエージェントの行動の妥当性を確率的に評価し、それに基づいて全体的なシステムの動作を決定することができる。

2. 状況依存エージェント

エージェントを設計する際に、ある特定の場面や状況を明示的に仮定することで、その状況においては確実な動作を行うことのできるソフトウェアモジュールを状況依存エージェントと呼ぶ。これにより、設計者は事前に想定した特定の文脈や状況のもとでのみ正しい行動をとるようにエージェントを実装すればよいため設計が容易になる。またシステムに新しい機能を追加するような場合にも、新たな状況のもとでの行動を独立したエージェントとして追加すれば良いので、それ以前の機能に影響を与えることなく機能を追加していけると期待できる。

状況依存エージェントの例として次のようなものを考えることができる^{16)~18)}。

- 知覚エージェント(人発見、顔発見、場所同定、ランドマーク発見など)
- ロボット制御エージェント(移動、回転、特定場所への移動、カメラ回転など)
- 対話エージェント(特定語彙検出、氏名の聞き取り、電話番号の問い合わせなど)

これらのエージェントは特定の状況を仮定することによって、その状況のもとでの動作を確実にすること

ができる。そこで次に不完全な観測からシステムがどのようにできるだけ正しく状況を推定できるかを考える。

環境内で生じている真の状況を S^* (ただしこれをシステムが知る事はできない)とし、システムが推定する状況を S とする。実環境においては全ての情報を完全に観測し、状況を厳密に決定することは一般に不可能であり、 S^* と S は一致しているとは限らない。そこでこうした不確実性を取り扱うために、確率的枠組を導入する。不確実な事象や完全に値を同定することが難しい変数を表す場合に、これを確率変数として表すのが便利である。例えば確率変数を X とし、変数の具体値は x_1, \dots, x_i, \dots などのように各時点で異なっても構わないと考える。この変数が複雑な要因やノイズの影響などによって直接的にとらえることができず、具体的に観測される値 x_i, \dots が常に変動し、確率分布をなすような場合でも、確率変数 X のおおまかな傾向はある統計量(例えば平均や分散、エントロピーなど)によって特徴づけることができる。このような確率的な取り扱いにより、その変数がとる値についての確信度や不確かさ、各状態の可能性を評価できる。この確率的枠組を用いて、システムが推定する状況 S_i についてのもっともらしさを確率として P_i と表す。システムはセンサーからの観測や直前の内部状態(文脈)などによって状況の推定を行なう。ここで、状況依存エージェントの特性として、各エージェント A_i は特定の状況 S_{A_i} を仮定して設計されており、ある時点でエージェントの動作が妥当(事前に想定した仮定を満たし、実行可能)であるかどうかは現在の状況が正しく推定できているかどうかによる。しかし、前述のように真の状況を完全に特定することはできないので、かわりに各エージェントが仮定している状況の確率 P_{A_i} を考えることにする。

知覚エージェントにおける状況が成立している確率は対象を認識した時の尤度やスコアに対応し、ロボット制御エージェントにとつての確信度とは動作が実行可能である度合、また対話エージェントにとつての確信度は対話がその文脈に一致している度合などとして直観的に理解することができる。尤度が直接得られなかったり、尤度を得るための観測コストが高い場合には後で述べる確率ネットワークにより、他の状況からの条件付き依存関係を利用した確率推論によって求めることができる。

3. 意志決定論的選択

エージェント間の調停、すなわち行動選択によりシステム全体の動作が決定されるため、システムの行動選択は大局的な動作目的にかなったものでなくてはならない。そこで、動作を客観的に評価する基準として効用関数を導入する。

システムの観測結果が不確実性を含み、完全な評価を行うことが困難な場合には不確実な要因について全てのありえる状態に関する確率分布を考え、これにより加重平均をした期待効用を最適化する意志決定論的な手法が用いられる。確率値としては過去の観測による頻度確率として与えることができ、システムが環境における経験を通じて学習することで徐々に精密にしていくこともできる。効用値はタスクの達成のための重要性や事前知識に応じて事前に与える他、システムが正しく行動した場合に報酬として効用値を修正していくことも考えられる。

各エージェントが対応する状況の確率を P_{A_i} 、行動が達成された場合の効用を U_{A_i} とする。するとシステムの期待効用は $P_{A_i} U_{A_i}$ で評価できる。システムの動作を最適なものにするには意志決定論的な選択、すなわち期待効用を最大化するような選択を行えばよいので、システムの行動を複数のエージェントから一つ選択する場合には $P_{A_i} U_{A_i}$ が最大のものを選べば良い。状況認識の不確実性のもとで、システムが複数のエージェントの行動を許す時、例えばリソース競合が生じないエージェントは並行的に実行したり、確信度により重みづけられた出力の平均値をとったり、非決定的なランダムサンプリングにしたがって動作するような場合にはシステムの行動の評価は $\sum_i P_{A_i} U_{A_i}$ で与えられる。この最終的な決定の方式はタスクやシステムの出力の形態にも依存する。

さて、以上の枠組を実現するために、 P_{A_i}, U_{A_i} の精密な評価が重要である。以降ではこれを計算し、行動を選択するためのモデルについて議論する。

4. 確率ネットワーク

確率変数をノードで表し、その間に条件付き依存関係(条件付き確率分布)が存在する時、該当するノード間にリンクを張って構成したモデルが確率ネットワークと呼ばれる。複雑な確率関係をこの確率ネットワークを用いてモデル化し、部分的な観測結果から観測できない隠れ変数を推定したり、起こりえる各状態の可能性を評価する手法が人工知能分野をはじめとする様々な分野で注目されてきている。この中でリンクが向きを持ち、非循環性のグラフによって表される確率ネットワークはとくにベイジアンネットワークと呼ばれる^{9),15)}。

各確率変数をノードで表す。変数の間に依存関係があるとき、原因となる変数群(親ノード)から結果となる変数(子ノード)へリンクを張り局所木を作っていく。すると全体の定性的な依存関係はグラフ構造により表される。さらに各局所木に、定量的な依存関係を示す条件付き確率分布を割り当てると、この両者によってその領域についての確率的知識をモデル化できる。このように定義した確率ネットワークがベイジアンネットワークである。

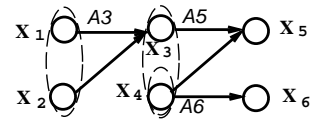


図1 ベイジアンネットワーク

例えば変数 x_i と x_j があり「If $x_i = a$ Then $x_j = b$ 」というルールを想定するとき、 x_j が x_i に依存しているという。実環境で生じている様々な事象を考えると変数間の依存関係は複雑にこみ入っており、「If $x_1 = a_1, \dots, x_i = a_i, \dots$, Then $x_j = b$ 」のように逐一完全に記述すると記述量が膨大になる。また予期できない不確実な要因によって常にルールが成立しないこともある。そこで顕著な依存関係だけに注目し、さらに不確実性を吸収するために「 $x_i = a_i$ であるとき $x_j = b$ である確率は $P(x_j = b | x_i = a_i)$ 」という確率的な言明を用いる。 x_i, x_j の間の依存関係は確率分布 $P(x_j | x_i)$ によって定義できる。この場合 x_i が親ノード、 x_j が子ノードになる。この確率分布を決定するためのパラメータを θ_j と書き、 x_j にとって親ノードが複数あるとき $A_j = \{x_1, \dots, x_i\}$ と書くことにすると、変数 x_j に関する確率的な依存関係は条件付き確率、

$$P(x_j | A_j; \theta_j) \quad (1)$$

で定義され、これは x_j を子ノード、 A_j を親ノード群とする木構造で図示できる。さらに n 個の確率変数 x_1, \dots, x_n があるとき、全ての確率変数の同時確率分布は次のようになり、局所木を組み合わせたグラフ構造を持つ(図1)。

$$P(x_1, \dots, x_n) = \prod_j P(x_j | A_j; \theta_j). \quad (2)$$

各子ノードについての親ノードの数がそれほど多くなければ、変数全体の確率構造は局所的な木構造に分割することで簡単になる。

この構造にもとづき確率計算もネットワーク上の局所計算の合成によって行うことができる。親ノードの各値が定まったとき、子ノード x_j の確率分布は式(1)に A_j を代入することで求まる。また子ノードの値が b に確定しているときには親ノードの一つ、 x_i が a_i という値をとる確率はベイズの定理から

$$\begin{aligned} P(x_i = a_i | x_j = b, B_j) \\ = P(x_j = b | B_j, x_i = a_i; \theta_j) P(x_i = a_i) / Z, \end{aligned}$$

$$Z = \sum_{a_i \in \Omega(x_i)} P(x_j = b | B_j, x_i = a_i; \theta_j) P(x_i = a_i), \quad (4)$$

で計算できる。(正規化係数 Z は離散変数の場合には x_i が取り得るすべての値についての総和、連続変数の場合には積分。 $B_j \equiv A_j \setminus \{x_i\}$ は A_j から x_i を除いた親ノード集合を表す。)

右辺第二項の $P(x_i)$ は事前確率であり、それまでに x_i のさらに親となるノードからの情報で求められる場

合には式 (1) により計算を進める。これはネットワーク中の確率値の伝播と見て、祖先となるノードと子孫となるノードからの情報の統合と考えることができる⁹⁾。計算中必要となる各ノードが確定値でない場合には、その変数が取り得る全ての値による周辺化を考える。離散変数の場合にはこれは確率ベクトルの積和と正規化の繰り返しで実行する。

ベイジアンネットによる確率推論は観測された変数の確定値 (E) から、知りたい確率変数 (X) の確率、すなわち事後確率 $P(X|E)$ を求め、それにより期待値や確信度最大の値 (MAP 値)、ある仮説の確信度 (いくつかの変数が特定の値の組みをとる確率) を評価することである。このベイジアンネット上の計算は次のように行われる。

- 観測された変数の値 (E) をノードにセットする。
- 親ノードも観測値も持たないノードには事前確率分布を与える。
- 観測値からの情報を親から子に伝播し式 (1) から確率分布を求める。
- 観測値からの情報を子から親に伝播し式 (3) から確率分布を求める。
- 局所的な各確率値の伝播から対象とする変数の事後確率 $P(X|E)$ を得る。

明らかに、計算時間や計算結果はグラフの構造やその上を伝播する局所計算の順序や観測値の入り方に影響を受ける。任意のノード間のパスが一通りしか存在しない Singly connected なグラフの場合の最悪計算量はノードの数にたいして多項式オーダーとなる効率の良い確率伝播アルゴリズムが知られている⁹⁾。しかしパスが複数あるような任意のグラフには NP 困難となるため以下のような方法が用いられる。

- Clustering (ノードを併合してグラフ構造を一つの Singly connected なネットワークに変換する)
- Conditioning (いくつかの確率変数を複数の決定値に場合分けすることで複数の Singly connected なネットワークに変換する)
- Stochastic simulation (モンテカルロサンプリングを行い疑似的に同時並行的な伝播を行いその平均を取る)

前二者では、確率計算の前に行うグラフ操作についてのコストが無視できないが、変換後は、Clustering は正確な計算に効果的、Conditioning は確率の高いネットワークだけの計算を優先的に行うことで高速な近似計算が可能、といった特長がある⁷⁾。一方グラフ操作を行う事が困難な場合の解決策としては最後の Stochastic simulation がある。

また実際には、結果に対して有効な範囲のみで計算を打ち切っても大きな影響が出ないこともおおいいため、部分的に計算できる範囲の Singly connected なネットワークと見て、限定的に計算することもできる。

筆者らは条件付き確率をニューラルネットワークで

表現することで、ベイジアンネットを連続、非線形領域に拡張し、既存のデータベースに接続して条件付き確率やグラフ構造を学習できるシステムを開発した (図 4)^{12),13)}。とくにネットワーク中の各ノードは TCP/IP コネクションにより別のソフトウェアと接続でき、センサからの観測値の代入や、確率値の問い合わせに答えるといった機能を利用して、次節に述べるマルチエージェントモデルを実現することができる。

また U_{A_i} については、 P_{A_i} の場合と異なり、エージェント毎に条件付き依存性が成立しておらず、独立である場合には、各 U_{A_i} を定数として扱うことが可能である。一方、状況に応じて U_{A_i} が変化する場合によってはこれを他の状況依存エージェントが変更する必要があるが、 P_{A_i} の場合と違ってタスクに応じた設計の自由度が比較的高いため、本アーキテクチャではユーザーが各エージェントの効用を変更することを許す。したがって、 U_{A_i} については各エージェントにたいしてユーザーが適切な値を与えるものとする。

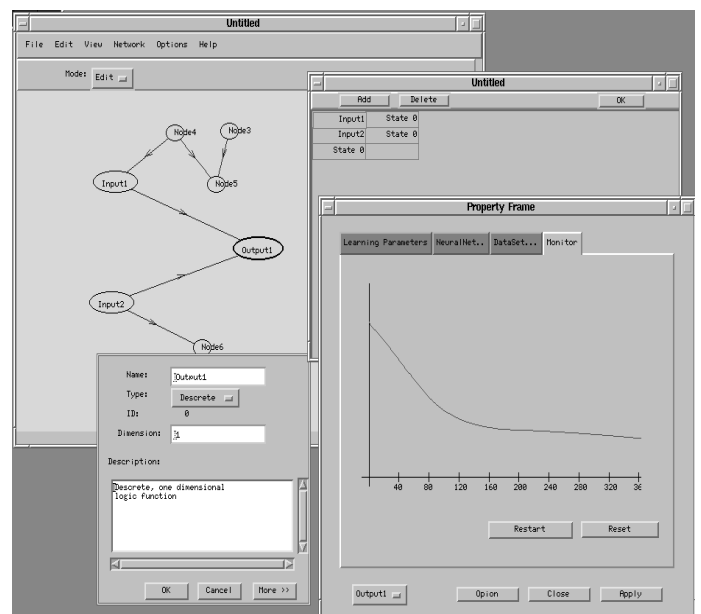


図 2 BAYONET

5. 確率的状況依存マルチエージェントモデル

先に述べた状況依存エージェントを組み合わせることで複雑なシステムを構成し、システム全体の行動を合理的なものにするために期待効用を計算することが必要である。そこで、状況依存エージェントを確率ネットワークによって統合し、各状況の確信度を評価して動作決定を行うモデル、確率的状況依存マルチエージェントモデル (PRASMA モデル) を提案する (図 3)。

モデルは 3 層構造から成り、1 層目は確率ネットワー

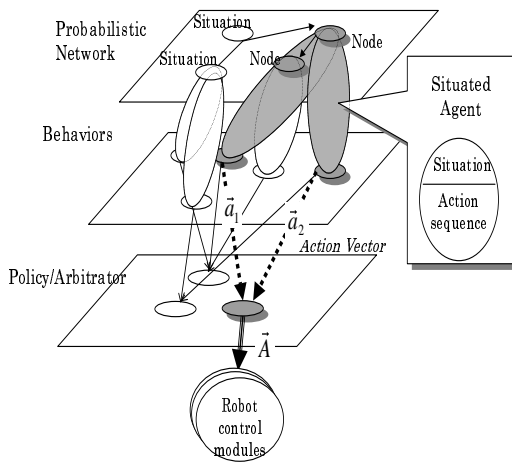


図 3 PRASMA モデル

クである。この各ノードに 2 層目 (Behaviors) に位置する状況依存エージェントに相当するプログラムを接続する。したがって確率ネットの各ノードは対応する状況の確信度を表す。知覚エージェントが観測に関する尤度を得ると、それが確率ネットワークに送られる。これによって確率計算が起動され、ネットワーク中のリンクを確率値が伝播することで依存関係にある未知の状況の確率 (確信度) が求まる。各状況依存エージェントは、確率ネットに問い合わせることで、自分の状況についての現在の確信度を得る。各エージェントの出力は 3 層目 (Arbitrator) の調停モジュールで統合されシステムの最終的な出力が決定される。ここで確率と効用からシステムの行動にたいする期待効用が評価されて、最適な動作が決定される。すなわち 3 層目のモジュールが意志決定論的な選択を行なう。この時、先に述べたように出力リソースやタスクの性質に応じて、一つの動作を決定する方式だけでなく、相互に矛盾しない複数の行動の平均的振るまいや、非決定的なサンプリングによる行動を採用するなど、いくつかの異なる方式 (Policy) を導入することができる。一つのエージェントを選択する場合には調停モジュールは、期待効用をスコアとする契約ネットの競りを行なうことと実質的に等価であるが、本アーキテクチャにおいては期待効用計算中の確率計算において状況依存性を反映している点が本質的に重要である。また、サンプリングによる確率的な動作を行なわせる Policy を用いた場合は、実環境におけるロボットの行動を多様にする事ができる。

本アーキテクチャの特長は、従来のエージェントを単にネットワーク状に結合したものは本質的に異なり、確率ネットワーク内のリンクが意味する条件付き

依存性をエージェント間の状況依存性のモデル化に利用すること、それによって直接観測することが難しい状況の確信度を推定することができる点にある。これにより意志決定論的に必要な期待効用を自然に計算することができる。

6. 議 論

以上で述べた知覚、ロボット制御、対話エージェントと PRASMA モデルによる協調アーキテクチャを組合せることで、実環境におけるロボットのタスクを記述することができる。単純なタスクシナリオでは従来のルールベースで記述する方法と比べて、特に顕著な差異は見られないと考えられるが、複数のタスクを追加していった時に破綻なく行動を制御するために確率ネットワーク上の確率推論と意志決定論的な行動選択機構が有効である。本研究では自律的に動作する状況依存エージェントを確率ネットワークで結合したマルチエージェントモデルとそれによる確率計算、意志決定論的な動作選択によってシステムの合理的な動作を実現する枠組を提案した。

分割した再利用性の高いモジュールによる局所計算と、ネットワーク上のパスの組み合わせの複雑性により様々な状況に対応してモデル化する試み^{10),11)}は、一般的に少ない記述コストでシステムを構成できる点で有効である。一方、これにより計算の複雑性が生じるが、これを期待効用の最適化により大域的に制御することでシステムの複雑さに関わらず安定的な動作を保証することができる。今後は本モデルにより、実際の複雑なシステムを構築し、実環境における実験的な評価を行なうことが重要な課題である。

謝 辞

本研究は松井リーダーを始めとする事情通ロボットグループの協力を受け、RWC プロジェクトの一貫として行なわれました。また田中、中島 各氏からは有益な議論と重要な示唆をいただきました。

参 考 文 献

- 1) 松井俊浩: おせっかいロボットとも呼ばれる事情通ロボットの計画, bit, Vol.29, No. 12, pp.4-11 (1997).
- 2) Hideki Asoh et.al.: Socially embedded learning of the office-conversant mobile robot, Jijo-2, IJCAI'97, pp. 880-885, (1997).
- 3) R.Brooks: "A robust layered control system for a mobile robot", IEEE Journal of Robotics and Automation, vol.2, (1986)
- 4) H.Nakashima and I.Noda: "Dynamic Subsumption Architecture for Programming Intelligent Agents", Proc. of Int. Conf. on Multi-Agent Systems '98, pp.190-197 (1998).

- 5) 石田亨:“自律エージェントのコミュニケーション”, 日本ロボット学会誌 vol.12, No.6, pp.802-807 (1994).
- 6) 橋田 浩一: “人工知能における基本問題”, 人工知能学会誌 Vo.10, No.3 (1995).
- 7) S.Russell and P.Norvig: “Artificial Intelligence: a modern approach”, Prentice Hall (1994).
- 8) 松原望:”新版 意志決定の基礎”, 朝倉書店(1985).
- 9) J.Pearl, “Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems”, Morgan Kaufmann Publishers(1988).
- 10) 大澤幸生, 石塚満: “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”, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J77-D-II, No.9, pp.1817- 1829, (1994).
- 11) 榎木哲夫, 片井修, 岩井壮介: “複数の推論戦略を有する移動ロボットのメタレベル制御決定モデル”, マルチエージェントと協調計算 II(1992).
- 12) Y. Motomura et.al.: Bayesian network that learns conditional probabilities by neural networks, the Progress in Connectionist-Based Information Systems, pp.584-587, Springer (1997).
- 13) 本村陽一, 原功: ”データベースからの学習機能を持つ確率推論システム BAYONET”, 第 12 回人工知能学会全国大会, (1998).
- 14) 本村陽一 他, 事情通ロボットによるオフィス環境における知的作業支援, 人工知能学会 AI シンポジウム'98, (1998).
- 15) 本村陽一, 赤穂昭太郎, 麻生英樹: ベイジアンネットの学習と知能システムへの応用, 計測と制御 vol.38, No.7, p.468-473 (1999).
- 16) Y.Motomura et.al., Probabilistic Robot Localization and Situated Feature Focusing, IEEE SMC Tokyo'99.(1999).
- 17) 田中久美子, 本村陽一, 橋田浩一: “多重文脈に即応的な対話インターフェース: 半可通”, マルチエージェントと協調計算ワークショップ MACC'99, (1999).
- 18) 原功, 本村陽一: “自律ロボットのための状況依存マルチエージェントアーキテクチャ”, ロボット学会, 機械学会, 計測自動制御学会 ロボティクスシンポジア '2000(2000) 投稿予定.