

三次元物理モデリングの基礎研究 —無人搬送車の自律行動の獲得—

北見工業大学 ○對馬修宇, 渡辺美知子, 鈴木育男, 岩館健司

要旨

本研究は, 三次元物理空間内に複数の荷物を積載した無人搬送車 (Automatically Guided Vehicle, AGV) をモデリングし, 積載した荷物を落とすことなく目的地まで到達する自律行動の獲得を目的とする. この自律行動の獲得には, AGV の学習に人工ニューラルネットワーク (Artificial Neural Network, ANN) と遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm, GA) を採用する.

1. はじめに

物理演算エンジンは, 動力学方程式の導出や衝突検出などの難しい計算を行うことなく, 物理法則に従う重力, 摩擦力, 水・空気の抵抗, 質量・材料などの特性などの物理情報が内蔵されているソフトウェアである. 近年, 物理演算エンジンはシミュレーションや3DCGアニメの制作などに使用され, 更にゲームの世界にも進出している.

古川らは, 三次元物理空間内に仮想生物やヘリコプタなどをモデリングし, このモデルに学習機能を持たせて自律行動を獲得するアニメティッドロボット (Animated robot, Anibot) を活発に研究している¹⁾²⁾.

本研究は, 三次元物理空間内に無人搬送車 (Automatically Guided Vehicle, AGV) をモデリングし, AGV の追跡行動や協調行動などの様々な自律行動を獲得させることが目的である. 物理演算エンジンには, NVIDIA 社の PhysX を採用する. この基礎研究では, 三次元物理空間内に1台のAGVを生成し, AGVの荷台に複数の荷物を積載して目的地まで運搬する自律行動を獲得させる. AGVの学習方法は, 人工ニューラルネットワーク (Artificial Neural Network, ANN) と遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm, GA) を採用し, AGVから目的地までの直線距離を短くなるように学習させて, AGVに自律行動を獲得させる. 提案手法の有効性をシミュレーション実験で検証する.

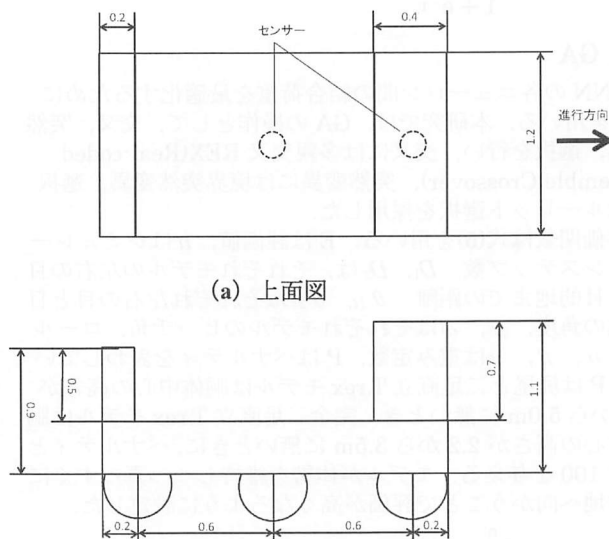
2. AGV のモデル

図1と図2はモデリングしたAGVモデルを示す. 図1はAGVの上面図(a)と側面図(b)であり, 図2はAGVの駆動輪とキャスターである. ここで, 図1, 図2の右側は前方, 左側は後方となっている. このAGVモデルのセンサーは, 前方に1個, ボディの中央内部に1個を設置している. このセンサーによりAGVの位置情報と傾き, 目的地の位置情報を測定している. また, AGVの左右に駆動輪の球体を設置し, 前後にキャスターを設置して全方向に回転することができるようにしている. ここで, 駆動輪とキャスターはAGVのボディに組み込まれているが, 一体化しないように設定している.

3. 実験条件

3.1 AGV モデル

AGVモデルは, ボディ, 駆動輪, キャスター, センサーで構成されている. AGVに積載する荷物は, 異なる大きさの銅を複数個載せる事を仮定し, 密度は 8.94×10^3 (kg/m³) とする.



(a) 上面図

(b) 側面図

図1 AGV のモデル

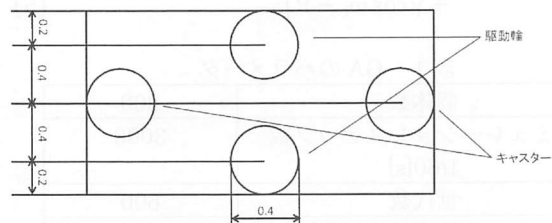


図2 AGV のモデルの駆動輪とキャスターキャスター

3.2 ANN

AGVの自律行動を獲得するために, フィードフォワード型の3層のANNを採用した. また, ネットワーク構造は, 入力層2, 中間層3, 出力層2である.

3.2.1 入力層

入力層は, AGVから目的地までの距離と角度を入力する. なお, AGVから目的地までの距離と角度はステップ毎に算出する.

3.2.2 出力層

出力層の出力値は, AGVの2つの駆動輪の回転速度として出力される. 本研究では, このAGVに後退運動はさせない設定となっている. 出力関数にはシグモイド関数を採用し,

出力値の範囲を 0~1 の実数値となるように設定した。AGV の最大速度は 3 (m/s) とし、出力値に 3 をかけて、0~3 (m/s) を ANN の出力値とする。この出力値を AGV の駆動輪に与える。

3.3 評価

評価方法は、ステップ毎に AGV の位置から目的地までの距離を計算し、その総和を個体の評価値として式(1)で計算する。

$$E = \sum_{i=0}^n D_i - P \quad (1)$$

(E :評価値, D_i :AGV から目的地までの距離, n :ステップ数, P :ペナルティ)

3.4 GA

GA は、ANN のニューロン間のシナプスを重み係数として最適化する。GA の個体数は 40 個体、世代数は 40 世代とする。GA の遺伝子は重み係数 w とし、交叉、逆位、突然変異などの遺伝オペレータを適用する。

重み係数 w の初期値には、ランダムで発生させた値を代入する。ここで、ランダムに発生させる重み係数 w の値の範囲は $(-10000 \leq w \leq 10000)$ と設定する。

3.5 シミュレーション実験

AGV の初期位置は原点 $(0.0, 0.0, 0.0)$ と設定する。目的地は、 $(10.0, 0.0, 5.0)$, $(5.0, 0.0, -10.0)$, $(-14.07, 0.0, 0.0)$ の 3 地点に設定した。

図 3 は、図の左側に複数の荷物を積載した AGV モデル、右側に目的地となる丸印を置いた初期位置のスナップショットである。この目的地の座標は $(10.0, 0.0, 5.0)$ である。

図 4 は AGV が走行した軌跡を示している。この軌跡からは、目的地へ向かう時にほぼ直進し、目的地にたどり着くと目的地から離れないように目的地を中心に走行している。また、途中で目的地を変えた場合でも、目的地に向かう行動が確認されたので AGV の自律行動が獲得されたと考える。

図 5 は、GA による ANN の重み係数の学習結果を示す。このグラフからは、世代数が増えると階段状に評価値が改善されていることが分かる。

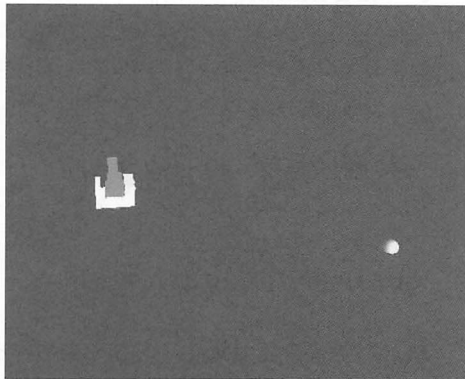


図 3 AGV と目的地の初期配置

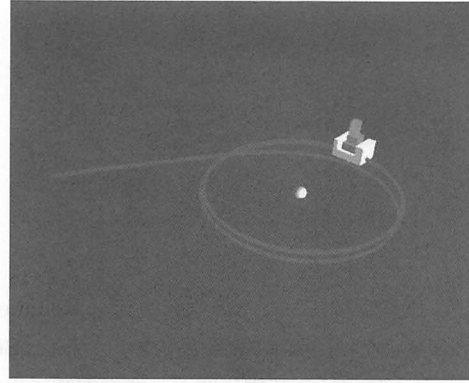


図 4 AGV のシミュレーション結果

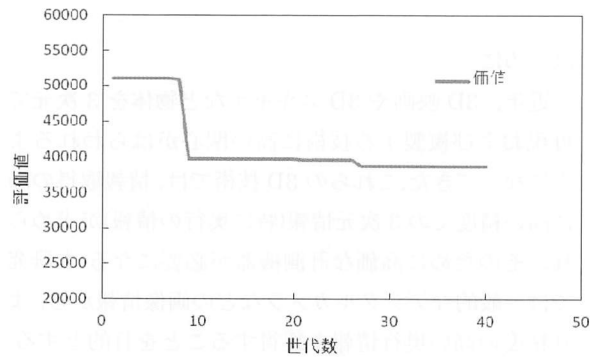


図 5 評価値の収束状況

4.終わりに

本研究は、三次元物理モデリングの基礎研究として、三次元物理空間内に 1 台の AGV を生成し、AGV の荷台に複数の荷物を積載して目的地まで運搬する自律行動を獲得させた。その結果、以下の事が得られた。

- 1) 自律行動を獲得するために ANN と GA を採用し、学習による有効な結果が得られた。
- 2) AGV 自身の学習により、AGV が荷物を積載して目的地まで到達する自律行動が確認された。

今後は、AGV のタイヤの配置、目的地到達時に停止行動、障害物の回避行動、段差や坂道における荷物落下防止の行動獲得などを目指す予定である。

参考文献

- 1) 川上祥, 鈴木育男, 山本雅人, 古川正志, アニボットの協調行動の獲得, 社団法人日本機械学会 機械力学・計測制御部門 Dynamics and Design Conference 2009, pp323-1-4, 2009
- 2) 川上祥, 鈴木育男, 山本雅人, 古川正志, アニボットのコピー機能による群協調行動の獲得, 第 9 回シテムインテグレーション部門講演会 (IS2008), pp669-670, 2008
- 3) 中村啓太, 鈴木育男, 山本雅人, 古川正志, 仮想水中環境における人工生物の遊泳獲得, MYCOM2009, pp27-30, 2009