ベイジアンネットによる情報統合を用いた自律移動ロボットの自己位置同定

Autonomous Mobile Robot Position Estimation using Information Integration with Bayesian Network

本村 陽一 † 麻生 英樹 † 原 功 † 赤穂昭太郎 † 松井俊浩 †
Yoichi Motomura † Hideki Asoh † Isao Hara † Shotaro Akaho † Toshihiro Matsui †

† 電子技術総合研究所 新情報処理計画室
† Real World Computiong Project Team, Electrotechnical Lab, MITI.

Abstract: Real world computing, which is robust, reliable, and adaptive computation mechanism in the real word environment, is studied in our projects. In this paper, an intelligent autonomous mobile robot system is introduced as an example of real world computing. The system learns the map of real office environment through simple dialogue with a human teacher, and navigates to the correct place in the environment under many kind of uncertainty. In order to treat uncertain information, incorrect sensor data with noise, unexpected change of environment and so on, integration technique using Bayesian network is applied. For this system, it is important to make an anytime estimation of the probability values, so a Monte Carlo method is applied. Finally, this framework is applied to the self position estimation in the navigation task.

1 はじめに

我々は実環境における柔軟な情報処理を行うことを目的としてオフィス環境における自律移動ロボットの対話学習システムの構成的研究を行っている [1][2][3]。この中では実環境におけるセンサ情報の不確実性や対話のための実時間応答性の制約などを考慮する必要がある。そのため不確実性を含んだ情報をおおまかに, 即応的に処理するメカニズムが必要である。確率的推論を行うためのモデルとしてベイジアンネットがある。特にこの上で統計的な計算アルゴリズムを用いることにより近似的に推定値を任意のタイミングで得ることができる。本研究では自己位置の推定タスクを例にとってこのようなベイジアンネットを用いた情報統合の概要を紹介する。

2 情報統合

我々は「所内事情通ロボット計画」[1] として研究所内の建物内部を自由に移動し, 必要な情報収集, 学習による環境理解, ユーザーとの対話による案内等の知的機能の自律的獲得を最終的な目標とした自律移動ロボット上の統合知能システムの構築 (図 1) を行っている。このシステムでは各種のソフトウェアモジュール群がネットワークを通じて多数結合しており, 各モジュールで並列に処理される多種の情報が機能に応じて統合されている。現在いくつかのサブタスクに分けてこのような統合的なシステムを構築しているが, ここでは対話的ナビゲーションにおける自己位置同定について述べる。

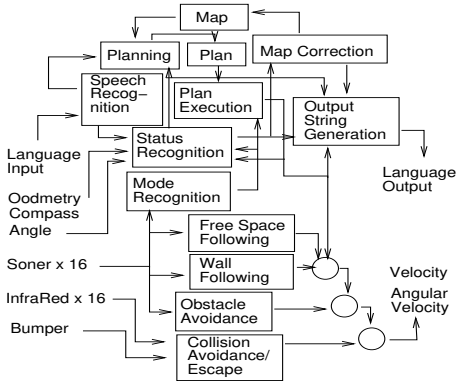

図 1: 実験システムの構成

2.1 自律移動ロボットの対話ナビゲーション

ロボットは次のような機能を持つ。

- ロボットは研究所内 (図 2) の中を移動する。移動距離，移動角度を計測する距離計，角度計を搭載している。
- 音声認識モジュールと音声発話モジュールによる不特定話者との対話機能，ソナーセンサ，バンパーセンサー，赤外線センサを搭載している。
- 下位の移動モジュールが障害物回避やポテンシャル法による壁面のトレースなどを行い，上位の移動命令として「右へ回れ」「まっすぐ進んで」「左へ曲がって」などの発話を使用できる。
- またロボットはオフィス環境に特徴的な廊下における，部屋と部屋の間の文節 (compartment) をソナーセンサの識別特徴として認識し，これにより地点間の状態遷移を検知できる。

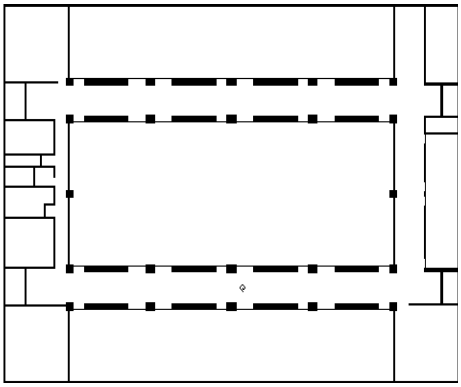

図 2: Map of the ETL E-building

ここで対話的ナビゲーションとは次のようなやりとりを行いながらロボットがユーザーが指示する場所へ移動するタスクである。

Robot: ここはどこですか？

User: 松井さんの部屋 (E-231) だよ。

Robot: どこへ行きますか？

User: 中島さんの部屋に行って。

Robot: すみません，行き方がわかりません。

User: (原さんの部屋の隣なんだけど...)
原さんの部屋はわかる？

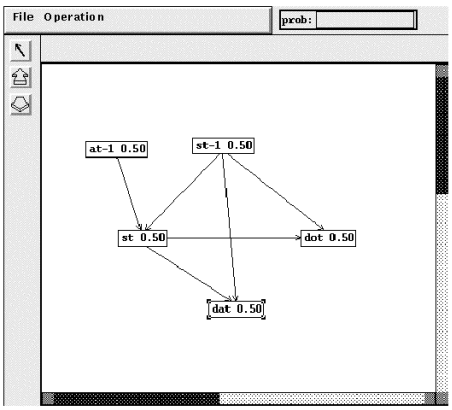

図 3: Bayesain network(EusLisp version)

Robot: すみません，わかりません。

User: ではそのまま直進して。

Robot: はい直進します。
(しばらく進み，状態遷移を検知した所で止まる。)

Robot: ここはどこですか？

User: 原さんの部屋 (E-233-1) の前だよ。

Robot: どこへ行きますか？

User: 壁つたいに右へ曲がって。
(右へ曲がって状態遷移を検知して止まる。)

Robot: ここはどこですか？

User: 中島さんの部屋だよ。

以上のような対話を行いながら，ロボットはその環境における各部屋の位置関係などの確率的知識を学習する。

3 ベイジアンネット

3.1 モデル

ベイジアンネット [4] はノードで表した事象間の関係を DAG(有向グラフ) で表現する確率モデルであり，観測した事象と，結合された事象間の条件付き確率を用いた確率計算によって未観測の事象の推定値を得ることができる。

我々は各ソフトウェアモジュールの間の情報統合のためのプラットフォームとして Eus lisp[5] を用いて EusLisp 版ベイジアンネット (図 3) を作成した。またさらにインターネットを通じたベイジアンネットの評価，並列計算のプロトタイピングを目的として JAVA による実装 (図 4) も併せて行っている。特に以下のような特徴を持つ。

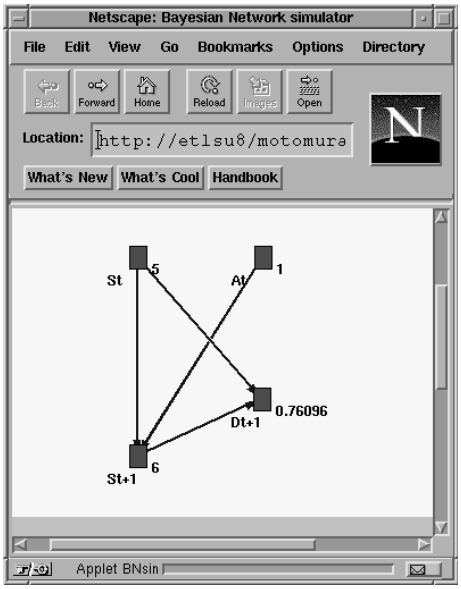

図 4: Bayesain network(JAVA version) on WWW

- ノードが 2 値の確率変数だけでなく離散多値, 連続値をとる任意の確率変数を表せる。
- ソケットを通じてネットワーク上の他のソフトウェアモジュールからアクセスが可能であり, 動的にネットワークを追加, 変更できる。

3.2 統計データーからの学習

本システムでは下のような統計実データーから得られる頻度確率をベイジアンネットの条件付き確率としてネットワークに与えることでパラメーターの学習を行う。

始点 S_t	動作 A_t	終点 S_{t+1}	$D1_{t+1}$	$D2_{t+1}$	回数
E-232	go North	E-231	50.0	10.0	6
E-232	go South	E-233-1	175.0	5.0	4
E-232	go South	E-233-2	210.0	1.0	1
E-232	go East	E-242-1	13.0	178.0	3
E-232	go East	E-242-2	15.0	184.0	4
:	:	:	:	:	

これは S_t を起点として, その時行った動作 A_t により, 到着地点 S_{t+1} に至った時の距離計, 角度計の平均値が $D1_{t+1}, D2_{t+1}$ であったことを示す。A_t はユーザーの指示 (まっすぐ進め) とロボットが向いている方角から定められる。S_t, S_{t+1}, A_t は離散確率変数であるから正規化することで $P(S_{t+1}|S_t, A+t)$ は用意に計算でき, 連続確率変数である $D1_{t+1}, D2_{t+1}$ の $P(D|S_t, S_{t+1})$ は式 (1) がフィットするようなパラメーターを得ることで計算できる。これらの処理は統計データーベースモジュールに対する問い合わせにより実現しており, 任意のタイミングでそれまで得られたデーターによる条件付き確率に更新することができる。

ノードが表す確率変数が連続値をとる場合は次のように確率分布をパラメタライズして取り扱う。(例)D_t の場合,

$$G_{ij}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{ij}} \exp \frac{-(x-\mu_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}. \qquad (1)$$

ここで i, j は S_t, A_t がとる離散値である。この i, j により D_{t+1} の確率分布が平均 μ_{ij}, 分散 σ_{ij}^2 により特徴づけられる。例えば $S_t = i$ から $A_t = j$ による移動の際に距離計の値が x であった時, 真の走行距離が x である確信度は次のようになる。

$$BEL(x) = P(x|S_t = i, A_t = j) = G_{ij}(x)$$

により表せる。

3.3 ベイジアンネットにおける確率伝播

有向グラフで結合された親ノード, 子ノードをそれぞれ $X \rightarrow Y$ で表し, ノード X, Y が取る具体的な値を $x \in R_x, y \in R_y$ とする。外部のモジュールなどにより直接観測できる事象のノードは確信度 1 で観測値を出力する。その他の各ノードの値についての確信度を求める確率計算は次のように行われる。

X から Y への伝播:

$$BEL(y) = \int_{x \in R_x} P(Y = y|x)P(x)dx \qquad (2)$$

Y から X への伝播:

$P(X|Y) = P(Y|X)P(X)/P(Y)$ であるから

$$\begin{aligned} BEL(x) &= \int_{y \in R_y} P(X = x|y)P(y)dy \\ &= \int_{y \in R_y} P(y|X = x)P(X = x)dy \qquad (3) \end{aligned}$$

3.4 モンテカルロ法による近似的確率計算

式 (2), (3) はノードが 2 値である $R_x, R_y = \{0, 1\}$ の場合は比較的容易に計算できるが離散多値で要素が非常に多くなる場合や有限範囲の連続値 $R_x, R_y = [R_{min}, R_{max}]$ の場合では上式の積分を短時間の内に厳密計算することは

容易ではない。しかし実環境において自然なモデル化を行い, 動的にネットワークを構成し, 即応的な計算を実現するためにはこのような場合でも一様な速度で計算が行えることが望ましい。そのためにここではモンテカルロ法による近似的計算を適用する。確率変数 x についての全定義域についての積分, 下式をあきらめて

$$BEL(y) = \int_{x \in R_x} P(Y = y|x)P(x)dx$$

適当なサンプリング $x_{i(i=1,\cdots,n)} \sim S_x$ を導入し,

$$BEL(y) \approx \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} P(Y = y|x_i)$$

によって近似する。たとえば $BEL(y)$ を求める場合, 各ノードでは常に x_i をサンプリングし, 逐次

$$Z_y = \sum_i P(Y = y|x_i)$$

を計算する。S_x のサンプリングはノード X の確信度 $P(x)$ に依存しているため, 親ノードへの問い合わせにより行う。Y についての確信度を要求された所でサンプリングを打ち切り $BEL(y) \approx Z_y/n$ を返す。$BEL(x)$ についても同様である。これらの計算は隣接ノード間の局所計算で行われるため, 自然な並列実装が容易である。

以上の近似的計算手法により計算時間と計算精度のトレードオフを考慮した即応的な処理が可能になる。

3.5 ナビゲーションタスクにおける情報統合

ロボットは下位の行動モジュールとしてポテンシャル法による障害物回避などを組み込んでいるため, 必ずしも事前に予期した通りに行動するとは限らない。また距離計, 角度計の計測値は不正確なものである。これらの不確実性を含む情報と対話による言語情報をベイジアンネットにより統合することで適切なナビゲーションを行う。

ネットワークの構成は図 3 に示したものを用い, すでに獲得している統計データーベースを用いて条件付き確率を定め, 次の手順によりタスクを実行する。

1. 現在位置はわかっている状態でユーザーの発話により目的地点が指示される。
2. 簡単な経路計画により目的までの最短経路が経由する各地点の列 $\{(S_t, S_{t+1}), \cdots\}$ が定まる。
3. S_t, S_{t+1} をノードに入力し, A_tn についての確信度を求め, 次の行動の選択, 移動を行う。
4. 移動中は距離計, 角度計の観測値を $D1_{t+1}, D2_{t+1}$ に入力し, 現在地点 S_{t+1} の確信度を監視する。
5. 確信度が十分に大きくなったら S_{t+1} に達したものとして, 経路中の次の経由地点 S_{t+1}, S_{t+2} をセットし 3. に戻る。目的地点に達したら終了。
6. 確信度が一定値よりも低くなったら対話により確認を求める。現在位置を確認したら 2. に戻る。

実験システムによりロボットを動作させた結果, ユーザーに過大なストレスを感じさせることなく適切な対話ナビゲーションが可能であった。

4 まとめ

本研究ではベイジアンネットを実環境における自律移動ロボットの対話ナビゲーションに適用する方法を示した。その中で不確実性を含む情報 (現在の状態, センサ入力) , 過去の確率的知識, 言語情報の間の情報統合を自然な形で実現している。確率的な推論方法は他にもいろいろ考えられるが, 特に本研究のベイジアンネットモジュールによる実現は汎用的なものになっている。そのため今回示した自己位置同定だけでなく別の事象のノードを外部のモジュール, センサと接続し別のネットワークを構成することでさらに高次のタスクにも容易に拡張可能であり, 「事情通ロボット計画」では対話機能を活用したより知的なタスクを行わせる予定である。この場合にはネットワークを動的に構成するメタな制御方式の検討が重要であり, その場合のシステムの構成, 実験的評価などは今後の課題である。

謝辞

本研究は Real World Computing Program の一環として行われた。電総研大津知能情報部長, 速水主任研究員を始めとする新情報処理計画室員の方々に感謝します。

参 考 文 献

[1] 松井俊浩 他: 学習型所内事情通ロボットの計画, 日本ロボット学会大会 (1995).

[2] 麻生英樹 他: 対話ベース学習によるオフィス環境での自律ロボットナビゲーション, 人工知能学会研究会, AI シンポジウム'95, SIG-J-9501-7 (1995).

[3] H.Asoh et.al.:Acquiring a Probabilistic Map with Dialogue-Based Learning, Proc. of ROBOLEARN-96 (1996).

[4] J.Perl: Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems, Morgan Kaufmann Publishers(1988).

[5] 松井俊浩 他:EusLisp Reference Manual ver 8.02, 電総研テクニカルレポート, ETL-TR-95-19(1995).