

スワームロボットの集合行動生成における 多目的PSOの性能比較

片田喜章（摂南大学）

概要 個々のロボットの状態を確率的に遷移させることでスワームロボットの集団的振舞いを創発させる確率的有限状態機械 PFSSM を用いたアプローチがある．本研究では PFSSM の設計を最適化問題として定式化し，多目的 PSO を適用した．そして，複数の多目的 PSO に対し性能検証を行った．

キーワード: スワームロボティクス，多目的 PSO，集合，集団的振舞い

1 はじめに

スワームロボティクス (SR) とよばれる分野¹⁾²⁾³⁾が近年，注目を集めている．その中でも Sahin ら⁴⁾は単一ロボットでは問題解決が困難もしくは非効率なタスクに対して，構造が簡単で安価に構築でき制御器を含めて完全に均質な自律ロボット（シミュレーションではなく実機）を多数（最低でも 10-20 台）用いて解決策を提示しようというアプローチを提案している．上述の設計理念に従うと，各ロボットの構成は制御器を含めて均質であることが望ましい．均質でありながら，個々のロボットが多様な，時として役割分担的な振舞いを示すことが要求される．このように設計された SR は頑健性・拡張性・柔軟性という特性を示すことが期待される¹⁾．

SR の分散的な制御手法⁵⁾における設計手法には行動規範型設計⁶⁾と自動設計がある．行動規範型設計ではサブサンブションアーキテクチャ，確率的有限状態機械，ポテンシャルフィールドなどが制御器に用いられており，その設計は手動で行われている．つまり，群れとしての望ましい振舞いが得られるまで，個ロボットの行動の改良を繰り返す．設計者は群れの振舞いを直接的に設計できないことから，この設計過程は相当な労力を要する．

自動設計法には集団的振舞いを得る際の設計者の労力を減らしてくれる可能性がある．ここでは，進化ロボティクスアプローチ (ER) とマルチロボット強化学習の 2 つが多く用いられる．ER では人工神経回路網 (ANN) を制御器とし進化計算を用いて設計する場合が多い．しかし，ANN はシミュレーションで得られた結果を実機に実装する際に，その非線形性から所望の振舞いが得られないことが多い．さらに，実機での再調整も難しい．

そこで，確率的有限状態機械 (PFSSM) を制御器として採用する．各状態をモジュールとして実装し，確率的に状態を遷移させる．この状態遷移確率を設計変数とし進化計算を用いて集団的振舞いを設計する，進化型確率的有限状態機械 (EPFSSM) アプローチが提案されている．ここで得られる PFSSM は状態遷移図として表すことができるため，視認性に優れ，人がその意味を理解可能である．また，実機実装が容易であることが期待される．

本稿では EPFSSM アプローチによる SR の集合行動生成⁷⁾⁸⁾において，進化計算として適用する多目的粒子群最適化 (PSO) の性能を検証する．第 2 節では進化計算として適用する粒子群最適化 (PSO) について述べ

る．第 3 節では PFSSM および最適化問題としての定式化について述べる．第 4 節では EPFSSM アプローチによる集合行動生成に関する計算機実験において，多目的 PSO の探索性能を検証する．

2 Particle Swarm Optimization

Particle Swarm Optimization (PSO)⁹⁾は魚群や鳥の群れの社会行動に着想を得た確率的多点探索アルゴリズムであり，その探索性能とアルゴリズムの簡便さからさまざまな分野で適用されている．

2.1 単一目的 PSO

PSO を適用する単一目的最適化問題は以下のように定式化される．

$$\min_{\boldsymbol{x}} f(\boldsymbol{x}), \quad (1)$$

ここで， $\boldsymbol{x} = (x_1, x_2, \dots, x_L)^T \in R^L$ は L 次元実数値ベクトルである．

PSO では探索空間における解を「粒子」とよぶ．粒子群におけるすべての粒子はそれぞれ位置と速度をもつ．粒子の位置と速度は次式によって更新される．

$$v_{ij}^{k+1} = w \cdot v_{ij}^k + c_1 \cdot \text{rand}() \cdot (pbest_{ij} - x_{ij}^k) + c_2 \cdot \text{rand}() \cdot (gbest_j - x_{ij}^k), \quad (2)$$

$$x_{ij}^{k+1} = x_{ij}^k + v_{ij}^{k+1}, \quad (3)$$

ここで， $\text{rand}()$ は区間 $[0, 1]$ の一様分布に従う乱数を表し， w ， c_1 ， c_2 は各項の重みパラメータである． x_{ij}^k は k 世代目における i 番目の粒子の j 番目の位置成分， v_{ij}^k は i 番目の粒子の j 番目の速度成分を表す． $pbest_{ij}$ は i 番目の粒子がそれまでの探索で発見した最良点の j 番目の位置成分であり， $gbest_j$ は全粒子がそれまでの探索で発見した最良点の j 番目の位置成分である．各粒子は最適化すべき目的関数 $f(\cdot)$ によって評価される．(2) 式の更新式は “inertia weight model: iwm ” とよばれる最も基礎的なものの 1 つであり，本稿でも採用する．

つぎに，“linearly decreasing inertia weight method: $ldiwm$ ” とよばれる更新式も採用する． $ldiwm$ では w は一定ではなく，世代が増えるにしたがって変化する．

$$w(k) = w_{\max} - \frac{w_{\max} - w_{\min}}{k_{\max}} \times k, \quad (4)$$

ここで， w_{\max} ・ w_{\min} は w の上下限值であり， k_{\max} は全世代数とする．

2.2 多目的 PSO

多目的最適化問題は以下のように定式化される．

$$\min f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x) \quad (5)$$

多目的最適化問題では目的関数が複数あるため，単一の目的関数では解の優劣を評価できない．そこで一般的に支配関係に基づいて解の優劣を決定する．最小化問題において，

$$f_t(x_1) \leq f_t(x_2), \quad \forall t \in \{1, 2, \dots, n\} \quad \text{かつ}, \quad (6)$$

$$f_t(x_1) < f_t(x_2), \quad \exists t \in \{1, 2, \dots, n\}$$

が成り立つとき「 x_1 が x_2 を優越する」，もしくは「 x_2 が x_1 に優越される」，という．他のいかなる解にも優越されない解をパレート最適解という．一般に，お互いに優越されない解は複数個存在し，解は一意には定まらない．全てのパレート最適解が変数空間で形成する集合をパレート最適集合，パレート最適集合の目的関数空間に対する写像をパレートのフロントという．語句の定義は¹³⁾に従う．

PSO の更新 ((2) 式) には $pbest_i$ および $gbest$ を設定する必要がある．(3) 式で更新された粒子 x_i が $pbest_i$ を優越する場合に $pbest_i$ を更新する．探索過程で発見された複数のパレート最適候補はアーカイブとよばれるメモリに保存される． $gbest$ はアーカイブ内の 1 つの粒子が選択されるのが自然な設定である．この選択はガイド選択とよばれ，いくつかの方法が提案されている^{10, 11, 12)}．本稿では以下に述べる 2 種類を適用する．

g_{rand} : アーカイブ内からランダムに選択する¹³⁾

g_{ref} : 参照点までの距離が最小の粒子を選択する

アーカイブは以下の方法で更新する．第 k 世代にアーカイブに保存されているパレート最適候補集合を $S(k)$ とする．また， $S(k)$ に第 $(k+1)$ 世代において更新された全粒子を加えた集合を $S'(k+1)$ とする． $S'(k+1)$ 内の粒子の優越関係を評価し，他の粒子に優越されない粒子を選択することでパレート最適候補集合 $S(k+1)$ を更新し，アーカイブに保存する．なお，アーカイブに保存されているパレート最適候補集合の数が上限値を超える場合にはその粒子数を削除する必要がある．

3 確率的有限状態機械

3.1 確率的有限状態機械の定義

SR の研究領域において，確率的状態遷移を伴う有限状態機械であると考えられる制御器を採用している文献が見られる．Brambilla¹⁾ はこの種の制御器を確率的有限状態機械 (probabilistic finite state machines: PFSMs) として分類している．

SR で採用される PFSM では，個ロボットに対し複数の状態を設定する: $S = \{S_1, S_2, \dots, S_m\}$ ．ここで， S は状態の集合を表し， m は状態数を表す．この状態は，いわゆる，モジュール⁶⁾，プリミティブ¹⁴⁾，基本行動⁷⁾とよばれるものと等しい．状態はある確率で次の状態に遷移する (Fig. 1)．この確率は状態遷移確率行列として表すことができ，以下のように定義される．

$$P = \{p_{ij} \in \mathbb{R} \mid 0 \leq p_{ij} \leq 1, \sum_{j=1}^m p_{ij} = 1, \quad (7) \\ i, j \in \{1, 2, \dots, m\}\},$$

ここで， $P \in \mathbb{R}^{m \times m}$ は行列を表し，要素 p_{ij} は状態 i から状態 j への遷移確率を表す．

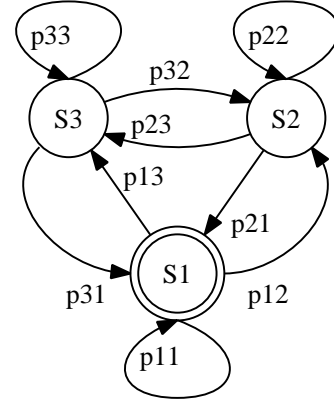


Fig. 1: State transition diagram of the PFSM

3.2 PFSM の設計

PFSM を設計対象とする最適化問題を (7) 式より以下のように定義する．

$$\min f(p_{ij}), \quad (8)$$

$$\text{subject to } 0 \leq p_{ij} \leq 1, \quad i, j = 1, 2, \dots, m \quad (9)$$

$$\sum_{j=1}^m p_{ij} = 1, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (10)$$

$|P| = m \times m$ であることから，設計変数の数は $L = m \times m$ となる．

2 で述べた PSO の探索過程において，初期の粒子群 x^0 の各設計変数は $[0, 1]$ の範囲に一樣に分布させる． x^0 および (2)(3) 式によって更新される k 世代における x^k は制約条件 ((9)(10) 式) を満たさない可能性がある．評価の際に x^k を非実行可能解としないために，これらの制約条件を考慮しなければならない．

本研究ではこれらの制約条件を以下の制約条件に置き換える．

$$0 \leq p_{ij}, \quad (11)$$

$$p_{ij} \leq 1 \cap \sum_{j=1}^m p_{ij} = 1, \quad i, j = 1, 2, \dots, m \quad (12)$$

(11) 式を p_{ij} が満たすために， p_{ij} に以下のような処理を施す．

$$p'_{ij} = \begin{cases} -p_{ij} & \text{if } p_{ij} < 0 \\ p_{ij} & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (13)$$

p'_{ij} は次回更新のための設計変数として保存する．つぎに，(12) 式を満たすように， p'_{ij} を以下のように正規化する．

$$p''_{ij} = \frac{p'_{ij}}{\sum_{j=1}^m p'_{ij}}. \quad (14)$$

p''_{ij} は目的関数値の評価にのみ用いて，設計変数としては保存しない．

4 制御タスクと目的関数

1節で述べたように、本稿ではスワームロボットの集合を扱う。集合問題ではスワームロボットは初期位置から可能な限り互いに近づいて集合することを目的とする。集合行動はさまざまな応用につながる基礎的要素と考えられており、集合問題はケーススタディとして多く採用されている⁷⁾⁸⁾。

本稿では、文献⁸⁾に従って、集合行動の評価にクラスタ指標 (*cluster metric*) と分散指標 (*dispersion metric*) なる、2つの性能指標を採用する。

クラスタ指標は以下のように定式化される。

$$c = \frac{\text{number of robots in the largest cluster at time } t}{N} \quad (15)$$

ここで、分母の N はロボットの台数を表す。また、分子の最大クラスタは連結サブグラフの最大値をとるものを差し、2台のロボットはその中心間の距離が $4r$ 以下のときに連結しているとみなす。ここで、 r はロボットの半径を表す。本研究では最小化問題を扱うため、1つめの目的関数を以下のように与える。

$$f_1 = \frac{1}{c} \quad (16)$$

分散指標は以下のように定式化され、これを2つめの目的関数として与える。

$$f_2 = \frac{1}{4r^2} \sum_{h=1}^N \|p_h^{(t)} - \bar{p}^{(t)}\|^2, \quad (17)$$

ここで、 $p_h^{(t)}$ は時間ステップ t における h 番目のロボットのタスク環境における位置を表す。 $\bar{p}^{(t)}$ は全ロボットの中心位置を表す。この f_2 に関しては各 N に幾何学的な最小値が報告されている¹⁵⁾。分散を示す指標であるが、統計学における「分散」とは定義が若干異なることに注意されたい。

本研究では、 t を各試行における最大時間ステップとする。つまり、各試行の終了時に各目的関数を評価する。

一般的に多目的最適化問題では、各目的関数はトレードオフの関係にある。上述の f_1, f_2 はトレードオフの関係にはない。次節で述べるように f_1, f_2 を多目的最適化問題における目的関数として利用する理由を次のように考える。まず、SRの集合行動としてクラスタ数の最小化 ($f_1 = 1$) を目指し、最適化計算の過程において f_2 だけでなく f_1 にも選択圧を加えたいからである。また、得られた解を実機に実装することを考えると、ただ1つの解ではなく、パレート最適候補集合を獲得できるという利点がある。

5 計算機実験

5.1 計算機実験設定

5.1.1 スワームロボットおよび環境の設定

スワームロボットに関する計算機実験の設定は文献¹⁶⁾を参考に以下のように行う。左右二輪独立駆動型の移動ロボットを動力学シミュレータ ODE を用いてモデル化する (Fig. 2)。直径 0.17 m、高さ 0.075 m の台車に、他ロボットに搭載されている光源の強さを測

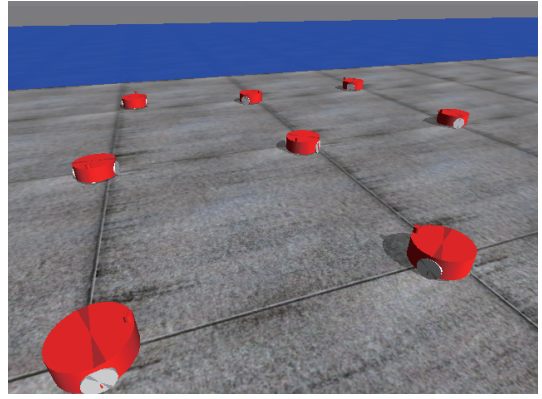


Fig. 2: Setup for swarm mobile robots

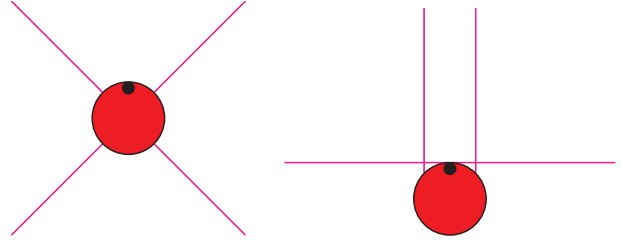


Fig. 3: Distance sensor configurations: (left) sensors for other robots, (right) sensors for obstacles

定する光センサ (ロボットの周囲に4個 (Fig. 3の左)、環境の壁または他ロボットまでの距離を測定する距離センサ (前方に4個 (Fig. 3の右)) を搭載する。距離センサの計測可能距離は 0.3 m、センサの測定範囲が集合行動に大きな影響を与えるという報告⁸⁾から、光センサの計測可能距離を $R \in \{1.0, 1.5, 2.0, \dots, 5.0\}$ [m] と変更して計算機実験を行う。駆動装置としてモータ2個を用いる。スワームロボットの台数を10とする。

1辺が 10 m の壁に囲まれた正方形を実験環境とする (Fig. 4)。スワームロボットの初期位置を Fig. 4のようにとり、各ロボットを 1m 間隔に配置する。各試行の初期姿勢はランダムに設定する。各試行は 30,000 ステップ (300 秒に相当) 実行する。実験の試行は 10 回行う。

5.1.2 制御器

本実験で採用する PFSM (Fig. 5) は文献⁷⁾を参考にし、以下の3つの状態をもつ: $\{Approach, Wait, Repel\}$ 。 $m = 3$ のため、 $|P| = 9$ となる。以下に3つの状態について述べる。

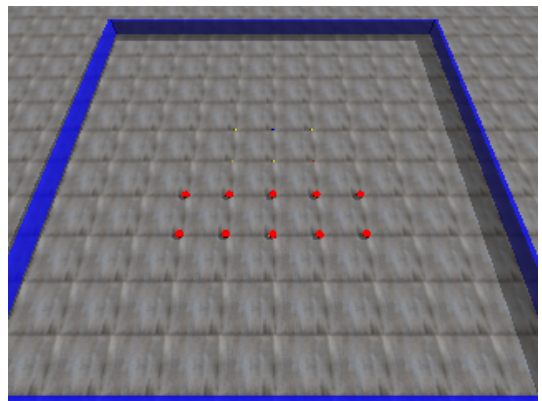


Fig. 4: Set up for computer simulation: Initially, swarm robots are always placed at the center.

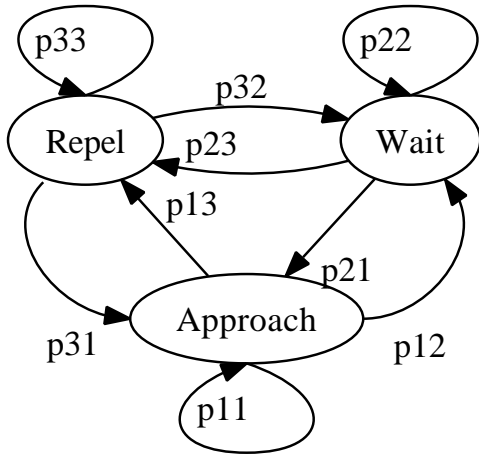


Fig. 5: State transition diagram of the PFMSM for aggregation

- *Wait*: ロボットは即時に停止する。
- *Approach*: (i) 光センサが他ロボットの光源を検出した場合、その強度の合計が最も大きい方向に接近する。(ii) 距離センサによって障害物を検出した場合、回避モジュールを活性化する。(iii) 他ロボットも障害物も検出できない場合、ランダムウォークモジュールを活性化する。
- *Repel*: (i) 他ロボットもしくは障害物を検出した場合、回避モジュールを活性化する。(ii) 他ロボットも障害物も検出できない場合、ランダムウォークモジュールを活性化する。

制御器およびモジュールの詳細は文献¹⁷⁾を参照されたい。

5.1.3 PSO の設定

3.2 で述べたように、PFMSM の状態遷移確率を設計変数とし、PSO を適用する。設計変数の数は $L = 9$ となる。全粒子数を 20 とし、計算機実験を実行する。PSO のパラメータ ((2) 式) は以下を採用する; *iwm*: $c_1 = 2.0, c_2 = 2.0, w = 0.5$ ((2) 式), *ldiwm*: $c_1 = 2.0, c_2 = 2.0, w_{\min} = 0.4, w_{\max} = 0.9$ ((4) 式)。全世代数を $k_{\max} = 200$ とする。カイド選択法として 2.2 で述べた g_{rand} もしくは g_{ref} を適用する。 g_{ref} では、参照点 $(\bar{f}_1, \bar{f}_2) = (1, 13.5)$ との目的関数空間でのユークリッド距離で粒子を評価する。ここで、 \bar{f}_1 は最小クラスタ数であり、 \bar{f}_2 は¹⁵⁾で求められている幾何学的最小値である。アーカイブの上限値を 20 とする。各条件に対し、PSO を 10 回実行する。

5.2 計算機実験結果

PSO の各設定の組合せ $(\{g_{rand}, g_{ref}\}, \{iwm, ldiwm\})$ に関して、横軸に光センサの計測可能距離 R 、縦軸に最終世代におけるアーカイブに保存されている粒子と参照点との距離の平均を示したグラフ (10 試行の平均) を Fig. 6 に示す。各設定で比較すると *iwm* を用いた場合が良い性能を示す。 $R \geq 2.5$ においてすべての設定で小さな値をとっている。ここで f_1, f_2 の各値を調べると、 $f_1 = \bar{f}_1$ を示し、 f_2 も \bar{f}_2 に非常に近い値をとる。クラスタ数 1 は集合行動を達成していることを表している。また、 $R \geq 2.5$ では

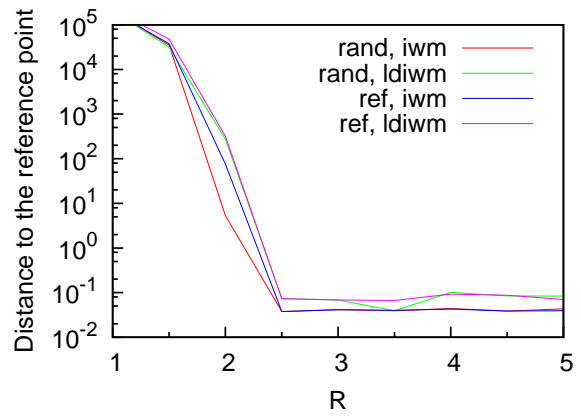


Fig. 6: Distance to the reference point for each PSO

g_{rand} と g_{ref} の結果に差が見られない。これは、探索の過程で $f_1 = \bar{f}_1$ の粒子が見つかったと、その粒子のみがアーカイブに保存されるようになるためであると考えられる。一方、 $R \leq 2.0$ では R が小さくなるにしたがい、参照点との距離は大きくなる。各設定で比較すると、 (g_{rand}, iwm) の組合せが良い性能を示す。

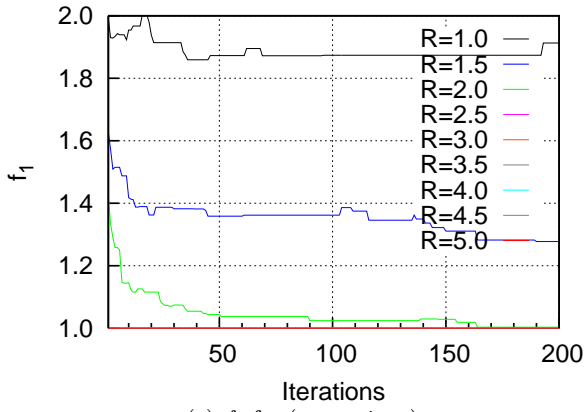
つぎに、各世代で参照点に対する距離が最も小さくなった粒子に関して、 f_1 と f_2 の世代数に対する変化 (10 試行の平均) を Fig. 7 にそれぞれ示す。Fig. 6 と同様に光センサの計測可能距離 R の値によって大きく傾向が分かれる。 $R \geq 2.5$ の場合、初期世代から f_1 が 1 を示す¹⁾。分散を表す f_2 も早い世代から小さい値を取り、徐々に最適値に近づいている。 $R = 2.0$ の場合では (g_{rand}, iwm) のみが最終世代付近でクラスタ数 1 を示す。一方、 $R \leq 1.5$ の場合には、 f_2 は減少するものの、 f_1 はそれほど減少せず、クラスタ数が 1 になることはなかった。

6 おわりに

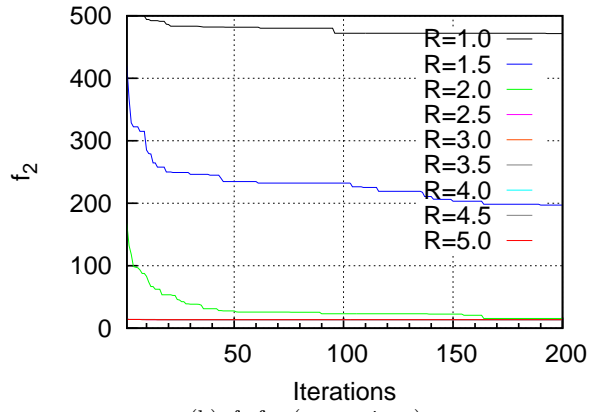
本稿では、EPFMSM アプローチによるスワームロボットの集合行動生成において、多目的 PSO を適用し、その探索性能を検証した。多目的 PSO の探索性能はセンサの計測可能距離に大きく影響を受けることがわかった。センサの計測可能距離が集合行動に与える影響は文献⁸⁾でも報告されている。また、粒子の更新式は *iwm* が良い探索性能を示した。

特定のセンサ条件の下、スワームロボットの集団的振舞いの基礎的要素である集合行動を生成できることを確認した。今後、目的関数の数を増やし、集合行動に新たな特性を付与していきたい。

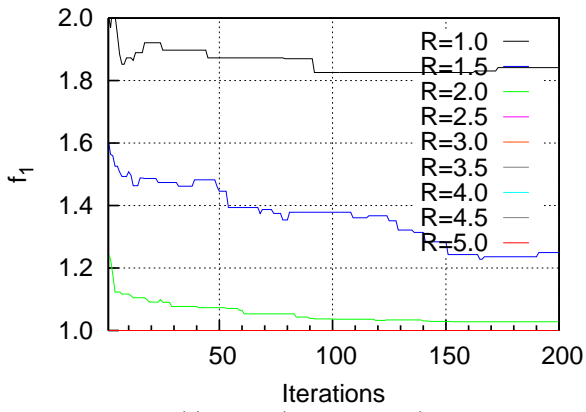
¹⁾Fig. 7 では、 $R \geq 2.5$ の場合のグラフは重なっているため、 $R = 5.0$ のみが表示されて見える。



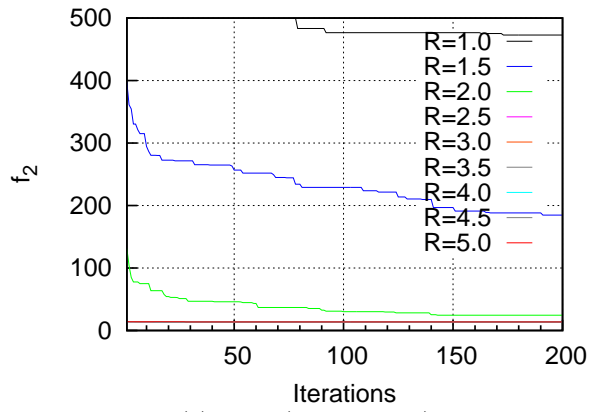
(a) f_1 for ($g_{rand}, iwmm$)



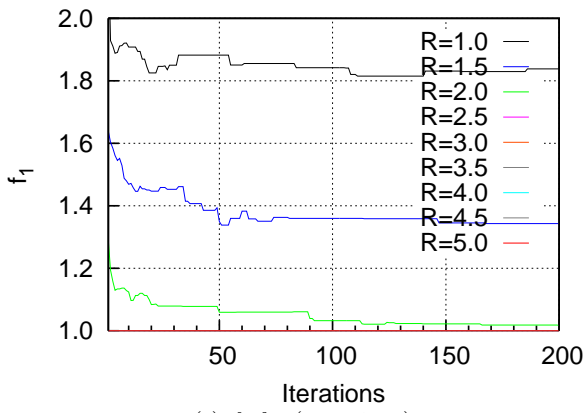
(b) f_2 for ($g_{rand}, iwmm$)



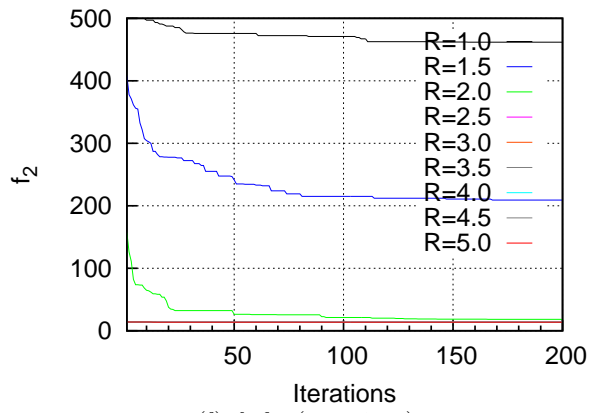
(c) f_1 for ($g_{rand}, ldiwm$)



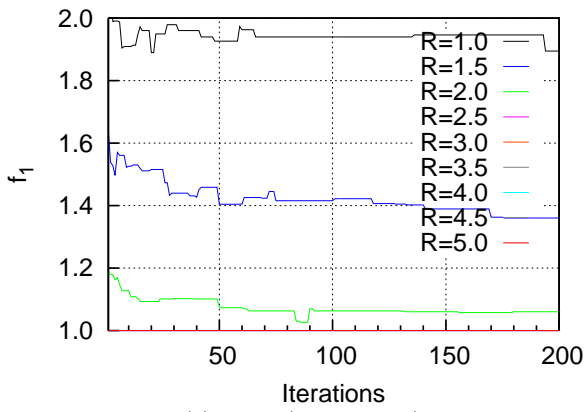
(d) f_2 for ($g_{rand}, ldiwm$)



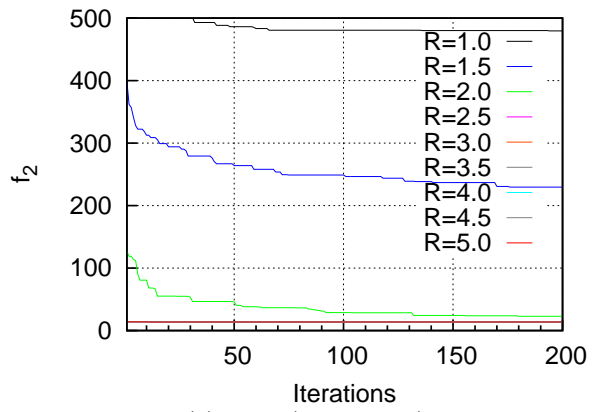
(e) f_1 for ($g_{ref}, iwmm$)



(f) f_2 for ($g_{ref}, iwmm$)



(g) f_1 for ($g_{ref}, ldiwm$)



(h) f_2 for ($g_{ref}, ldiwm$)

Fig. 7: Objective function values for each generation

参考文献

- 1) Brambilla, M., Ferrante, E., Birattari, M., Dorigo, M.: “Swarm Robotics: A Review from the Swarm Engineering Perspective,” *Swarm Intelligence*, Vol.7, No.1, 1/41 (2013)
- 2) Trianni, V.: *Evolutionary Swarm Robotics*, Springer-Verlag (2008)
- 3) “スワーム:群れの創発的挙動生成”, *計測と制御*, Vol.52, No.3, 179/276 (2013)
- 4) Şahin, E.: “Swarm Robotics: From Sources of Inspiration to Domains of Application,” *Lecture Notes in Computer Science*, Vol.3342, 10/20 (2005)
- 5) Bahçeci, E., Soysal, O.: Şahin, E., “A Review: Pattern Formation and Adaptation in Multi-Robot Systems”, Technical Report CMU-RI-TR-03-43, CarnegieMellon University (2003)
- 6) Brooks, R.: “A Robust Layered Control System for a Mobile Robot”, *IEEE Journal of Robotics and Automation*, Vol.2, No.1, 14/23 (1986)
- 7) Soysal, O., Bahçeci, E., Şahin, E.: “Aggregation in Swarm Robotic Systems: Evolution and Probabilistic Control”, *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences*, Vol.15, No.2, 199/225 (2007)
- 8) Gauci, M., Chen, J., Li, W., Dodd, T. J., Groß, R.: “Self-Organised Aggregation without Computation”, *The International Journal of Robotics Research*, Vol. 33, No. 9, 1145/1161 (2014)
- 9) Kennedy, J., Eberhart, R.C.: “Particle Swarm Optimization”, *In Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*, 1942/1948 (1995)
- 10) Coello, C. A.C., Pulido, G. T., Lechuga, M. S.: “Handling Multiple Objectives with Particle Swarm Optimization”, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 8, No. 3, 256/279 (2004)
- 11) Reyes-sierra, M., Coello, C. A.C.: “Multi-Objective particle swarm optimizers: A survey of the state-of-the-art”, *International Journal of Computational Intelligence Research*, Vol. 2, No. 3, 287/308 (2006)
- 12) 内種, 島中: “単一の目的関数に基づくガイド選択による多目的 PSO”, *進化計算学会論文誌*, Vol. 3, No. 3, 155/162 (2012)
- 13) 増田, 栗原: “多目的 Particle Swarm Optimization に基づく制約条件付き大域的最適化手法”, *電気学会論文誌 C*, Vol. 131, No. 5, 990/999 (2011)
- 14) Pfeifer, R., Scheier, C.: *Understanding Intelligence*, MIT Press (1999)
- 15) Graham, R.L., Sloane, N.J.A.: “Penny-Packing and Two-Dimensional Codes”, *Discrete Computational Geometry* 5: 1/11 (1990)
- 16) Katada, Y., Nishiguchi, A., Moriwaki, K., Watakabe, R.: “Swarm Robotic Network Using Levy Flight in Target Detection Problem”, *Artificial Life and Robotics*, Volume 21, Issue 3, 295/301 (2016)
- 17) 片田: “進化型確率的有限状態機械を用いたスワームロボットの集合行動生成”, 第 18 回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会, 発表予定 (2017)