

追従型搬送ロボットの自律行動の獲得

北見工業大学 ○渡辺裕貴, 渡辺美知子, ラワンカル アビジート,
鈴木育男, 岩館健司, (株)テクノウィング 古川正志

要旨

近年, 様々な業種で人手不足により, 搬送ロボットの需要が高まってきている. 本研究では, この人手不足を解消するために三次元物理空間内に搬送ロボットをモデリングし, そのロボットに学習機能を持たせて追従型搬送ロボットの自律行動の獲得を目的とする. この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) を用い, 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) を採用する. 提案手法の有用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, 少子高齢化の進展に伴い日本の労働人口が減少している. そのため製造業からサービス業に至るまで様々な分野において, ロボットによる省力化や生産性・効率の向上が期待されている. さらには人工知能 (Artificial Intelligence, AI) の研究の研究分野が活発になり, ロボットが様々な用途で人々の生活の中に浸透してきている. 具体的には産業用ロボットを始め, 医療用ロボット, サービス用ロボットなどの分野でロボットの有用性が認識されている.

また, ネット通販の拡大に伴い, 物流業界はより深刻な人手不足が生じ, 労働力確保が難しくなっている. その一つの対策法として商業用の搬送ロボットが注目されている. この搬送ロボットは, 物流システムの最適化を行える上に必要最低限の労働力しか必要としない利点が挙げられる. 今後, 通販物流センター等の大型倉庫での商品の搬送において広く普及されると考えられる.

本研究では, 三次元仮想空間内に自律移動型搬送ロボットをモデリングし, 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. 自律行動に獲得には人工ニューラルネットワーク (ANN) を用い, 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 (GA) を採用した. この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を物理法則に則った数値計算をすることにより, 物理運動をコンピュータ上で再現することができる. 例えば, 球による等速円運動, 反発係数のことなる球の衝突, 慣性の法則, 波動実験など様々な物理現象を再現することが可能である. また陸上環境だけでなく水中環境内での物理現象や無重力空間内での現象も再現することが可能である. これらの研究の先行研究として本研究室では, 仮想物理空間内に自律行動が可能な誘導ロボット¹⁾や災害用運搬ロボット²⁾の研究を行なっている.

3. 追従型搬送ロボットのモデリング

図1はモデリングした追従型搬送ロボットを示し, (a)に

正面図, (b)に側面図, (c)に底面図となっている. このモデルは台車, ハンドル, 4つの車輪で構成されている. これらの車輪の前輪はキャスター, 後輪は駆動輪で左右の回転数を調整することで操舵を行なっている. また, 台車の重心位置にセンサーを設置し, このセンサーで障害物の位置と目的地の位置を計測している. ここは, このセンサーの感知範囲は 10.0[m]とする. 表1にモデルの寸法を示す.

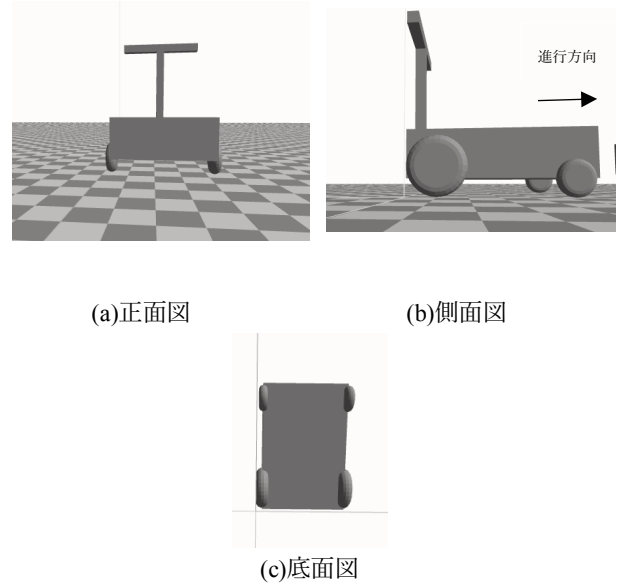


図1. 追従型搬送ロボット

表1. モデルの寸法[m]

駆動車 (全長×全幅×全高)	6×4×1.6
前輪 (直径×幅)	0.6×0.4
後輪 (直径×幅)	1.0×0.6

4. 人工ニューラルネットワーク (ANN)

ANNは, 生物の脳の神経細胞のネットワーク構造を模倣した機械学習の一手法であり高い学習能力を持っている. 本研究ではフィードフォワード型の三層のANNを採用する. 本研究で用いたニューロン数は入力層2, 中間層

4. 出力層2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。ANNの入力には式(1)を用いる。式(1)は障害物と目的地をそれぞれの正負の光源と仮定し、その光源の光の強さの重ね合わせにより目的地と障害物の位置を認識する手法である。出力関数には、式(2)のジグモイド関数を用いた。ここで、ジグモイド関数の値は $(0 \leq f(x) \leq 1)$ の範囲とした。Tは温度係数であり、0.1とした。出力値は駆動輪の回転速度としている。

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

(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)

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

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実数値遺伝子表現とし、その個体に交叉、突然変異、淘汰の遺伝子操作を行い、最適化をする。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	500
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、モデルに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が小さいほど良い評価値とした。図3はモデルと目的地、障害物の位置関係を示している。図4は実際のモデルと障害物、目的地を示している。

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

(n: ステップ数, d: モデルから目的地までの距離)

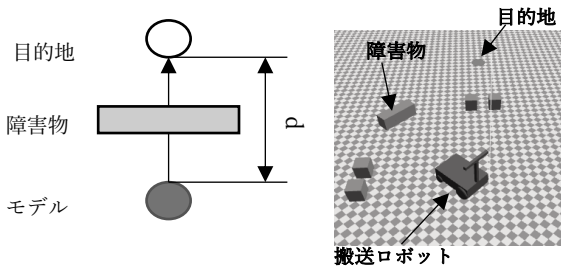


図3. モデルとの位置関係 図4. シミュレーション環境

7. 結果と考察

図5, 図6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。図5は障害物のない場合、図6は障害物のある場合の評価値である。このグラフから障害物のない場合は16世代、障害物のある場合は85世代に収束していることがわかる。図7は、初期位置から目的地までのモデルの移動の軌跡を示している。モデルは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。目的地を任意に新たに発生させた場合にもモデルは自律的に走行し、目的地に到達することも確認された。

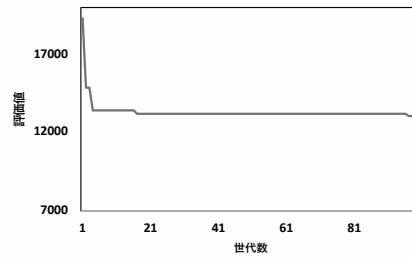


図5. 障害物のない場合

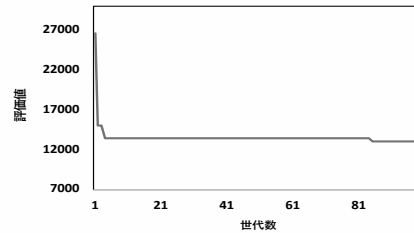


図6. 障害物のある場合

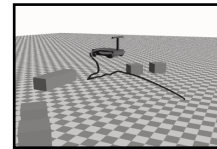


図7. モデルの軌跡

8. 終わりに

本研究では、三次元仮想空間内に追従型搬送ロボットをモデリングし、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走行する行動獲得を行った。その結果、以下の事柄が得られた。

1. モデルは、ANNとGAを用いた進化学習によりモデルは初期位置から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が得られた。
2. 目的地到達後、新たな目的地を与えた場合にも自律的に走行し、目的地に向かうことが確認された。

参考文献

- 1) 富田健斗, 渡辺美知子, 鈴木育男, 岩館健司, 古川正志, 誘導ロボットによる自律行動の獲得, 情報処理北海道シンポジウム2018, pp55-56, 2018
- 2) 菊光美樹男, 渡辺美知子, 鈴木育男, 岩館健司, 古川正志, 災害用搬送ロボットの自律走行の最適化, 情報処理北海道シンポジウム2018, pp25-26, 2018