

## ポテンシャル場を用いた局所環境のエージェント経路計画に関する研究

北海道工業大学 ○佐々木 雄一, 北海道工業大学 大堀 隆文, 北海道工業大学 北守 一隆,  
北海道工業大学 川上 敬, 北海道工業大学 木下 正博

### 要旨

移動する自律的なエージェントにおいて,身体的構造は内部に獲得される知識に大きく影響を与える.障害物や目的地によるエージェントの状態や位置関係,座標系の変更方法と変更のタイミングが重要であり,エージェント自身の振舞を決める大きな要因である.本研究では,この振舞を実現させるため,ポテンシャル場による局所的な障害物回避とゴールに向かうシミュレーションを行い,経路計画の方法論を提案する.

### 1. はじめに

近年,少子高齢化現象などから多種多様な要望と必要とされている環境の変化に対応できる知的機能を持つ自律移動ロボットの無人搬送車の開発が盛んであり,その成果の一部が実用化されつつある.このような様々なロボットが人と共に共存するためには,ロボットが自律的に移動することが必須であり,移動ロボットを境界壁や障害物に衝突することなく目標へ誘導する手法の開発が重要である.本研究では,ポテンシャル場による環境の知覚を行い,身体性の振る舞いをエージェントによってシミュレーションを行い,その有効性を示す.

### 2. 自律エージェントの知覚

自律的なロボットがセンサによる測定結果を環境の内部表現へマップするプロセスがある.一般的には,センサ信号には雑音(ノイズ)が含まれ,環境は部分的にしか観測できず,予測不可能で,しばし動的であり,知覚は困難である.内部表現はいくつかの性質を持っている.

#### 2.1 位置決め

位置決めは,ロボットの知覚の一般的な例である.それは,物がどこにあるかを決定する問題である.物がどこにあるかについての知覚が,あらゆる物理的な相互作用の成功の核心なるので,位置決めはロボティクスのもっとも広範な知覚問題の一つである.自身の位置決めを刷新するモデルの例としてレンジスキャンセンサモデルを挙げる(図1).センサより与えられたレンジスキャン( $Z_1, Z_2, Z_3, Z_4$ )に対して可能なロボットの姿勢が示される.左側の姿勢のほうが右側の姿勢よりも,よりレンジスキャンに適合している.

#### 2.2 地図作成

ロボティクスでは,しばしば,多くの物体の位置決めが求められる.このような問題の古典的な例は,ロボット用の地図作成である.環境地図を与えられていないロボットは,自身でこのような地図を構築する必要がある.本研究のシミュレーションでは局所的な環境での実験のため地図作成は考慮しないものとする.

#### 2.3 ほかのタイプの作成

ロボットは,温度,匂い,音響信号なども知覚すると仮定する.ちょうど位置決めと地図作成のように,これらの量の多くは,確率的に推定可能である.確率的技法は,位置決めと地図作成といった多くの困難な知覚の問題において,ほかのアプローチより性能が優れている.しかしながら,統計的技法は,時々あまりにも厄介で,より単純な解決策が,実際の局面ではちょうど効果があるかもしれない.どのアプローチをとるか決心を助けるためには,実世界の物理的ロボットとの作業経験が最も良い教師である.

### 3. 身体性と知能

知能は常に身体を必要とする考えである.もう少し正確に言う,身体性を有するエージェント,つまり環境と相互作用するということによって生じる振る舞いが観察できるような,物理的実体を持つシステムが知能的であるとする考えである.

知能に身体性が必要な理由を5つにまとめて示す.

- ・身体性は認知や思考を可能にする要因
- ・身体性を考慮すると簡単になるタスクの存在
- ・適当なセンサの配置
- ・筋腱システムの応用
- ・環境との相互作用

一般的に身体性を有するシステムと環境の相互作用は,たいがい乱雑かつ多様であり,これに対処するためには様々なことを決めなければならない.例えばロボットが対処すべき環境のクラス(オフィス環境,市街地,凸凹の地面,家の中,水中,空中,宇宙),使うべきセンサの種類(カメラ,マイク,赤外線,超音波,触覚),アクチュエータ(手,腕,足,羽,ひれ,車輪),エネルギー源,そしてロボットを構成する材料などである.更に悪いことにエージェントと環境の間の相互作用の物理,例えばエージェントが受ける力や摩擦など,も考慮にいれる必要がある.しかし,環境の変化は素早いのでこれらを予測できる範囲は限られており,しかも得られる情報も極めて限定されている.このような考察は,普通,知能とはなんの関係もないと考えられているが,実世界における身体性を有するシステムの知能について考える場合には,このような設計に関する考察が重要な役割を果たすのである.

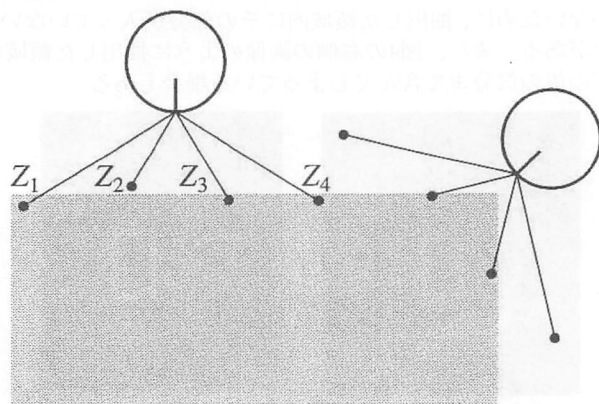


図1 レンジスキャンセンサモデル

#### 4. ポテンシャル場

経路計画問題において、経路帳を最小化しながら障害物からクリアランスを最大化したいと考える。これは、ポテンシャル場を導入することで成し遂げられることができる。ポテンシャル場は、状態空間上で定義された関数で、その値はもっとも隣接している障害物への距離に応じて大きくなる。ポテンシャル場を式に表わすと式 (1) のようになる。

$$\left(\frac{x}{\alpha V + \gamma}\right)^2 + \left(\frac{y}{\beta V + \gamma}\right)^2 = 1 \quad (1)$$

$x, y$  は動的な物体を頭上から見た時の動的な物体の中心が直交座標の原点とした時のポテンシャル場の境界座標を表し、 $V$  は動的な物体の速度の大きさ、 $\gamma$  は障害物または物体が静止しているときのポテンシャル場である円の半径、そして  $\alpha, \beta$  は長軸または短軸の径の大きさを調整するパラメータである。図2はこのようなポテンシャル場を表している濃い部分が障害物により近いことを示している。経路計画に使われるとき、このポテンシャル場は、最適化で付加的なコストになる。一方では、ロボットは目標への経路長を最小化しようとする。もう一方ではポテンシャル関数値を最小化することで障害物から離れようと試みる。両方の目標の間での適当な重みづけによって、適切な経路解が得られる。本研究ではポテンシャル場をエージェント自身の姿勢の変化のために用いる。

#### 5. シミュレーション

人間が活動できないような極限環境、そして高齢者や身体障害者といった身体機能が低下した人たちの独立性や自律性を得るために活動するための自律移動ロボットの必要性が高まっていることが時代の背景から読み取れる。このような身体性を有する移動ロボットのシミュレーションを仮想世界のエージェントとしてシミュレーションを行う。

##### 5.1 環境情報

環境は局所的な環境で行う(図3)。右下にスタート地点(S)、右上にゴール地点(G)を設け、さらにはエージェントによって身体性を表現させるためにエージェントの初期状態では通過できないような障害物を設置する。

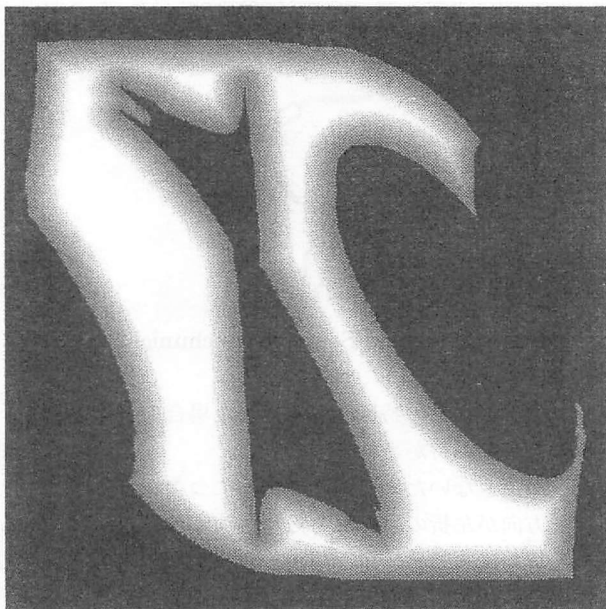


図2 ポテンシャル場の斥力

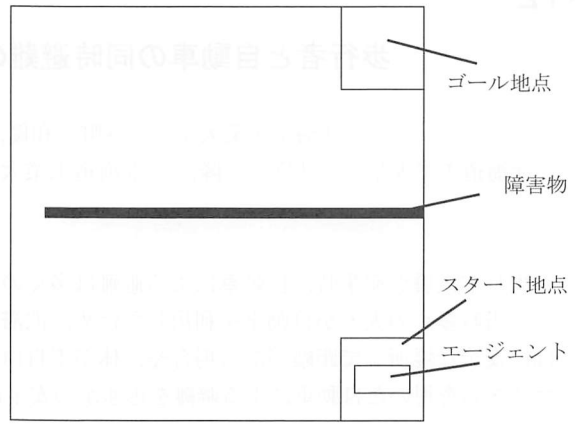


図3 シミュレーションの環境情報

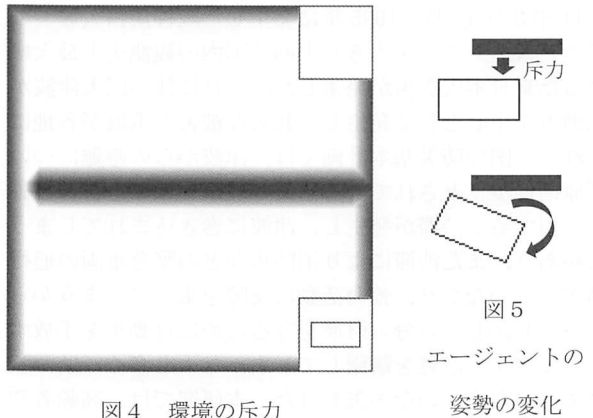


図4 環境の斥力

図5  
エージェントの  
姿勢の変化

##### 5.2 エージェントの姿勢

エージェントは初期状態の場合、障害物の感覚を通過することができないことを 5.1 で述べた。よってエージェントの姿勢をポテンシャル場によって変化させる。濃い部分が障害物により近く、斥力が大きいことを示している(図4)。障害物や壁からの斥力によって、エージェントは自身の中心を軸にして回転する(図5)。

##### 5.3 シミュレーション

エージェントが身体性を有するための方法論を 5.2 に示した。このような性質を有するエージェントによって 5.1 に述べた環境内で S 地点から G 地へ向かう経路計画のシミュレーションを行う。エージェント学習のアルゴリズムは強化学習を採用する。エージェントによる環境を知覚された状態から行動へマッピングをすることが強化学習とされている。以上の与えられたタスクに対してシステムのパフォーマンスが最大(経路計画であれば S 地点から G 地点への経路が最小)になるようなマッピングを行った。

#### 6. おわりに

行ったシミュレーションの結果を通して、ポテンシャル場が自律移動エージェントの障害物回避、さらに身体性を有するエージェントの構築法として、有効であることを述べる。

#### 参考文献

- 1) R.Pfeifer, C.Scheier 石黒 章夫ほか訳: Understanding Intelligence 知の創成, 共立出版, 2001.
- 2) S.J.Russell, P.Norvig 古川康一ほか訳: エージェントアプローチ人工知能 第2版, 共立出版, 2008.