

ノイズを考慮した Particle Swarm Optimization による

群ロボットの行動制御

Action Control of Robots by Noise-Resistant Particle Swarm Optimization

水野 良祐
Ryosuke Mizuno

串田 淳一
Junichi Kushida
広島市立大学大学院情報科学研究科知能工学専攻

原 章
Akira Hara

高濱 徹行
Tetsuyuki Takahama

Email: rmizuno@ints.info.hiroshima-cu.ac.jp
{kushida,ahara,takahama}@hiroshima-cu.ac.jp

Abstract—In this paper, we deal with the action control of robots. The team of robots is formed by homogeneous model. They are controlled by an identical controller, which is represented by Artificial Neural Network (ANN). The connection weights of ANN are optimized by Particle Swarm Optimization (PSO). In real environments, the fitness values fluctuate even if the robots are controlled under the same condition. This phenomenon results from the instability of sensor inputs and motor outputs. Therefore, the search does not work well in such noisy environment. In this paper, we propose noise-resistant PSO. All particles are evaluated once every iteration. In addition, if there exist promising particles, whose fitness is better than their own personal bests' values, they have additional evaluations. By using this method, the stability of the fitness values is improved while constraining the increase of the number of evaluations. As the results of experiments, our proposed method showed higher resistance to noise and better search efficiency.

I. はじめに

本論文では複数のロボットが協調してタスクを達成することを目的とした、マルチロボットシステム(Multi-Robot Systems, MRS)[1]の行動最適化問題を対象とする。この際、ロボットの知能化実現のためのアプローチのひとつである進化ロボティクス (Evolutionary Robotics, ER) [2] に倣った制御器を構成する。すなわち、Particle Swarm Optimization(PSO)[3] を用いてロボットの制御器である人工神経回路網(Artificial Neural Networks, ANN) のシナプス結合荷重値の最適化を行う。

PSO は鳥や魚の群れにおいて、群れの中の一匹が良い経路を発見すると群れの残りがそれに追従するといった挙動をモデル化した最適化アルゴリズムである。PSO は階層型ニューラルネットワークの学習や制御系設計問題など様々な問題に対して適用され、その有用性が確認されており[4]、将来の発展が期待されている。

実験を行う際にはソフトウェア Webots 上に環境を構築し、ロボット 10 体によるタスクを用意する。この環境では、ロボットが持つセンサーにはノイズがあり、感知する情報にばらつきが生じる。ノイズに対する頑健性のない制御器ではロボットの行動の評価が正しく行えず、タスクの達成率に悪影響を及ぼす。本論文ではこの種のノイズを考慮し、評価値のばらつきを少なくし、より頑健性のある制御器を PSO を使用して求める方法について検証する。

II. Particle Swarm Optimization

PSO とは鳥や魚の群れにおいて、群れの中の一匹が良い経路を発見すると群れの残りがそれに追従するといった挙動をモデル化した最適化アルゴリズムである。群を構成する個体の独自情報と、群全体の共有情報を組み合わせることによって行動を決定している

PSO は探索の際、個体が持つ最良の情報と個体集団全体の中の最良値を用いて探索を行う。PSO における各個体の情報はベクトルによって表現されている。まずは現在の位置情報を表す \mathbf{x}_i である。 \mathbf{x}_i とはある個体 i の持つ位置ベクトルである。次に個体 i の速度を表すベクトル \mathbf{v}_i である。 \mathbf{v}_i とはある個体 i についての速度を表す情報で、個体の探索情報と群全体の探索情報を利用して構成されたベクトルである。最後に個体 i がこれまでに探索した中で最も良いとされる位置ベクトル \mathbf{pbest}_i である。この \mathbf{pbest}_i と \mathbf{x}_i における評価値を比較して、 \mathbf{x}_i の値のほうが高ければ、 $\mathbf{pbest}_i = \mathbf{x}_i$ として更新を行う。その次に \mathbf{v}_i に基づいて移動を行う。以上の手順を繰り返す。この動作を各個体で行う。単体では問題解決力が低くても全体での相互作用で問題を解決していくのが PSO の強みである

各個体の速度、位置の更新式は以下の式(2.1)、式(2.2)のようになる。

$$\mathbf{v}_{ij}^{k+1} = w * \mathbf{v}_{ij}^k + c_1 * \text{rand}_{1ij} * (\mathbf{pbest}_{ij}^k - \mathbf{x}_{ij}^k) + c_2 * \text{rand}_{2ij} * (\mathbf{gbest}_j^k - \mathbf{x}_{ij}^k) \quad \dots(2.1)$$

$$\mathbf{x}_{ij}^{k+1} = \mathbf{x}_{ij}^k + \mathbf{v}_{ij}^{k+1} \quad \dots(2.2)$$

ここで $i(i = 1, \dots, m)$ は個体番号、 $j(j = 1, \dots, n)$ はベクトルの成分番号、上付の添字 k は反復回数、

$rand_{1ij}$ 、 $rand_{2ij}$ は 0 から 1 の間に分布する一様乱数、 w 、 c_1 、 c_2 はそれぞれの項に対する重みパラメータを示している。

以上のように、PSO は集団内において相互作用しながら探索を行う。探索の過程である個体が比較的良好な解を発見すると、ほかの個体は未探索領域により良好な解があるとしても急速にその個体に引き寄せられてしまう傾向がある。すなわち、十分な大域探索を行うことができないという問題をはらんでいる。

本研究ではロボットの制御器を人工神経回路網により構成する。結合荷重値は PSO における個体の現在の位置として獲得させ、最適化を行う。また、本研究ではロボット 10 体が協力してタスクを達成させることを目的としている。そのため、1 つの制御器で全てのロボットの制御を行う。これにより 10 体の行動を 1 つの ANN の重みとしてみなすことが可能となり、1 体ごとに最適化を行うよりもより協調性をもった行動を獲得することが可能となる。

III. シミュレーション環境

A. 環境設定

本実験では実行環境としてソフトウェア Webots を使用して実験を行う。使用するロボットは e-puck というロボットである。このロボットは 8 個の赤外線センサーと左右に 2 つのホイールを持っている。ロボットは左右のホイールに数値を与えることで動く。

実験は一辺 1.45[m] の正方形の土台の上で行われる。ロボット 10 台が左縁に沿って一列に配置される。ロボットが運ぶ目標物である円柱は中心におかれている。円柱の重さとしては 3 台以上で押すと動かすことができる程度の重さに設定してある。右縁には目標地点が設置してある。ロボットたちはセンサー値などを ANN へと入力し、ANN の各結合重みは PSO により最適化を行う。出力された値にしたがって行動する。図 1 に実験環境の概観を示す。

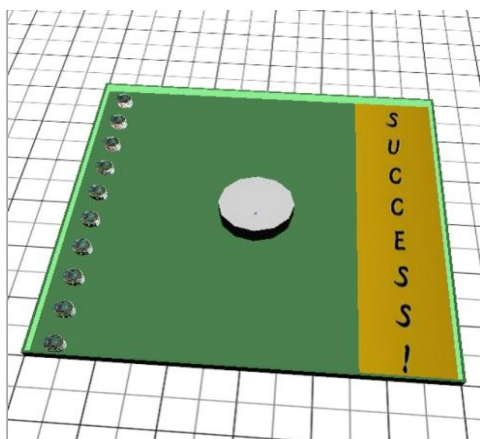


図 1：実験環境の概観

B. Artificial Neural Network の設定

本実験ではロボットの動きを Artificial Neural Network(ANN) によって制御する。PSO の個体を持つ位置を ANN の結合荷重値とし、PSO の処理により重みの最適化を行っている。

ANN ノード数はそれぞれ、入力ノード数 20、中間ノード数 10、出力ノード数 2 となっている。ANN は $(20 * 10) + (10 * 2) = 220$ 個の結合荷重値を持つこととなる。

ANN へと入力する値は、e-puck のセンサーの値 8 個、閾値 2 個、左右のホイールの速度、自機から一番近い e-puck への距離、epuck と自機との角度 $\sin\theta_n$ 、 $\cos\theta_n$ 、円柱への距離、円柱と自機との角度 $\sin\theta_c$ 、 $\cos\theta_c$ 、自機が向いている方向の $\sin\theta_d$ 、 $\cos\theta_d$ の計 20 である。出力する値はロボットの左右のホイールの速度となっている。

C. Particle Swarm Optimization の設定

1) ロボット群のモデル化とパラメータ

PSO の主な設定は以下のようになっている。

- ロボット 10 台を 1 個体とみなし、評価する。個体数は 30 とする。
- 最大世代数 100

2) 適合度の取得方法

各個体がどの程度問題にとって最適化されているかを数値として表す適合度の評価方法の解説を行う。適合度の計算式は式(3.1)となる。

$$F = \alpha * success + \beta * D_{cy} + \gamma * \sum_{i=0}^{N_r} \sum_{n=0}^{N_s} \frac{1}{D_{in}} + N_s * \frac{2}{Step_{cy}} \quad \dots(3.1)$$

α 、 β 、 γ はそれぞれの重みパラメータとなっている。 N_r 、 N_s はそれぞれロボットの台数、終了ステップ数となっている。今回は $\alpha = 10$ 、 $\beta = 10$ 、 $\gamma = 1/10000$ 、 $N_r = 10$ 、 $N_s = 313$ と設定する。

・第 1 項

円柱が目標地点まで到達したかどうかを表す変数である。成功した場合に *success* に 1 を代入する。それ以外の場合は 0 である。

・第 2 項

D_{cy} は円柱が初期座標からどの程度動いたかを示している。この値をもとにして、円柱が目

標地点へと近づいた分だけ適合度に値を加算、離れた分だけ減算するものである。

・第3項

D_{in} はロボットとの円柱の距離である。この値をもとにロボットが円柱に近づくほど適合度に値を加算する。10台分のロボットの値を合計し、さらに実行するのにかかるステップ数分の数値を合計している。

・第4項

$Step_{cy}$ は円柱が目標地点まで到達した時点でのステップ数である。この値をもとに円柱をより早く目標地点まで到達させるほど適合度に値を加算する。

これらの項目をすべて合計した場合の適合度の取り得る範囲は $-7.65 < fitness < 15.82$ となる。

D. 環境上の問題点

実験環境ではロボットはセンサ値を ANN へ入力し動いている。ソフトウェア Webots は非常に現実に近い環境で実行を行うことが可能であり、ANN へと入力される情報はかなりノイズを含む現実的なものとなっている。

このノイズにより評価値に大幅な変動がでる可能性がある。それを示すために図2に PSO の実行によって得られた制御器を用いて 100 評価分の実行を行った場合の評価値の推移を示す。

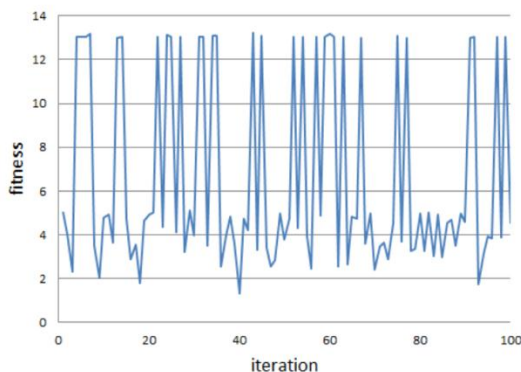


図2：評価値の乱れ

図2から評価値にかなりの変動が見られることが見て取れる。本論文ではこの値の変動の原因と考えられるセンサ値の誤差をノイズと称し、ノイズを考慮した PSO の手法を提案する。

IV. 提案手法

A. ノイズを考慮した pbest の選択

ノイズを考慮した PSO を提案する。本論文ではこの手法を Noise Resistant PSO と呼ぶこととする。

実験環境では、センサー情報にノイズが入ることによって実際のロボットの行動と式(3.1)での評価値が必ずしも一致しない。そのため、PSO ではノイズの影響で偶然評価が高くなった個体に収束してしまうという問題が起こる。この問題を回避するために、本研究では PSO の各個体に対し5回の評価を行い、より正確な評価値を取得する。以下の手順で pbest を決定することでより正確な評価を行う。

1：個体の評価

式(3.1)より評価値を計算する。

2：pbest との比較

pbest と評価値の比較を行う。評価値が pbest よりも高ければ3へ、低ければ5へ。

3：個体の評価値の再取得

再度4回同じ個体の評価を行って、最初の評価値を含む5回の評価値の平均を取る。

4：pbest の更新

得られた平均値と pbest の値の比較を行い、平均値のほうが高ければ更新する。

5：終了

評価値の精度を上げるためにはなるべく多くの回数の評価が必要となる。しかし、1つの個体に対する評価の回数が多すぎると計算コストが増大し、十分な回数の解の更新ができない場合がある。

提案手法では上記の計算コストと解の更新回数に着目し、評価回数を制御することで解の正確な評価とを効率的に行う手法である。

V. 実験

A. 実験方法

本実験では提案手法である Noise Resistant PSO と2つの種類の PSO の比較を行う。ひとつは提案手法を導入する前の通常の PSO である。もう一つは、Noise Resistant PSO では1回目に pbest よりも高い評価を出力したときのみ5回再評価を行っていたが、それに対して、常に5回全ての個体について評価を行い、その平均値を評価値とするものへと変更したものである。また、実験の設定を平等とするために同一の評価回数の下で性能を比較する

また、各手法の実行終了時の最良個体を用いて繰り返し実行を行い、動作の安定性を調べる。まず PSO の初期値を統一し、10パターンの最適解を得る。それらの動作確認を各100評価行い、統計を取る。その値で比較を行うこととする。

B. 実験結果・考察

各手法における 10 回の試行の gbest の平均値の推移を図 3 に示す。また、表 1 に各手法の gbest の評価値の平均値と標準偏差を示す。

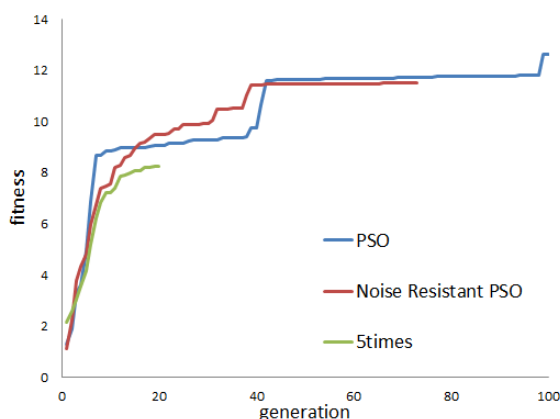


図 3：各手法の gbest の平均値の比較

表 1：gbest の評価値の平均

	PSO	Noise Resistant PSO	5 回評価 PSO
Fitness	12.622	11.492	8.296
標準偏差	3.387	3.663	5.051

図 3 より通常の PSO が多くの世代更新を重ねて、一番高い評価値を得ていることがわかる。ただしこの評価値はノイズの影響を含んでおり必ずしも頑健性のある制御器であるとは限らない。そこで各手法により獲得された制御器の頑健性を検証するため、最良解の動作確認を各 100 回行いその性能を比較した。表 2 にその結果を示す。これにより得られた評価値の平均は提案手法が一番高く、頑健性のある制御器が獲得できていることが分かる。

5 回評価を行う PSO はほかの手法とくらべて世代数が少ないため、PSO 更新式が適用される回数も少なく、十分な探索を行うことができなかつた。このために低い評価値を取ってしまうことが多く、平均値を下げてしまい、このような結果となった。

表 2：獲得した最良個体の頑健性の検証結果

	PSO	Noise Resistant PSO	5 回評価 PSO
Fitness	5.947	6.765	4.722
標準偏差	0.919	1.019	0.662

VI. おわりに

本研究では、Multi-Robot Systems へ PSO を適用することで協調箱押し問題の最適化を行った。Webots 上の環境では、ロボットのセンサー値が上下し、同じ制御器で実行を行ってしまったとしても評価値が毎回違うというノイズが発生した。pbest が更新されたときに再度 4 回の評価を行い、5 回の実行の平均値を取ることでノイズに対する頑健性を向上させ、より正確な評価値を得ることができる手法を提案した。

実行した各手法に共通して局所解への収束が多く見られた。局所解へ早期に収束してしまい動作確認時における評価値の値が低くなってしまふことが多くあった。5 回再評価を行ったとしても 1,2 回偶然高い値をとると、その値に引っ張られて平均値が高くなることもありえる。これが原因で局所解へと収束し、gbest と動作確認の評価値の値がまったく違うという結果が得られることとなったと考えられる。実行時の gbest の平均値は図 3 のように 10 を超えていることが多かったが、動作確認時での統計結果の平均では表 2 のように大幅に値が下がっている。再評価回数を 10 回などにあげるなどするとより正確な評価値を得ることができ、より Noise Resistant PSO の効果が顕著に得られると考えられる。

参考文献

- [1] Sahin,E.and Spears,W.M.ed.,”Swarm Robotics“, LNCS 3342, Springer, 2005.
- [2] Nol,S.and Floreano, D.,”Evolutionary Robotics“, MIT Press, 2000.
- [3] Kennedy, J., and Eberhart, R.C., “Particle Swarm Optimization”,Proc.of the 2001 IEEE International Joint Conf. on Neural Networks,pp.1942-1948, 2001.
- [4] (社)電気学会進化技術応用調査専門委員会、進化技術ハンドブック 第一巻 基礎編 近代科学社、pp174-179, 2010

問い合わせ先

〒731-3194

広島市安佐南区大塚東三丁目 4 番 1 号

広島市立大学大学院情報科学研究科知能工学専攻

水野良祐