

遺伝的アルゴリズムを用いたハイブリッド 探索のロバスト性に関する研究

5 T-9

石田 智治 藤川 英司 志田 晃一郎 山田 新一
武蔵工業大学

1 はじめに

数多くの最適化問題に対して種々のヒューリスティックアルゴリズムが存在するが、さらに複数の探索アルゴリズムを組み合わせることによって、探索能力が向上する場合がある。しかし、このような複数の探索手法を組み合わせた Hybrid Algorithm(HA)は多くのパラメータを持ち、設計者が問題の規模に合わせて試行錯誤的に最適化を行っているのが現状である。そこで本研究では問題の規模に左右されにくいロバストなパラメータシステムを持つ HA を提案することを目的とする。

2 巡回セールスマン問題 (TSP)

巡回セールスマン問題 (TSP) は典型的な組合せ問題であり、これはセールスマンがある領域内の複数の都市を巡り、再び出発点に戻ってくる過程において巡回全体のコスト (距離) を最小にする都市の巡回の順番を捜し出すというものである。

2.1 巡回都市の配置方法

巡回都市の位置は長方形上に存在し、最適解は長方形を作るように都市を巡回するときとなる。このため最適解が初めから既知の問題に HA を適用することになる。

A Research for robustness of Hybrid Algorithm
using A Genetic Algorithm
Tomoharu Ishida, Hideji Fujikawa,
Koichiro Shida, and Shin-iti Yamada
Musashi Institute of Technology
1-28-1, Tamazutsumi, Setagaya, Tokyo, 158-8597,
JAPAN

2.2 巡回経路の評価方法

また巡回経路の評価として、適応度 (エネルギー) を、式 (1) で求める。

$$fitness = E = \exp\left\{\frac{-0.2(GI - OI)}{OI}\right\}, \quad (1)$$

OI : 最適な巡回総コスト、

GI : 生成された解の巡回総コスト。

3 Hybrid Algorithm(HA)

本研究では、局所探索として Simulated Annealing(SA) を、大域的探索として Genetic Algorithm(GA) を使用し、ハイブリッド化する。また SA は並列処理を行い HA は全体として並列処理の探索となる。図 1 は HA のフローチャートを示したものである。

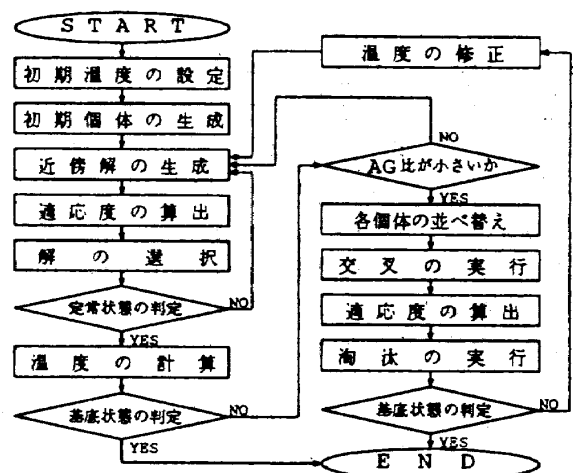


図 1: HA のフローチャート

3.1 解の選択

近傍解から現在の解のエネルギーを差し引いた値を ΔE として、 $\Delta E \geq 0$ のとき近傍解を新規の解として採用、 $\Delta E < 0$ のとき $\exp\{\Delta E/T_i\} > R$ の確率で近傍解を新規の解として採用する。但し、 R は 0.00 から 1.00 の一様な乱数、 T_i は温度パラメータとする。

AG 比の定義

一定温度でしばらく近傍を探索する Short Cycle において、改悪方向 ($\Delta E < 0$) に生成された数と、その中で新規解として受理された数を考えるとき、前者に対する後者の比率を AG 比と定義する。

4 ロバストパラメータ環境の設計

4.1 初期温度システム

HA の局所探索部はそれほど広い範囲の探索を必要とせず、初期温度は逆アニーリング (低温から高温に解探索を行うこと) により、AG 比が 1.0 となる手前で設定を行う。また、本研究で用いる HA では SA と GA を順番に切替えるが、SA 操作の初期温度は GA 操作終了時の適応度の値に応じて、式 (2) を用いて変化させる。

但し、 T_{i0} は修正された初期温度、 T_f は逆アニーリングによって求まった初期温度、 f は GA 終了時の適応度、 δ は正定数とする。

$$T_{i0} = T_f - \delta \cdot f. \quad (2)$$

4.2 温度冷却システム

図 2 に対応する ΔT の値を用い、式 (3) でシステムが自らで温度の冷却度合を決定する。但し、 Δf は現温度探索によって求まった適応度から、前温度探索によって求まった適応度を差し引いた値とする。

$$T_{t+1} = T_t - \Delta T, \quad (3)$$

T_{t+1} : 次期温度,
 T_t : 現在温度,
 ΔT : 冷却量.

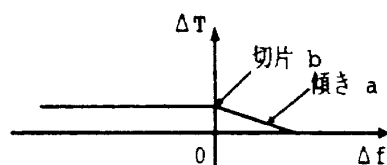


図 2: Δf に対応する ΔT の値

5 シミュレーション結果

CPU: Pentium 150MHz, OS: Linux 2.0.29, gcc version 2.7.2.1 のマシン使用時の HA でのシミュレーションを行い、準最適解 (適応度=0.9) 取得時間を調べた。データはシミュレーション 20 回試行時の平均値で、各々の並列数 (集団数) は 10 とし、シミュレーション条件を統一する。

以上の条件のもと、100 都市問題において最適化 (準最適解取得時間が最良値になるようにチューニング) されたパラメータをそのまま、50 都市問題に適用したときの準最適解取得時間、及び 50 都市問題における準最適解取得時間の最良値を示したものが表 1 である。

表 1: チューニングされたパラメータ使用時の取得時間と 50 都市問題における取得時間の最良値

アルゴリズム	HA
準最適解取得時間	27.8 [sec]
準最適解取得時間の最良値	24.5 [sec]
最良値に対する取得時間の比率	113.5 [%]

6 おわりに

規模の違う問題においてチューニングされたパラメータを、そのまま他の問題に適用しているが、取得時間に大きな差は生まれなかった。これはロバストなパラメータシステムが適用する問題の規模にとらわれず、柔軟に対応していることを示している。

また今後は GA 操作部や並列数 (集団数) といった、パラメータについてもロバスト性を持たせるとともに、他の問題にも適用しパラメータシステムのロバスト性の幅広い検証を行う必要がある。

参考文献

- [1] Malek, M. Guruswamy, M. etc.: A Hybrid ALGORITHM TECHNIQUE, technical report of Texas Univ. at Austin, TR-89-06, 1990
- [2] 北野 宏明: 遺伝的アルゴリズム, 産業図書