

最適な受理確率を目標とする適応的近傍を持つ 温度並列シミュレーテッドアニーリング

三木 光 範[†] 廣 安 知 之[†]
小 野 景 子^{††} 伏 見 俊 彦^{††}

多峰性の連続最適化問題にシミュレーテッドアニーリング (SA) を適用する場合、著者がすでに提案している最適な受理確率を目標とする適応的近傍を持つ SA (SA/AAN) が有効である。本論文では、並列計算機を用いて組合せ最適化問題を解く場合に有効な並列アルゴリズムの 1 つである温度並列シミュレーテッドアニーリング (TPSA) に SA/AAN を組み込んだ手法を提案する。提案手法は各プロセス (プロセッサ) が担当する各温度において、適応的な近傍拡大率を持つ近傍を用いて探索するため、関数のランドスケープに適応した探索が行うことが可能である。一方、TPSA は温度スケジュールが不要であるという特徴がある。そのため本論文で提案する手法は、温度、近傍ともに関数のランドスケープに合わせ自律的な調節を行うことができるという優れた特徴を持つことが分かった。3 つの代表的なテスト関数に適用した結果、提案手法は有効に働くことが分かった。

Temperature Parallel Simulated Annealing with Advanced Adaptive Neighborhood

MITSUNORI MIKI,[†] TOMOYUKI HIROYASU,[†] KEIKO ONO^{††}
and TOSHIHIKO FUSHIMI^{††}

SA/AAN (Simulated Annealing with Advanced Adaptive Neighborhood) is a SA with an adaptive neighborhood range for maintaining an optimum accept ratio, and it shows very good performance for continuous optimization problems. This paper deals with the combination of this adaptive mechanism and TPSA (Temperature Parallel Simulated Annealing). The former automatically determines the appropriate neighborhood range and the latter provides the appropriate cooling schedule automatically. The proposed approach, TPSA/AAN, shows a good performance in solving typical test problems.

1. はじめに

多くの組合せ最適化問題は、問題が大きくなるにつれ解空間が指数的に増大するために真の最適解を求めることが現実的に困難になる。こうした複雑な最適化問題に関しては発見的手法 (ヒューリスティック法) の重要性が高まっている。ヒューリスティック法は最適に近い解を実用的な計算コストで探索する技法である。このとき、実行可能性や最適性を保証することは不可能でもよく、多くの場合、ある実行可能解が最適値にどのくらい近いものかを明確にしなくてもよい。シミュレーテッドアニーリング (Simulated Annealing: SA) もその手法の 1 つである¹⁾。

SA の基礎となる考えは Metropolis らが 1953 年に

発表した焼きなましと呼ばれる加熱炉内の固体の冷却過程をシミュレートするアルゴリズムに端を発し、最適化問題、特に組合せ最適化問題を解く汎用近似解法の 1 つとして用いられている²⁾。SA には任意の非線形性を持ったコスト関数をほとんど処理できるという大きな利点があるが、3 つの欠点が存在する³⁾。1 つは、解探索の振舞いを制御する温度スケジュールの決定が困難であるということであり、あとの 2 つは、解摂動に用いる近傍幅の決定が困難であるということ、解を得るまでの計算時間が長いことである。

SA を適用する場合、重要になるのは、温度パラメータと近傍の設定方法である。温度スケジュールの自動化については温度並列 SA (TPSA: Temperature Parallel Simulated Annealing)^{4),5)} という優れた方法がある。温度並列 SA は並列処理との高い親和性を有しているだけでなく、SA において問題となる温度スケジュールの決定が原理的に不要であるというきわめて優れた特徴を有している。

[†] 同志社大学工学部
College of Engineering, Doshisha University

^{††} 同志社大学大学院
Graduate School, Doshisha University

一方、近傍はユークリッド空間内の距離に相当し任意に大きさを決めることが可能である。一般的に近傍幅が小さい場合にはエネルギーの変化は小さく、近傍幅が大きい場合にはエネルギーの変化が大きい。そのため、連続最適化問題に SA を適応する場合、近傍幅が非常に重要になる。しかし、最適な近傍幅は目的関数のランドスケープに大きく依存するため、最適な近傍幅を一意に定義することは難しいといえる。それに対し、Corana は解摂動に用いる近傍幅を受理確率が 0.5 となるように調節することで、目的関数のランドスケープに応じた近傍調節を自動化した⁶⁾。しかし、Corana の手法で目標受理確率を 0.5 とすることの妥当性は明らかではなかった。そこで、著者らは任意の目標受理確率を与えることのできる新しい近傍設計を考え、最適な受理確率を目標とする適応的近傍を持つシミュレーテッドアニーリング (SA/AAN: Simulated Annealing with Advanced Adaptive Neighborhood)⁷⁾ を提案した。その結果、目標受理確率を 0.5 とする Corana の手法は自律的に近傍幅を決定できる長所があるが、得られた解の精度は良好ではないことが分かった。また、目標受理確率を 0.1 から 0.2 にすることで、良好な解が得られることも分かった。

SA/AAN を用いることで目標受理確率が 0.1 から 0.2 となる近傍幅を自動的に生成することができたが、温度スケジュールについてはあらかじめ適切なものを与える必要があり、自動化できていなかった。

そこで本研究では、温度並列 SA に SA/AAN を適用する方法、すなわち、問題に適応する摂動近傍を持ち、かつ温度スケジュールを自動化できる温度並列シミュレーテッドアニーリング (TPSA/AAN: Temperature Parallel Simulated Annealing with Advanced Adaptive Neighborhood) を提案しその有効性を検証する。

2. 近傍幅を自動化した従来の TPSA

2.1 温度並列 SA (TPSA)

温度並列 SA^{4),5)} は、SA の並列化手法の 1 つであるが、これまでに提案されてきた他の手法と大きく異なる特徴を持つ。それは、従来の SA では逐次アルゴリズムであるが、並列アルゴリズムであるが、温度スケジュールというものを設定する必要があった。温度並列 SA は、その温度スケジュールの設定が自動化できるという点で、従来の並列 SA とはまったく異なっている。

図 1 は温度並列 SA の概念図であり、通常の SA と比較している。上側に示した通常の SA では経験的に決めた単調減少の温度スケジュールを用いる。効率の

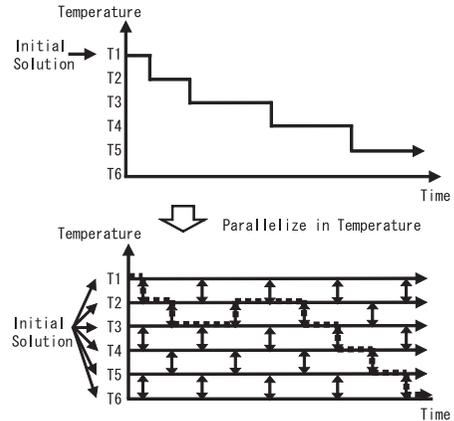


図 1 逐次 SA と温度並列 SA

Fig. 1 Sequential SA and temperature parallel SA.

な最適化を行うためには、この温度スケジュールを適切に設定することが重要な課題である。一方、下側に示した温度並列 SA では、各プロセッサに解を 1 つずつ与え、互いに相異なる一定温度で同時並列的にアニーリングを行うことを考える。図では、 $T1$ から $T6$ までの 6 つの異なる温度を持つプロセスが並列的に実行されている様子を示している。このとき、逐次アルゴリズムで温度 T を温度 T' に減少させることに対応して、この並列アルゴリズムでは温度 T のプロセッサから温度 T' のプロセッサへ解を渡すことを考える。このとき、並列アルゴリズムでプロセッサ間の解の交換を行うタイミングを設定することは、逐次アルゴリズムで温度スケジュールを設定することに相当する。そこで、プロセッサ間の解の交換を確率的に行わせて自動化し、温度スケジュールを不要にすることが考えられる。すなわち、確率的な解の交換が、良い温度スケジュールを選び出してくれることを期待することになる。図 1 では、最高温度からスタートした解が一度 $T3$ に到達した後、再び $T2$ に加熱され、その後また冷却されるという様子を破線矢印で示している。

温度並列 SA における異なる温度を持つプロセッサ間の解の交換は、図 1 に示すようにある温度に対して、1 つ上の隣接温度との交換と 1 つ下の隣接温度との交換を交互に行う。隣接温度間での解の交換は式 (1) で計算される確率に従って行う。

$$P_{EX}(T, E, T', E') = \begin{cases} 1, & (\text{if } \Delta T \cdot \Delta E < 0) \\ \exp\left(-\frac{\Delta T \cdot \Delta E}{T \cdot T'}\right) & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (1)$$

ただし, $\Delta T = T' - T$, $\Delta E = E' - E$ である.

式 (1) により決定される確率は 2 つのプロセス間での解品質の差とプロセス間の温度差より決定される. よって, 隣接するプロセッサ間で良好な解は低い温度のプロセッサへ移動する確率が高くなる. すなわち相対的に良好な解は低温度付近に, 劣悪な解は高温度付近へ解が移動する. 一方, 高温プロセッサに移動した解が最良解となって低温プロセッサに急速に移動してくる可能性もある. このことから, 解の品質に応じた温度スケジュールを自動的に決定することができる.

2.2 適応的近傍を持つ温度並列

SA (TPSA/AN)

Corana が提案した SA⁶⁾ は, 無駄な探索が生じるのを防ぐため, 解摂動に用いる近傍の範囲を受理確率が 0.5 になるように近傍を調節する方法である. TPSA/AN⁷⁾ は, 温度並列 SA に近傍幅を受理確率 0.5 になるように調節する Corana の手法(ここではこれを SA/AN: Simulated Annealing with Adaptive Neighborhood と呼ぶ)を温度並列 SA に組み込んだ適応的近傍を持つ温度並列 SA である. 従来の温度並列 SA との違いは, 近傍幅を受理確率を基にして適応的に変化させる処理を加えたことである.

このアルゴリズムにおいて, 解摂動は式 (2) で表される一様分布の近傍を考え, 現在の各設計変数 x_i から, 次状態の各設計変数 x'_i を次式によって生成する.

$$x'_i = x_i + rm \quad (2)$$

ここで, r は $[-1, 1]$ の一様乱数である. また, m は近傍幅を決定するパラメータである. このパラメータ m を式 (3) を用いて決定する. ここで p は, 近傍幅を変更する間隔 N の間に解摂動が受理された回数 n から, $p = n/N$ と計算される. また, c はスケールリングパラメータである. Corana は $c = 2$, $N = 8$ を用いている.

$$\begin{cases} m' = m \times g(p) \\ g(p) = 1 + c \frac{p-p_1}{p_2}, & \text{if } p > p_1 \\ g(p) = \left(1 + c \frac{p_2-p}{p_2}\right)^{-1}, & \text{if } p < p_2 \\ g(p) = 1, & \text{otherwise} \\ p_1 = 0.6, p_2 = 0.4 \end{cases} \quad (3)$$

文献 7) より TPSA/AN は固定近傍を持つ逐次 SA (SA/FN: Simulated Annealing with Fixed Neighborhood), 固定近傍を持つ温度並列 SA (TPSA/FN), および適応的近傍を持つ逐次 SA (SA/AN) より良好な性能を示すことが報告されている. これは Corana の手法を用いることにより, 連続関数に SA を適用した場合の近傍設計が自動化されるためだと考えられる.

しかし, Corana の手法は, 目標とする受理確率を 0.5 とする根拠は示されていないという問題点が残っていた. これに対し三木ら⁸⁾ は, 近傍の大きさを固定した SA (固定近傍 SA) と受理確率を 0.5 にする SA の性能を比較した⁷⁾. その結果, 固定近傍 SA では, 適切な近傍幅を与えることにより, 受理確率 0.5 に調節した場合より良好な結果が得られた. したがって, 受理確率を 0.5 に調節することが必ずしも良いとは考えられないことが分かった.

3. 最適な受理確率を目標とする適応的近傍を持つ温度並列 SA の提案 (TPSA/AAN)

著者らは, 適応的近傍を用いない一般の SA では探索終了時には受理確率が非常に小さくなることから, 受理確率を 0.5 に保つ Corana の手法では一定に保つ受理確率が高すぎるとして SA/AAN を提案した⁹⁾. この研究において, 適応的近傍調節に用いる目標としての受理確率は 0.5 ではなく 0.1~0.2 の値が適切であることが分かった. 一方, 適応的近傍を持つ SA は温度並列 SA においてきわめて高い親和性を有することが報告されている⁷⁾. そこで, 本研究では, 温度並列 SA に適応的近傍のメカニズムである SA/AAN を適用し, 最適な受理確率を目標とする適応的近傍を持つ温度並列 SA (Temperature Parallel SA with Advanced Adaptive Neighborhood: TPSA/AAN) を提案する. 提案アルゴリズムを図 2 に示す. 図 2 に示すアルゴリズムは並列処理を行う場合, 全プロセスが

```

Algorithm TPSA/AAN
1 begin
2  初期設定;
3  n:=0;
4  m:=0;
5  while 終了条件が満たされない do
6  begin
7  次状態生成;
8  受理判定;
9  n = n+1;
10 m = m+1;
11 if n > N
12 begin
13  近傍幅調節;
14  n = 0;
15 end
16 if m > M
17 begin
18  解交換;
19  m = 0;
20 end
21 end
22 end

```

図 2 TPSA/AAN アルゴリズム
Fig. 2 Algorithm of TPSA/AAN.

行う処理である．近傍幅の調節は解の推移 N 回ごと，解交換は推移 M 回ごとに行うものとする．なお，解の摂動受理は従来の SA¹⁰⁾ で用いられる Metropolis 基準を用いている．また解の交換方法は式 (1) で計算される確率に従って行う．

本手法と従来の TPSA/AN⁷⁾ との違いは，近傍調節メカニズムに SA/AN を組み込むことにより近傍拡大率自体を適応的に変化させることにある．つまり，図 2 で近傍調節アルゴリズムが異なる．このアルゴリズムは，式 (4) に示す階段関数を用いて受理確率から近傍幅を決定する．すなわち，受理確率が目標値の上限より大きい場合には近傍を H_0 倍し，目標値の下限より小さい場合は近傍幅を半分に減らす．このとき，近傍幅を増加させる拡大率 H_0 を，式 (5) のように再帰的に定義し，受理確率が下がりにくいときには，拡大率が十分に大きな値になるようにした．すなわち，拡大率の初期値を 2.0 とし受理確率が目標値の上限より大きい場合は拡大率を 2 倍に増加させる．このメカニズムにより拡大率はいくらかでも大きな値をとれることになる．

なお，SA/AN のアルゴリズムは逐次アルゴリズムであるため，図 2 において 16~20 ステップを削除したアルゴリズムである．

ここで p は，近傍の範囲を変更する間隔 N の間に解摂動が受理された回数 k を用いて， $p = k/N$ と計算される．また，ここで p' は，近傍幅のパラメータ (H_0) を変更する間隔 L の間に解摂動が受理された回数 l を用いて， $p' = l/L$ と計算される．また p_1, p_2 は目標とする受理確率の上限値および下限値である．

$$\begin{cases} m' = m \times g(p) \\ g(p) = H_0, & \text{if } p > p_1 \\ g(p) = 0.5, & \text{if } p < p_2 \\ g(p) = 1.0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases} H_0 = H_0 \times H_1, \\ \text{(初期設定: } H_0 = 2.0) \\ H_1 = 2.0, & \text{if } p' > p_1 \\ H_1 = 0.5, & \text{if } p' < p_2 \\ H_1 = 1.0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

SA/AN では，高温時には目標受理確率を 0.5 とし，その近傍幅を固定にしたまま探索を行う．このとき，温度の減少とともに受理確率も減少し，目標受理確率に達したときに近傍調節メカニズムが働き，その値を維持する．このアプローチを TPSA に組み込む場合には次の検討が必要である．

1) 各温度において目標受理確率を一定とするか変化

させるか．

- 2) 目標受理確率を温度に対して一定とする場合，高温プロセスでは目標受理確率が達成できない場合がある．

TPSA の各温度ごとに目標受理確率を変化させる方法は，各温度に対応する適切な目標受理確率が不明であるため実現は困難である．そこで，SA/AN の研究で明らかとなった最適な目標受理確率である 0.1~0.2 を採用することは合理的であるといえる．ただし，この場合には高温プロセスにおいて近傍幅が極端に大きくなるため，近傍幅の上限値を設計空間の大きさとした．

4. 提案手法の有効性の検証

4.1 対象問題

提案した手法の性能を評価するために 3 つの標準テスト関数を用いる．式 (6) に示す Rastrigin 関数¹¹⁾，式 (7) に示す Griewank 関数¹²⁾ および式 (8) に示す Rosenbrock 関数¹²⁾ であり，いずれも $N = 3$ とした．Rastrigin 関数，Griewank 関数の最適解は原点に存在し，そのときの関数値は 0 であり，Rosenbrock 関数の最適解は $(x_1, \dots, x_N) = (1, \dots, 1)$ に存在し，そのときの関数値は 0 である．

$$f_R(\vec{x}) = (N \times 10) + \left[\sum_{i=1}^N (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i)) \right] \quad (6)$$

定義域: $-5.12 < x_i \leq 5.12$,

最適解: $\min(f_R(\vec{x})) = f_R(0, 0, \dots, 0)$,

最適値: $f_R(\vec{x}) = 0$

$$f_G(\vec{x}) = 1 + \sum_{i=1}^N \left(\frac{x_i^2}{4000} \right) - \prod_{i=1}^N \left(\cos \left(\frac{x_i}{\sqrt{i}} \right) \right) \quad (7)$$

定義域: $-600 < x_i \leq 600$,

最適解: $\min(f_G(\vec{x})) = f_G(0, 0, \dots, 0)$,

最適値: $f_G(\vec{x}) = 0$

$$f_{Ro}(\vec{x}) = \sum_{i=1}^{N-1} (100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (1 - x_i)^2) \quad (8)$$

定義域: $-2 < x_i \leq 2$,

最適解: $\min(f_{Ro}(\vec{x})) = f_{Ro}(1, 1, \dots, 1)$,

最適値: $f_{Ro}(\vec{x}) = 0$

4.2 パラメータ設定

温度並列 SA では，温度パラメータとして最高温度

と最低温度をあらかじめ決定しなければならない．この方法について以下に述べる．

本手法においては近傍幅の適応的調節によって，高温時には近傍幅が大きく，低温時には近傍幅は小さく調節される．そこで，最高温度で調節される近傍幅によって問題空間を大域的に探索することが可能であれば，その最高温度は問題に適したものであると考えられる．具体的には予備実験により，最高温度でのアーニング時の解探索領域と問題空間の定義域との比較を行い，その差が最小になるように最高温度を決める．なぜなら，最高温度がこれより低ければ定義域に探索されない領域が生じる．

一方，最低温度では解の制度を向上させるための探索が行わなければならない．そのため，最低温度での近傍幅は十分に小さなものが望まれる．ただし，必要とする精度以上に小さな近傍幅である必要もない．そこで，予備実験によって，求める精度と同じオーダの近傍幅が得られる温度を最低温度とする．

また，逐次 SA におけるクーリングで用いる温度数は温度並列 SA の温度数と同じ温度を用いた．逐次 SA のクーリング率は最高温度，最低温度，および温度数を決定すれば，自動的に決定される．また計算回数は逐次 SA の総計算量と，温度並列 SA における各温度の計算量の総和が等しくなるように設定し，提案手法に用いた目標受理確率は 0.1 とした．他のパラメータについては，経験的に決定し，温度並列 SA におけるプロセッサ数は 32 とした．

数値実験に用いた，式 (6)，(7) および (8) に示す 3 つのテスト関数のために設定したパラメータを表 1 および表 2 に示す．

なお，乱数は rand48 を用いた．この乱数は，48 ビットの線形疑似乱数生成関数で Martin Birgmeier によって書かれた．この乱数の詳細は文献 13) を参照されたい．

4.3 TPSA/AAN の性能

数値実験では，本論文で提案した TPSA/AAN，TPSA に Corana の手法を組み込んだ TPSA/AN，問題に適応する振動近傍を持つ SA/AAN および Corana の手法である SA/AN の 4 つの手法の解の精度を比較し，提案手法の有効性を検証する．各手法を 3 次元の Rastrigin 関数，Griewank 関数，Rosenbrock 関数に適用した場合に得られた最小エネルギー値を図 3 に示す．これらの結果は，30 回試行の中央値を用いている．中央値を用いた理由は，複数の局所解が存在し，それらの関数値に大きな差がある場合には中央値で比較すると位置母数の推定量として頑健であるからである．

表 1 Rastrigin 関数，および Griewank に対する TPSA/AAN のパラメータ

Table 1 Parameters used for Rastrigin and Griewank.

Function	Rastrigin	Griewank
Max.(Initial) temperature	10	20
Min.(Final) temperature	0.01	0.001
Markov Length	100000	300000
Cooling ratio	0.8	0.726
Target acceptance ratio	0.1	
Neighborhood adjustment interval	50	
Neighborhood range's parameter adjustment interval	200	
number of processors	32	

表 2 Rosenbrock 関数に対する TPSA/AAN のパラメータ

Table 2 Parameters used for Rosenbrock.

Function	Rosenbrock
Max.(Initial) temperature	1
Min.(Final) temperature	0.001
Markov Length	3000
Cooling ratio	0.81
Target acceptance ratio	0.1
Neighborhood adjustment interval	50
Neighborhood range's parameter adjustment interval	200
number of processors	32

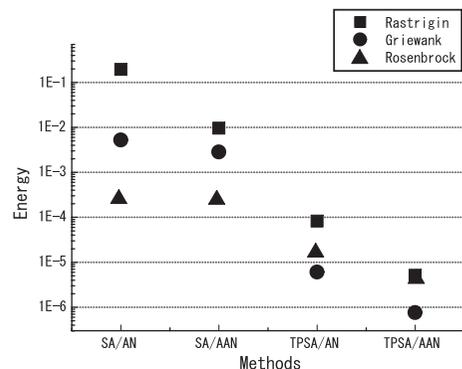


図 3 最適解のエネルギー

Fig. 3 Energy of optimum solutions.

縦軸がエネルギーであり，横軸が手法を示している．

図 3 より，Rastrigin 関数，Griewank 関数，Rosenbrock 関数ともに SA/AAN は SA/AN より良好な結果を示していることが分かる．また，これらの手法に TPSA を適用した TPSA/AAN と TPSA/AN との性能比較をすると，TPSA/AAN が良好であることが示された．つまり，TPSA/AAN が最も性能の高い手法であるといえる．

4.4 TPSA/AAN の有効性

TPSA/AN と TPSA/AAN の近傍履歴，エネルギー履歴を比較し，TPSA/AAN の有効性を考察する．対

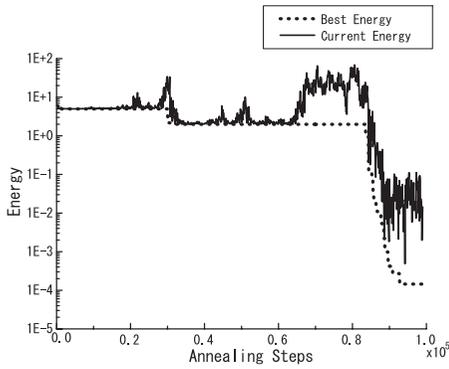


図 4 TPSA/AN のエネルギー履歴
Fig. 4 History of energy (TPSA/AN).

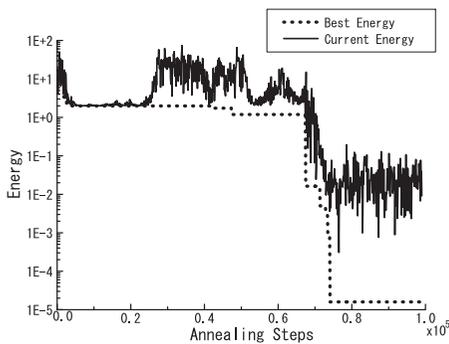


図 5 TPSA/AAN のエネルギー履歴
Fig. 5 History of energy (TPSA/AAN).

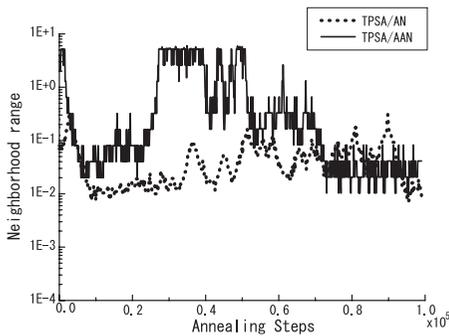


図 6 近傍履歴
Fig. 6 History of neighborhood range.

象問題には 3 次元の Rastrigin 関数を用いた。図 4 に TPSA/AN のエネルギー履歴、図 5 に TPSA/AAN のエネルギー履歴、図 6 に TPSA/AAN, TPSA/AN の近傍幅の履歴を示す。

これらの図はある 1 試行の最良解に関する履歴であり、横軸がアニーリングステップ数、縦軸は近傍幅およびエネルギー値を示している。Rastrigin 関数はそれぞれの局所解の間隔が 1 であるために、近傍幅が 1 程度あれば局所解からの脱出が可能になる。

図 4 および図 5 に示すエネルギー履歴を比較すると、TPSA/AAN の方が TPSA/AN よりよい解が得られていることが分かる。その理由は、図 6 に示す近傍幅履歴から分かる。すなわち、TPSA/AN では近傍幅は初期の段階で 1 以下になり、局所解に陥っていることが分かる。これに対し、TPSA/AAN では、必要ときに近傍幅が 1 以上になっており、局所解から脱出することができる。これは、TPSA/AAN が近傍拡大率自体を適応変化させるといったメカニズムを持っているため、ダイナミックな近傍調節が可能になり、局所解から脱出するのに必要な近傍幅を作り出せるためだと考えられる。

4.5 並列効果について

TPSA/AAN が他の手法 (TPSA/AN, SA/AAN, および SA/AN) よりも良好な探索性能を示すことは前節で述べた。これに加え、TPSA/AAN, TPSA/AN, SA/AAN, および SA/AN の 4 つの手法を計算リソースの面から比較する。

本論文では数値実験に関して、すべての手法で計算量を統一し、得られた解精度を比較することにより優劣を比較している。つまり、同じ計算量でどれだけ良好な解を得ることができるかということで優劣を比較している。TPSA/AAN および TPSA/AN は並列モデル、SA/AAN および SA/AN は逐次モデルである。このため、計算量を一定としたときは並列モデルである TPSA/AAN, および TPSA/AN のほうが逐次モデルである SA/AAN, および SA/AN よりも短い計算時間で結果を得ることができる。一方、並列モデルの 1 つである温度並列 SA (TPSA) は計算時間の短縮だけでなく、解の精度の向上も実現している。なお、温度並列 SA が逐次 SA に比べ短い計算で良好な解を得ることができることは文献 5) でも報告されている。

次に、計算リソースの面からの比較を行うために、設計変数 3 の Rastrigin 関数に対して最適解領域に達するまでに要したアニーリングステップ数の比較を図 7 に示す。横軸が比較手法、縦軸がアニーリングステップ数を示している。ここで、最適解領域とはエネルギー値が 10^{-2} 以下の領域のことをさす。比較は SA/AAN, TPSA/AN および TPSA/AAN で行った。SA/AN に関しては最適解領域に達することができなかったため、比較対象から除外している。

図 7 より、TPSA/AN および TPSA/AAN は SA/AAN に比べ、少ない評価計算回数で最適解領域に到達することが分かる。また、TPSA/AN と TPSA/AAN では大きな差は見られない。このことから、TPSA/AAN と TPSA/AN は SA/AAN およ

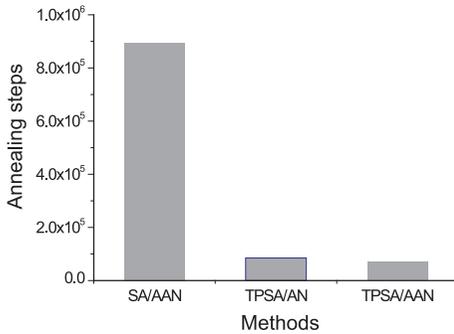


図 7 最適解領域までに必要なアニーリング数

Fig. 7 Annealing steps for optimal solution territory.

び SA/AN と比較し、並列処理による計算時間の短縮に加えて、解探索性能の向上によるアニーリング数の減少という両方の効果により、きわめて優れているといえる。

一方、TPSA/AAN と TPSA/AN については並列性能という面からは同等である。ただし、TPSA/AAN は 4.4 節で述べたように同一の計算量で得られる解の精度は TPSA/AN と比較して向上しており、このことから TPSA/AN では最適解領域に達してからの探索性能が低いことが分かる。

5. おわりに

本研究では、SA において高精度の解が探索できる受理確率である 0.1 ~ 0.2 を目標受理確率とし、それを TPSA において実現することのできる新しい適応的近傍アルゴリズム (SA/AAN: Simulated Annealing with Advanced Adaptive Neighborhood) を組み込んだ温度並列 SA (Temperature Parallel Simulated Annealing with Advanced Adaptive Neighborhood: TPSA/AAN) を提案した。そして実験結果より、提案手法は問題に適應する摂動近傍を持つ SA/AAN および TPSA に Corana の手法を組み込んだ TPSA/AN より良好な解を得られることが分かった。また、提案手法のアルゴリズムは、近傍、および温度スケジュールともに自律的に調節されるためにパラメータ調節が不要となり、多くの複雑な問題に対して有効であると考えられる。

なお、最適な目標受理確率についてはいくつかの対象問題に対する予備的実験結果より、本報では 0.1 としたが、この値については問題が大きく異なれば多少変化すると考えられる。そのため、今後の課題としては他の問題、および実問題にも適用し、提案手法の有効性を検証する必要がある。

参考文献

- 1) Reeves, C.R. (編), 横山, 奈良ら (訳): *モダンヒューリスティックス*, 日刊工業新聞社 (1997).
- 2) Aarts, E. and Korst, J.: *Simulated Annealing and Boltzmann Machines*, John Wiley & Sons (1989).
- 3) Ingber, L.: Simulated annealing: Practice versus theory, *Journal of Mathl. Comput. and Modelling*, Vol.18, No.11, pp.29-57 (1993).
- 4) 木村宏一, 瀧 和男: 時間の様な並列アニーリングアルゴリズム, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol.90, No.46, pp.1-8 (1990).
- 5) 小西健三, 瀧 和男, 木村宏一: 温度並列シミュレーテッドアニーリング法とその評価, 情報処理学会論文誌, Vol.36, No.4, pp.797-807 (1995).
- 6) Corana, A., Marchesi, M., Martini, C. and Ridella, S.: Minimizing multimodal functions of continuous variables with the simulated annealing algorithm, *ACM Trans. Mathematical Software*, Vol.13, No.3, pp.262-280 (1987).
- 7) 三木光範, 廣安知之, 小野景子: 適応的シミュレーテッドアニーリング, 日本機械学会第 14 回計算力学講演会講演論文集, pp.1-10 (2001).
- 8) 三木光範, 廣安知之, 笠井誠之, 小野景子: 適応的近傍を持つ温度並列シミュレーテッドアニーリング, 情報処理学会論文誌, Vol.42, No.4, pp.745-753 (2001).
- 9) 三木光範, 廣安知之, 小野景子: 最適な受理確率を目標とする適応的近傍を持つシミュレーテッドアニーリング, 情報処理学会論文誌, Vol.44, No.1, pp.1-6 (2003).
- 10) Kirkpatrick, S., Gelett Jr., C.D. and Vecchi, M.P.: Optimization by simulated annealing, *Science*, Vol.220, No.4598, pp.671-680 (1983).
- 11) Rosen, B.E., 中野良平: シミュレーテッドアニーリング—基礎と最新技術, 人工知能学会誌, Vol.9, No.3, pp.365-372 (1994).
- 12) Whitley, D., Mathias, K., Rana, S. and Dzubera, J.: Evaluating evolutionary algorithms, *Artificial Intelligence*, Vol.85, pp.245-2761 (1996).
- 13) <http://www.ics.uci.edu/eppstein/projects/pairs/>

(平成 15 年 3 月 5 日受付)

(平成 15 年 10 月 16 日採録)



三木 光範(正会員)

1950年生。1978年大阪市立大学大学院工学研究科博士課程修了，工学博士。大阪市立工業研究所研究員，金沢工業大学助教授を経て1987年大阪府立大学工学部航空宇宙工学科助教授，1994年同志社大学工学部教授。進化的計算手法とその並列化，および知的なシステムの設計に関する研究に従事。著書は『工学問題を解決する適応化・知能化・最適化法』(技法堂出版)等多数。IEEE，米国航空宇宙学会，人工知能学会，システム制御情報学会，日本機械学会，計算工学会，日本航空宇宙学会等会員。超並列計算研究会代表。通産省産業技術審議会委員。



小野 景子

1978年生。2001年同志社大学工学部知識工学科卒業。2003年同志社大学大学院工学研究科修士課程修了。並列処理，シミュレーテッドアニーリング等の研究に従事。同年(株)トヨタコミュニケーションシステム入社。



伏見 俊彦

1979年生。2002年同志社大学工学部知識工学科卒業。同年同志社大学大学院工学研究科修士課程入学。並列処理，シミュレーテッドアニーリング等の研究に従事。



廣安 知之(正会員)

1997年早稲田大学大学院理工学研究科後期博士課程修了。現在，同志社大学工学部専任講師。創発的計算，進化的計算，最適設計，並列処理等の研究に従事。IEEE，電気情報通信学会，計測自動制御学会，日本機械学会，超並列計算研究会，日本計算工学会各会員。