

仮想空間における AGV の自律搬送

北見工業大学 ○福原 隆宏, 渡辺 美知子

要 旨

本研究では三次元仮想空間を想定し、その空間内で荷物を積載した AGV 自身が学習を行い搬送目的地まで到達することを目的とする。AGV の学習には、人工ニューラルネットワーク (ANN) と遺伝的アルゴリズム (GA) を採用する。

1. 緒言

従来の物理演算エンジンは、3DCG アニメの制作時や機械のシミュレーションなどで使用されることが多かったが、近年はゲーム産業界での物理演算エンジンの需要が非常に多くなってきている。今回は、種々の物理演算エンジンの中から NVIDIA 社の PhysX を利用する。この物理演算エンジンを用いて、生物の動作と同じ動きを再現する仮想生物を三次元仮想空間上に生成し、シミュレーション実験を行うことが可能である。また、物理演算エンジンを用いてモデルを生成し、このモデルに学習機能を持たせることで自律行動が可能となる^{[1][2]}。

本研究では、工場や倉庫などで利用される無人搬送車 (AGV: Automatically Guided Vehicle) を三次元仮想空間内に物理モデリングで生成し、荷物を積載した AGV 自身が学習を行いながら搬送目的地まで到達する自律行動の獲得を目的とする。AGV の学習には、ANN (Artificial Neural Network) と GA (Genetic Algorithm) を採用し、AGV と目的地間の直線距離が短くなるように AGV 自身が自律的に行動を獲得する。最後に、有効性を確認するために数値シミュレーション実験で検証する。具体的には、目的地とステップ数を予め設定してステップ毎に距離を求め、その距離が短くなるように ANN と GA による学習を採用し、目的地まで AGV が自律的に向かう行動を獲得する。

2. AGV モデル

今回のシミュレーション実験で使用した物理モデルは Fig1, 2 のようになっている。Fig1 は AGV を上面と側面、Fig2 は AGV を下面から見た図となっている。

このモデルのセンサーは、前方に 2 個、ボディー中央内部に 1 個配置し、AGV 自身の位置情報と目的地の位置情報、AGV の傾きを測定している。また、前後にキャスターが付いており、このキャスターは全方向に回転可能となっている。左右の球状の車輪はこの AGV のアクチュエーターとなっており、この球状の車輪が進行方向に回転することで AGV が前後左右に移動する。今回のモデルは、稼働する 4 つの車輪が AGV のボディーに埋め込まれているが、ボディーとは一体化せず駆動するように設定している。

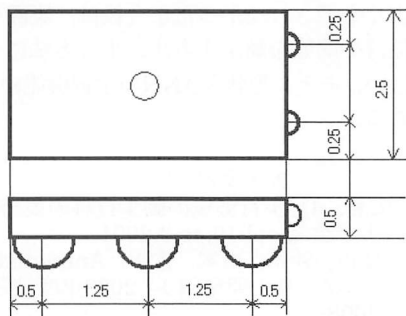


Fig1. Top surface and Side surface

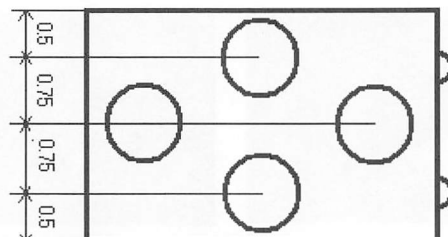


Fig2. Lower part

3. 実験条件

3.1 AGV モデル

AGV のモデルは、ボディー、センサー、キャスター、アクチュエーターで構成されている。また、荷物は鉄で出来ていると考え、密度は 7.87×10^3 (kg/m³) とする。

3.2 ANN

今回は、AGV の自律行動の獲得に 2・4・2 の 3 層人工ニューラルネットワークを採用した^[3]。また、出力層の 2 つのニューロンはそれぞれ AGV の左右のアクチュエーターの回転速度を出力する。

3.2.1 入力層

本研究の目的は、目的地までの距離を学習するので毎ステップごとに現在の AGV の位置と目的地間の距離の差を算出し、入力値とする。ANN の入力値は各ステップの AGV の位置と目的地との差を(1)式より求める。

$$I = \frac{(T - P)}{T} \times 2.0 - 1.0 \quad (1)$$

(I : 入力値, T : 目的地の位置, P : 現在の AGV の位置) 入力値は、(1)式を用いて x 座標と z 座標の 2 つを求める。

3.2.2 出力層

出力層の 2 つの出力値は、AGV のアクチュエーターの回転速度となっている。今回、AGV の物理モデリングは後退運動はしないと設定するため、出力層のニューロンの関数にシグモイド関数を採用し、出力値の範囲を (0~1) と設定する。また、AGV の最大速度を 10(m/s) とし、出力値にウェイト W_{output} として、10 を乗じて 0~10(m/s) を ANN の出力とする。この出力値を AGV のアクチュエーターに与える。

3.3 評価

評価方法は、毎ステップごとに目的地と AGV の位置の差を計算し、その総和を各個体の評価値として、(2)式で求めることができる。

$$E = \sum_{i=0}^n D_i - P \quad (2)$$

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

1 個体のシミュレーション実験を行うステップ数は、600ステップとし、これを個体数だけ同じ手順を繰り返す。

3.4 GA

ANN のニューロン間の重み係数の最適化に GA を採用する。GA で用いた個体数は 30 個体、世代数は 200 世代とする。ANN のニューロン間のウエイト w を遺伝子とし、交叉、逆位、突然変異の遺伝オペレータを適用し、評価値の改善を図る。

今回、ANN でニューロン間のウエイト w の初期値はランダムで決定する。ランダムに発生させるウエイト w の値の範囲は $(-1 \leq w \leq 1)$ と設定する。

また、AGV は、荷物を受け取った場所から届ける目的地までの間に落とすことを避けなければならない。従って AGV の旋回時や走行時に荷物を床に落とした場合、評価値にペナルティを与えた、(2)式で計算される。

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)、目的地の位置は(100.0, 100.0)と設定し、今までに述べた条件でシミュレーション実験を行う。

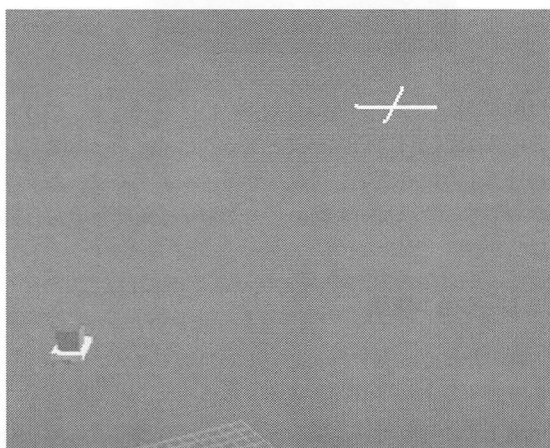


Fig3. Result of simulation

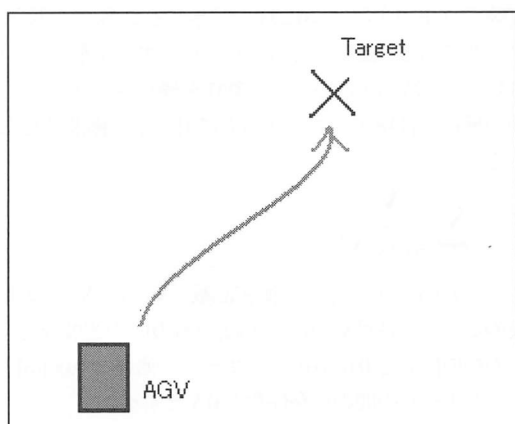


Fig4. Trace of AGV

Fig3 はシミュレーション実験の結果を描画し、左下に荷物を乗せた AGV、右上に目的地を示している。Fig4 は、Fig3 の AGV が実際に移動した軌跡を示している。この結

果からは、原点から目的地まで最短で向かうことはなく、左右に進行しながら目的地まで辿りつくことが得られた。

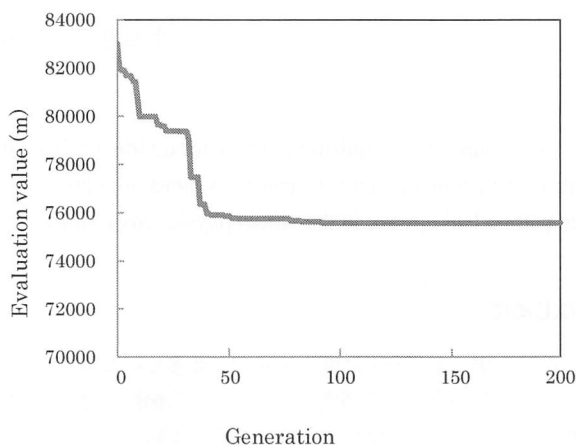


Fig5. Relation between generation and value

Fig5 は、ANN のウエイトの最適化に用いた GA の学習結果を示す。この収束グラフからは、世代数が増えるごと評価値が改善されていることが分かり、AGV が GA によって学習を行っていると言える。また、今回の条件では 50 世代以降評価値の改善はみられず、概ねこの 50 世代で学習が完了していることが分かる。

4 結言

本研究では PhysX を使い簡易的な AGV をモデリングし、AGV に目的地を与え、ANN と GA を用いて学習させた。その結果、AGV 自身が自律的に目的地に向う自律行動が獲得されることが確認された。

今後は、以下の事柄を行う予定である。

- ・現在は ANN を 2-4-2 型の単純な三層だが、今後中間層を 2 層持つ 2-4-4-2 型の ANN に変更し、学習効果を向上させる。
- ・AGV の前キャスターを y 軸を基準に左右に回転するようにし、ANN の出力値 2 つの内、1 つを左右のアクチュエーターの回転速度、もう 1 つを前キャスターの左右への回転角度に設定する。
- ・前面に設置したセンサーに認識可能範囲を作り、左側のセンサー範囲を超えた場合 AGV が左に曲がる。右側のセンサー範囲を超えた場合 AGV が右に曲がるように学習させる。センサー範囲を狭くすることによって現在より更にスムーズに目的地へ向かうように考慮する。

以上の 3 つの事柄を考慮し、より精度の高い AGV の自律行動の獲得を目指す予定である。

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
- [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回システムインテグレーション部門講演会 (IS2008)
- [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