

遺伝的アルゴリズムを用いた適応的近傍並列 SA
伏見 俊彦

1 前回からの課題

GA を用いた適応的傍並列 SA の構築 .

2 今月の研究内容

2.1 GA を用いた適応的近傍並列 SA

近傍並列 SA は複数のプロセスが異なる近傍を持ち、同時に異なる近傍で探索が行える手法である . 今回提案する手法は探索過程において対象とする問題に最適な近傍を GA を用いて自律的に設定する手法である .

2.2 アルゴリズム

提案するモデルは解探索過程において、クーリング処理を行う際に同期をとり、同期時に各プロセスが持っている近傍の探索性能を元に GA を用いて新たな近傍を生成する . その後、新たな近傍を各プロセスに分配し、探索を再開する . つまり、GA により問題に応じた近傍を生成しながら SA を行うモデルである . 概念図を Fig. 1 に示す .

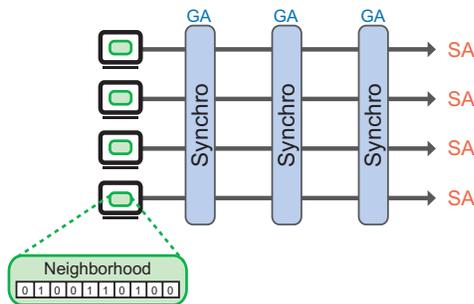


Fig. 1 PSA/AN(GA) のアルゴリズム

3 実験結果

PSA/AN(GA) の性能を検証するために、テスト関数である Rastrigin 関数 を用いた . また、以前の手法である ANPSA、及び PSA/FN、SA/FN との比較を行った . 実験で用いた各パラメータを Table 1 に示す .

最高温度	10.0
最低温度	0.01
総アニーリング数	327680
クーリング率	0.8
トーナメントサイズ	4
交差率	0.6
突然変異率	1/32

Fig. 2 に結果を示す . 縦軸はエネルギー値、横軸は次元数をそれぞれ表している .

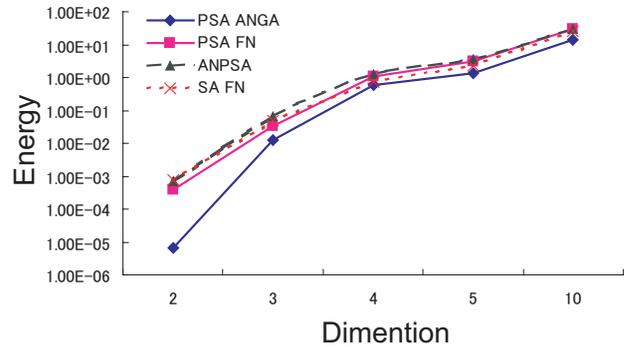


Fig. 2 解探索性能

Fig. 3 に探索近傍の推移を示す . これは探索過程において各プロセスの近傍の推移を示したものである . 縦軸は近傍、横軸はクーリングステップを表している .

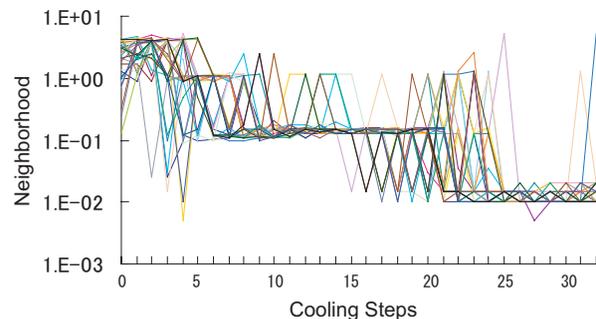


Fig. 3 探索近傍の推移

Fig. 2 より、PSA/AN(GA) が全ての次元において最も良好である . また、Fig. 3 より、探索近傍幅の推移を見ると、探索序盤では大きい近傍が生成されており、探索終盤では小さい近傍が生成されていることが確認できる . つまり、探索過程で GA により最も適している近傍が選択、生成されていると考えられる .

4 今後の課題

以下に示すパラメータによる解精度の変化について検証を行っていく予定である .

- GA パラメータ
- 温度スケジュール