

# 学習知能ロボットにおける状況依存エージェントの協調

## Cooperation among Situated Agents in Learning Intelligent Robots

本村陽一                      原功                      田中久美子  
Yoichi Motomura              Isao Hara                  Kumiko Tanaka

電子技術総合研究所  
Electrotechnical Laboratory

Summary:

In this paper, we propose a probabilistic and situated multi-agent architecture. For an intelligent and learning robot that can provide many different kind of services, some difficulties exist. In a perceptive function, increasing target patterns decrease recognition accuracy. In a robot controlling function, it is not easy to describe all action rules completely. If some different behaviors make conflict, output of the system becomes inconsistent. In these problems, promising solution is a behavior-based agents architecture proposed by Brooks. However, his subsumption architecture is not so flexible enough to realize more complex intelligent system than simple intelligence like insects. Therefore, we need more sophisticated cooperation mechanism. In order to make robot's behaviors rationally, decision theoretic approach is useful. We discuss about advantages of behavior-based situated agents and decision theoretic cooperation in the learning intelligent robot. Situated agents are integrated by a graphical model based on a probabilistic network. This model can calculate expected utilities of behaviors, then decision theoretic cooperation is achieved. Finally, examples of perceptive agents, robot controlling agents and interaction agents are also introduced.

## 1 はじめに

電総研でオフィスにおける作業を支援するための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行われている [1, 2]. 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に移動し、環境に関する情報の収集, ユーザーの問いかけに対して自然言語による対話, スケジュール登録や問い合わせに対する応答, 人の所在に関する管理, データベース検索などの複数のサービスの提供を行う. 環境から獲得した情報はデータベースに一元管理し, これに基づいてユーザーからの問い合

わせに対して応答する, また確実に答えられない問い合わせに対しては確率推論による仮説を生成したり, 不完全な質問については聞き返すなどして柔軟な対応を行う (図 1).

特にここでは限定された閉じた環境ではなく, 一般の多様な生活環境で人間と柔軟に対話しながら協調してタスクを遂行できる知的システムを目指しており, 人間が自然に扱っている多様な情報を統合して処理を行う能力と, 動的に変化する開放系である実環境に適応するための学習能力が重要な鍵となっている [3].

この学習知能ロボットの上で様々な機能を統合, 学習していく過程で, 扱う対象が増加し, 処理が複雑になる

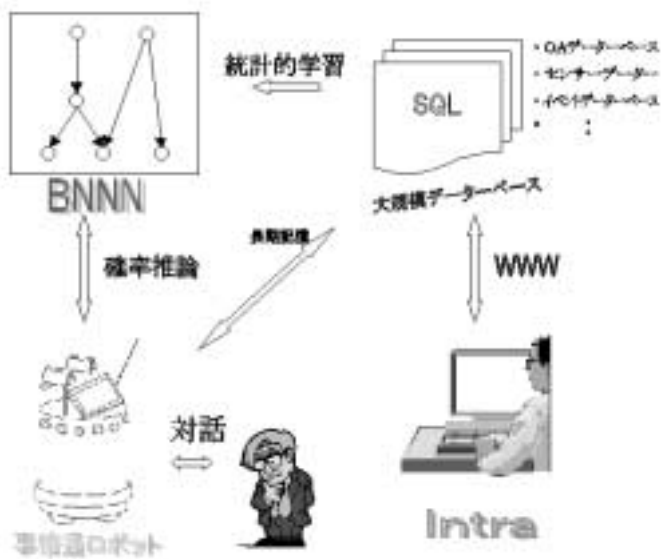


図 1: ロボット, データベース, 推論エンジン

につれ共通の問題が明らかになってきた。例えば音声認識システムの中で理解できる単語、文が増えてくるとそれにつれて入力音声に対して候補となりうる認識結果の種類も増大する。すると、単純な文しか理解できない場合に比べて、認識を誤る頻度も増えた。入力音声信号の分離度に比べて、判別空間の相対的な距離が近くなりすぎてしまったためである。そこで文脈情報や状況を正しく文節することでその局面において対象とする候補をある程度限定することが必要である。またセンサからの知覚系においても、単純な環境であれば場所同定などを行うことは従来の単純な識別器で十分であるが、ロボットの行動範囲が広がるにつれて、パターン空間の中で識別しなければならない各パターンの密度が高くなることにより同様の問題が生じる。

こうした問題は扱う知識が逐次増大していく学習知能ロボットにとっては本質的な問題であり、様々な場面で要素の選択を行い対象を限定することが、学習知能ロボットがその機能を拡張し、情報を獲得し学習して成長していく上で重要である。事情通ロボットのように複数の様々なタスクを処理する統合的なシステムを実現するためには特定の状況においては合理的<sup>1</sup>な動作をするエージェント(状況依存エージェント)を複数用いるマルチエージェントアーキテクチャが設計の容易さ、動作の頑健さの点で

<sup>1</sup>ここで言う合理性とは期待効用と期待損失の最適化という統一的基準に基づく動作のもっともらしさのことである。

有望である。特に学習により元の機能に影響を与えることなく新しい機能を追加するためには独立したエージェントによる機能、情報のカプセル化は重要な要請となる。このような機能の分割の仕方として、モジュールを独立した要素行動ごとに分割する Behavior-based robotics[4]がある。これは各行動モジュールは独立に環境からの入力を受け自律的に動作するものであり、実環境で頑健に動作する低レベルの知能の実現に大きく寄与したといえる。しかし各モジュールの関係は上位の行動が下位の行動を抑制する Subsumption アーキテクチャによる固定的なものであることから、複雑なタスクを処理する高次の知能に発展させることは容易ではないという指摘がある [5]。特に複数の種類のタスクを処理する汎用システムをマルチエージェントシステムで実現し、エージェント間の協調を実現するためにはより高度な調停メカニズムが必要である。調停は各エージェントの優先度の制御やシステムとしての最終出力の決定を通じて行われるが、可能性のある状況はエージェントの数に対して組み合わせ的に増大するため、これを事前に規定することはそれほど容易ではない。また経験を通じてシステムが最適な動作を学習することを考えると、タスクの実行によってそれまでの動作を評価し、容易に修正ができるような調停機構が望ましく、何らかのパラメータを持ったモデル化が必要になる。また不確実性を持つ実環境においては、不確実な要素についての予測を確率計算によって行い、この確率値と効用値に基づく意志決定論的な協調を考慮することができる。以上の観点から本稿では、確率ネットワークと状況依存エージェントに基づいたマルチエージェントアーキテクチャ(PRASMA モデル)について述べ、知覚エージェント、ロボット制御エージェント、対話エージェントの各例と、本モデルに基づいて知覚エージェントを構成した例として Conditional mixture of PCA について述べる。

## 2 状況依存エージェントの協調アーキテクチャ

### 2.1 状況依存エージェント

対象となる環境が複雑で広範に渡る場合、全ての起こり得る状態は組み合わせ的に増大し、はじめから全体として合理的なシステムを記述することは一般には容易ではない。これはとくに近年、情報の部分性 [6] などとして指摘されている通りである。これを克服するためのアプ

ローチとして、ある特定の場面や状況においては確実な動作を保証できるエージェントを複数用意し、これらを状況に応じて適切に選択することによって全体的に知的な動作を実現する。これにより、設計者は事前に想定した個々の特定の文脈や状況のもとで正しい行動をとるようにエージェントを実装していけばよい。設計が容易である。またロボットが新しい機能を追加する場合にも、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生成すれば良く、それ以前の機能のパフォーマンスの低下を避けることができる。

一方、各エージェントがある程度独立に動作する場合には、システム全体としての統一的な動作を達成するためにはエージェント間での協調をはかる必要がある。個々のエージェントが個別に動作してしまうとモーター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などの問題がおこるためである。そこでエージェント間で大局的な調停を行い、協調的な動作を達成する機構が重要になる。これによってシステム全体の動作が決定されるため、エージェント間の調停はシステムとしての動作目的、行動規範にそったものでなくてはならない。

## 2.2 意志決定論的選択

エージェント間の調停、すなわち行動選択のために、客観基準となる効用関数を考えることにする。観測が不確実性を含み、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の確率値を考え、これによる期待効用を最適化する意志決定論的な手法がある。確率値は過去の観測の頻度確率などによって与えることができ、経験を通じた学習により精緻化することができる。

意志決定論的な定式化を次のように行なう。

環境内での真の状況を  $S^*$  (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することは不可能であり、 $S^*$  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、確率的枠組を導入し、システムが推定する状況についてのもっともらしさを確信度として  $P(S)$  と表す。

さて、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)である場合には現在の状況はそのエージェ

ントが仮定した状況  $S_{A_i}$  であるとみなせる。しかし、実環境での不確実な観測などの理由により真の  $S^*$  を完全に特定することはできないので代わりに各エージェントの仮定した状況の確信度  $P(S_{A_i})$  を考える。

要素行動に対応するエージェントとして例えば以下のようなものを考える。

- 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)

知覚エージェントにおける確信度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っ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っての確信度は対話がその文脈に一致している度合として理解することができる。例えば、「人が来たら挨拶する」という例では、人を顔画像や肌色特徴などからパターン識別を行なう知覚するエージェントが尤度  $L$  を出力する場合、システムの前に人がいるという状況の確信度は  $P(S_{A_i}) = L$  となる。エージェントによっては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がある。この場合には他のエージェントからの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、これについては次節以降で述べる。

次に各エージェントの行動が達成された場合の効用  $U_{A_i}$  を考える。これは特に事前知識がない場合は等しい定数などとするが、タスクの達成のための重要性や事前知識に応じて特定の値を設定したり、学習により再設定することができる。

動作を起こす前にプランニングをして、適切なエージェント  $A_i$  を選ぶ場合に、システムの期待効用は  $P_{A_i} U_{A_i}$  で評価する。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協調、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、競合するエージェントの中から単一のエージェントを選ぶ場合には  $P_{A_i} U_{A_i}$  が最大のものを選ぶ。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るような場合は、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。そこで問題は  $P_{A_i}, U_{A_i}$  の評価を実際にどのように行なうかであり、これを計算するためのモデルについて考える。

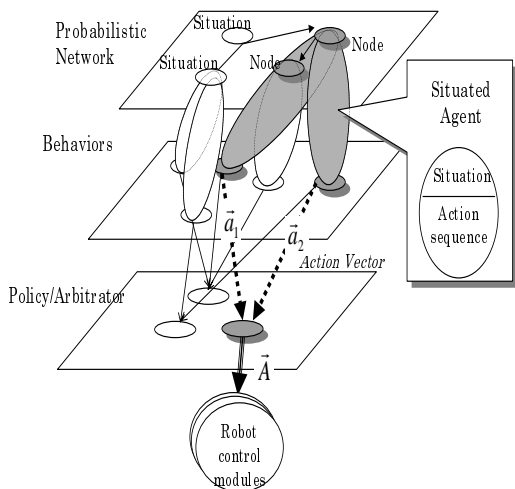


図 2: PRASMA モデル

### 2.3 確率的状況依存マルチエージェントモデル

上で述べたような特定の状況を仮定して設計したモジュールを組み合わせて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、確率ネットワークによって確信度を評価したい。そこで、状況依存エージェントを確率的に統合したモデル、Probabilistic and situated multi-agent モデル (PRASMA モデル) を提案する。

各エージェントをノードで表し、エージェント間に依存関係がある時、対応するノード間に有向リンクを張ったグラフでシステムを表現する。このグラフ構造によって以下のことを示す。

- 状態遷移
- 因果関係
- 条件付き依存関係
- データの依存関係、文脈の管理
- システムの状態の可視化

先に述べた意志決定論的選択を行うために、各状況依存エージェントが持つ状況に関する確信度を確率として扱う。有向リンクの元のエージェントの確信度とリンク先のエージェントの確信度の間には条件付き依存性が存

在する。このような条件付き依存性を表すために、ベイジアンネット [7] を用いると各状態の確信度の計算はグラフ内の伝播により計算できるので、ベイジアンネットの確率推論アルゴリズムと、関連する周辺の状態変数の確信度を伝播することで、対象とするエージェントの確信度や期待効用の精密な評価が可能になる。リソース競合などの理由によりスレッドの伝播を一つに収束させなければならない場合には Decision ノードと呼ばれる特別なエージェントを用意する<sup>2</sup>。

グラフ構造を用いて状態の依存関係と変数の依存関係を表すことができ、変数の確信度の計算や、現在の状況の遷移、すなわち行動の選択はネットワーク上の各ノードをたどることで行なわれる。このネットワーク上の伝播をスレッドと呼ぶ。スレッドとして次の3つを考える。

- 現在の時刻におけるスレッド (Current thread)
- 過去の時刻におけるスレッド (Past thread)
- 将来の時刻におけるスレッド (Future thread)

Current thread は現在における状態遷移、すなわちシステムの実際の行動選択に対応し、Future thread は現在の観測に基づくプランニングに対応する。Past thread は過去の状態遷移を追跡することで文脈情報の管理やこれまでに観測された状態変数の参照に用いられる。

このような確率的グラフによって非決定的な状態遷移を表す点は Markov Decision Process と類似しているが、本モデルとは行動選択の対応の仕方が異なっている。

並行プログラミングにより、システムは複数のスレッドを同時に走らせることができる。Current thread を期待効用最大化原理により制御することで、システムは与えた効用と現状の可能性の意味で最適な行動を取る。環境からの知覚入力によるイベントにより別の Current thread が駆動されることでシステムは即応的に反応することができる。また Future thread を用いて将来の事象に関する確信度や期待効用を評価することでプランニングを行うことができる。各スレッドは独立に伝播するだけでなく、Current thread から Future thread へと移行することでプランニングが開始し、Future thread による期待効用の評価に基づいて元の Current thread へ復帰して行動を選択することで予測されたプランが実行されることになる。発生したイベントによる別の Current thread の優先権が高い場合に計算リソースを集約し優先度の低

<sup>2</sup>この場合には Decision network[7] と呼ばれるモデルに相当する。

い Current thread を中断することで適切な割り込み処理が実現できる。この場合割り込み処理完了後に中断した Current thread を再開するかどうかについてはその時点での期待効用によって判断する。Future thread によって伝播先にある知覚エージェントに対する確信度を評価し、確信度の高い知覚エージェントを選択することは、次に起こるとされる事象に関する注意を形成することになる。

従来の非並行的なシステムでは外界の予期しない状況の変化によりシステムの動作が逸脱した時に、これを自ら判断して新たな状況に合わせて動作を変更することが困難である。これに対し、ここで述べた方法ではシステムが次の動作を行う際にグラフの上のベイジアンネットワークを利用して期待効用を評価することで、環境が変化した場合でもその時点での最適な動作へと柔軟に推移することが期待できる。また複雑な統合システムの場合、しばしば起こる問題として、システムがデッドロックに陥ったり、予期しない挙動をとることがある。本システムでは、グラフ上の各種のスレッドの遷移を評価、制御することでこうした問題の解決をはかる。

またシステム全体の志向性や各エージェントが処理するタスクの優先度はスレッドの制御が参照する効用  $U_{A_i}$  の設定と、状況に応じて定まる確信度  $P_{A_i}$ 、さらにそれらのベイジアンネットワーク内で評価結果によって特徴づけられる。また動作完了後の評価によりこれらの値を再定義(学習)することでシステムの挙動を改良することができる。

ここで述べた協調アーキテクチャの本質はエージェント間を有向リンクで結んだグラフ構造と、その上での各スレッドの伝播、確信度評価を行うベイジアンネットワーク、それを利用した意志決定論に基づくエージェントの協調である。これにより、タスクモデル、プランニングモデル、予測モデルのそれぞれをグラフモデルによって統一的に記述することで行動、計画、予測の整合性をはかることができる。

次章以降ではこの協調アーキテクチャの上で統合される知能ロボットにおける知覚、行動制御、対話の各機能におけるエージェントについての例を述べる。

### 3 知覚エージェント

目的地に向かって正しく移動するナビゲーションタスクの中で、ロボットが現在居る場所を同定することは重要な課題である。場所同定を行うためのセンサーとしてはソナーセンサやカメラ画像を用いるが、どのような特徴量を利用するかは認識対象に強く依存しているためオ

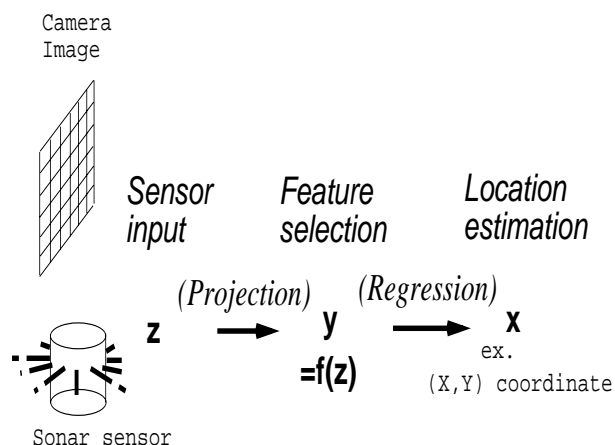


図 3: 自己位置同定の知覚モデル

フィス環境のような多様な場所において何をランドマークとして設定し、どの特徴を入力として利用するかを一義的に決めることが難しい。例えば、赤外線センサやソナーセンサは主に近距離にある周囲の壁までの距離を判断するために使われ、狭い回廊で仕切られた環境で曲がり角を探しながら移動するような状況に向いているが、広いスペース内で目的物を探して移動するよう場合にはあまり有効ではない。そこで環境の状況を判断して適切なランドマーク、特徴、センサを適宜選択することが必要となる。本来パターンを識別する特徴は識別空間を最適に分離できるように設計されるものであるから対象とするパターンクラスを事前に仮定していることになるが、ここでの議論ではこの対象とするパターンクラスの候補自体が動的に変化することを考えなければならないから、どの特徴に対応するエージェントを選択するかが重要な問題である。

例えばロボットがソナー、カメラ画像を入力 ( $z$ ) として、自分のいる場所 ( $x$ ) (二次元座標) を推定することを考える。環境を認識するのに十分な情報を得るために入力情報の次元は比較的大きくなるため、内部的な取り扱いを容易にするために次元を下げる特徴抽出 ( $y$ ) を行い、最終的にこれを二次元空間に写像する確率モデルにより場所の推定を行う (図 3)。

ここである特定の特徴抽出を行い、反応するモジュールを知覚エージェントとして考える。移動する可能性のある全ての領域について平均的に最適となるよう構成した特徴抽出では、分類すべきパターンが複雑になると相対的にパターンクラスが特徴空間内で接近してし

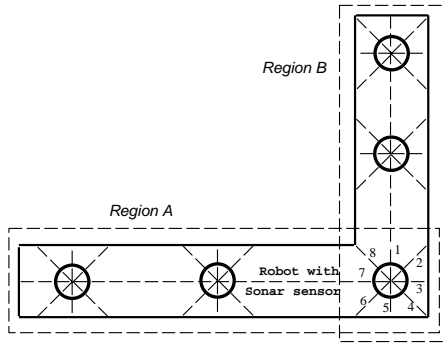


図 4: この場合，領域 A ではソナー 3,7 が，領域 B では 1,5 が高い寄与率を与える。

まい入力パターンの持つ尤度情報だけでは十分に判定ができないことがおこりえる．パターン識別の理論では分離したいパターン間の分散を最大化するように特徴抽出を設計するが，一般にパターンの数が増えるにしたがい単一の特徴空間の中の密度が増大するためである．また図 4 のソナーセンサの場合についてみると明らかのように，ある特定の領域で特に選択性の鋭い特徴が別の領域で有効であるとは限らず，また全ての領域について平均的に最適化してしまうと選択性が低下してしまう．特に対象とする環境が顕著なモジュール構造から構成されるような実際のオフィス環境においてはこうした傾向が強くなる．

したがって実際的なアプリケーションのため，こうした問題を解決し，適用できる領域の拡大に対応できるようにするためには，そこで，各局所領域において特化した特徴抽出モジュール（知覚エージェント）を複数用意し，ロボットの移動した先の領域に応じて使い分ける必要がある．選択の基準としてロボットがある局所領域に存在するおおまかな確信度を確率的に推定して，その確率にしたがって局所領域に対応する知覚エージェントの推定を重み付きで平均し最終的な推定結果とするモデルが考えられる．これは確率的な混合モデルとして知られる Mixture of expert の一種であり，特に特徴抽出として主成分分析を用いた場合には，最近 Mixture of PCA として研究されているモデルに相当する．

以下ではロボットがある領域に存在する確信度をベイジアンネットによる条件付き確率として計算し，各知覚エージェント間の協調をはかる Conditional mixture of PCA について述べる．

### 3.1 Conditional Mixture of PCA

多次元のデータベクトルが多数与えられている時，できるだけ情報損失が少なく，より低次元の互いに無相関なベクトルに変換する手法が主成分分析 (Principal Component Analysis) として知られている．これは全てのベクトル  $z_i$  の分散共分散行列を  $Z$  とし， $Zw_j = \lambda_j w_j$  の固有値計算から得られた固有ベクトル  $w_j$  のうち固有値の大きい順に主要な成分を  $q$  個だけ取り出して並べた行列  $W$  によって，

$$y = f(z) = W^T Z = W^T(z - \bar{z}) \quad (1)$$

という線形変換を構成するものである．これは固有値計算に用いたパターン集合に対して情報量を最大化するような知覚エージェントを構成することに相当する．

従来の PCA は  $f(z)$  を大域的に線形写像として構成するものであるが，非線形な写像は実現できないという欠点がある．そこで局所的な PCA による写像の結合により非線形化するモデルが Mixture of PCA として最近提案されている [8]．これは，複数の異なる PCA の写像  $f_i(z)$  とそれを重みづける非線形関数  $\pi_i(z)$  を用意して次のように書く．

$$f_{mix}(z) = \sum_i \pi_i(z) f_i(z). \quad (2)$$

しかしなお混合割合を決定する  $\pi_i(z)$  がセンサ入力  $z$  にのみ依存するため，これだけでは異なる状況での類似したセンサ入力を区別することはできない．そこでロボットがある特定の状況にあるということを表す確率分布をベイジアンネット [7] でモデル化し，これを積極的に利用することで認識精度を高める方法 [14] を応用する．自律ロボットの移動の場合には，過去の位置  $x^{t-1}$  とそこでとったアクション  $a^{t-1}$  によって次の位置  $x^t$  に関する確率分布は条件づけられる．そこで，条件付き確率  $P(x^t | x^{t-1}, a^{t-1})$  をベイジアンネット (図 5) によって表す．これを式 (2) の係数  $\pi_i(z)$  の代わりに用いた次のようなモデル，Conditional Mixture of PCA を考えることができる． [17]

$$f_{cond}(z) = \sum_i P(x^t \in R_i | x^{t-1}, a^{t-1}) f_i(z). \quad (3)$$

ここで  $R_i$  は  $i$  番目の写像が対応する領域である．これにより，各エージェントに相当する特徴抽出器は特定の領域に特化し，おおまかな現在位置の確率推論を行うベイジアンネットによって，これらの各エージェントを選択することになる．ここで， $P(x^t \in R_i | x^{t-1}, a^{t-1})$  が知覚

エージェント  $f_i(z)$  の 3 章で述べた確信度に相当し、効用は全エージェントで等しい定数になる。

このモデルは人間が日常的に自然に行っているような特定の文脈や状況によって起こりやすい仮説を念頭におき、それを立証するためにもっとも顕著な特徴に注意を向けるといった認知的行動ともよく合致している。

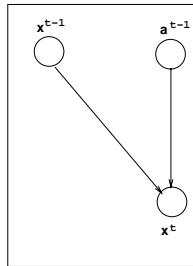


図 5: 次の場所を予測するベイジアンネット

## 4 ロボット制御エージェント

特定の状況における要素行動に基づいてモジュール化した状況依存エージェント群によりロボットの制御を行うことを考える。各エージェントはマルチスレッドプログラミングにより並行動作し、それぞれが独立の知覚センサなどにより現在の状況を監視している。各行動エージェントはスレッド管理の容易な JAVA による実装を行い、各スレッドの中では TCP/IP 通信により接続した別の UNIX プロセス上のロボット制御プログラム (C 言語) を通じてタスクを実行する。現在はロボットのモーター制御、パンチルトカメラの制御、音源方向の推定などの要素行動がある。

各行動エージェントは特定の状況を検知することによる動作の開始条件を持ち、これが満たされた時、期待される効用値、動作のコスト、確信度などを調停機構に送る。調停機構はこれに基づいてもっとも合理的な行動を選択する。要素行動の系列的な動作をマクロとして定義してあらたな要素行動を作ることでもでき、これはエージェント内に下位のロボット制御エージェントを内蔵することで実現する。これによりロボットは障害物回避をしながら目的地への移動や、パンチルトカメラによる人の発見、接近、追従などを行う [18]。

## 5 対話エージェント

連続音声認識ソフトの中には受理される単語、文の候補を文法形式によって限定することで認識率を高めるものがある。この場合、単一の文法ファイルで複数のタスクに対応させようとする、認識結果として該当する候補が増え、曖昧な音声入力に対して正解を出力することが容易でなくなる。また特定の対話シナリオを進めるために文脈の制御が必要であり、遂行するタスクの種類が増えるにしたがって文脈間の構造も複雑になり、音声対話により文脈を遷移することが繁雑になる。こうした問題を特定の対話に限定したエージェントからなるマルチエージェント対話システムによる文脈制御方式によって解消することができる [19]。ここではシステムとユーザーが想定している文脈が一致している間は事前に与えた遷移構造により文脈を制御するが、音声認識の失敗などにより文脈の不一致が生じると、遷移する可能性のある各文脈の間で意志決定論的選択を行う。この時の確信度  $P_{A_i}$  としては発話に対する認識結果の尤度を用いることができる。また効用  $U_{A_i}$  を適当に決めることでタスクの優先度を設定することもできる (デフォルトは一様の定数)。これによりユーザーの心理的違和感や、言い直しの少ない即応的な対話を実現し、スケジュール登録や、人の居場所、電話番号の問い合わせ、各種データベースの検索やロボットへの指示などを行う。

## 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の記述と比べて、特に顕著な差異は見られないが、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グラフ上の確率推論と意志決定論的なスレッド制御による協調メカニズムが有効である。こうしたエージェントの意志決定論的な評価は戦略、プラン、各行動など様々なレベルで行うことができる [9, 10, 11] が、本研究では特に自律的なエージェントにより構成した有向グラフとその上を伝播するスレッドの意志決定論的調停によって学習知能ロボットの合理的な動作を実現するための協調アーキテクチャを提案した。このような仮説を評価するネットワーク状の推論モデルとしてはこれまでにネットワークパブル伝播法 [12] などが提案されている。

このようにグラフのパスの組み合わせの複雑性により実環境における状況の複雑性をモデル化する試みは、少ない記述コストで知的なシステムを構成できるという点で有効である。しかしその一方で、複雑になりがちな挙動を適切に評価し、制御するためのメタな制御機構が重要であり、そのための確率的状況依存マルチエージェントモデル (PRASMA モデル) と現在開発中の複数で同時実行が可能な知覚、ロボット制御、対話の各エージェントについての例を紹介した。今後の課題としては意志決定論的判断にしたがってスレッドを制御するメタなレベルのアルゴリズムによるロボットの自律的動作と、適切な効用値や条件付き確率の経験による学習である。

## 謝辞

本研究はRWCプロジェクトの一貫として実世界知能センターにて行なわれ、松井俊浩ラポリーダー、麻生英樹氏をはじめとする事情通ロボットグループの方々の協力を受けました。また電総研 中島秀之氏、橋田浩一氏、伊藤克亘氏からは有益なコメントをいただいたことを感謝いたします。

## 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] T. Matsui et.al.: Dialogue-guided remote navigation of the office conversant mobile robot Jijo-2, Academic Exhibition, IJCAI'97, Nagoya, Japan, (1997).
- [3] Hideki Asoh et.al.: Socially embedded learning of the office-conversant mobile robot, Jijo-2, IJCAI'97, pp. 880-885, (1997).
- [4] R.Brooks: "A robust layered control system for a mobile robot", IEEE Journal of Robotics and Automation, vol.2, (1986)
- [5] 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).
- [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] M.Tipping and C.Bishop, "Mixture of Probabilistic Principal Component Analysis", *Proc. of the ICANN'97*, 1997.
- [9] 大沢英一: "マルチエージェント環境における交渉のモデル", 人工知能学会誌 Vo.10, No.5 (1995).
- [10] 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).
- [11] 山田誠二: "エージェントのプランニング", 人工知能学会誌, vol.10, No.5, pp.677-682,(1995).
- [12] 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).
- [13] 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).
- [14] Yoichi Motomura: Integration of situated prior probability and neural network classifier in a handwriting recognition task, Int. Conf. on Neural Information Processing (1998).
- [15] 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).
- [16] 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, AI シンポジウム'98
- [17] Yoichi Motomura et.al., Probabilistic Robot Localization and Situated Feature Focusing, IEEE SMC Tokyo'99.
- [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", submitted to ロボティクスシンポジウム'99(1999).
- [19] 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", submitted to MACC'99, (1999).