

クリーニングロボットの自律走行の獲得

○倉本航佑(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

近年, 職場や家庭の仕事を支援するための自律走行ロボットが注目されている. 本研究ではクリーニングロボットに着目し, 人工ニューラルネットワーク(Artificial Neural Network, ANN)の機械学習と遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm, GA)の最適化手法の機能を搭載して自律走行を実現することを目的とする. シミュレーション実験を行い, 有効性を検証する.

1. はじめに

ロボットの語源は, 1920年チェコの劇作家カレル・チャペックが書いた戯曲「ロッサム万能ロボット製造会社 R. U. R」の中で「退屈な仕事や強制労働」という意味で ROBOT (労働者) を元に作られた造語であった. その後, 1950年にアイザック・アシモフが著した「私はロボット」の中でロボット機械論としてのロボット三原則が公表されて「ロボット」という言葉が人々に認識し始められた.

日本におけるロボットは, 1960年代後半に川崎重工業が米国のユニメーション社と技術提携して国産の産業ロボットとしてユニメートが開発された. 産業ロボットは主に製造分野で多く利用されたが, 1990年頃になると非製造分野のロボット開発にも目が向けられるようになった. 例えば, ホンダの二足走行ロボットや ASIMO, 人工知能(Artificial Intelligence, AI)が搭載されたソニーの犬型ロボットの AIBO, 災害などで活躍するレスキューロボットなど様々なロボット開発が活発に行われている.

近年, 人工知能(AI)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. このルンバは, ロボットの振る舞いに基づく人工知能の概念であるサブサンプション・アーキテクチャ(Subsumption Architecture, SA)に基づいて開発されている. 具体的には, ロボットのセンサーから送られてくる状況に関するデータやロボット自身の経験をベースとし, 人工知能がもっとも適切な動きを瞬時に選択して行動に移す仕組みになっている.

本研究では, 三次元仮想空間内にクリーニングロボットをモデリングし, このロボットが任意の目的地まで自律的に走行する行動の獲得を目的とする. 物理演算エンジンには, NVIDIA 社の PhysX を採用する. 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)の機械学習を採用し, この ANN のニューロン間の結合荷重の最適化に遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm, GA)を用いる.

2. 三次元物理モデリング(Anibot)

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ことができる. 例えば, 等速円運動, 慣性の法則, 起き上がりこぼし, ドミノ倒しなど三次元空間内にモデリングし, シミュレーションによって物理現象を確認することができる.

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. クリーニングロボット

作成したクリーニングロボットモデルは, 図1に側面図, 図2に底面図, 図3に上面図を示している. モデルは円柱状の本体底面に4つの球状の車輪が取り付けられている. 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なっている. 左右の車輪はアクチュエータとなっていて, 前後に回転可能となっている. 左右の車輪が回転することで, 前後左右, 旋回といった移動が可能である. このクリーニングロボットモデルの進行方向は, 図3の矢印の方向とした. また, モデルの上面前方にはセンサーを1個設置している. このセンサーは, モデルの速度情報, 目的地の位置情報を測定している. 今回のモデルは, 稼働する4車輪がボディに埋め込まれているが, ボディとは一体化せずに駆動するように設定している. モデルのサイズを表1に示す.

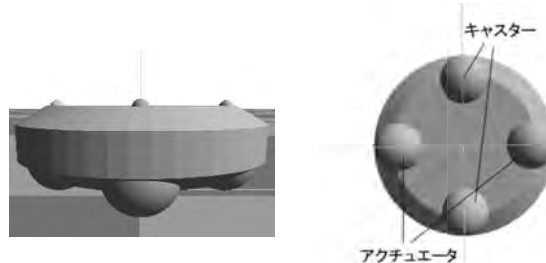


図1. 側面図

図2. 底面図

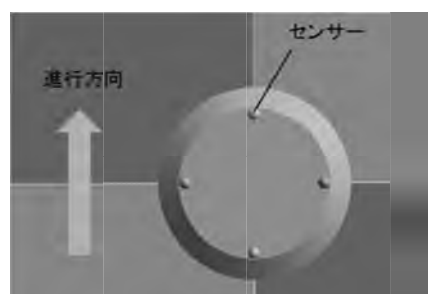


図3. 上面図

表1. モデルの寸法(mm)

ボディ(直径×高さ)	353×92
4つの車輪の直径	90

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を利用している。ANNのニューロン数は入力層2、中間層4、出力層2である。

入力層には、モデル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 T は温度係数として0.1を設定した。

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

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する。GAの遺伝子は重み係数 w とし、交叉、突然変異、淘汰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。この値の範囲は $(-1 \leq w \leq 1)$ と設定する。なお1stepを1/60秒とする。表2にGAの条件を示す。

表2. GAの実験条件

世代数	200
個体数	100
ステップ数	1200
交叉率	0.1
突然変異率	0.05
淘汰率	0.2

6. 評価関数

評価式 f 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。

$$f_i = \sum_{t=0}^n |\vec{v}_i| \cdot |\vec{d}_i| \cos \theta_i \quad (2)$$

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

(n : ステップ数, $i = 1 \sim 3$: 目的地の数, \vec{v}_i : 速度ベクトル, d_i : モデルから目的地までの距離, θ_i : \vec{v}_i と \vec{d}_i のなす角)

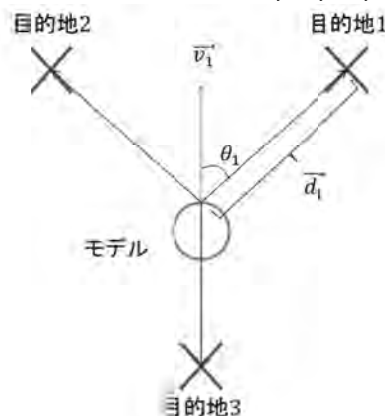


図4. モデルと目的地の関係

7. 結果・考察

図5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。100世代でほぼ収束しているのがわかる。図6は、図の左上の初期位置と右下の目的地を示し、モデルの目的地到達までの走行軌跡を示している。

数値シミュレーション実験の結果、モデルは初期位置から出発して目的地の光源に到達する自律走行を獲得することができた。更に、目的地に到達したモデルは前進することなく、目的地に留まる様子が確認された。その後、フィールド内に新たな目的地を設定した場合、その目的地に向かって自律的に走行し、目的地付近で止まる様子が確認された。

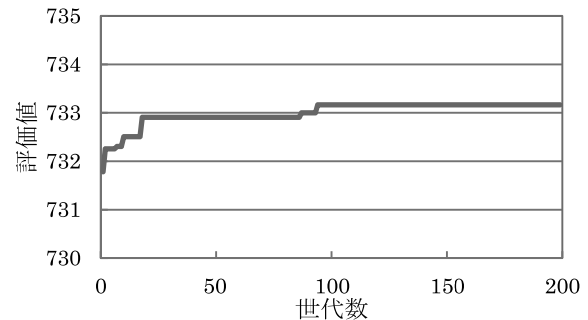


図5. GAによる収束状況

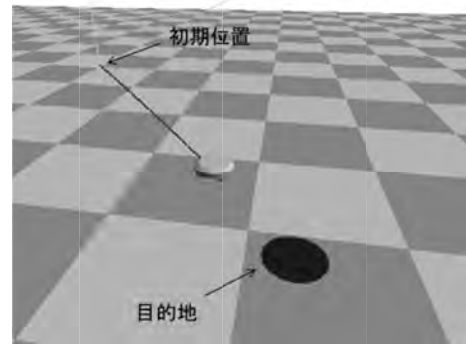


図6. モデルの目的地までの走行

8. おわりに

本研究では、三次元物理空間内にクリーニングロボットをモデリングし、そのモデル自身の学習により目的地到達の自律行動を獲得させた。その結果、以下の結果が得られた。

1. モデルは、機械学習のANN, ANNの進化計算にGAを用い、初期位置から目的地までの自律走行が獲得された。
2. モデルが目的地到達後、目的地に留まる様子が確認された。
3. 新たな目的地を与えた場合、再び目的地方向に自律走行し、目的地に留まる様子が確認された。

参考文献

- 1) 岩館健司, 米蛇佳祐, 鈴木育男, 山本雅人, 古川正志, *Animated Robotの研究 - 剛性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会 2008 2PG-G19 (1)-(4), 2008
- 2) 福原隆宏, 渡部美知子, *複数のシステム環境下による協調行動の獲得*, 第12回システムインテグレーション部門講演会, pp398-399, 2011