

P2P 型セルラー多目的遺伝的アルゴリズムの検討

野田 徹

1 はじめに

遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm:GA) の並列モデルの一つとしてセルラー GA があり、解の多様性を維持しながら解探索を行うことが可能であることが知られている。このセルラー GA は、グリッド構造に個体を配置し、個体同士の近傍関係を用いて GA の処理を行う部分に特徴がある。またこのような近傍関係を用いた GA から派生したものに P2P 型 GA がある。この P2P 型 GA は単一目的最適化において既に研究が行われている。^{?)} そこで、本研究では、P2P 型 GA をグリッド構造のネットワークを用いて多目的最適化問題に適用させた、P2P 型セルラー多目的遺伝的アルゴリズム (Peer-to-Peer Celluler Multi-objective Genetic Algorithm: P2PCMOGA) について検討を行う。提案手法の解探索能力を検討するために、多目的遺伝的アルゴリズムの代表的な手法の一つである NSGA-II との比較を行った。

2 多目的最適化

2.1 多目的最適化問題

多目的最適化問題とは、複数の目的関数のもとで最適解を求める問題のことである。しかし、これらの複数の評価基準は互いに競合することが多いため、ただ 1 つの最適解は存在しない。したがって、多目的最適化問題ではパレート解集合と呼ばれる、互いに劣らない解を数多く求めることが 1 つの目標となる。一般に目的関数にはトレードオフの関係が存在することが多いため、一意に解を求められないことが多い。そこで多目的最適化問題では、以下に示すパレート最適化集合 (Pareto-optimal solution) の概念が使用されている。パレート最適解とは、「ある目的関数値を改善するためには、少なくとも他の 1 つの目的関数の値を改悪せざるを得ないような解」と定義されている。一般にパレート最適解は複数存在することが多く、目的関数間に存在するトレードオフの関係を知る上でも、パレート最適解を数多く求めることが重要となる。Fig. 1 に 2 目的最小化問題におけるパレート最適解の例を示す。

2.2 多目的遺伝的アルゴリズム

多目的最適化の分野では、様々な進化計算手法が用いられているが、中でも最も多く研究されているのは GA を多目的最適化に適応した多目的 GA である。^{?, ?, ?, ?)} 現在代表的な多目的 GA の手法として、Deb らの NSGA-II^{?)} や Zitzler らの SPEA2^{?)} が挙げられる。これらの手法では、探索を行う探索母集団と優良個体を保存するためのアーカイブ母集団を入れ替えや、多様性に優れた解

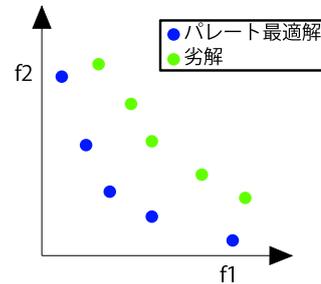


Fig.1 パレート最適解 (出典：自作)

の選択など、多目的最適化において重要なメカニズムを組み込むことで、優れた探索性能を実現している。

3 セルラー GA

GA の並列モデルの一つとして、セルラー GA がある。セルラー GA は 2 次元に個体を配置することで近傍を定義し、その近傍関係に従った個体群を持つ。選択は個体毎に近傍の個体間で実行され、交叉においても近傍の個体間で行なわれる。このように交叉の相手を制限することで解の多様性が維持され、大域探索を行うことが報告されている。^{?)} なお、突然変異においては単純 GA と同じである。セルラー GA におけるグリッドモデルを Fig. 2 に示す。

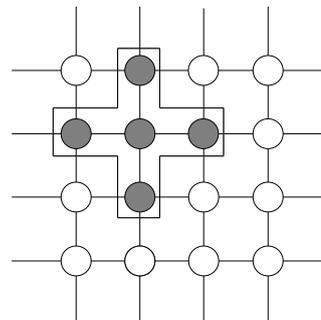


Fig.2 Cellular GA のグリッドモデル (出典：自作)

4 多目的 GA における P2P 型セルラー GA モデルの提案

Fig. 3 に提案手法のアルゴリズムを示す。

個体が持っている情報について説明する。個体は近傍個体の情報を持っている。また、各個体は近傍個体の情報と別のキャッシュと呼ばれる情報を持っている。キャッシュはネットワーク構造とは直接関係のない個体情報である。毎世代キャッシュの情報を近傍個体とやりとりする中で、キャッシュの情報は変化していく。次に提案手法の詳細について説明する。

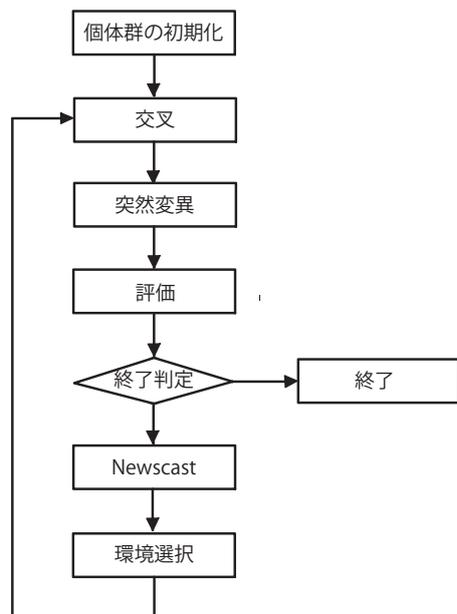


Fig.3 P2P 型セルラー多目的 GA のフローチャート (出典：自作)

- 個体群の初期化
個体群を初期化し、各個体について近傍個体を定義する。また、キャッシュに近傍個体の情報を格納しておく。
- 交叉
全ての個体で近傍の個体と交叉を行い、子個体を生成する。
- 突然変異
子個体に対して突然変異を行う。
- 評価
子個体の適応度値を計算し、選択は交叉・突然変異によって生成した子個体と親個体の比較によって行い、子個体が親個体を優越している場合は子個体を、優越しない場合はそのまま親個体を次世代に残す。なお、個体群構造については親個体のものを維持する。
- Newscast
各個体がランダムに選んだ近傍個体とキャッシュの情報をやりとりする。具体的には、キャッシュに無い個体の情報はキャッシュに加え、キャッシュにある個体は情報が更新されているかを確認し、更新されていればキャッシュ内の個体の情報を更新する。
- 環境選択
各個体は、キャッシュと自個体を合わせた個体群で非優越ソートを行う。その結果自個体がランク1でない場合、ランク1である個体を選択し自個体の染色体情報を書き換える。自個体がランク1である場合には、混雑距離を計算し混雑距離を元に個体を選択し自個体の染色体情報を書き換える。

提案手法は Fig. 3 に示した処理を各個体が非同期で行う。

Table1 実験で用いたパラメータ

個体数	100
設計変数長	20
交叉手法	2点交叉
交叉率	1.0
突然変異率	1/染色体長
終了世代数	400
選択手法*1	混雑度トーナメント選択
トーナメントサイズ*1	2
キャッシュサイズ*2	10

5 数値実験

5.1 実験概要

提案した手法の解性能への影響を検証する為に、数値実験を行う。また、探索結果の性能比較を行う為に、多目的 GA の一般的な手法である NSGA-II との比較も行う。対象問題として、ZDT2, ZDT4 を用いる。ZDT2 は単峰性で非凸型のパレートフロントを有する問題、ZDT4 は多峰性で凸型のパレートフロントを有する問題である。実験を行った際に使用したパラメータを Table 1 に示す。

探索結果の評価は、精度、均一性で行った。精度は得られた非劣解のパレート最適フロントに対する誤差のユークリッド距離の平均である GD (Generational Distance) で表した。均一性と幅広さは、各目的関数に対する最大値と最小値の間を任意に分割し、分割された領域をどれだけカバーできているかを表す被覆率によって表した。

5.2 実験結果

P2PCMOGA と NSGA-II において ZDT2, ZDT4 を解いた際の探索結果の違いについて検証する。テスト関数 ZDT2, ZDT4 において、P2PCMOGA と NSGA-II で行った際の解集合を Fig. 4, Fig. 5 に示す。なお、ここでは探索によって得た解集合の特徴を示す為に、各手法での代表的な探索結果についてのみ示している。次にテスト関数 ZDT2, ZDT4 において、各手法を用いた 30 回試行の探索結果の被覆率と GD の中央値・平均値を Table 2, Table 3 に示す。

Table 2 より、ZDT2 では精度に大きな差は見られないが、被覆率に差が見られている。被覆率の違いは Fig. 4 を見ても明らかである。これは、NSGA-II において全個体を用いて被覆率を上げるためのメカニズムを用いているのに対し、P2PCMOGA では全個体の中の一部の個体情報であるキャッシュを用いてるため被覆率を上げるためのメカニズムがうまく働いていないためであると考えられる。Table 2 より、ZDT4 では精度・被覆率ともに P2PCMOGA が NSGA-II に劣る結果となった。被覆率

*1 NSGA-II のみで用いたパラメータ。

*2 P2P 型 CMOGA のみで用いたパラメータ。

Table2 ZDT2 における被覆率と GD

	P2P 型 CMOGA	NSGA-II
被覆率 (median)	0.310000	0.760000
被覆率 (average)	0.308333	0.7596666
GD(median)	0.225576843	0.2262566
GD(average)	0.23232203	0.226661

Table3 ZDT4 における被覆率と GD

	P2P 型 CMOGA	NSGA-II
被覆率 (median)	0.197500	0.760000
被覆率 (average)	0.203000	0.744333
GD(median)	3.00088	1.607625
GD(average)	3.058043	1.708276

が劣った理由は ZDT2 の場合と同じであると考えられる。精度が劣った理由については、現在調査している段階である。

ゴリズムを考えていく予定である。

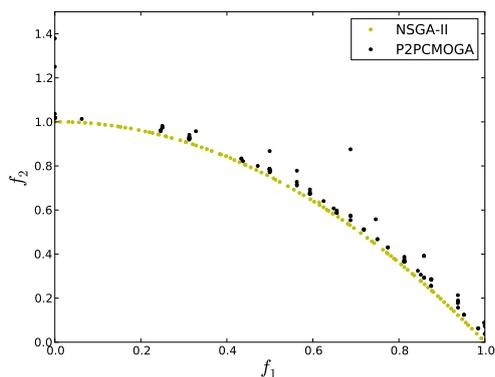


Fig.4 ZDT2 における解集合

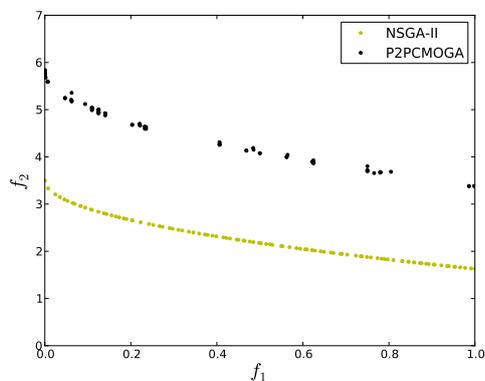


Fig.5 ZDT4 における解集合

6 まとめと今後の展望

本研究では、P2P 型 GA のネットワークをセルラー GA のグリッド構造として多目的最適化問題へと適用し、多目的遺伝的アルゴリズムの代表的な手法の一つである NSGA-II との比較を行った。その結果、現段階において P2PCMOGA は NSGA-II に精度・被覆率において劣っていることがわかった。今後は、精度の差の調査、パラメータチューニング、ネットワーク構造を他の形に変えた場合について検討を行い、その後被覆率を上げるアル