

ランダムに制御パラメタを設定する大規模並列環境における パラメタフリー島型進化アルゴリズム

Parameter Free Island Model Evolutionary Algorithms on
Parallel Computing Environments Using Randomized Parameter Settings

田邊遼司 福永アレックス
Ryoji Tanabe Alex Fukunaga

東京大学大学院総合文化研究科
Graduate School of Arts and Sciences, The University of Tokyo

This paper presents an empirical evaluation of Random Heterogeneous Island-Model (RHIM) for island-model evolutionary algorithms (EAs), where the control parameter values are independently, randomly assigned for each island. RHIM configures island-model EAs in situations where it is not possible to expend the resources to carefully tune control parameters for a particular application. We apply RHIM to island-model DE and the search efficiency of RHIM is compared to manual tuning of parameter settings for each benchmark problem. The experimental results show that the search efficiency of RHIM tends to become increasingly competitive as the number of islands increases.

1. はじめに

Evolutionary Algorithms (EAs) は最適化問題に対する汎用的な確率的近似アルゴリズムであるが、内在する高い並列性から大規模なクラスターや GPGPU またはクラウド、グリッドといった並列計算環境とは相性が良い。EAs の並列化の単純な実現方法の一つに、島型 EA がある。一般的に、島型 EA では各 CPU コアまたは計算スレッドごとに一つの EA を割り当て、これを一つの島と見なす。そして、予め定めた何らかの規則に従い各島間で個体、つまり解の交換を行うことで探索情報を共有し効率的な探索を行う。

しかし、解きたい問題に対して効率的に探索を行うためには制御パラメタを適切に設定しなくてはならないという問題が EA においては存在する [Eiben 99]。島型 EA についても同様の問題を抱えている [Cantú-Paz 07]。実問題においては解の評価に膨大な計算時間がかかることがあり、パラメタチューニングのために試行錯誤を行うことは困難である場合がある。

本論文では島型 EA のパラメタ設定を各島ごとにランダムに設定する、Random Heterogeneous Island-Model (RHIM) [Gong 11] の有効性を検証する。ここで、制御パラメタ、遺伝的オペレータまたは EA をすべての島において同一のものに設定する方法を homogeneous 島型 EA、島ごとに異なるものを heterogeneous 島型 EA と呼ぶ。RHIM では各島ごとに決められた範囲内にランダムにパラメタ設定を生成し、これを用いて探索を行う。このため、RHIM の枠組みではパラメタチューニングを必要とせず、ほぼパラメタフリーである。

2. RHIM の枠組み

RHIM の大きな特徴は、(1) 各島に異なるパラメタ設定を割り当てる heterogeneous 島型 EA であること、(2) パラメタ設定はランダムに生成することの 2 点である。最適化対象となる問題に適用する任意の EA において、 N 個のパラメタから成るパラメタ設定 $p = (p_1, \dots, p_N)$ が存在し、 M 個の島に対して RHIM の枠組みを使用した場合、島 i ($i = 1, \dots, M$) のパラメタ設定 $p_i = (p_{i1}, \dots, p_{iN})$ の p_{ij} ($j = 1, \dots, N$) は $[p_j^{min}, p_j^{max}]$

内にランダムに生成された値が割り当てられる。ここで、 p_j^{min}, p_j^{max} は予め定めたパラメタ p_j の下限値と上限値である。

RHIM の枠組みは連続的な値を取るパラメタ設定に対してのみではなく、交叉や突然変異などの遺伝的オペレータ、または単一の EA を用いるのではなく、[Peng 10] のように複数の異なる EA を使用するような Algorithm level での heterogeneous 性に対しても考慮することが可能である。

3. 実験

本章では RHIM を実数値最適化問題を主な対象問題とする Differential Evolution (DE) [Storn 97] の島型モデルに適用した実験について述べる。

3.1 設定

実験に使用する島数は 4, 8, 16, 32, 64, 128 及び 256 とした。RHIM の先行研究 [Gong 11] では島数は 100 島が最大であり、クラスター上で並列化し実験を行っていた。しかし、本論文では 256 島までの RHIM の性能評価を行うが、この島数での並列実装が困難であったため、今回は並列計算環境を想定した逐次実行によるシミュレーションにて実験を行った。

移住トポロジーは移住先を自分の島以外の島から毎回ランダムに決定する、Fully connected を用いた。移住は 1 ステップ終了時に各島において最良個体の更新があった場合のみ試行が行われ、自身の島の最良個体が移住先の最悪個体よりも良かった場合、移住先の最悪個体を自分の島の最良個体に置き換える。ここで、homogeneous の場合は集団数分の評価回数、RH においては集団数の生成範囲の最大値に等しい評価回数を使用した場合、これを 1 ステップとして数える。

DE の設定パラメタには集団数、 F 、 CR 及び突然変異戦略がある。本論文では各制御パラメタの範囲は $F, CR \in [0, 1]$ 、集団数は次元の $[1, 5]$ 倍とした。また、突然変異戦略は rand/1 (2)、best/1 (2)、current-to-best/1 (2) 及び current-to-rand/1 の 7 つのうちの一つのものとした。これらの戦略についての詳細な記述は [Das 11] などを参照されたい。

実数値最適化問題のテスト問題には古典的な 13 個のベンチマーク関数 [Yao 99] を使用した。問題の次元数は 30 とした。最大評価回数は各関数ごとに定められた値とした。探索中に得られた最良解の評価値と各関数の最適値との誤差が各関数ごと

連絡先: 田邊遼司 東京大学大学院総合文化研究科 153-8902 東京都目黒区駒場 3-8-1 rt.ryoji.tanabe@gmail.com

表 1: 島数 128 と 256 における RHIM, MH-M, BH-1, BH-M の 50 回の試行における実験結果.

f	128 islands								256 islands							
	RHIM		MH-M		BH-1		BH-M		RHIM		MH-M		BH-1		BH-M	
	SR	NFE	SR	NFE	SR	NFE	SR	NFE	SR	NFE	SR	NFE	SR	NFE	SR	NFE
f ₁	100	1.3e+04	100	2.8 ⁻	100	1.2 ⁻	100	0.27 ⁺	100	1.2e+04	100	3.4 ⁻	100	1.3 ⁻	100	0.29 ⁺
f ₂	100	1.8e+04	82	1.4 ⁻	100	1.1 ⁻	100	0.24 ⁺	100	1.7e+04	100	3.8 ⁻	100	1.2 ⁻	100	0.31 ⁺
f ₃	100	4.8e+04	26	10 ⁻	100	1.3 ⁻	100	0.23 ⁺	100	4.3e+04	100	7.7 ⁻	100	1.5 ⁻	100	0.23 ⁺
f ₄	100	8.0e+04	100	3.2 ⁻	100	1.5 ⁻	98	0.19 ⁺	100	6.5e+04	100	4 ⁻	100	1.9 ⁻	100	0.17 ⁺
f ₅	100	8.4e+04	88	5.3 ⁻	100	1.7 ⁻	96	0.32 ⁺	100	7.7e+04	100	5.6 ⁻	100	1.8 ⁻	100	0.33 ⁺
f ₆	100	4.7e+03	100	2.1 ⁻	100	1.3 ⁻	98	0.24 ⁺	100	4.4e+03	100	2.6 ⁻	100	1.3 ⁻	100	0.26 ⁺
f ₇	100	4.0e+03	100	3.5 ⁻	100	3.4 ⁻	100	0.22 ⁺	100	3.5e+03	100	3.3 ⁻	100	3.6 ⁻	100	0.19 ⁺
f ₈	100	1.7e+04	4	1.5 ⁻	100	2.8 ⁻	100	0.37 ⁺	100	1.6e+04	0	N/A	100	3.1 ⁻	100	0.32 ⁺
f ₉	100	2.0e+04	0	N/A	100	2.7 ⁻	98	0.83 ⁺	100	1.8e+04	0	N/A	100	3 ⁻	84	0.25 ⁺
f ₁₀	100	2.1e+04	100	2.9 ⁻	100	1.2 ⁻	100	0.27 ⁺	100	1.9e+04	100	3.5 ⁻	100	1.3 ⁻	100	0.29 ⁺
f ₁₁	100	1.4e+04	82	4 ⁻	100	2 ⁻	100	0.27 ⁺	100	1.3e+04	100	5.9 ⁻	100	2.1 ⁻	100	0.29 ⁺
f ₁₂	100	1.1e+04	76	0.27 ⁺	100	1.3 ⁻	100	0.28 ⁺	100	1.1e+04	100	3.7 ⁻	100	1.4 ⁻	100	0.3 ⁺
f ₁₃	100	1.3e+04	100	2.9 ⁻	100	1.7 ⁻	100	0.27 ⁺	100	1.2e+04	100	3.4 ⁻	100	1.8 ⁻	100	0.29 ⁺
Avg. SR	100.0		73.7		100.0		99.2		100.0		84.6		100.0		98.8	
Avg. Q	2.7e+02		∞		4.5e+02		8.0e+01		2.4e+02		∞		4.4e+02		6.5e+01	

表 2: 島数 4, 8, 16, 32, 64 における RHIM, MH-M, BH-1, BH-M の 50 回の試行における実験結果.

Strategies	4 islands		8 islands		16 islands		32 islands		64 islands	
	SR	Avg. Q	SR	Avg. Q	SR	Avg. Q	SR	Avg. Q	SR	Avg. Q
RHIM	76.6	1.9e+03	84.2	1.0e+03	89.7	5.6e+02	93.4	4.1e+02	98.6	3.2e+02
MH-M	39.2	∞	45.4	∞	64.3	∞	72.6	∞	76.0	∞
BH-1	100.0	4.9e+02	100.0	4.8e+02	100.0	4.7e+02	100.0	4.6e+02	100.0	4.5e+02
BH-M	92.8	3.2e+02	95.5	2.2e+02	96.9	1.5e+02	98.2	1.2e+02	99.4	1.0e+02

に決められた閾値以下になった場合、その探索は成功とみなされ打ち切られる。ここで述べた、各関数における具体的な設定は [Yao 99] を参照されたい。すべての比較手法において 50 回の独立した試行を行い、成功した割合 (SR) と探索が成功するまでに費やした評価回数の平均 (NFE) で手法の評価を行う。また、有意水準 0.05 の Wilcoxon の順位和検定を行った。

3.2 比較手法

RHIM の比較手法として各テスト関数に対して個々にパラメタチューニングを行った手法を用いることは妥当なことである。本論文では、 M 個の複数の島でチューニングすることで得られた最良のパラメタ設定を用いた Best Homogeneous-Multi (BH-M)、BH-M を求める過程で生成されたパラメタの utility が中央値のパラメタ設定を使用する Median Homogeneous-Multi (MH-M)、一つの島でチューニングして得られた最良パラメタ設定を用いた Best Homogeneous-Single (BH-1) の 3 手法を RHIM の比較手法とした。BH-1 については予備的な実験で移住を行わない方が性能が良好であったため、移住は適用しないこととした。いずれの手法も 3.1 節で述べた RHIM のパラメタ生成範囲に一樣ランダムにパラメタを生成する。最大生成回数は 200 とした。あるパラメタ設定がどれくらい対象問題に適しているかの指標である utility は、1 回の試行の最大評価回数を 300,000 とし、10 回の試行を行い、平均的にどれほど良い解を少ない評価回数で求めることができたかで決した。

3.3 結果と考察

表 1 に島数 128, 256 の場合の RHIM, MH-M, BH-1 及び BH-M の実験結果について示す。ここで、簡便さのため RHIM 以外の手法については NFE を RHIM の NFE で割り、倍率として表している。各テスト関数において最も良いデータを太字で表している。また、表中の記号 +, -, ≈ は RHIM と比べてそれぞれ有意に優れている, 有意に劣っている, 有意差無しを表す。表下の Avg. SR は各手法について全てのテスト関数における SR 値の平均であり、Avg. Q は同様に Q 値の平均である。ここで、 $Q = \text{NFE}/\text{SR}$ であり、Q 値が低いほど最適解への

到達速度が早く、探索が安定していることを意味する。紙面の都合上、島数 4, 8, 16, 32, 64 の実験結果については Avg. SR と Avg. Q のみを表 2 に掲載している。

表 1 より、島数 128, 256 において RHIM は MH-M と BH-1 の両手法よりも SR, NFE の両面で 13 個のほぼ全てのテスト関数において優れていることがわかる。表 1, 2 より、島数に依らず MH-M は RHIM よりも劣る結果となった。表 2 より、島数が 16 以下の場合には RHIM は BH-1 よりも劣るが、島数が 32 以上となると Q 値においては上回るようになり、表 1 から 128 島以上で SR は同等となる。

表 1, 2 より、BH-M は全ての手法中、島数に依らず Q 値が最も良く、表 1 から全てのテスト関数において NFE は RH よりも大幅に少ない。ある程度は予想が付いたことであるが、特定の問題に対して十分なパラメタチューニングを行うことができた場合は BH-M は有用であると言える。しかし、1. 章でも述べたように、実問題においては解の評価に膨大な計算時間がかかり、計算資源の利用に制限がある場合があり、本実験の BH-M の探索性能を常に実現することは困難であると考えられる。この場合、MH-M のように非効率なパラメタ設定を使用してしまい、得られる解の質が低下する危険性がある。

4. 関連研究

RHIM の枠組みは島ごとに異なるパラメタ設定、遺伝的ペレータ及びアルゴリズムを使用する heterogeneous 島型 EA に分類される。Miki らは突然変異率と交叉率を島ごとに異なる設定を使用する Distributed Environment Genetic Algorithm を提案した [Miki 99]。Herrera と Lozano は実数値 GA の交叉の拡張率やランキング選択の選択圧を島ごとに漸進的に異なる値に設定する Gradual Distributed Real-Coded Genetic Algorithms を設計した [Herrera 00]。Dorrnsoro と Bouvry は島型 DE について 2 つの島を使用し、それぞれの島に異なる集団数と突然変異戦略を割り当てる Heterogeneous distributed DE を提案した [Dorrnsoro 11]。Weber らは大域的な探索

を行う島と、集団数を探索の経過に伴い半分づつ減らしていく戦略 [Brest 08] を使用することで局所的な探索を行う島の2つのグループに分ける Distributed Differential Evolution with Explorative-Exploitative Population Families を考案した [Weber 09]. Peng らは CMA-ES, GA, DE や PSO といった複数の異なる EA を各島に割り当てる Population-based Algorithm Portfolio を提案した [Peng 10].

これらの heterogeneous 島型 EA と RHIM の相違点は次の3つである:

1. これらのパラメタ設定は手法の設計者がチューニングを行い決定したものであるのに対して、RHIM ではパラメタ設定を妥当な範囲内に一様ランダムに生成する。
2. これらは比較的小規模な島数における手法であるが、RHIM では大規模な島数での使用を想定している。
3. これらは特定の最適化問題での枠組みであるが、RHIM は対象問題を限定しない汎用的な枠組みである。

特に1と2の性質から、いずれかの先行研究を3.章での256島までの大規模な島数での実験のような並列環境に拡張することは困難である。また3について紙面の都合上、掲載は省略するが、実数値最適化問題以外にも TSP や QAP といった組合せ最適化問題において島型 GA に RHIM を適用したところ、3.章での実験とほぼ同様の結果を得ている。

並列島型 EA において、メタレベルでのチューニング手法を用いてパラメタ設定を決定する手法がこれまでにいくつか提案されてきた。Bianzzini らは6つの突然変異戦略を使用する DE と、PSO 及び Random Search の8つの EA の中から Hyper Heuristic を用いて対象問題に適切な手法を各プロセッサに割り当てる手法を提案した [Bianzzini 09]. León らは類似した Hyper Heuristic 手法を二次元パッキング問題に適用した [León 09]. Clune らは Meta-GA を用いて各島のパラメタ設定を適応的に調整する枠組みを提案した [Clune 05].

これらの多くは得てして複雑であり、また [Clune 05] のように EA のパラメタ設定を削減する代わりに、メタチューニング手法の使用者が設定すべきパラメタ設定を新たに設けてしまっている場合がある。対して RHIM はランダムサンプリングに基づく単純な枠組みであり、余分なパラメタ設定を増やすことは無い。

パラメタ設定を探索中に適応的に調整する適応 EA に関する研究が、古くから数多く行われてきた [Eiben 99]. これらの多くは先に述べたように、いくつかの使用者が設定しなくてはならないパラメタ設定を排除する代わりに、メタレベルでのパラメタ設定を必要とする。

適応 EA を島モデルに拡張した際、メタパラメタを RHIM によって設定することが可能である。紙面の都合上、詳しくは述べないが、DE における F , CR の値を適応的に調整する適応 DE の一手法である JADE [Zhang 09] の島型モデルにおけるメタパラメタに対して RHIM の枠組みを適用し、良好な結果を示すことを確認している。

5. 結論

本論文では島型 EA のパラメタ設定を各島ごとにランダムに設定する RHIM の島型 DE における評価を行った。RHIM はパラメタチューニングが不必要な、ほぼパラメタフリーな枠組みである。RHIM の評価実験では13個の古典的なベンチマーク関数を使用し、各関数に対してパラメタ設定のチューニング

を行った BH-M, MH-M 及び BH-1 の3種類の homogeneous 島型 EA との比較を行った。実験結果は、RHIM は BH-M と比較した場合劣るものの、パラメタチューニングを行っていないにも関わらず、MH-M に対しては島数に依らず優れており、また島数が128以上の場合は BH-1 の性能を上回る結果となった。RHIM はほぼパラメタフリーであり単純な枠組みでありながら良好な性能を持つことから、今後の並列島型 EA の標準的なパラメタ設定手法としての利用が期待される。

参考文献

- [Bianzzini 09] Bianzzini, M., Bánhelyi, B., Montresor, A., and Jelasity, M.: Distributed hyper-heuristics for real parameter optimization, in *GECCO*, pp. 1339–1346 (2009)
- [Brest 08] Brest, J. and Maučec, M. S.: Population size reduction for the differential evolution algorithm, *Appl. Intell.*, Vol. 29, No. 3, pp. 228–247 (2008)
- [Cantú-Paz 07] Cantú-Paz, E.: Parameter setting in parallel genetic algorithms, in F. L., C. L., and Z. M. eds., *Parameter setting in evolutionary algorithms*, pp. 259–276, Springer (2007)
- [Clune 05] Clune, J., Goings, S., Punch, B., and Goodman, E.: Investigations in meta-GAs: panaceas or pipe dreams?, in *GECCO*, pp. 235–241 (2005)
- [Das 11] Das, S. and Suganthan, P. N.: Differential Evolution: A Survey of the State-of-the-Art, *IEEE Trans. Evol. Comp.*, Vol. 15, No. 1, pp. 4–31 (2011)
- [Dorransoro 11] Dorransoro, B. and Bouvry, P.: Improving Classical and Decentralized Differential Evolution With New Mutation Operator and Population Topologies, *IEEE Trans. Evol. Comp.*, Vol. 15, No. 1, pp. 67–98 (2011)
- [Eiben 99] Eiben, A. E., Hinterding, R., and Michalewicz, Z.: Parameter control in evolutionary algorithms, *IEEE Trans. Evol. Comp.*, Vol. 3, No. 2, pp. 124–141 (1999)
- [Gong 11] Gong, Y. and Fukunaga, A.: Distributed island-model genetic algorithms using heterogeneous parameter settings, in *IEEE CEC*, pp. 820–827 (2011)
- [Herrera 00] Herrera, F. and Lozano, M.: Gradual distributed real-coded genetic algorithms, *IEEE Trans. Evol. Comp.*, Vol. 4, No. 1, pp. 43–63 (2000)
- [León 09] León, C., Miranda, G., and Segura, C.: A memetic algorithm and a parallel hyperheuristic island-based model for a 2D packing problem, in *GECCO*, pp. 1371–1378 (2009)
- [Miki 99] Miki, M., Hiroyasu, T., and Hatanaka, K.: A Parallel Genetic Algorithm with Distributed Environment Scheme, in *Proc. IEEE Systems, Man, and Cybernetics* (1999)
- [Peng 10] Peng, F., Tang, K., Chen, G., and Yao, X.: Population-based algorithm portfolios for numerical optimization, *IEEE Trans. Evol. Comp.*, Vol. 14, No. 5, pp. 782–800 (2010)
- [Storn 97] Storn, R. and Price, K.: Differential Evolution - A Simple and Efficient Heuristic for Global Optimization over Continuous Spaces, *J. of Global Optim.*, Vol. 11, pp. 341–359 (1997)
- [Weber 09] Weber, M., Neri, F., and Tirronen, V.: Distributed differential evolution with explorative-exploitative population families, *Genet. Programm. Evol. Mach.*, Vol. 10, No. 4, pp. 343–371 (2009)
- [Yao 99] Yao, X., Liu, Y., and Lin, G.: Evolutionary Programming Made Faster, *IEEE Trans. Evol. Comp.*, Vol. 3, No. 2, pp. 82–102 (1999)
- [Zhang 09] Zhang, J. and Sanderson, A.: JADE: Adaptive Differential Evolution With Optional External Archive, *IEEE Trans. Evol. Comp.*, Vol. 13, No. 5, pp. 945–958 (2009)