

先行評価系を有する実進化型群ロボットシステム

Incorporating Pre-evaluation into a Swarm Robotic System based on Situated and Embodied Evolution

名古屋大学 大学院情報科学研究科 ○笠井 大輔 有田 隆也

○Daisuke KASAI Takaya ARITA

Graduate School of Information Science, Nagoya University

Abstract: We have been developing an Embodied Evolution (EE) system in which real robots in the real world evolve based on the interactions with the actual environment and the other robots. EE can solve serious issues in conventional evolutionary robotics including the gap between the performances in simulation and the real world. This paper introduces pre-evaluation into the EE framework so as to restrain robot behavior with low fitness. A pre-evaluation mechanism is adopted as a co-evolutionary system in the proposed architecture. This paper reports on the results of the evaluation experiments with a prototype system based on the proposed architecture.

1. はじめに

進化ロボティクス (Evolutionary Robotics) [1]とは、進化的計算手法を用いて自律的に動作するロボットのコントローラを自動生成する方法論であり、近年のロボット応用範囲の広がりに応じて注目を集めている。進化ロボティクスでは、設計者による明示的な記述なしにロボットの身体性や環境との相互作用を考慮したコントローラが生成可能である。

従来のほとんどの進化ロボット研究では、ホストコンピュータ上でロボット行動のシミュレーションによる適応度評価に基づいてコントローラを進化させた後、それをロボットに転送して動作させる“Simulation & Transfer”手法 (Fig. 1) が主流である。しかし、この手法には次のような問題がある[2]。

- 1) シミュレーション環境に適応したコントローラが実世界のロボットで必ずしも同様の行動が取れない。
- 2) 環境やタスクを作成、変更するたびにシミュレータを変更する必要がある。
- 3) シミュレーションにおいてロボット台数の増加に対するスケーラビリティが乏しい場合がある。

これらの問題を解決するために、Watsonらは Embodied Evolution (具現化された進化、以降では実進化と呼ぶ) を提案した[2][3]。これは、ホストコンピュータでのシミュレーションに基づく進化計算を排し、ロボット間の遺伝子情報の交換に基づいて進化を実現するものである (Fig. 2)。各ロボットはコントローラを構成するニューラルネットワークの結合重みを表す遺伝子セットを一つだけもち、ロボット行動によってその遺伝子セットを評価する。より高い評価値をもつ

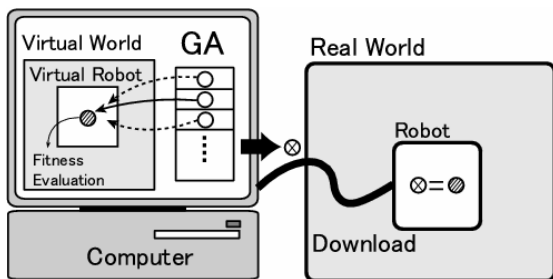


Fig. 1 “Simulation & Transfer”手法

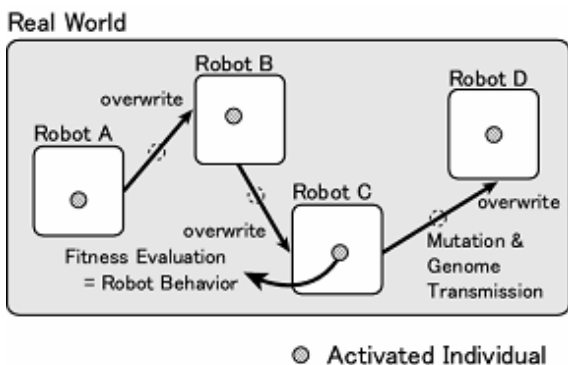


Fig. 2 Watson らの実進化手法

遺伝子ほど遭遇した他のロボットに高い確率で遺伝子を送信する (Probabilistic Gene Transfer Algorithm) ことによって行動が進化する。

しかし, Watson らのモデルでは進化は他ロボットとの遭遇時の遺伝子交換に依存しており, 工学的応用を考えると, ロボットの密集度に関するこの制約が無視できない. Usui らはこの問題を解決するため, ロボット内に複数の仮想個体を保持させ進化的操作を行うことにより, 他ロボットとの遭遇回数に依存しない実進化を実現した[4] (Fig. 3). 進化的計算の形式としては, 分散遺伝的アルゴリズムの島モデルと同様のものである. さらに, 最近, Usui らの研究と同様に複数の仮想個体をロボット内に持つモデルを Elfving らが提案している[5]. これは, 汎用的なタスク実行を狙っておらず, 生物学的妥当性に重点を置いて設計されたものと考えられ, Watson らのモデルと同様にロボット単体では進化せず, ロボット遭遇回数に対する進化依存性は解決していない.

本研究はこれらの研究の流れを踏まえつつ, 実進化システムが共通に抱える問題である低品質なロボット行動の抑制を目的とする. 実進化システムでは, 基本

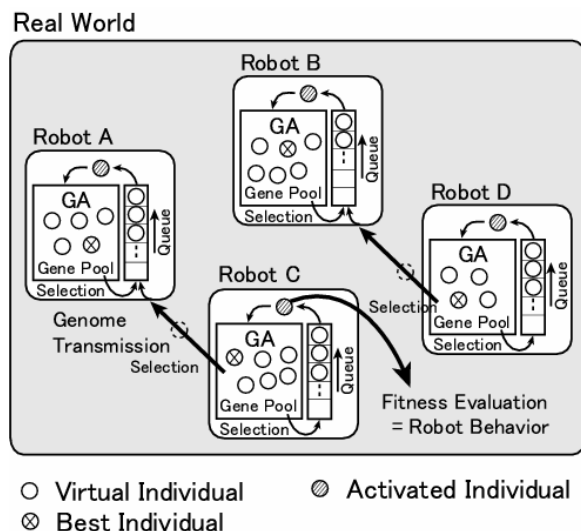


Fig. 3 Usui らの実進化手法

的にすべての適応度評価を実ロボットの動作に基づいて行うため, 進化の初期段階のロボット行動や中期段階以降においても低適応度の突然変異体による行動において, 低品質な, 場合によっては有害で危険な動作をしがちである. 本研究ではこの問題を解決するために先行評価のメカニズムを導入することを検討する. その際, その先行評価系をコントローラとの共進化系として実現するところが一つのポイントである. 本論文では, Usui らの手法の拡張として先行評価を導入した実進化システムのアーキテクチャを提案するとともに, 試作したプロトタイプに関する評価実験の結果に関しても述べる.

2. 先行評価系を有する実進化システム

2.1 アーキテクチャの概要

提案アーキテクチャの構成を Fig. 4 に示す. これはロボット一体に関するコントローラの進化に関連する部分を示したものである. このアーキテクチャのもっとも基本的な骨組みを最初に説明する. まず, 自己個体プール (Self genome Pool) にあるコントローラを表現する自己個体 (Self genome) が遺伝的操作 (選択, 交叉, 突然変異) を施された後, キュー (Queue) に保持される. キューから取り出された自己個体は, 一定時間, ロボットの行動を司り, タスクの達成度に応じて

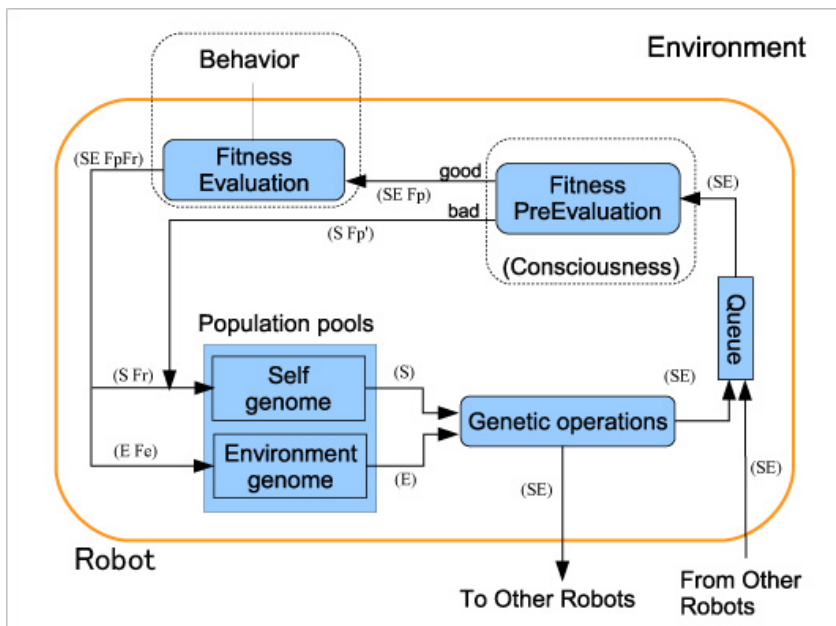


Fig. 4 提案アーキテクチャ

- S : 自己個体
- E : 環境個体
- Fp : 自己個体の適応度 (先行評価値)
- Fp' : 自己個体の適応度 (修正先行評価値)
- Fr : 自己個体の適応度 (実評価値)
- Fe : 環境個体の適応度
(実評価値と先行評価値の比)

適応度評価 (Fitness Evaluation) され、その値とともに再び自己個体プールに戻される。これが遺伝的アルゴリズムに相当するループである。

ロボットが他ロボットと遭遇すると、同様の遺伝的操作によって作成された自己個体を他ロボットに送信する (高適応度のものほど高確率で送信する)。同時に、もし他ロボットから自己個体を受け取った場合、それはキューで適応度評価のループに合流する。これらの送受信は、分散遺伝的アルゴリズムの島モデルにおける移住に相当する。

本アーキテクチャでは、適応度評価の前段階で先行評価 (Fitness PreEvaluation) を行い、その評価結果が基準を満たさない個体はロボット行動による適応度評価を行わないこととして、低い評価値が予測される適応度評価 (低品質のロボット行動) をフィルタリングする。適応度評価を行わない場合はその個体は先行評価値とともに自己個体プールへ戻される。

さらに、本研究では、先行評価系 (環境個体) の進化のメカニズムも導入し、コントローラ (自己個体) の進化系と合わせた共進化を実現している。これにより、先行評価系の生成のコストを削減し、また、ロボットの個体差やロボットの現在動作している環境に柔軟に適応することを狙っている。進化のメカニズムとしては、先行評価系を最適化するためのパラメータを環境個体 (Environment genome) として表現し、それは環境個体プール (Environment genome Pool) に格納

される。適応度としては、先行評価値がロボットによる実評価値とどれくらい近いかという尺度を用意する。なお、先行評価系をどう構成し、環境個体で何を表現するかということに関しては、問題に応じて様々に設定可能である。タスクを忠実に再現し、不確実な環境要素のみを環境個体として表すケースから、タスクを完全にブラックボックスとして扱い、自己個体を引数として実評価の値を出力する関数を遺伝的プログラミングのようにして探索するケースまで考えられる。

2.2 データの流れ

データの流れを Fig. 4 を用いてより詳細に追う。まず、各プールからそれぞれ個体一つずつが遺伝的操作によって生成される (S と E)。生成された 2 個体はペアとして 1 つにまとめられ (SE)、キューに格納される。キューからは一定時間間隔ごとに個体が 1 つ取り出され先行評価が行われる。他ロボットとの自己個体の送受信は先述のようになされる。先行評価値が一定の基準を満たしていない場合、その先行評価値を仮評価値 (Fp') に変換し、自己個体と合わせて自己個体プールに入れる。この変換は先行評価が実評価よりも基本的に精度が悪いことを考慮してのものである (後述)。一方、先行評価をパスした場合はその値を保持し (Fp)、ロボットにより実評価を行う (Fr)。その後、先行評価値と実評価値の一致度に基づいて環境個体の適応度

(Fe) を算出する。そして、自己個体と環境個体はそれぞれの適応度とともにそれぞれのプールに格納される。

3. プロトタイプの試作と評価

3.1 システムの概要

提案アーキテクチャの所期の動作を確認するために Khepera ロボットを使用したプロトタイプを試作した。Khepera は直径 5.5cm の円形状の本体で 2 つの独立駆動の車輪で移動し、8 つの近接・光センサで周辺の障害物や環境光の強度を検出できる。ロボット間通信は赤外線通信装置を使う。また、基本的に実進化システムでは適応度評価に時間がかかるので、常時給電装置のついたフィールドを使用した。

ロボットコントローラは 2 層のニューラルネットワーク (NN) で実現する。入力側として 8 つのセンサの検出値と常に最大値を入力し続けるバイアス入力 1 つを使用している。出力は 2 つのモータの回転スピードに結びつけている。自己個体は入出力間の結合重みをエンコードしたものであり、1 つの結合重みはバイナリ表現の遺伝子 5 つからなる。したがって、自己個体のサイズは $(18 \times 5 =) 90$ ビットである。

3.2 タスクの設定

物体の障害物回避をタスクとした。四方を壁に囲まれ、障害物が存在するフィールド上において、より速いスピードで長い距離を障害物を回避しながら走行することを目的とする。タスクの適応度 *fitness* は次式によって更新される。

$$fitness += SensorOff() \times (R_Motor + L_Motor)$$

SensorOff(): 8 つの赤外線近接センサのうち 2 つ以上のセンサ入力がある場合は 0, それ以外の場合は 1

R_Motor: 右モーターの回転スピード

L_Motor: 左モーターの回転スピード

3.3 先行評価の設定

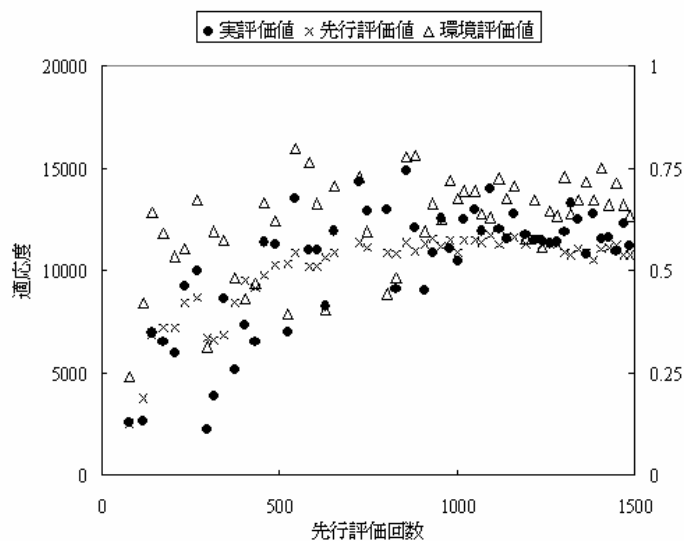
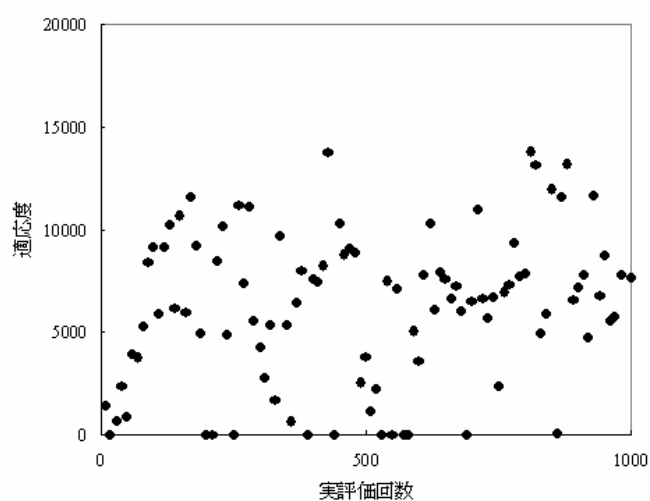
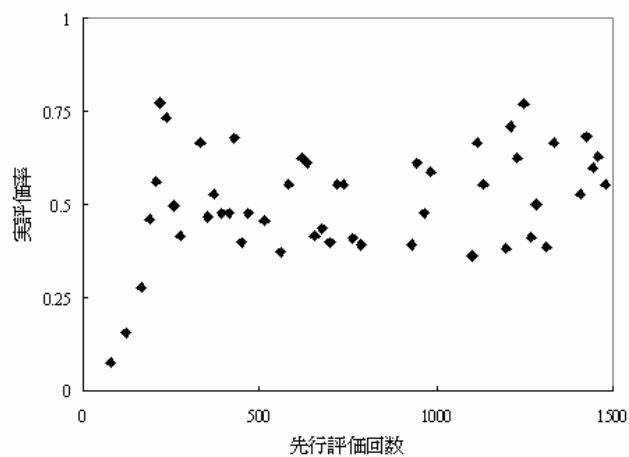
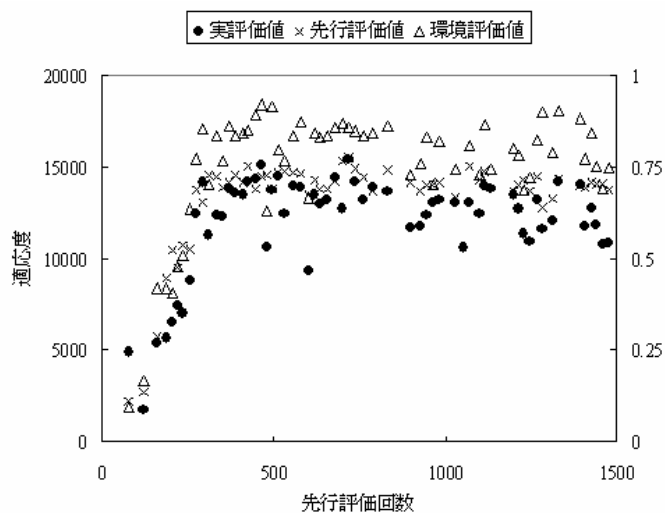
本プロトタイプでは、環境個体の進化系の動作を容易に検討でき、かつ簡単に実現できるようにするために、障害物などの情報も省いた、ロボット動作とタスクを模擬できる簡易なシミュレータを先行評価系として使用した。そして、ニューラルネットワークの出力を動作シミュレータのロボット速度に変換する係数パラメータをエンコードしたもの (10 ビット, 初期値はランダム) 1 つだけを環境個体として表現し、先行評価の精度の向上に注目する。なお、ロボットの性能表から算出されるパラメータの理論値は約 600 である。

先行評価を通過するための基準値として現在の自己個体プール内の平均適応度を用いた。先行評価でフィルタリングされた個体は、ロボット行動を行わず、先行評価値に対して、環境個体プール内の平均適応度に基づいた割引を行って修正先行評価値としたものを自己個体の適応度とする。これは実環境に即していない先行評価を精度の悪いものとして抑制するためである。また、環境個体の適応度は、実評価値と先行評価値の両者の小さいほうの相対値としている。両者が近いほどよい環境個体であり高い値 (最大 1) をとる。

3.4 プロトタイプの評価

プロトタイプの所期の動作を確認するために 2 台の Khepera を使用して実験を行った。まず、進化による適応度の推移 (一試行分) を Fig. 5 に示す。X 軸が先行評価の回数, Y 軸左側が自己個体の先行評価と実評価の適応度値, Y 軸右側が環境個体の適応度値である。同図より、どの適応度も 300 評価回程度までに一気に増加して、その後は安定することがわかる。なお、若干適応度が下がる傾向も見られるが、充電電池の消費による影響と考えられる。

次に、実評価率 (= 先行評価 10 回毎の実評価回数 / 先行評価回数) を Fig. 6 に示す。Fig. 5 と比較すると、初期段階で適応度が増加すると同時に実評価率も増加することがわかる。そして、約 0.8 でピークになった後に約 0.5 を中心に振動する。これより、先行評価による個体選別が特に進化初期で有効に働いていると推測される。さらに、先行評価の有効性を調べるために、プロトタイプから先行評価を取り除いて進化させた場



(左上) Fig. 5 各適応度の推移

(右上) Fig. 6 実評価率の推移

(左下) Fig. 7 先行評価系を導入しない場合の適応度の推移

(右下) Fig. 8 先行評価系を進化させない場合の適応度の推移

合の自己個体の適応度推移を Fig. 7 に示す. Fig. 5 と比較して明らかに安定していないことがわかる. したがって, 先行評価は進化初期段階だけでなく, 適応度が増加した後も低適応度個体の実評価を抑制し進化を安定化させていることがわかる.

先行評価の有無に関する適応度差が最も大きいと考えられる進化初期 (初期評価回数 300 回まで) を 3 つに区分して適応度の平均値とその相対適応度を調べた

(Table 1). 3 区分とも先行評価することによって適応度が 2 倍以上になっていることがわかる. 特に, もっとも初期の段階 (1-100 回) では 3 倍近い. これらより,

先行評価の導入により所期の目的を達成していることが示された.

最後に, 環境個体の進化を評価するために, 先行評価における環境個体の値をロボットの仕様から求まる理論値に固定した場合の実験結果を Fig. 5 と同様の形式

Table 1 進化初期段階における適応度の比較

実評価回数	先行評価		相対適応度
	あり($\times 10^3$)	なし($\times 10^3$)	
1~100	5.79	1.96	2.95
101~200	10.1	4.80	2.10
201~300	11.3	5.35	2.11

参考文献

で Fig. 8 に示す. Fig. 5 と比較すると, 進化初期段階では Fig. 8 のほうが環境個体の適応度が全般的に大きいことがわかる. これは, 環境個体を進化させる際に, 初期値をランダムな値で始めるためである. しかし, すぐに逆転され, Fig. 8 では約 0.7 で推移するのに対し, Fig. 5 では約 0.8 となる. この時, パラメータ値は約 700 となっている. 理論値 (約 600) との違いは, 使用したロボットと仕様の差よりも, シミュレータ自体が現実を正確に再現するように作られていないことに起因するところが大きいと思われる.

4. おわりに

進化ロボティクスにおける有力なアプローチである実進化は, ホストコンピュータによる進化シミュレーションを排し, ロボット行動を通じてコントローラを進化させるものである. 本研究では実進化アプローチに付随する問題点である, 特に初期世代での低質なロボット行動の抑制を目的として, コントローラとの共進化系として先行評価系を導入したアーキテクチャを提案した. そして, 所期動作の確認のためにプロトタイプを作成し, 障害物回避タスクによる評価実験を行った. その結果, 先行評価系による実評価個体の選別により, 低レベル個体の適応度評価を抑制し, 安定したロボット行動を実現できることが示された. また, 先行評価系も適切に実環境へ適応するように進化していることも確認された.

行動を取る前に, 大雑把に頭の中でその行動を取ることによる影響を評価し, 行動するかどうかをあらかじめ選別するという処理は, 人間の知能や意識の基本的機能であると言えるだろう. 哲学者デネットは知能の4つの発展段階 (ダーウィン型生物→スキナー型生物→ポパー型生物→グレゴリー型生物) を唱えている [6] が, 本提案はちょうどスキナー型生物 (行動の選択肢をもっており試行錯誤的に行動を調整する) からポパー型生物 (環境モデルを頭の中にもっており事前に頭の中で評価し選別してから行動する) への飛躍に相当するものであり, 人間の知能の創発のシナリオとのアナロジーという観点からも興味深い.

- [1] Stefano Nolfi and Dario Floreano, “*Evolutionary Robotics*”, MIT Press (2000).
- [2] Richard A. Watson, Sevean G. Ficici, and Jordan B. Pollack, “Embodied Evolution: Embodying an Evolutionary Algorithm in a Population of Robots,” *Proc. of the 1999 Congress on Evolutionary Computation*, pp. 335-342 (1999).
- [3] Richard A. Watson, Sevan G. Ficici and Jordan B. Pollack, “Embodied Evolution: Distributing an Evolutionary Algorithm in a Population of Robots”, *Robotics and Autonomous Systems*, Vol. 39, No. 1, pp. 1-18 (2002).
- [4] Yukiya Usui and Takaya Arita, “Situated and Embodied Evolution in Collective Evolutionary Robotics”, *Proc. of the Eighth International Symposium on Artificial Life and Robotics*, pp. 212-215 (2003).
- [5] Stefan Elfwing, Eiji Uchibe, Kenji Doya and Henrik I. Christensen, “Biologically Inspired Embodied Evolution of Survival”, *Proc. of the IEEE Congress on Evolutionary Computation 2005*, Vol. 3, pp. 2210-2216 (2005).
- [6] Daniel C. Dennett, “*Darwin's Dangerous Idea: Evolution and the Meaning of Life*”, Simon and Schuster (1995).