

進化学習によるお散歩追従ロボットの行動獲得

○榎章成(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、物理エンジンを用いて三次元物理空間内に人型ロボットと追従ロボットのモデリングを行い、追従モデルが目標対象である人型ロボットへ追従する自律走行の獲得が目的である。自律走行の獲得には、人工ニューラルネットワーク(Artificial Neural Network, ANN)を採用し、ニューロン間の荷重結合の最適化を行うために遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm, GA)を使用する。提案手法の有効性を確認するために、数値シミュレーション実験により検証する。

1. はじめに

日本のロボットは、コンピュータの目覚ましい発展により、1980年代に産業ロボットの開発が活発となり、最近では二足歩行ロボットや人間の生活を支援する様々なロボットが出現している。この産業用ロボットは主に製造分野で活躍していたが、次第に非製造分野でも脚光を浴びる事となった。非製造分野では、人工知能(Artificial Intelligence, AI)を搭載したアイロボット社のルンバが一般家庭に普及しつつある。更に、エンターテインメントロボットや介護ロボットなどが開発されて人間に身近な存在となっている。筆者は、この非製造分野のロボットとして人間に追従するお散歩ロボットに着目した。この追従行動を自律的に獲得する事で、包囲追従によるガードマンロボットや買い物等の小規模な荷物運搬など様々な支援活動が期待できると予想した。

本研究では、三次元物理空間内に人型ロボットと追従ロボットをモデリングし、進化学習を用いて追従ロボットが目標対象である人型モデルに追従する自律走行の獲得が目的である。採用した物理エンジンは、NVIDIA社のPhysXである。本モデルの自律走行の獲得には、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)を採用した。このANNのニューロン間の結合荷重 w の最適化にGAを用いた。提案手法の有効性を確認するために、数値シミュレーション実験により検証する。

2. 三次元物理モデリング

物理エンジンは、三次元仮想空間内で様々な物理現象を再現する事が出来る。例えば、落下運動、慣性の法則、起き上がりこぼしなど三次元物理内にモデリングし、シミュレーションによって物理現象を再現することができる。

近年、ロボットや人工生物モデルを作成し、様々な環境下において目的に沿った自律的な行動を獲得させる研究が盛んに行われている。これらの研究において北海道情報大学の古川ら¹⁾は、自律行動の獲得に学習機能をもたせたモデルをアニボット(Animated Robot, Anibot)と名付けて活発に研究を進めている。

3. ロボットモデル

ロボットモデルは、追従ロボットモデルと人型ロボットモデルであるが、以下からは追従モデルと人型モデルと呼ぶことにする。図1は追従モデルを示し、半球と円柱が組

み合わさった胴体部下部に4個の球状の車輪を取り付けている。また、前後の車輪がキャスターとなり、このキャスターは全方向に回転可能とした。左右の車輪は駆動輪で、前後方向のみ回転するよう設定した。左右の駆動輪が回転することによって、平面上における基本移動が可能である。稼働する4個の車輪が胴体部に埋め込まれているが、胴体部とは独立して駆動する。この車輪に加えて、モデルの頭部にセンサーを設置した。このセンサーは、モデルの速度情報、追従対象の位置情報を測定する事を目的としている。モデル寸法を表1に示す。

図2は、追従対象である人型モデルを示している。移動手段は、追従ロボットモデルと同様、前後のキャスターと左右の駆動輪による走行を採用した。モデルの寸法を表2に示す。

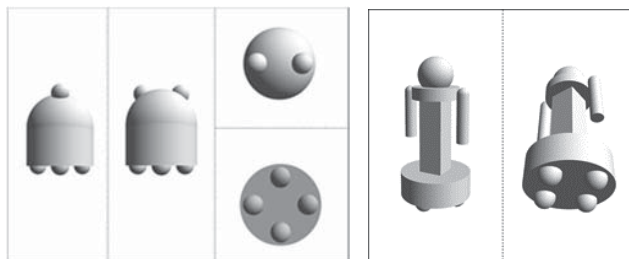


図1 追従モデル

全体の高さ	1.50
胴体の直径	1.20
車輪の直径	0.75
センサーの直径	0.75

全長	1.80
最大幅	0.51
車輪の直径	0.12

4. 人工ニューラルネットワーク(ANN)

ANNとは、生物の神経回路網の一部を模倣したネットワークモデルである。本研究では、フィードフォワード型の3層のANNを利用した。ANNのニューロン数は入力層が2、

中間層が4, 出力層が2とした。入力層には, 追従モデルの中心から目的地までの角度を入力する。なお, 目的地までの角度はステップ数毎に計算している。ニューロンの出力関数には, 式(1)のシグモイド関数を用い, 駆動輪の回転速度として出力するように設定した。この式での T は, 温度係数として 0.1 を設定した。

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

5. 遺伝的アルゴリズム(GA)

GA は, ANN のニューロン間の重み係数を最適化するために採用した。GA の遺伝子は重み係数 w とし, 遺伝オペレータは交叉, 突然変異, 淘汰を適用する。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した。この値の範囲は $(-1 \leq w \leq 1)$ と設定した。なお, 1[step]を 1/60[s]とする。表3に GA の条件を示す。

表3. GA の実験条件

世代数	100
個体数	100
ステップ数	1200
交叉率	0.30
突然変異率	0.01
淘汰率	0.20

6. 評価関数

評価式 D^2 は, ステップ毎にモデルの位置から3つの目的地までの距離とモデルの速度ベクトルの内積をそれぞれ計算し, それぞれの総和を式(2)で求める。求めた3つの総和の内の最小値を評価値 E とする。ここで, 値が大きいものほど良い評価とする。

$$D_i = \sum_{l=0}^n |\vec{v}_l| |\vec{d}_l| \cos \theta_i \quad (2)$$

$$E = \min(D_i) \quad (3)$$

n : ステップ数, $i=1-3$: 目的地の数, \vec{v}_l : 速度ベクトル, \vec{d}_l : モデルから目的地までのベクトル

図3は, 追従ロボットモデルと, 学習用に設定された目的地の位置関係を示している。

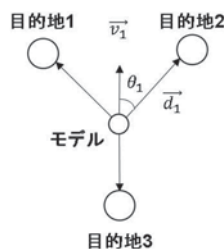


図3. モデルと目的地の位置関係

7. 結果と考察

図4は GA による収束状況を示し, 縦軸に評価値, 横軸に世代数を示している。この図からは, 階段状に評価が良くなり, 80 世代でほぼ収束しているのがわかる。

数値シミュレーション実験の結果, 図5に示すようにモデルは初期位置から出発して追従対象の人型モデルに追従する自律行動を獲得することができた。更に, 人型モデルから一定の範囲に到達すると, 追従モデルは人型モデルに衝突することなく, その場にとどまる様子が確認された。その後, 人型モデルが移動を開始した場合, それを追従モデルが自律的に人型モデルの後を追う様子が確認された。

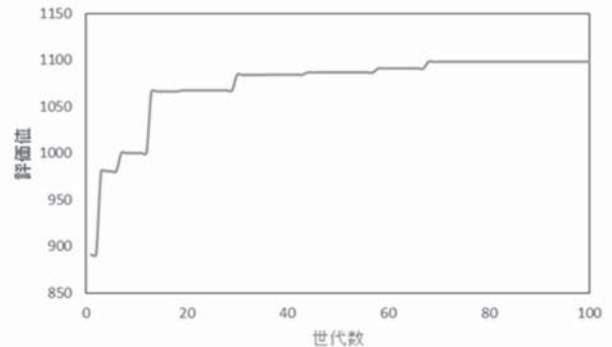


図4. 評価値の収束状況

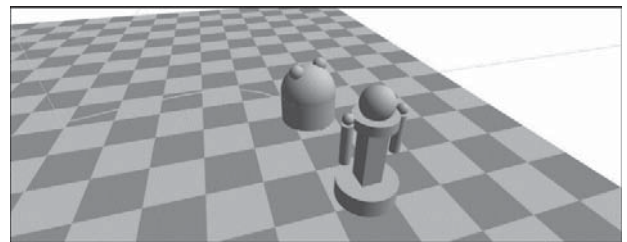


図5. ロボットモデルの自律走行の軌跡

8. おわりに

人型ロボットと追従ロボットをモデリングし, 進化学習を用いて追従ロボットが目標対象である人型モデルに追従する自律走行の獲得を行った。その結果, 以下の事柄が得られた。

1. 追従ロボットモデルに ANN, GA を用いた進化学習を用いることにより, 初期位置から追従対象へ追従する自律行動が獲得された。
2. モデルが追従対象の近くに迫った時, 衝突を避けて自律的に停止する様子が確認された。
3. 人型の追従対象が停止, 移動を繰り返した時, 状況に応じて追従と対象付近への停止が確認された。

参考文献

- 1) 岩館健司, 米蛇佳佑, 鈴木育男, 山本雅人, 古川正志, *Animated Robot の研究-剛体性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
- 2) 倉本航佑, 渡辺美知子, 鈴木育男, 岩館健司, 古川正志, *クリーニングロボットの自立走行の獲得*, 2016 年精密工学会北海道支部学術講演会講演論文集, pp3-94, 2016