

特集

「ベイジアンネット」

ロボティクスにおけるベイジアンネットの応用

—実世界で活動するロボットのための経験的自律行動モデル—

Application of Bayesian Networks to Robotics

— Empirical Autonomous Behavior Model for Real World Oriented Robots —

稲邑 哲也

Tetsunari Inamura

科学技術振興事業団 CREST/東京大学

Japan Science and Technology Corporation, CREST/The Univ. of Tokyo.

inamura@ynl.t.u-tokyo.ac.jp, <http://www.ynl.t.u-tokyo.ac.jp/~inamura/>

Keywords: Bayesian network, intelligent robots, human-robot interaction, learning.

1. はじめに

近年、ロボット開発の勢いは加速を続ける一方であり、サッカーや災害地でのレスキュー活動を対象とした実世界でのタスクを前提としたロボット大会が企画され、また、実際の人間と同じ形態のヒューマノイド開発にも拍車がかかっている。このように、ハードウェアやアプリケーションの面としては飛躍的な進歩を続けているロボットであるが、知的な情報処理の側面ではあまり進歩が見られていない。その理由として、① ハードウェアや求められるタスクの複雑さがしだいに増しているにもかかわらず、それに必要となるセンサが、質、量、ともに十分に装備されていないという点、また、② 仮にそれらが搭載されたとしても、リアルタイムに行動を制御し続けるための行動規則を明確に記述する手法が存在していない点、などがあげられる。

ベイジアンネットは限られた量の不確実な情報源からある命題を推定する道具として使用されているが、このような使用法は実世界において行動するロボットを実現する際に生じる問題点を解決するのに非常に適している。実世界で行動するロボットにおいて問題となる点として、次のような項目があげられる。

- (1) センサ情報にはノイズが必ず含まれるので正確な観測結果が得られない。
- (2) 認識処理が失敗した場合や、センサが故障した場合には、全く観測結果が得られない。
- (3) ユーザが指示を出す場合、その指示は一般的に曖昧であり、ユーザの意思をロボット内部のタスク表現に正確に射影することができない。
- (4) 実環境では逐次動作し続けることが求められ、熟考のみでなく、短時間の間に何らかの解を出さなければならない。

- (5) ユーザの指示や高次推論は論理式や命題、シンボルで表現されるが、センサは連続値である。その関係を定義するシンボルグラウンディング問題が存在する。

これらの要求に対してベイジアンネットは、正確な観測結果を必ずしも必要としない((1), (2), (3)に対応)、部分的な証拠の入力でも推論が可能((2), (3)に対応)、ネットワークに閉ループ構造がなければ、短時間で推論を行うことが可能((4)に対応)、命題や連続値を同じレベルで統一的に扱うことが可能((5)に対応)、などの特徴をもつ。

本稿では、ベイジアンネットによってロボットの行動決定モデルを表現し、上記の点に対応しながら実世界で行動するロボットの知能システムを構築する手法について解説する。また、ロボットに应用するうえで生じる問題点と今後の課題について述べる。

2. ベイズ統計からベイジアンネットへ

従来の移動ロボット研究で最も重要な課題だったのは、自己位置の推定である。ここでセンサ、特に超音波による距離センサはノイズが大きく、不確実な情報を対象とする手法としてベイズ統計に基づく自己位置推定がしばしば行われてきた [Kroese 01, Thrun 98]。ベイズ統計は、センサの不確実性への対応や、観測データからのモデル推定など、先に述べたとおりにロボットにおける応用と親和性が高い手法である。ほかにもベイズ統計を用いてセンシングや行動決定などのプランニングを行っている例も多い [Cameron 90, Dean 91, 三浦 98]。

近年、このベイズアプローチを発展させたベイジアンネットがロボットで应用されるようになってきたが、その理由は次のような側面にある。

(1) 意思決定ネットワークに拡張が容易である。

ベイジアンネットを拡張すると、意思決定ネットワーク [Russell 95] と呼ばれるエージェントのための確率的意決定モデルへの応用が可能となる。図 1 にその例を示す*1。長方形で示されるノードは意決定ノードと呼ばれ、ロボットの行動決定に相当する。菱形のノードは効用ノードと呼ばれ、効用関数を表している。ロボットは言い換えれば、実世界におけるリアルタイムな意決定エージェントであり、不確実な情報に基づいて行動する状況を考慮すると、意決定ネットワークの果たす役割は大きい [梶木 95]。

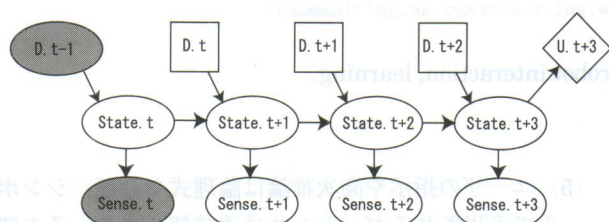


図 1 動的意決定ネットワーク [Russell 95]

(2) 対象となる問題の定性的性質がネットワーク構造に表現されるため、モデルの可視性が高い。

二つの確率変数間の関係を拡張し、多変数間の確率的関係を表現する場合、グラフ表現として記述すればユーザや開発者の理解が早まり、設計や修正がしやすくなる。この性質を利用してマルチセンサフュージョンにおけるセンサ配置を設計したり [Singhal 97]、センシングのプランニング [矢入 99] を行う例がある。

(3) 単純なセンサリモータマップでは表現できない、文脈や多段推論などの汎用な高次モデル構築が可能。

ロボットの行動決定を行う際には、膨大な数のセンサ入力をもとにして、候補となる多数の行動を決定する必要がある。このような場合、センサ表現と行動表現をダイレクトに結合すると、そのマッピングに必要な表現量が膨大になってしまう。ニューラルネットの構築時には「中間層」がよく導入されるが、ベイジアンネットの場合も同様に中間ノードを導入することで、表現量を小さく抑えることができ、同時に状況や文脈などの効果をもたせることも可能である。

このような性質から、ロボットにおけるベイジアンネットの導入に注目が集まるようになった。また、ただ単に環境のモデルを構築するだけでなく、意決定モデルを用いた行動決定の枠組みに発展させていく流れも生じた。

3. 行動学習・行動決定モデルとしての応用

3.1 自律行動モデルへの応用

基本的なベイジアンネットは時系列データを扱うことができないが、ロボットでの応用の場合、時間方向への事象の移り変わりを表現することは非常に重要となる。そこで図 2 のような動的ベイジアンネットがしばしば使用される。これは、ある短時間区間を担当するベイジアンネットを時間方向に並べ、時刻 $t-1$ におけるノードから時刻 t におけるノードにリンクを張ることによって、時間方向の推論を可能にするものである。実際に Forbes らは、BAT プロジェクト (Bayesian Automated Taxi) と呼ばれる車の自動運転の研究の中で、高速道路での車線変更や追越しなどの自動運転を実現している [Forbes 95]。

Singhal ら [Singhal 97] は移動ロボットの環境地図 (Occupancy Grid) 情報を、画像と音声情報のセンサフュージョンに基づいて逐次更新するために、動的ベイジアンネットを導入している。

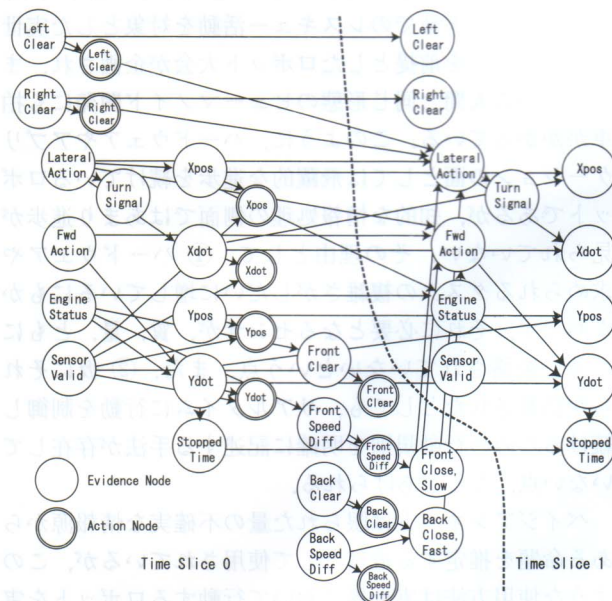


図 2 BA プロジェクトで用いられている動的ベイジアンネット [Forbes 95]

3.2 センサプランニングへの応用例

ロボットの行う意決定として、単にアクチュエータの制御だけでなく、能動的に情報を取得するためのアクティブセンシングもある。ここで問題となるのが、状況に応じて使用するセンサを決定したり、どの方向 (対象物) に注目すればよいのかを決定するセンサプランニングである。意決定ネットでは、観測 x のもつデータの価値 (EVSI) を、「データが存在する場合に予想される効用とデータがない場合の効用の差」として定義できる [繁樹 85]。Kristensen や Basye らは、移動ロボットの

*1 正確には、図 1 は後述する動的ベイジアンネットに基づく動的意決定ネットワークである。

アプリケーションの中で、この EVSI が最も大きくなるように、用いるべきセンサや取るべき行動を選択している [Basye 92, Kristensen 96].

Rimey ら [Rimey 94] は、カメラによってテーブルの上に並べられた食器を認識するために必要なカメラ視野の制御を行うための戦略を、ベイジアンネットを用いて構築した。また、同様の考え方は交差点の監視を行うシステムでの注視点コントロールにも応用されている [Buxton 95, Huang 94].

移動ロボットの自律行動を扱う際、複数種類のセンサによって形成される状態空間を分割し、適切な離散状態を構築することがしばしば必要となる。矢入ら [矢入 99] は、この問題に対し、Bayesian Classifier を用いてタスク達成に必要なセンサの重要度について考察をしている。この研究では、ノード間の条件付エントロピーや条件付相互情報量を用いてセンサの重要度や離散化の方法を考察しているが、この手法はベイジアンネットにおいても適用可能であり [稲邑 00d], 最適なセンサ配置の設計方針を決定することが可能である。

3.3 POMDP への応用

移動ロボットの位置推定タスク中においてしばしば問題となるのが、異なる状態で全く同じセンサ情報が観測される「知覚の見せかけ問題」(perceptual aliasing) である。環境が未知である条件下での行動学習の枠組みとして、強化学習がよく使用されているが、これは MDP (マルコフ意思決定問題) を前提としているため、perceptual aliasing が生じる POMDP (部分可測マルコフ意思決定問題) には適用できない [Koenig 96]. しかし、ベイジアンネットは行動決定過程に確率的な信念を用いるため、POMDP との親和性が高く、移動ロボットにおける行動決定問題に広く応用されている [Cassandra 96]. Zhou らは、ベイジアンネットで POMDP における環境地図を表現することを提案し、混乱が生じないためのセンサプランニング手法を提案している [Zhou 01].

4. 人間ロボット協調系への応用

ベイジアンネットのもつ利点として、ユーザへの可視性が高く、状況を説明できるという利点があるが、ユーザとのインタラクションを前提としているロボットに取って、この性質は非常に有用性がある。そこで人間とロボットが協調しながら動作する系における応用例について二つの例を紹介する。

4.1 対話経験に基づく自律行動モデルの獲得

Asoh ら [Asoh 01] は事情通口ロボットプロジェクトで、実世界の中で活動する移動ロボットに対話機能を設け、ユーザとのインタラクションを行いながらベイジアンネットによる環境地図の作成を行った。しかしながら、ベ

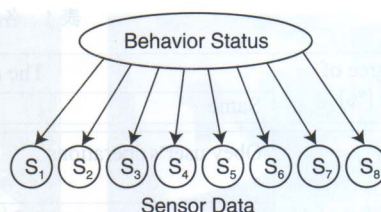


図3 障害物回避タスクで用いられているベイジアンネット

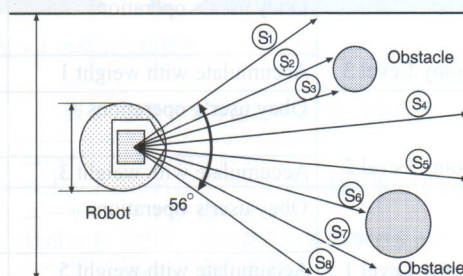


図4 移動ロボット上の距離センサの配置

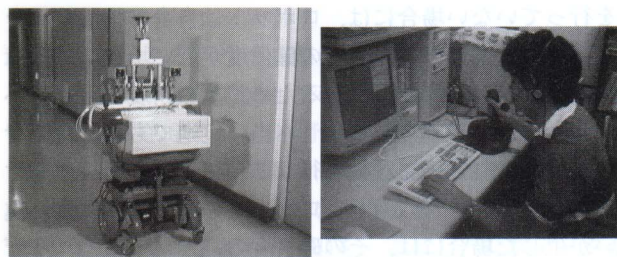


図5 移動ロボット (左) とユーザインタフェース (右)

イジアンネットがもつ利点の一つである「ユーザへの説明」を効果的には用いていなかった。筆者はベイジアンネットを用いてユーザとの対話を制御しつつ、自律行動モデルを獲得する手法についての提案を行っているの、ここで簡単に紹介する。

稲邑らは、ベイジアンネットがもつ「不確実な情報源からの意思決定」という性質と、意思決定ネットワークがもつ「状況の説明が可能」という性質に注目し、行動した経験を確率的な表現として蓄積し、またユーザと対話を行いながら自律行動モデルを段階的に獲得するモデルを提案した [稲邑 01b]. この研究では、図5左に示すような移動ロボットを、図5右に示すような遠隔操作用コックピットで操縦する状況を扱う。操縦が開始された直後は、ロボットは何の経験もないため人間の操縦に従うのみであるが、約 100 msec ごとに観測される図4のようなセンサ情報と、ユーザの指示情報 (ジョイスティックレバーの入力値、および音声による指示) を用いて逐次的にベイジアンネットの条件付確率表 (以後、CPT) を更新し、自律行動を獲得していく。

使用されているベイジアンネットは図3のような形状をしており、センサ入力 ($S_i = \{Near, Middle, Far\}$) から取るべき行動 ($B = \{Forward, Stop, Right, Left\}$) の確信度を計算する。ここでロボットの推論結果とユーザの指示の関係によってロボットとユーザの間の対話をコントロールしながら行動決定をする。ユーザが何も指示

表 1 各状況における対話戦略と経験の重要度

Belief Degree of Reasoning [%]	The differences of user's operations from reasoning results		
	Same	Different	Case where the user doesn't operate
80~100	Obey user's operations	Execute reasoning results with point out user's mistake	Execute reasoning result
Autonomy Level 4	Accumulate with weight 0	Accumulate with weight 10 if the user corrects the reasoning result	Accumulate with weight 0
65~79	Obey user's operations	Wait user's operations with showing the reasoning result	Execute the reasoning result while showing deduced choices
Autonomy Level 3	Accumulate with weight 1	Accumulate with weight 5	Accumulate with weight 2
50~64	Obey user's operations	Obey user's operations with showing reasoning result	Execute the reasoning result while showing deduced choices
Autonomy Level 2	Accumulate with weight 3	Accumulate with weight 5	Accumulate with weight 5
0~49	Obey user's operations	Obey user's operations	Wait for user's operations while showing deduced choices
Autonomy Level 1	Accumulate with weight 5	Accumulate with weight 10	Accumulate with weight 10

を行っていない場合には、ロボットは自身の推論結果を遂行すればよい。しかしその確信度が低い場合には、障害物との衝突の可能性があるため推論の精度を上げる必要がある。そこでユーザに「本当に直進でも構わないでしょうか？」と確認行動を行うことによって衝突を避ける。また、ユーザの指示とロボットの推論結果に食い違いが生じた場合には、その確信度の高さに応じてユーザのミスの可能性を提示するなどしてネゴシエーションを行う。

理想的な行動決定モデルをベイジアンネットで表現するには大量の経験データが必要となるが、ロボットでは

実世界で行動する時間的コストが大きいと、少ない経験回数を有効に活用する工夫が必要である。そのため、ここでは状況に応じた「経験の重要度」を導入し、実際に経験した回数に重要度を乗じて、経験データベースの頻度度を調整し、CPTを更新する。ユーザの指示、ロボットの推論結果、その確信度、の三つによって決まる状況に応じた対話戦略と重要度の一覧を表1に示す。

図6は実環境で対話的に走行した過程での状況別の確信度の推移を示したグラフである。各線は4種類の行動に対する確信度を示しており、縦軸が確信度、横軸が行動の回数である。ここでの「行動の回数」は約15mの廊下での走行を1回とする。経験データは約100 msecごとに収集され、1回の走行で約100～200のデータが蓄積される。学習初期の段階ではロボットからの質問が頻繁に行われるが、図6からわかるとおり4回目の走行から正しい行動が選択されるようになり、ユーザが指示を全く出さない状況での自律行動が可能となっている。このように、本手法はユーザとインタラクティブに教示や質問を繰り返しながら学習していくロボットシステムに対して有効である。

4.2 確信度を利用したロボットの発話生成戦略

3.2節で述べたRimeyらの研究ではカメラのコントロールに焦点が当てられていたが、これはロボットとユーザの間のコミュニケーションにおける発話生成戦略にも応用可能である。山肩ら[山肩02]や稲邑ら[稲邑01b]はユーザがロボットに対して音声発話によって対象物を指定するタスクにおいて、ユーザの指示の曖昧性を解消するようにベイジアンネットでロボットの発話をコントロールしている。

稲邑らの研究では、図8に示すベイジアンネットでロボットが注目している物体がユーザの指示している物体かどうかを判断する。使用するセンサは画像情報で、大きさ (Size = {Small, Middle, Big}), 色 (Color =

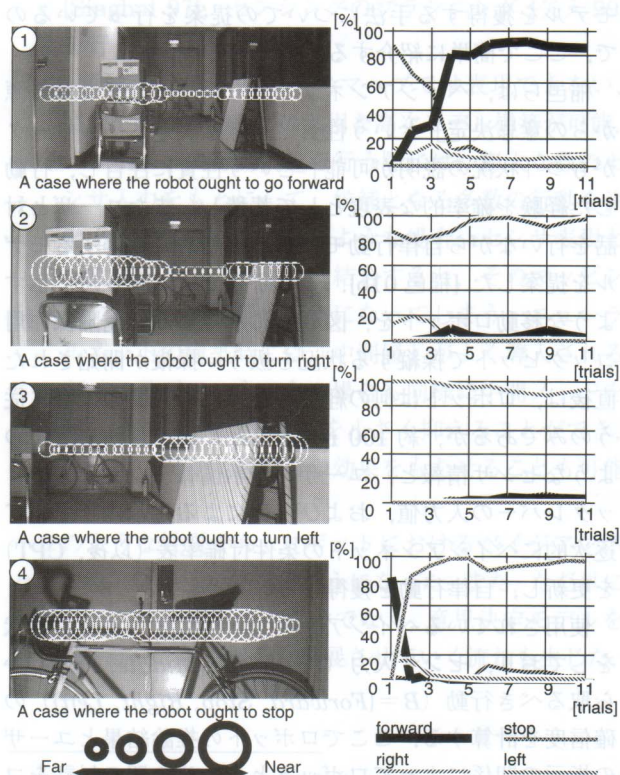


図 6 学習過程の結果



図 7 ユーザの曖昧な指示に対するロボットの発話実験風景

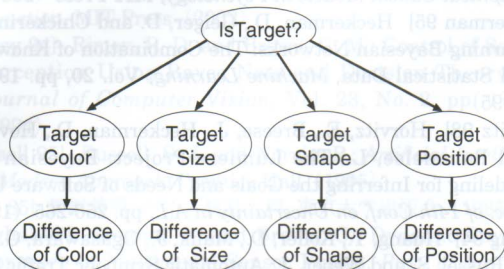


図 8 注視物体と参照物体の一致を判断するベイジアンネット

{Blue, Red, Green, Yellow}), 形 ($Shape = \{Square, Circle, Triangle\}$), 位置 ($Position = \{Right, Middle, Left\}$), の 4 種類の情報を離散的に出力する画像処理モジュールを用意し, 簡単のためユーザの視点はロボットの視点と同じであると仮定する. ユーザの指示表現から画像センサの値を推測し [稲邑 00c], 現在注目している対象物に対し, 画像センサの値と推測したセンサ値の関係を考慮しつつ, 図 8 の “IsTarget?” ノードにおいて, 「ロボットが現在注視している物体がユーザの指示した物体である」という命題に対する確信度を求める. そして, 複数存在する対象物の候補の中で, ある唯一の対象物に対してのみ確信度が高い値を取る場合, 確信度の局在性が成立しているとする [稲邑 00b].

ロボットは確信度の局在性が成立するように, 使用する視覚特徴や表現を用いて対話と注意点のコントロールを行う. 冗長な表現をするとユーザがロボットの発話に耳を傾けるコストが増えるため, 確信度の局在性が最も顕著になる表現から先に発話し, 局在性にほとんど影響のない視覚特徴については発話しない. 図 7 に実験風景を, 表 2 にそのときの対話のようすを示す.

5. ロボットへの応用における課題点

5.1 ロボットの学習とベイジアンネットの学習

ベイジアンネットの学習においては, 正確な CPT をもつモデルを構築するのに膨大な数の経験を積まなければならない問題点がある. 山村は, 試行回数の削減を目指してベイジアンネットの学習に強化学習を導入した. 提案された確率的傾斜法 [山村 97] の枠組みの中では, 実行した行動に対する適正度 [Williamsn 92] を計算し, その値の積算履歴を最大化するように条件付確率の値を

表 2 参照物を特定させるための会話例

ユーザ 「その箱を取って」
 ロボット 「それはこの右の赤い箱の事ですか?」
 ユーザ 「いいえ違いますよ」
 ロボット 「では, この黄色い箱の事ですか?」
 ユーザ 「はい, そうです」
 ロボット 「分かりました. これを取ります」

調整する. この手法は実際の移動ロボットに適用され, 知覚の見せかけ問題が生じる環境下において, 自律的な行動を学習させている [小野塚 97].

ロボットでの応用の際には, 離散的な確率変数ではなく, 連続的な確率密度分布を用いるケースが多い. 連続値を離散表現に変換する規則を, 蓄積した経験データから GA を使って求める方法 [Inamura 00a] や, 連続値をもつ確率変数間の条件付確率分布をニューラルネットによって学習する手法 [Motomura 97] などが提案されている. ベイジアンネットの学習とニューラルネットの学習には類似する点が多く [Neal 92], 双方を統合するような学習アルゴリズムについてのさらなる研究が期待される.

ロボットが実世界で経験を積む回数は限られている. 十分信頼性のある学習結果を得るためには, いかに学習をすばやく収束させるかが問題であり, この点も今後の課題となっている.

5.2 ネットワーク構造の決定と修正

観測されたデータからベイジアンネットの構造を最適化する際には, 構造の決定 [Pearl 88] や, 構造の修正 [Heckerman 95] が必要となる. 構造が既知の場合の学習手法は数多く提案されているが, 構造が未知の場合には GA を使うなど膨大な計算量が必要となり [Larranaga 96], 適切な構造決定についての研究の進展が望まれる.

ロボティクスの分野でベイジアンネットを使用するには, ロボットの行うタスクに合わせてネットワークを設計する必要がある. しかしながら, ロボットは一つの特化した仕事を行う産業用ロボットから, いくつかのタスクを臨機応変に行っていく, パーソナルタイプのものへと移行しつつある. そのような前提においては, 綿密に設計されたネットワークを多数実装することが難しい. 本稿で示した事例のうちかなりの部分が, モータの自由

度が少ない比較的単純な移動ロボットを用いた研究である。このような移動ロボットを使用する傾向には、ネットワーク構造が大規模複雑になることを避ける狙いが含まれていることを否めない。現在のロボティクス研究は移動ロボットやマニピュレータを脱し、全身形ヒューマノイドのような多自由度をもつ複雑なシステムに移行すべきであるとする流れがある。そのような状況において、今後ロボティクス分野におけるベイジアンネットの応用を促進するためには、自律的にネットワーク構造を構築し、可変構造ネットワークの学習を可能にするアルゴリズムなどの研究などが求められる。

6. お わ り に

ベイジアンネットがもつ確率的な推論の枠組みは、人間が自然にもっている情報処理機構と非常に密接な関係がある。例えば心理学の側面 [Glymour 01] や神経生理学の側面 [Oaksford 01, Rao 02] から確率的な推論の情報処理の重要性が指摘されている。また、ベイジアンネットは推論過程を説明するのに適しているため、ユーザモデル [Horvitz 98] や状況認識のモデル [Charniak 93] を表現することが容易であり、対話的なシステムを構築するうえでも利点が多い [乾 95]。今後発展するロボットは、ますます人間に近い存在となることは必至で、ロボットと人間とのコミュニケーションのメカニズムの確立も望まれる。

このように、学際的研究分野であるロボティクス、特に知能ロボットの構成論の中核としてベイジアンネットがもつポテンシャルに期待が寄せられている。

謝 辞

ロボットにおけるベイジアンネットの活用の研究に当たっては、東京大学大学院情報理工学系研究科の井上博允教授、稲葉雅幸教授、中村仁彦教授にご指導、ご意見をいただきました。また、産業技術総合研究所の本村陽一氏、松井俊浩氏との議論からも貴重なご意見をいただきました。ここに皆様方に感謝致します。

◇ 参 考 文 献 ◇

- [Asoh 01] Asoh, H., Vlassis, N., Motomura, Y., Asano, F., Hara, I., Hayamizu, S., Itou, K., Kurita, T., Matsui, T., Bunschoten, R. and Kroese, B.: Jijo-2: An Office Robot that Communicates and Learns, *IEEE Intelligent Systems*, Vol. 16, No. 5, pp. 26-55 (2001)
- [Basye 92] Basye, K., Dean, T., Kirman, J. and Lejter, M.: A Decision-Theoretic Approach to Planning Perception and Control, *IEEE Expert*, Vol. 7, No. 4, pp. 58-65 (1992)
- [Buxton 95] Buxton, H. and Gong, S.: Advanced Visual Surveillance using Bayesian Networks, *Proc. IEEE Workshop on Context-based Vision* (1995)
- [Cameron 90] Cameron, A. and Durrant-Whyte, H.: A Bayesian Approach to Optimal Sensor Placement, *The Int'l Journal of Robotics Research*, Vol. 9, pp. 70-88 (1990)
- [Cassandra 96] Cassandra, A. R., Kaelbling, L. P. and Kurien, J. A.: Acting under Uncertainty: Discrete Bayesian Models for Mobile-Robot Navigation, *Proc. IEEE/RSJ Int'l Conf. on Intelligent Robotics and Systems*, pp. 963-972 (1996)
- [Charniak 93] Charniak, E.: A Bayesian model of plan recognition, *Artificial Intelligence*, Vol. 64, No. 1, pp. 53-79 (1993)
- [Dean 91] Dean, T.: *Planning and Control*, Morgan Kaufmann (1991)
- [Forbes 95] Forbes, J., Huang, T., Kanazawa, K. and Russell, S.: The BATmobile: Towards a Bayesian Automated Taxi, *Proc. 14th Int'l Joint Conf. on Artificial Intelligence (IJCAI'95)*, pp. 1878-1885 (1995)
- [Glymour 01] Glymour, C.: *The Mind's Arrows: Bayes Nets and Graphical Causal Models in Psychology*, MIT Press (2001)
- [Heckerman 95] Heckerman, D., Geiger, D. and Chickering, D.: Learning Bayesian Networks: The Combination of Knowledge and Statistical Data, *Machine Learning*, Vol. 20, pp. 197-243 (1995)
- [Horvitz 98] Horvitz, E., Breese, J., Heckerman, D., Hovel, D. and Rommelse, L.: The Lumiere Project: Bayesian User Modeling for Inferring the Goals and Needs of Software Users, *Proc. of 14th Conf. on Uncertainty in A.I.*, pp. 256-265 (1998)
- [Huang 94] Huang, T., Koller, D., Malik, J., Ogasawara, G., Rao, B., Russel, S. and Weber, J.: Automatic Symbolic Traffic Scene Analysis Using Belief Networks, *Proc. 12th National Conf. on A.I.*, pp. 966-972 (1994)
- [Inamura 00a] Inamura, T., Inaba, M. and Inoue, H.: User Adaptation of Human-Robot Interaction Model based on Bayesian Network and Introspection of Interaction Experience, *Proc. 2000 IEEE/RSJ Int'l Conf. on Intelligent Robotics and Systems (IROS 2000)*, pp. 2139-2144 (2000)
- [稲邑 00b] 稲邑哲也, 岡部真人, 稲葉雅幸, 井上博允: タスク達成の確信度に基づくユーザへの質問確認行動の生成, 日本機械学会ロボティクスメカトロニクス講演会'00, pp. 2A1-76-112 (2000)
- [稲邑 00c] 稲邑哲也, 稲葉雅幸, 井上博允: 個人に適応した語彙を獲得するロボットとの自然言語対話処理—ヒューマンロボットインタラクションシステム PEXIS の機能その 3—, 第 5 回ロボティクスシンポジウム予稿集, pp. 146-151 (2000)
- [稲邑 00d] 稲邑哲也: 人間とロボットの対話に基づく行動知能形成に関する研究, 博士論文, 東京大学 (2000), <http://www.ynl.t.u-tokyo.ac.jp/~inamura/research/doctor.html>
- [稲邑 01a] 稲邑哲也, 稲葉雅幸, 井上博允: PEXIS: 統計的経験表現に基づくパーソナルロボットとの適応的インタラクションシステム, 電子情報通信学会誌, Vol. J84-D-I, No. 6, pp. 867-877 (2001)
- [稲邑 01b] 稲邑哲也, 稲葉雅幸, 井上博允: ユーザとの対話に基づく段階的な行動決定モデルの獲得, 日本ロボット学会誌, Vol. 19, No. 8, pp. 983-990 (2001)
- [乾 95] 乾健太郎, 徳永健伸, 田中穂積: 協調的対話の意志決定理論的説明, 言語処理学会第 1 回大会, pp. 77-80 (1995)
- [Koenig 96] Koenig, S. and Simmons, R. G.: Unsupervised Learning of Probabilistic Models for Robot Navigation, *Proc. Int'l Conf. on Robotics & Automation*, pp. 2301-2308 (1996)
- [Kristensen 96] Kristensen, S.: Sensor Planning with Bayesian Decision Theory, *Reasoning with Uncertainty in Robotics*, pp. 353-367 (1996)
- [Kroese 01] Kroese, B., Vlassis, N., Bunschoten, R. and Motomura, Y.: A probabilistic model for appearance-based robotlocalization, *Image and Vision Computing*, Vol. 19, No. 6, pp. 381-391 (2001)
- [Larranaga 96] Larranaga, P., Poza, M., Yurramendi, Y., Murga, R. H. and Kuijpers, C. M.: Structure Learning of Bayesian Networks by Genetic Algorithms: A Performance Analysis of Control Parameters, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 18, No. 9, pp. 912-926 (1996)
- [三浦 98] 三浦 純, 白井良明: プラニングコストと視覚の不確かさを考慮した移動ロボットの視覚と行動のプラニング, 人工知能学会誌, Vol. 13, No. 4, pp. 588-596 (1998)
- [Motomura 97] Motomura, Y., Hara, I., Asoh, H. and Matsui, T.: Bayesian Network that Learns Conditional Probabilities by

- Neural Network, *Proc. Int'l Conf. of Neural Information Processing* (1997)
- [Neal 92] Neal, R. M.: Connectionist learning of belief networks, *Artificial Intelligence*, Vol. 56, pp. 71-113 (1992)
- [Oaksford 01] Oaksford, M. and Chater, N.: The probabilistic approach to human reasoning, *Trends in Cognitive Sciences*, Vol. 5, No. 8, pp. 349-357 (2001)
- [小野塚 97] 小野塚卓, 山村雅幸: ベイジアンネットワーク上の強化学習のロボットナビゲーションへの応用, 第11回人工知能学会全国大会論文集, pp. 421-424 (1997)
- [Pearl 88] Pearl, J.: *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible*, Morgan Kaufmann (1988)
- [Rao 02] Rao, R. P. N., Olshausen, B. A. and Lewicki, M. S., eds.: *Probabilistic Models of the Brain: Perception and Neural Function*, MIT Press (2002)
- [Rimey 94] Rimey, R. D. and Brown, C. M.: Control of Selective Perception Using Bayes Nets and Decision Theory, *Int'l Journal of Computer Vision*, Vol. 23, No. 2, pp. 173-207 (1994)
- [Russell 95] Russell, S. J. and Norvig, P.: *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, Prentice Hall (1995)
- [繁樹 85] 繁樹算男: ベイズ統計入門, 東京大学出版会 (1985)
- [Singhal 97] Singhal, A. and Brown, C.: Dynamic Bayes Net Approach to Multimodal Sensor Fusion, *Proc. of the SPIE - Int'l Society for Optical Engineering*, pp. 3209: 2-10 (1997)
- [Thrun 98] Thrun, S.: Bayesian Landmark Learning for Mobile Robot Localization, *Machine Learning*, Vol. 33, No. 1, pp. 41-76 (1998)
- [樫木 95] 樫木哲夫: 資源制約を有するエージェントの設計と概念学習, 日本ロボット学会誌, Vol. 13, No. 1, pp. 44-50 (1995)
- [Williamsn 92] Williamsn, R. J.: Simple Statistical Gradient-Following Algorithms for Connectionist Reinforcement Learning, *Machine Learning*, Vol. 8, pp. 229-256 (1992)
- [矢入 99] 矢入健久, 中須賀真一, 堀 浩一: 異種冗長なセンサー情報に基づく自律的状態抽象化法, 人工知能学会誌, Vol. 14, No. 4, pp. 667-678 (1999)
- [山肩 02] 山肩洋子, 河原達也, 奥乃 博: ロボットとの音声対話のための信念ネットワークを用いた適応的言語理解, 人工知能学会言語・音声理解と対話処理研究会, SIG-SLUD (2002)
- [山村 97] 山村雅幸: Bayesian Network 上の強化学習, 第24回知能システムシンポジウム, pp. 61-66 (1997)
- [Zhou 01] Zhou, H. and Sakane, S.: Sensor planning for mobile robot localization based on probabilistic inference using Bayesian network, *Proc. of Int'l Symposium on Assembly and Task Plannings*, pp. 7-12 (2001)

2002年7月16日 受理

著者紹介



稲邑 哲也 (正会員)

1973年1月23日生まれ。1995年東京大学工学部卒業。1997年度～99年度まで日本学術振興会特別研究員(DC1)。2000年同大学院工学系研究科情報工学専攻博士課程修了。博士(工学)。同年科学技術振興事業団CREST研究員。現在に至る。ヒューマンロボットインタラクション、ロボットのための脳型情報処理機構の開発などの研究に従事。日本ロボット学会、電子情報通信学会およびIEEE会員。