

誘導ロボットによる自律行動の獲得

○富田健斗(北見工業大学), 渡辺美知子(北見工業大学),

鈴木育男(北見工業大学), 岩館健司(北見工業大学), 古川正志(北海道情報大学)

要旨

本研究は、室内の誘導ロボットとして自律移動型ロボットを三次元仮想空間内にモデリングし、任意に配置された障害物を回避しながら目的地まで自律的に走行する行動獲得を目的としている。自律行動の獲得には、人工ニューラルネットワーク(Artificial Neural Network, ANN)、この ANN のニューロン間の重み係数の最適化に遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm, GA)を採用した。提案手法の有効性を数値シミュレーション実験で検証する。

1. はじめに

近年、掃除ロボットや警備ロボット、案内ロボットなど、様々なロボットが人々の生活の中に浸透してきている。これらは総じてサービスロボットと呼ばれ、サービス業で利用されるロボットを指している。その中でも誘導ロボットは駅構内や大型の商業施設など、公共の場所で利用されるサービスロボットの一つとして開発が進められている。

誘導ロボットとは、利用者が指定した目的地までの経路を案内し誘導するものである。駅構内のような人々が道に迷いやすい場所がある場合、地図を利用するにも地図の見方がわからない人や目の不自由な人など、様々な場合が考えられる。例えば、誘導ロボットを利用することで音声を利用し目的地まで導くことが可能である。このような環境下では一般の人々が行き交うため、周囲の安全な歩行を妨げ、かえって危険な事態を招く可能性が考えられる。そのため目的地に向かう際には、人や障害物などを避ける動作は必要不可欠である。この動作は、誘導ロボットに自律性を持たせる事で実現されると考える。

本研究は、室内の誘導ロボットとして自律移動型ロボットを三次元仮想空間内にモデリングし、任意に配置された障害物を回避しながら目的地まで自律的に走行する行動獲得を目的としている。物理演算エンジンには、NVIDIA 社の PhysX を採用した。自律行動の獲得には、人工ニューラルネットワーク(Artificial Neural Network, ANN)、この ANN のニューロン間の重み係数の最適化に遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm, GA)を採用した。提案手法の有効性を数値シミュレーション実験で検証する。

2. 三次元物理モデリング

三次元物理モデリングとは、物理エンジンを用いて三次元仮想空間内で重力や摩擦、空気抵抗を考慮して、物体の衝突や変形などの物理運動を再現することが可能である。

これらの研究として本研究の先行研究としては、仮想物理空間内に自律行動が可能なエージェントのアニボット(Animated Robot, Anibot)¹⁾の研究を行っている。

3. 誘導ロボットのモデリング

図 1 はモデリングした誘導ロボットを示し、(a)に正面図、(b)に側面図、(c)に底面図を示している。このモデルは、円柱のような形状を組み合わせて頭部、胴体を持ち、底面に

は 4 つの球状の車輪を取り付けている。また、図 1(c)に示すように 4 つの車輪のうち左右の車輪がアクチュエータとして前後、旋回が可能となっている。また、前後の車輪はキャスターとして全方向による回転が可能となっている。このモデルの進行方向は、頭部に取り付けた球体の方向とした。また、モデルのセンサーは、胴体とした。このセンサーは胴体から目的地や障害物の位置情報を測定している。表 1 にモデルの寸法を示す。

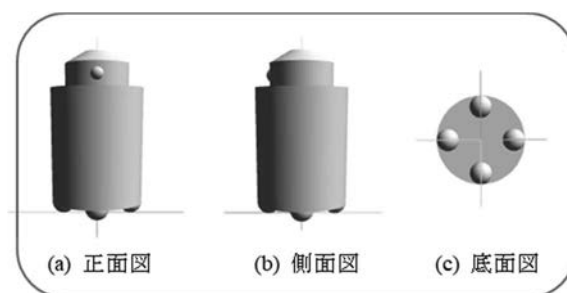


図 1. 誘導ロボットのモデル

表 1. モデルの寸法(m)

胴部(直径×高さ)	0.4×0.5
頭部(直径×高さ)	0.3×0.15
車輪(直径)	0.1

4. 人工ニューラルネットワーク(ANN)

ANN とは、生物の脳の神経回路のネットワーク構造を模倣した機械学習の一手法である。本研究では、フィードフォワード型の 3 層の ANN を利用し、入力層、中間層、出力層からなっている。

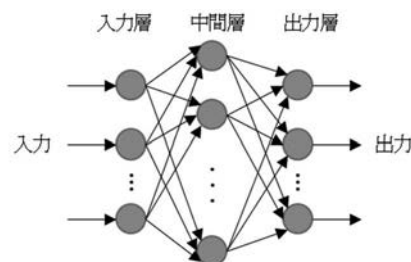


図 2. ANN の模式図

図2はANNの模式図を示し、丸は神経細胞でニューロンと呼ばれ、ニューロン間の矢印はシナプスで情報の流れを示している。本研究では、ニューロン数を入力層は2、中間層は4、出力層は2のネットワーク構造である。入力には、目的地と障害物に光源を与えて、ANNにモデルの位置情報を入力することで、モデルに周囲の環境を認識させた。入力には式(1)、出力には式(2)のシグモイド関数を利用した。シグモイド関数の値は $(-1 \leq f(x) \leq 1)$ の範囲として、 T は温度係数であり、0.1とした。また出力した値は駆動輪の回転速度として出力した。

$$L = \sum_{t=0}^n \frac{B \cos \theta}{\gamma d^2} \quad (1)$$

n : 目的地と障害物の合計個数, B : 光度, $\cos \theta$: モデルのセンサーと目的地, 障害物との角度の差異を表す \cos 値, γ : 光の減衰率, d : センサーから目的地と障害物までの距離

$$f(x) = \left(\frac{1}{1 + e^{-x/T}} \right) \quad (2)$$

5. 遺伝的アルゴリズム(GA)

GAとは、生物の進化過程を工学的に模倣した最適化手法の一つである。本研究ではANNのニューロン間の重み係数を最適化するのに用いた。GAの個体はANNの重み係数を遺伝子表現し、その個体に交叉、突然変異、淘汰の遺伝子操作を行い、最適化した。また、重み係数の初期値は、ランダムに発生させた $(-1 \leq w \leq 1)$ の数値を代入し、1step数は1/60sである。表2はGAの実験条件である。

表2. GAの実験条件

世代数	100
個体数	100
ステップ数	3500
交叉率	0.3
突然変異率	0.05
淘汰率	0.2

6. 評価関数

式(3)の評価式 F は、モデルの設定された初期位置から目的地までの距離をステップ毎に計算し、総和を求める式である。評価式 F が小さい値を得るほど良い評価値とした。図3はモデルとの目的地、障害物の位置関係を示している。

$$F = \sum_{t=0}^n d \quad (3)$$

(n : ステップ数, d : モデルから目的地までの距離)

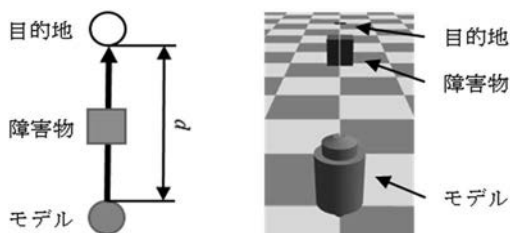


図3. モデルとの位置関係 図4. シミュレーション環境

7. 結果と考察

図5はGAによる評価値の収束状況を示し、縦軸に評価値、横軸に世代数を示している。このグラフからは、30世代付近でほぼ収束していることがわかる。図6は、モデルが初期位置から障害物を回避し、目的地へ向かって走行中の軌道を示している。

数値シミュレーション実験の結果、モデルは初期位置から自律的に障害物を回避し、目的地まで到達することが確認された。また目的地到達後、目的地付近を周回することなく、目的地に停止することが確認された。

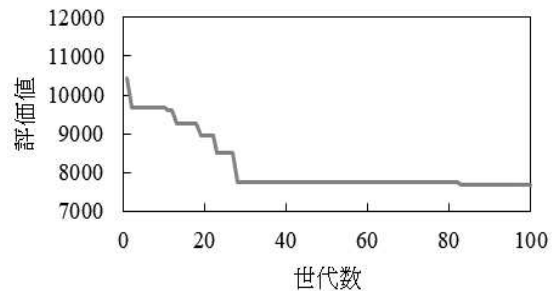


図5. GAによる評価値の収束状況

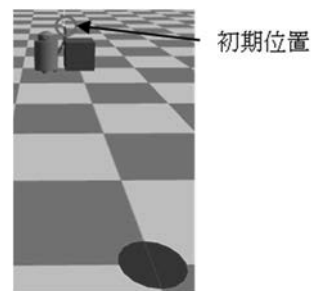


図6. モデルの自律走行の軌跡

8. おわりに

本研究では、室内の誘導ロボットとして自律移動型ロボットを三次元仮想空間内にモデリングし、設置された障害物を回避しながら目的地までの自律走行の行動獲得を行った。その結果、以下の事柄が得られた。

1. ANNとGAを用いて進化学習させたモデルは、初期位置から障害物を回避し、目的地まで自律的に走行する行動が得られた。
2. モデルは目的地到達後、目的地付近を周回することなく、目的地に停止する様子が確認された。

今後は、センサーの数を増やすことで障害物の回避の際に十分な間隔をあけること、障害物の数や配置を変えることで、より複雑な環境下に対応させることを目標に研究を進める予定である。

参考文献

- 1) 岩館健司, 米蛇佳祐, 鈴木育男, 山本雅人, 古川正志, *Animated Robot* の研究—剛性体モデルの学習と制御—, ロボティクス・メカトロニクス講演会 2008 2PG-G19(1)-(4), 2008