

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),10)}。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、従来の手続き的に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⁵⁾。

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^{6)★}。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⁾。

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、期待効用を最大とするようにシステムの動作を決定するマルチエージェントモデルを提案する。このモデルでは不確実な環境の各状況にたいする起こりやすさを確率的に推論するために確率ネットワークを用いて状況に依存するエージェントの行動を確率的に評価し、それに基づいて全体的なシステムの動作を決定する。

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^{12)~14)}。

- 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らしさ、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定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と呼ばれる^{7),11)}。

以下ではベイジアンネットで行われる確率計算についてもっとも簡単な二値の変数の場合を交えて説明する。確率的な変数 X, Y 間の依存関係を条件付き確率 $P(Y|X)$ によってあらわすことができる。例えば X, Y を簡単な二値の確率変数として、その具体値 x, y は 0 か 1 のどちらかをとりものとする。この時、 X に関する確率 (X の具体値が x である確信度) を $P(X=0), P(X=1)$ のように書くことにする。

次に条件付き依存性について述べる。ここで具体的な例として、 X のもとでの Y に関する条件付き確率がそれぞれの場合について $P(Y=0|X=0)=0.9, P(Y=1|X=0)=0.1, P(Y=0|X=1)=0.4, P(Y=1|X=1)=0.6$ だったとしよう。これは X が 0 である時には Y は 90% の確率で 0 である(したがって 10% の確率で Y は 1 である)が、 X が 1 である時の Y が 0 である確率は 40% に下がることを意味する。このように Y の確率が X の値に依存する時にこれを確率変数の条件付き依存性と呼ぶ。この例のように Y が X にたいして条件付き依存性を持つとき、方向付きのリンクによって $X \rightarrow Y$ とあらわす。このようなリンクを条件付き依存関係にある確率変数間に張ることで確率ネットワークが構成できる。

条件付き依存性が成立していて、さらに X に関する確率がわかっている時には、 Y に関する確率は条件

付き確率を用いた周辺化とよぶ操作により計算することができる。 $P(X=0)=p$ (したがって二値の場合は $P(X=1)=1-p$)としてこれを計算してみると、

$$q_0 = P(Y=0|X=0)p + P(Y=0|X=1)(1-p), \\ q_1 = P(Y=1|X=0)p + P(Y=1|X=1)(1-p).$$

として、

$P(Y=0)=q_0/(q_0+q_1), P(Y=1)=q_1/(q_0+q_1)$ のように計算できる。(ここで q_0, q_1 は足しても 1.0 にならない相対的な比率であるので、 Y の確率として求めるために正規化をしている。)二値に限らない一般の確率変数の場合には確率積分を用いて、

$$P(Y) = \int_X P(Y|X)dP(X) / \int_Y \int_X P(Y|X)dP(X)dY$$

のようにかける。逆に Y についての確率がわかっている場合は、ベイズの定理を使って X についての確率を計算することができる^{7),11)}。以上の未知の確率変数に対する確率値の計算は、確率ネットワークの中のノードを結ぶリンクの間を確率値が伝播するように行われる⁷⁾。

筆者らは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することで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^{8),9)}。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し、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。

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 1)。

モデルは 3 層構造から成り、1 層目は確率ネットワークである。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

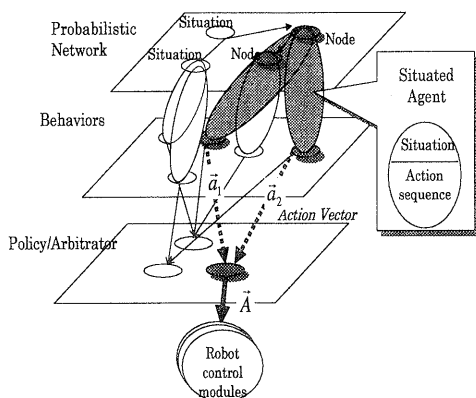


図1 PRASMA モデル

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。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。

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。

状況毎に分割した再利用性の高いエージェントと、ネットワーク上のパスの組み合わせの複雑性により実環境における様々な状況に対応してモデル化する試みは、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。また、期待効用の最適化による大局的な制御機構により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。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今後の重要な課題である。

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。

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) 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).
- 6) S.Russell and P.Norvig: "Artificial Intelligence: a modern approach", Prentice Hall (1994).
- 7) J.Pearl, "Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems", Morgan Kaufmann Publishers(1988).
- 8) 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).
- 9) 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).
- 10) 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).
- 11) 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).
- 12) Y.Motomura et.al., Probabilistic Robot Localization and Situated Feature Focusing, IEEE SMC Tokyo'99.(1999).
- 13) 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).
- 14) 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ウム'99(1999).