

オンラインモデル更新を用いた自律移動ロボットの進化に関する基礎研究

Basic Study on the Evolution of Autonomous Mobile Robot Applied On-line Model Update

○ 高崎 真也 (神戸大) 片田 喜章 (神戸大)
正 大倉 和博 (神戸大) 正 田浦 俊春 (神戸大)

Shinya TAKASAKI, Kobe University, 1-1, Rokkoudai-cho, Nada-ku, Kobe
Yoshiaki KATADA, Kobe University, Kazuhiro Ohkura Kobe University
Toshiharu TAURA, Kobe University

Evolutionary robotics has gathered the interest of researchers in embodied cognitive science in recent years. In this approach, some kind of tasks require long time to evolve the system in the real environment. From a practical point of view, however, it would be efficient to shorten the executive time in the real environment. In this paper, we conduct a preliminary experiment where a neural controller for an autonomous mobile robot with vision sensor is evolved in the simulated and real environment bilaterally. Those simulated environments are initialized and updated using the relevant data for the interaction between the robot and the real environment. The results demonstrate that the number of fitness evaluations in the real environment could be reduced due to the evolution in the simulated environment.

Key Words: Evolutionary Robotics, Embodied Cognitive Science, Genetic Algorithms, Omni Directional Camera.

1 はじめに

ロボットが実環境で振舞うためには、システム自身が高い環境適応能力を有し、環境とのインタラクションを通して、自らの振舞いを獲得しなければならない。このフレームワークに基づく研究領域は身体性認知科学 (Embodied Cognitive Science)⁽¹⁾ と呼ばれる。

Embodied Cognitive Science の 1 つの分野に進化ロボティクス (Evolutionary Robotics : ER) がある。ER は、人工進化を用いて自律ロボットの制御機構を設計しようとするもので、その集団探索能力の利点を生かし、現在では、初期段階での成功は得られるようになった。しかしながら、すべてのロボットを実環境で進化させるには膨大な実時間がかかり、人の介入を必要とする類のタスクはあまりにも非現実的となる。そこで、Embodied Cognitive Science のフレームワークを踏襲しつつ、シミュレーション上で実環境をモデル化し、実環境と双方向的に進化を進めるアプローチを議論する。

本稿では、探索集団を実環境で評価する個体とシミュレーション上で評価する個体とに分割し、実環境で得た情報を基に、シミュレーションの環境モデルを更新し、実環境と環境モデルのギャップを埋めつつ、進化を促進する手法を検討する。

2 オンラインモデル更新を用いた進化

ER では、ノイズなどの影響により、センサ入力 s と、モータ出力 a で構成される実環境 $R(s_R, a_R)$ と、シミュレーションモデル $M(s_M, a_M)$ との間にギャップが生じる。そこで、 $R(s_R, a_R)$ を基に $M(s_M, a_M)$ を構成・更新することでギャップを埋めることを考える。このモデル更新を用いた進化計算プロセスは次のようにまとめられる (Fig.1)。

1. 実環境で評価する個体とシミュレーションで評価する個体に分ける。
2. 実環境で評価しつつ、 $R(s_R, a_R)$ から、センサ入力とモータ出力のサンプルデータを取得する。

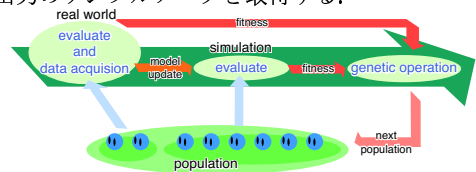


Fig. 1 Evolution with on-line model update

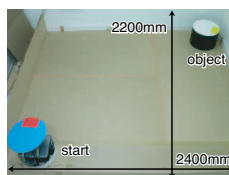


Fig. 2 Experimental environment

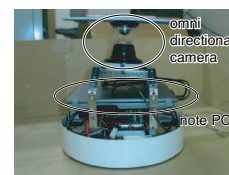


Fig. 3 Robot with omni directional camera

3. サンプルデータを用いて $M(s_M, a_M)$ を更新し、シミュレーションで評価する。
4. 実環境とシミュレーションで得た評価値に基づき選択を行い、遺伝的操作により次世代の個体を生成する。
5. 終了条件に達するまで 1→4 を繰り返す。

3 環境モデルの構成

3.1 実験環境

本稿では対象物到達問題を取り扱う。実験環境を Fig.2 に、実験に用いるロボットを Fig.3 に示す。実験環境は 2400×2200mm の長方形で平面である。ロボットは全方位カメラを搭載し、全方位カメラの画像処理とロボットの制御を行うノート PC を搭載している。独立駆動型の 2 輪式で、コントローラとして隠れノードと出力ノードが完全相互結合したリカレント型の Pulsed Neural Networks(PNNs) を用いる。PNNs の入力ノード数は 64、隠れノード数は 1、出力ノード数は 2 とする。

3.2 入力モデル

全方位カメラを用いたとき、一般的に角度情報は信頼性が高く計算も容易だが、距離情報は計算が複雑になる。しかし、平坦な環境では距離情報は容易に計算できる⁽²⁾。このとき、画像の中心から同心円上で距離はほぼ一定となる。そこで、Fig.4 に示すように一定の角度 (22.5°) で区切った円周方向のセル $Cell_c = 16$ と、同心円で区切った半径方向のセル $Cell_r = 4$ の計 64 個のセルに画像を分割し、各セルにおける対象物の存在情報を PNNs の各入力ノードに対応させた。次に PNNs の入力について述べる。

1. 全方位カメラの画像に対し、2 値化、ラベリング、重心算出の画像処理を行い、対象物と床面とが接しているエッジ部分を検出する (Fig.5)。

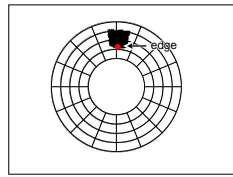
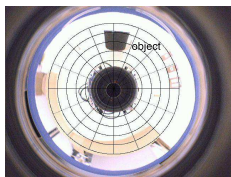


Fig. 4 Image of omnidirectional camera divided by cells

Fig. 5 The nearest point to the center of circle calculated by binary process

2. 検出されたエッジ部分が位置するセルを $Cell_e = a$, $Cell_r = b$ としたとき、そのセルと、そのセルより半径方向に外側のセルに対応した入力ノードに入力値を与える (式 (1)).

$$\begin{cases} INCell = Cell_{a,i} = 1.0 & (i = b \cdot 4) \\ OtherCell = 0.0 \end{cases} \quad (1)$$

シミュレーションではこの入力モデル s_M は一定であるものとし、更新は行わない。

3.3 出力モデル

左右の各モータコマンドは、前進 10 通り、後進 10 通りの計 20 通りの出力が可能であり、ロボットは 20×20 の計 400 通りのモータコマンドにより行動する。出力モデルは各モータコマンド (i, j) (i : 左モータコマンド, j : 右モータコマンド) に対する移動量 $(x_{(i,j)}, y_{(i,j)}, \theta_{(i,j)})$ とする。これらの移動量は正規分布を用いてモデル化がする⁽³⁾。次に出力モデルの更新について述べる。

1. 実験環境の上方に CCD カメラを設置し、画像処理ボード (日立 IP5005) を用いて、ロボットの重心位置を取得する。
2. $0.5s$ の間隔で移動した距離を重心位置から測定し、そのときのモータコマンドに対する実環境での移動量 $(x_{(i,j)R}, y_{(i,j)R}, \theta_{(i,j)R})$ を取得する (Fig.6) (式 (2)).

$$\begin{cases} x_{(i,j)R} = x_{t+1} - x_t \\ y_{(i,j)R} = y_{t+1} - y_t \\ \theta_{(i,j)R} = \theta_{t+1} - \theta_t \end{cases} \quad (2)$$

3. 実環境の評価が終わった後、取得した移動量のデータを加える (式 (3)).

$$\begin{aligned} (X_{(i,j)}, Y_{(i,j)}, \Theta_{(i,j)})_g &\leftarrow \\ (X_{(i,j)}, Y_{(i,j)}, \Theta_{(i,j)})_{g-1} &+ (X_{(i,j)R}, Y_{(i,j)R}, \Theta_{(i,j)R}) \end{aligned} \quad (3)$$

$(X_{(i,j)}, Y_{(i,j)}, \Theta_{(i,j)})_g$ は g 世代での各移動量のデータ集合で、 $(X_{(i,j)R}, Y_{(i,j)R}, \Theta_{(i,j)R})$ は g 世代目に実環境で得られた各移動量のデータ集合である。

4. $(X_{(i,j)g}, Y_{(i,j)g}, \Theta_{(i,j)g})$ の平均 μ と標準偏差 σ を計算し、 $(x_{(i,j)M}, y_{(i,j)M}, \theta_{(i,j)M})$ を求める (式 (4)).

$$\begin{cases} x_{(i,j)M} = N(\mu(X_{(i,j)g}), \sigma(X_{(i,j)g})) \\ y_{(i,j)M} = N(\mu(Y_{(i,j)g}), \sigma(Y_{(i,j)g})) \\ \theta_{(i,j)M} = N(\mu(\Theta_{(i,j)g}), \sigma(\Theta_{(i,j)g})) \end{cases} \quad (4)$$

なお、予備実験として、全モータコマンドに対する移動量をあらかじめ取得しておく。

4 実験

4.1 実験設定

実環境、シミュレーションともにロボットの初期姿勢を Fig.2 における上向きと右向きの 2 パターンに設定し、各個体につき 2 試行行う。1 試行は対象物に到達するか 40 ステップで終了と

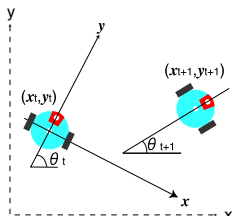


Fig. 6 Relative coordinate

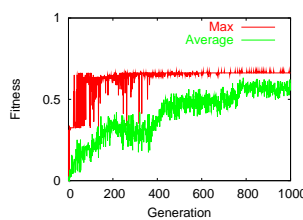


Fig. 7 Fitness for 1000 generations

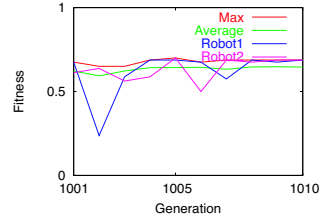


Fig. 8 Fitness from 1001 to 1010 generation

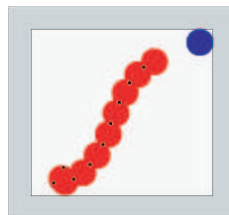


Fig. 9 Behaviour in the simulated environment

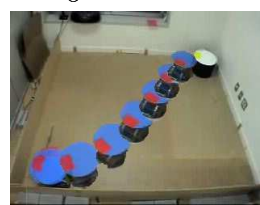


Fig. 10 Behaviour in the real environment

する (1 ステップは約 $1s$)。進化計算に遺伝的アルゴリズムを用い、遺伝子長は 2040、個体数は 50 個体、トーナメントサイズ 2 のトーナメント選択を行い、エリート戦略 (エリート数: 1) を用いる。突然変異率は 0.00049 とし、交叉は用いない。前世代において評価値の高い上位 2 個体を実環境上で評価し、残りの個体をシミュレーションで評価する。評価値は⁽⁴⁾を参考に、2 試行の平均をその個体の評価値とする (式 (5)).

$$\Phi = \left(\sum_{i=1}^{Numtrial} (1.0 - Step/MaxStep) \right) / Numtrial \quad (5)$$

本稿では、あらかじめシミュレーションで 1000 世代まで進化させて得られた個体を用いて実験を始めた。

4.2 実験結果

1000 世代までのシミュレーションでの評価値を Fig.7 に、1001 世代から 1010 世代までの実環境とシミュレーションでの評価値を Fig.8 に示す。Fig.8 から実環境とシミュレーションでの評価値に著しい差は見られない。また、1010 世代において最大適応度を示す個体の振る舞いを Fig.9 に、その個体の遺伝子型を用いた実環境での振る舞いを Fig.10 に示す。Fig.9 と Fig.10 からシミュレーション内で得られた振る舞いを実環境内でも行っていることがわかる。

5 おわりに

本稿では、実環境のデータを用いてシミュレーションモデルを更新することで、実環境とシミュレーションのギャップを埋め、進化時間を促進する方法について検討した。実験結果から、入力モデルの構成と出力モデルの構成・更新方法の妥当性を示すことができた。対象物到達問題という比較的単純なタスクを用いたが、より複雑なタスクではシミュレーションモデルの更新世代数をより多く行う必要や初期世代からのモデル更新が必要になると考えられる。

【参考文献】

- (1) R. Pfeifer, C. Scheier, Understanding Intelligence, The MIT Press, 1999.
- (2) 森 信人, 家田 純一, 松井 渉, 全方位移動機構と全方位視覚を有する小型ロボットによるサッカー競技の実現 -チーム OMNI の戦略-, 人工知能学会 第 6 回 SIG-Challenge 研究会論文集, Vol.1, pp.42-47, 2000.
- (3) 小森谷 清, 大山 英明, 谷 和男, 移動ロボットのためのランドマーク観測計画, 日本ロボット学会誌, Vol.11, No.4, pp.533-540, 1993.
- (4) D. Floreano, S. Nolfi and F. Mondada, Competitive Co-Evolutionary Robotics: From Theory to Practis, Proceedings of the 5th International Conference on Simulation of Adaptive Behaviour, pp.515-524, 1998.