

久喜 友博, 松田 多嘉哉, 巽 久行, 徳増 眞司

神奈川工科大学 工学部 情報工学科

1. はじめに

障害物を含む行動空間の情報がロボット側に開示されている既知環境下では、最適経路探索の問題はモデル化され、距離場A*アルゴリズムが自然な形で構成できることは文献[1]で示した。そこで明らかになったことは、障害物の外にある任意の参照点での距離場・距離データが、そこに位置するロボットと障害物との隔たりを示すファジィ計量と解釈できることである。本論では一歩進んで、行動空間の情報がロボット側に開示されていない、いわゆる未知環境下での経路探索問題を扱う。

我々は、基本的に文献[2]のOriolo等の議論の流れに従いながら、センサ情報を距離場空間モデルに取り込み、この情報を仮想的な障害物情報として表すことで、空間分割を必要としない経路探索が構築できることを示す。

2. ナビゲーションモデル

Oriolo等の構想^[2]と同様なアプローチを行うが、彼らは自走ロボット (Normadic Technology社のmobile robot : NOMAD-200) で実験をしているが、我々はシミュレーションのみに依る。図1に示す未知環境を前提とするナビゲーションモデルは、センシングと環境推定に基づく環境構築フェーズと、構築環境のもとで経路計画をたてロボット走行させるナビゲーションフェーズからなる。

環境構築フェーズのうち、センシング(シミュレーション)は、NOMAD-200ロボットのように角度等間隔に配置された超音波センサ群による距離測定 of センシングモデルに従って、ロボットを中心とした周辺障害物との距離を推定する。環境推定は、このセンシング結果に基づいて、距離場空間モデルを用いた新たな空間情報として、“走行不能領域”と“走行可能領域”を構築する。

ナビゲーションフェーズのうち、経路プランニングは推定された空間情報 (特に走行不能領域) をもとに、ロボットの現在位置からゴール点への最適経路を決定する。これは、その時点での空間情報を、既知環境情報として捉えた場合の経路設定であり、距離場A*アルゴリズム^[1]に依る方法がそのまま活用できる。ロボット走行(シミュレーション)は、経路プランニングで得られた経路の始めのセグメントのベクトル方向に、最大そのセグメントサイズ分だけ進める。その際、設定された周辺障害物との衝突の有無をチェックし、衝突が発生したら、その点を次の測定点 (センサ測定をする点) とする。衝突が検出されない場合、そのセグメントの終点がゴール点なら終了、そうでない場合、その点が走行可能領域の

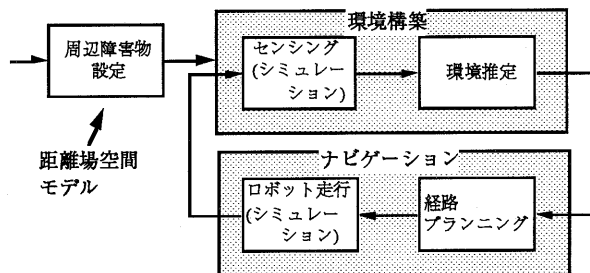


図1 ロボット走行のナビゲーションモデル

内部か外部かをチェックする。外部ならばその点を次の測定点とする。内部ならば次のセグメントに対して上記と同様な走行を行わせる。結局、ロボット走行を継続するうちにゴール点に到達するか、次の測定点で一時停止する。次の測定点に至ったときは、環境構築のフェーズに戻ることによって、シミュレーションは継続される。

3. センシングモデルの構築

本節では、円筒型ロボットの水平断面上に N_{ang} 個の超音波センサが等間隔に配置されているとして、センシングモデルの構成法を述べる。まず基本となるOriolo等のモデルについて述べ、次に、我々が提案する距離場センシングモデルを距離場空間モデルのもとで構成する。

最初にOriolo等のモデルでは、次の3点を超音波センサの特性として仮定している。

- (1) センサの放射ビーム軸方向に一定幅の角度($\pm\Delta\theta$)を与えて、そのばらつきの中で捉える。
- (2) 距離応答 r は測定誤差やノイズを考慮して、 r を基準とした一定幅のばらつき ($\pm\Delta r$) の中で判断する。
- (3) ある距離 (ρ_V) より離れた物体に対しては、センサ応答は得られない。

そこでOriolo等は、これら3点を反映した“物体が存在する(Occupied)”, “物体が存在しない(Empty)”という2つのファジィ集合を導入し、各々のメンバシップ関数 $\mu_O(\rho, \theta)$ および $\mu_E(\rho, \theta)$ を定義した^[2]。我々のモデルでは、距離場空間モデルはファジィ空間モデルとして解釈され、Oriolo等のモデルと同等な作用は距離場空間モデルのプリミティブオブジェクトで表現できる。その際、ロボット走行にとって楽観的なサイドに立った“楽観的モデル”(図2参照)と、逆に悲観的なサイドに立った“悲観的モデル”(図3参照)の、2種類のセンシングモデルを用いる。楽観的モデルは、図2に示す ΔO と ΔE を、それぞれOriolo等のメンバシップ関数 μ_O と μ_E に対応させることができる。距離場空間モデルにおける距離場データはファジィ性を有するので、このような解釈が可能である。楽観的と称するのは、障害物は $\rho > r$ (r : センシング距離) にしか存在せず、その内側をすべて走行可能なEmpty領域と見なすからである。次に悲観的モデルは、図3に示す δO と δE を、それぞれOriolo等のメンバシップ関数 μ_O と μ_E に対応させることができる。この際、Occupied領域を過大に、Empty領域を過小

Routing Algorithm based on Distance-Field Space Model under Unknown Environment

Tomohiro Kuki, Takaya Matsuda, Hisayuki Tatsumi, Shinji Tokumasu

Kanagawa Institute of Technology

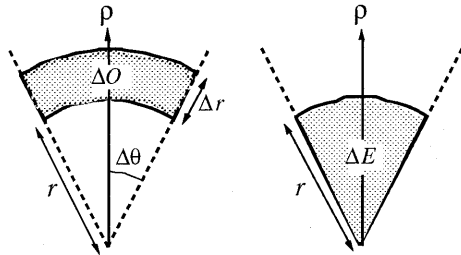


図2 楽観的センシングモデル

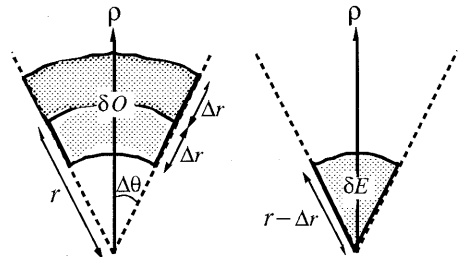


図3 悲観的センシングモデル

に評価するので、走行側は悲観的な解釈となる。但し $r > \rho_v$ となる距離測定を行ったセンサに対しては、Oriolo等の仮定(3)に相当するので除外される。

4. 環境の推定とナビゲーション

環境の推定とは、センシングモデルに基づいて走行環境を推定することであり、本節では、走行不能領域 O_k 、走行可能領域 E_k の推定アルゴリズム、およびそれに基づくナビゲーションの方法について述べる。

最初に、環境構築フェーズの各測定点におけるセンサデータである ΔO と ΔE 、および δO と δE が取得データの時系列順に蓄積されているものとする。即ち、スタート点(S)から、ある測定点(k)までの n 組のデータ: $(\Delta O_i, \Delta E_i)$, $(\delta O_i, \delta E_i)$, $i=1 \sim n$ が得られているものとする。これらのデータを用いて、k点における走行不能領域 O_k と走行可能領域 E_k を次のように推定する。

$$O_S \leftarrow \phi, E_S \leftarrow \phi \quad \dots(1)$$

$$O_k \leftarrow \Delta O_i \cup (O_{k-1} \cap \Delta^c E_i) \quad (i=1 \sim n) \quad \dots(2)$$

$$E_k \leftarrow \delta E_i \cup (E_{k-1} \cap \delta^c O_i) \quad (i=1 \sim n) \quad \dots(3)$$

即ち、ロボット走行にとって、走行不能領域 O_k は楽観的に、走行可能領域 E_k は悲観的に、推定される。

次にナビゲーションアルゴリズムであるが、自律走行ロボットのナビゲーションフェーズは、経路プランニングとその情報に基づくロボット走行(シミュレーション)からなる。経路プランニングでは、走行不能領域 O_k のもとで、測定点(k)からゴール点に至る最適経路が既知環境に対する経路探索アルゴリズムで求められる。ここで与えられる経路は実行可能な経路の予測であるので、予め走行不能領域 O_k 、従って走行領域に相当するその補集合 O_k^c は楽観的のサイドに立って広めに評価される。次に、与えられた最適経路に従って、走行可能領域 E_k の内部にあるという制約のもとで最大1区分ステップサイズだけシミュレーションで走行させる。この際、障害物との衝突によるやり直しが頻繁に起こらないように走行可能領域 E_k は走行側に厳しく、狭く評価しておく。

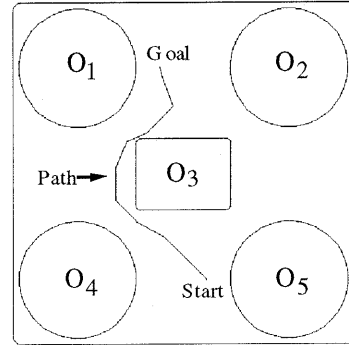
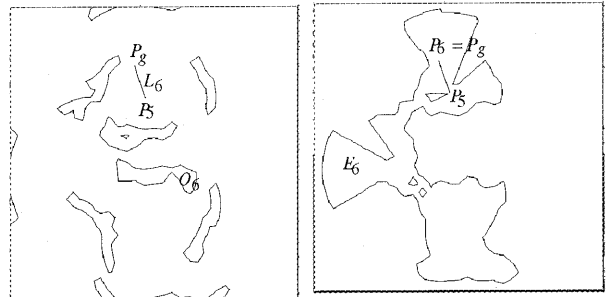


図4 未知環境のもとでの経路探索結果



(a) O_k を基にした結果 (b) E_k を基にした結果

図5 経路探索のナビゲーション過程

5. 数値実験と考察

走行空間を一辺30の正方領域と仮定し、ロボットのセンサーの数を $N_{ang} = 8$ 、行動半径の下限を $R_{min} = 1$ とする(これらは既知環境における経路探索と同じである^{[1])}。また、超音波センサーに関わるパラメータを、 $\Delta\theta = 15$ 度、 $\Delta r = 1$ 、 $\rho_v = 10$ として数値実験を行った。

図4は、このように障害物を配置した場合の、走行環境を未知と仮定して経路探索を行った結果であり、図5は、経路探索でのナビゲーションの最終過程を示しており、(a)は走行不能領域の推定 O_k をもとにした結果であり、(b)は走行可能領域 E_k をもとにした結果である。実験結果が示すように、走行環境を未知と仮定しても、既知であるとした場合の最適経路^[1]と大差なく滑らかであり、特に不自然な部分は生じていないことが分かる。

6. おわりに

周辺環境が未知であるという状況のもとで、環境を推定するセンシングモデルを構築した。距離場空間モデルは、それ自身ファジィ空間モデルとして解釈でき、空間の離散化を必要としないため、提案したアルゴリズムはOriolo等のナビゲーション方式をシンプルに、かつ、よりフレキシブルに実現することが分かった。今後の課題として、実際のロボットで評価することが挙げられる。

参考文献

- [1] 松田, 久喜, 巽, 徳増, : 距離場空間モデルに基づく既知環境下での走行経路探索法, 情報処理学会第61回全国大会, 1N-6 (2000. 10, 発表予定).
- [2] Oriolo, G., et al., : Real-Time Map Building and Navigation for Autonomous Robots in Unknown Environments, IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics, Part B : Cybernetics, vol. 28, No. 3, pp. 316-333 (1998).