

不整地におけるムービングビークルの安定化走行

北見工業大学 ○大川徳也, 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六輪車を有するムービングビークルをモデリングし、このモデル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) を用いた進化学習機構を持たせて不整地を自律的走行することを目的とする。この提案手法の有効性をシミュレーション実験により検証する。

1. はじめに

近年、人工知能を搭載したアイロボット社のルンバが家庭や職場でお掃除ロボットとして活躍している。また、形状は様々であるが、回転翼(ローター)を複数搭載して安定飛行が行えるドローンが注目されている。

自動車関係においては、自律運転を実現する方法として自律型自動運転と協調型自動運転がある。前者は、車に搭載したセンサーやカメラなどの機能により周囲の状況を判断して走行する。後者は、車外から提供される路車間や道路状況などの環境情報を基に無線通信を通じて走行する。

本研究は、PhysX を用いて三次元物理空間内に六輪車のムービングビークルをモデリングし、目的地までの走行、衝突検知と回避、上り坂や下り走行、凹凸のある不整地走行などの自律行動を獲得することを目的とする。この自律行動の獲得には人工ニューラルネットワーク(ANN)¹⁾と遺伝的アルゴリズム(GA)の進化学習を採用する。本報告では、初期位置から目的地までの自律走行のシミュレーション実験を行いその有効性を検証する。

2. 物理モデリング

物理モデリングは、三次元空間内に任意のモデルを生成し、物理エンジンを用いて摩擦、抗力、重力などの物理現象が PhysX ソフトウェアを用いて再現することが可能である。

本研究室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(Animated Robot, Anibot)²⁾の研究を行っている。例えば、四足歩行の犬モデルやアメーバの群行動の生物モデルの自律行動の獲得、ヘリコプターや飛行機の機械モデルの自律行動の獲得、直列二重倒立振子やバランス棒をもつロボットの安定化制御の獲得の研究を行っている。これらの自律行動や安定化制御の獲得には、エージェント自身に学習機能を備えることによって実現される。

3. ムービングビークルモデルの構成

図1は、右方向を向いている六輪車のムービングビークルモデルを示している。ここで、(A)は前輪の車軸、(B)は中後輪の車軸、(C)はメッシュで作成した六輪のタイヤ、

(D)はボディ、(E)は位置センサーを搭載したボディである。また、進行方向の決定には、(A)の車軸が回転して変更される構造になっている。ムービングビークルの各寸法を表1に示している。

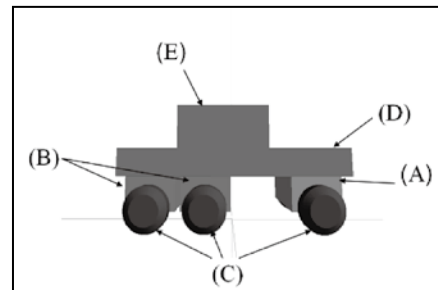


図1. ムービングビークル

表1. ムービングビークルの寸法

パーツ	名称	パーツ寸法
(A)	車軸(前輪)	1.0×0.66×1.4 (m)
(B)	車軸(中後輪)	1.0×0.66×1.4 (m)
(C)	タイヤ(六輪)	半径 0.44 幅 0.33 (m)
(D)	ボディ	2.0×0.5×4.4 (m)
(E)	ボディ上部	1.7×0.8×1.8 (m)

4. 制御方法

4.1 人工ニューラルネットワーク(ANN)

人工ニューラルネットワーク(ANN)は、入力層、中間層、出力層のニューロンからなるフィードフォワード型のネットワーク構造を用いる。図2は本報告で採用するANNを示し、入力層3、中間層5、出力層3のネットワークである。

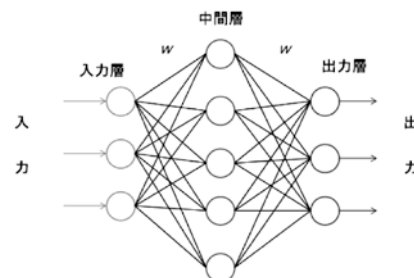


図2. フィードフォワード型の ANN

ここで、入力はある地点と目的地点の x,y,z 方向における角度の差異を \cos 値として使用する、また、ANN には、式(1)のようなシグモイド関数を用いる。

$$F(x) = \frac{1}{1 + e^{-\frac{x}{T}}} \quad (1)$$

タイヤへの出力には、シグモイド関数に係数を乗じて出力として後退できないように設定する。

4.2 遺伝的アルゴリズム (GA)

GA は、ANN の各層のニューロン間の重み係数の最適化に用いる。この GA は、交叉、突然変異、選択の遺伝オペレータを用い、エリート保存を採用する。GA の評価式は、式(2)である。

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

ここで、 E は評価値、 D_i は現在地点から目的地点までの距離、 n はステップ数をあらわしている。この GA を用いて ANN のニューロン間の重み係数の最適化を行うことにより、目的地までの距離を最小化する。

5. シミュレーション実験

図 3 は、画面中央にムービングビークルのスタート地点 $(0,0,0)$ を示し、画面右上上に目的地点 $(0,0,100)$ を示している。シミュレーション実験は、ムービングビークルがスタート地点を出発して目的地到達までの自律走行獲得の実験を行った。

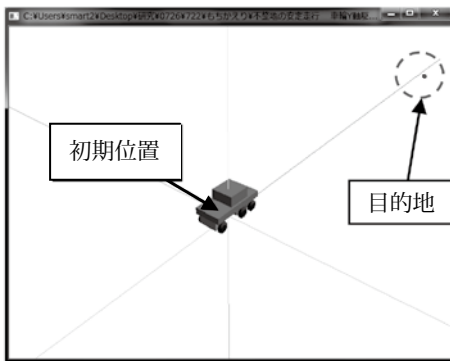


図 3. シミュレーション初期位置

GA の実験条件は表 2 に示し、評価計算を 1/60sec で実験を行った。

表 2 GA の条件

個体数	100
世代数	200
交叉率	0.1
突然変異率	0.3
淘汰率	0.2
ステップ数	1000

6. 実験の考察

図 4 は評価値の収束状況を示している、グラフの縦軸は評価値、横軸は世代数を表している。

このグラフからは、GA の特徴である階段状に収束しているのが分かる。また、収束した最終世代のエリート個体は目的地点にとどまる行動を学習していることが確認できた。

学習を行った最終世代はシミュレーション途中で目的地の変更を行った際にその地点へ向かう走行行動も確認されている。しかし、世代数が少ない場合は評価値自体に大きな変化はないが、反応しづらい角度ができてしまうことがランダムに目標地点を変更する性能実験から確認できた。

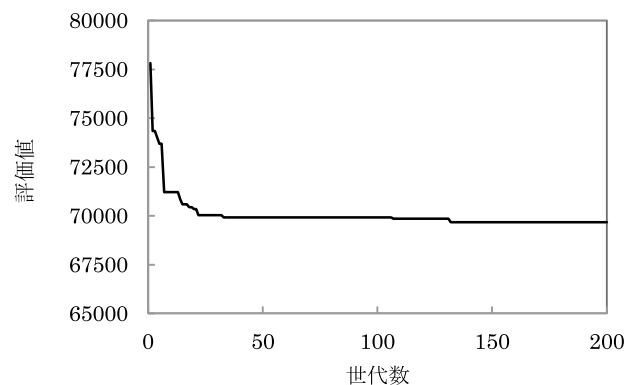


図 4. 評価値の収束状況

7. おわりに

本研究は、三次元物理空間内に六輪車を有するムービングビークルをモデリングし、初期位置から目標位置までの自律走行行動の獲得を行った。この自律行動の獲得には、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)を用いた進化学習機構を持たせて自律走行を試みた。その結果、以下の事が得られた。

1. 六輪車のムービングビークルは、目的地点までの自律走行の行動獲得が確認された。
2. 目標地点を複数回変更した際も目標地点へ向かう自律走行が確認された。
3. 今後は、衝突検知と回避、上り坂や下り走行、凹凸のある不整地走行などの自律行動を獲得する予定である。

参考文献

- 1) 對馬修宇, 渡辺美知子, 鈴木育男, 岩館健司, 三次元モデリングの基礎研究—無人搬送車の自律行動の獲得—, 精密工学会北海道支部学術講演会, pp1-2, 2013
- 2) 岩館健司, 米陀佳裕, 鈴木郁夫, 山本雅人, 古川正志, Animated Robot の研究—剛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, 2008, 2P2-G21(1)–(4), 2008