

受理率に依存する適応的近傍を持つ シミュレーテッドアニーリングの 実最適化問題における有効性 ——光通信用利得等化フィルタへの応用

三木 光 範^{†1} 上田 祐 一 郎^{†2} 廣 安 知 之^{†1}

複雑な最適化問題を進化的手法で解く場合はパラメータの設定が難しく、連続最適化問題にシミュレーテッドアニーリング(SA)を適用する場合は近傍の設計が難しい。一方、受理率に依存する適応的近傍を持つSA(SA/AAN)は近傍を探索に応じて自動調節できることから、特に実最適化問題のような複雑な最適化問題に有効であると考えられている。しかし、SA/AANの有効性はテスト関数で検証されているが、実最適化問題での検討はされていない。本研究では、光通信用利得等化フィルタ設計問題にSA/AANを適用し、一般的なSAと比較して短時間で高い精度の解が得られることについて示す。

Effectiveness of Simulated Annealing with Advanced Adaptive Neighborhood for a Real Optimization Problem — Application to Gain Flattening Filter

MITSUNORI MIKI,^{†1} YUICHIRO UEDA^{†2}
and TOMOYUKI HIROYASU^{†1}

It is difficult for us to adjust the parameters when we solve complicated optimization problems with an evolutionary method. Especially, it is difficult to determine the appropriate neighborhood when we apply the simulated annealing (SA) to continuous optimization problems. On the other hand, the SA with advanced adaptive neighborhood (SA/AAN) which can adjust the neighborhood automatically is effective for complicated optimization problems including real optimization problems. The effectiveness of this method has been verified with some test functions, but it has not been examined for real optimization prob-

lems. In this paper, we apply SA/AAN to the design optimization problem of a gain flattening filter for optical communications, and show the effectiveness of this method.

1. はじめに

近年、我々の社会を構成するシステムは大規模化、複雑化が進み、それにとまって最適なシステムの設計を行うことが重要となっている。こうした複雑な最適化問題に対する解法として、シミュレーテッドアニーリング (Simulated Annealing: SA)^{1),2)} や遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA)^{3),4)} などのヒューリスティック手法が重要視されている。

SA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た汎用的近似解法であり、特に組合せ最適化問題を解くために用いられてきた¹⁾。一方、連続最適化問題に対しても、対象となる問題がきわめて複雑になるとともに、SAが従来までの数理計画法に代わって多く用いられてきている⁵⁾。これらの例として、マーケットの最適セグメント化⁶⁾ やトランジスタなどの素子を集積したマイクロ波回路のレイアウト設計⁷⁾、タンパク質の構造解析⁸⁾、画像処理の最適設計⁹⁾などがあげられ、実最適化問題においてもその有効性が示されている。

このようにSAは幅広い問題に適用できる。この際重要となるパラメータとして、解摂動のための近傍構造および温度スケジュールがあげられ、解精度に大きな影響を及ぼす²⁾。特に対象問題が連続最適化問題のときの近傍構造は、現在の状態から次状態へ摂動しうる最大の範囲であり、近傍幅と呼ぶ。一般的に、近傍幅が小さい場合は局所的な探索性能は向上するが局所最適解に収束しやすくなる。逆に近傍幅が大きい場合は大域的最適解を得やすくなるが無駄な探索が多くなる。したがって、近傍幅の設定が探索性能に大きく影響することから、近傍構造が重要となる²⁾。

近傍幅に関する研究はこれまでに多くなされてきたが¹⁰⁾、特に目的関数が複雑な場合は目的関数に応じた近傍幅が必要となるため、近傍幅の設定が容易でなくなる。一方で、受理率に依存する適応的近傍を持つSA (Simulated Annealing with Advanced Adaptive

^{†1} 同志社大学工学部

Faculty of Engineering, Doshisha University

^{†2} 同志社大学大学院工学研究科

Graduate School of Engineering, Doshisha University

Neighborhood: SA/AAN)¹¹⁾ は近傍幅を探索中の受率率を用いて適応的に自動調節できる。

このため SA/AAN は、目的関数に適応した近傍幅を設定できるといえ、特に実最適化問題のような複雑な最適化問題に有効であると考えられている。しかし、これまでに SA/AAN の有効性はテスト関数においては検証されているが¹¹⁾、実最適化問題での検討はされていない。本研究では、実最適化問題における光通信用利得等化フィルタ (Gain Flattening Filter: GFF)¹²⁾ の最適設計問題を対象とし、SA/AAN の有効性について検討する。

2. 受率率に依存する適応的近傍を持つ SA (SA with Advanced Adaptive Neighborhood: SA/AAN)

2.1 SA のアルゴリズム

SA のアルゴリズムを図 1 に示す。まず温度 T を初期設定した後、与えられた初期状態 x_0 から出発して次状態 x' を生成し、その評価値 E' を計算する。なお、次状態を生成しうる最大の範囲を近傍幅と呼ぶ。次に、評価値の差分 $\Delta E (= E' - E)$ と温度 T_k に応じて受率判定を計算し、受率の場合は次状態に推移する。受率判定には、式 (1) に示すメトロポリス基準を用いる。この処理を繰り返し、現在の温度 T_k で平衡状態に達したら、冷却処理

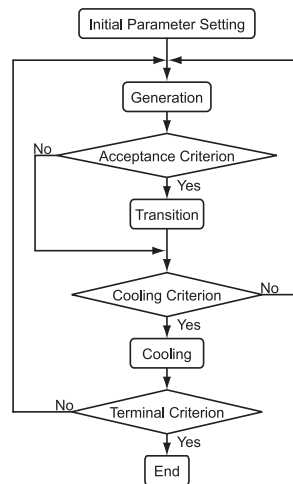


図 1 SA のアルゴリズム

Fig. 1 Algorithm of Simulated Annealing.

を行い次の温度 T_{k+1} を求め、再び探索を進める。この冷却処理には、式 (2) を用いる。十分温度が下がり終了条件に達したら探索を終了する。なお、探索条件には温度や探索回数などが考えられ、本研究では探索回数を終了条件としている。

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

$$T_{k+1} = \gamma T_k (0.8 \leq \gamma < 1) \quad (2)$$

2.2 SA/AAN の基本概念

連続最適化問題に SA を適用する場合は近傍幅の設定が重要となる。しかし、このパラメータは対象問題が複雑になるほど設定が容易でなくなる。

一方、近傍幅は受率率にも影響を与える。受率率とは、探索中に生成した一定数の次状態のうち受率した割合を示すものである。

探索序盤、すなわち評価値が良好でないとき、近傍幅が過小の場合、目的関数が近似的に超平面となり、ランダムな探索に対して改良と改悪の比率はほぼ等しくなり、かつ改悪における評価値の差も小さくなるため、受率率は 0.5 以上となる。一方探索終盤で最適解の近傍を探索している場合、近傍幅が過大のとき、改良となるチャンスは少なく、受率率は小さくなる。このように、探索状況に応じて受率率は変化する。そこで本手法では、目標とする受率率の値を指定し、探索中の受率率がこの値より大きければ近傍幅を拡大し、小さければ縮小する。この自動調節によって問題に適応した近傍幅を得ることができる¹¹⁾。なお、目標受率率の良好な値は問題によって大きな差はなく、0.2 程度が良いことが分かっているため¹¹⁾、本研究でも 0.2 と指定した。

2.3 SA/AAN のアルゴリズム

本手法では、近傍幅の調節を以下の 3 段階によって行う¹¹⁾。

第 1 段階：Corana らの手法¹³⁾ を用いた近傍幅の調節

Corana らの手法は、探索中の受率率が 0.5 になるように近傍幅を調節するアルゴリズムである。このアルゴリズムを探索の序盤で用いる。前述のとおり、目標受率率の値は、0.2 程度が良いことが分かっている¹¹⁾。しかし、探索の序盤は温度が高く、近傍幅を設計変数空間全体に広げても、探索中の受率率が指定した値である 0.2 まで下がらない。このため、本手法では探索序盤の目標受率率を 0.5 とした。

このアルゴリズムにおいて、現在の状態の各設計変数 x_i から次状態の各設計変数 x'_i は式 (3) によって生成される。なお、 r は $[-1, 1]$ の一様乱数であり、 m は近傍幅を決定するパ

ラメータである．

$$x'_i = x_i + rm \tag{3}$$

ここで、式(3)中の m を、受率 p によって変化する関数 $g(p)$ を用いて決定することによって、近傍幅の調節を行う．この関数 $g(p)$ を式(4)に示す．なお、 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 は調節の度合いを決定するパラメータであり、本研究では Corana らと同様に $c = 2$ としている．

$$\begin{cases} m' = m \times g(p) \\ g(p) = 1 + c \frac{p - p_1}{p_2} & \text{if } p > p_1 \\ g(p) = \left(1 + c \frac{p_2 - p}{p_2}\right)^{-1} & \text{if } p < p_2 \\ g(p) = 1 & \text{otherwise} \\ p_1 = 0.6, \quad p_2 = 0.4 \end{cases} \tag{4}$$

第2段階：固定近傍幅による探索

探索序盤で用いた Corana らの手法によって探索中の受率が1度 0.5 になれば、その後は探索中の受率が指定した値である 0.2 になるまで近傍幅を固定して探索を行う．一般に近傍幅を固定して探索すると、受率は下がる．これは、探索が進むにつれて評価値の良好な解に遷移するため、改悪が増えるためである．

第3段階：指定した受率を保つ近傍幅の調節

探索中の受率が 0.2 まで下がった後は、この値を保つように近傍幅を調節する．目標受率は先行研究より 0.2 程度で良いことが分かっているため¹¹⁾、本研究では 0.2 と指定した．なお、Corana らの手法では目標受率を 0.5 としたが、その値は過大である．この値を維持するためには、近傍幅を過度に縮小しなければならず、局所解に陥りやすくなるためである¹¹⁾．

このアルゴリズムは階段関数を用いて受率から近傍幅を調節する．この式を式(5)に示す．このとき、近傍幅を拡大する比率 H_0 (拡大率) を再帰的に定義している．これにより、探索中の受率が下がりにくいときには拡大率が十分大きな値になり、小さな受率を実現しやすくなっている．これを式(6)に示す．なお、 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、 p' は近傍幅の拡大率 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 から $p' = l/L$ と計算される．

$$\begin{cases} m' = m \times g(p) \\ g(p) = H_0 & \text{if } p > p_1 \\ g(p) = 0.5 & \text{if } p < p_2 \\ g(p) = 1.0 & \text{otherwise} \end{cases} \tag{5}$$

$$\begin{cases} H_0 = H_0 \times H_1 \\ (\text{initial setting} : H_0 = 2.0) \\ H_1 = 2.0 & \text{if } p' > p_1 \\ H_1 = 0.5 & \text{if } p' < p_2 \\ H_1 = 1.0 & \text{otherwise} \end{cases} \tag{6}$$

3. 光通信用利得等化フィルタ (Gain Flattening Filter: GFF) 最適設計問題

3.1 実最適化問題としての GFF 最適設計問題

本研究では、これまで系統的に解かれていない実最適化問題として、光通信用利得等化フィルタ (Gain Flattening Filter: GFF)¹²⁾ の最適設計問題を対象とする．この問題は、以下のような特徴を有する¹⁴⁾．

- 多峰性関数であり、無数の局所解が存在する．
- 多次元であり、次元ごとに形状が異なる．
- 最適解の近傍に相対的に小さな凹凸が存在する (図2)．
- 設計変数間に依存関係が強い．

これらの特徴から GFF 最適設計問題は複雑な実最適化問題であり、すでにこの問題の解法として SA が適していることが明らかとなっている¹⁴⁾．しかしながら、これまでこの問

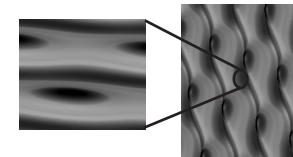


図2 GFFの部分的なランドスケープ
Fig.2 Partial landscape of GFF.

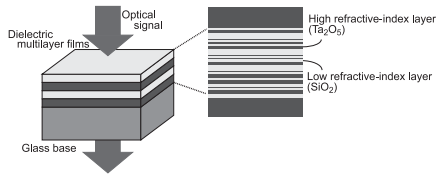


図 3 GFF の構造
Fig. 3 Structure of GFF.

題に対しては、標準的な SA の適用しか試みられておらず、本報告で提案する SA/AAN に関する性能は明らかでなかった。

3.2 GFF の概要

GFF とは、光通信システムで中継器に用いられる光素子の 1 つである。

光通信は、狭帯域波長分割多重 (Dense Wavelength Division Multiplexing: DWDM) 技術¹⁵⁾ と呼ばれる、信号帯域を複数のチャンネルに分割して複数の異なる波長の光を 1 本の光ファイバに通す技術によって通信を行っている。この通信に用いる光エネルギーは通信途中に減衰してしまうため、約 50 km おきに配置された中継器で光アンプを用いて減衰した光エネルギーを増幅する。この際、光アンプの利得波長特性は信号帯域内で平坦であることが要求されるが、実際には平坦ではない。このため、各波長ごとに増幅される光エネルギー (利得) が異なる。このばらつきを補正し平坦にするものが GFF である。

3.3 GFF の構造

GFF の構成法には、エタロンフィルタを用いる方法¹⁶⁾ や誘電体多層膜構造を用いる方法¹⁷⁾ などが提案されている。本研究では、誘電体多層膜構造を用いた GFF を対象とする。誘電体多層膜構造を用いた GFF は 1 つのフィルタ内の干渉により損失波長特性を得ることが可能であり、挿入損失、生産性、設計自由度の面で有利である¹⁸⁾。この GFF の構造を図 3 に示す。

図 3 に示すように、GFF は一般的には高屈折率層と低屈折率層の 2 種類の非常に薄い誘電体物質の膜を交互に重ね合わせた構造をしている。なお、本研究では、高屈折率層に酸化タンタル (Ta₂O₅)、低屈折率層に二酸化珪素 (SiO₂) という物質を用いた。

3.4 GFF の動作原理

光は屈折率の異なる 2 つの物質の境界では反射と透過を起こし、このときの反射率と屈折率は各波長ごとに異なるという性質を持っている。この性質を利用し、光アンプで増幅した際に利得の大きい波長の光は反射率の高いフィルタで減衰させ、利得の小さい波長の光は

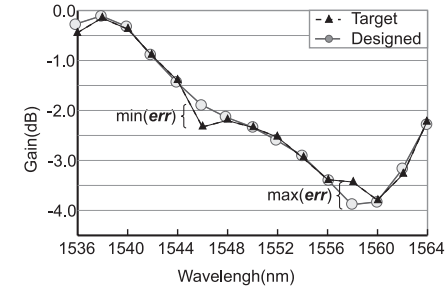


図 4 目標特性および設計された GFF の利得特性の例
Fig. 4 Example of gain characteristic of GFF.

反射率の低いフィルタでできるだけ減衰させないようにすることによって、利得の平坦化を図る。

3.5 GFF の最適設計問題

GFF には光アンプの性質に応じた目標特性が与えられ、それにできるだけ近い特性を持つ GFF を設計することが目標である。したがって、GFF 最適設計問題では、目標特性と設計された GFF の利得特性との誤差を最小にすることを目的とする。

GFF の利得特性は、層数、各層の膜厚、各層の屈折率により変化する。本研究では、層数を 30 層、屈折率を実際に用いられている高屈折率層と低屈折率層の 2 種類とし、各層の膜厚を最適化する。なお予備実験より、総数に関しては、30 以下では性能が悪く、30 以上の場合は性能は若干向上するがそれ以上に計算時間や製作コストがかかり実用的ではないため、30 を用いた。また、目標特性に用いる波長帯域の数を 15 とし、設計上の問題から膜厚の定義域を 1.0 ~ 4000.0 [nm] とする。この目標特性と設計された GFF の利得特性の例を図 4 に示す。なお、図 4 は縦軸に利得 [dB] を、横軸に各波長 [nm] をそれぞれ示す。

GFF の評価には、設計した GFF の各波長帯域ごとの利得と目標特性との誤差 err_i ($i = 1, 2, \dots, 15$) の 2 乗和と、全波長帯域で生じた正の最大誤差 $\max(err)$ と負の最大誤差 $\min(err)$ との差を用いる。各波長帯域で得られた利得を $gain_i$ 、目標特性を $target_i$ とすると、 err_i 、 err はそれぞれ式 (7)、式 (8) となる。

$$err_i = target_i - design_i \quad (7)$$

$$err = \{err_1, err_2, \dots, err_{15}\} \quad (8)$$

各層の膜厚 $d = \{d_1, d_2, \dots, d_{30}\}$ および err_i 、 err を用いると、本研究における GFF 最適設計問題の目的関数 $F(d)$ は式 (9) となる。なお、 w_1 、 w_2 は式 (9) の第 1 項と第 2 項の

絶対値をスケールリングするための重みを示し、本研究では $w_1 = 0.99$, $w_2 = 0.01$ とする。これは、予備実験により良好な結果を示した結果である。なお、 w_1 を w_2 より重視すると、15 種類の波長帯域全体としてはフィットしていても大きく異なる 1 種類の波長帯域の存在を許しやすくなる。一方 w_2 を w_1 より重視すると、大きく異なる波長帯域の存在は少なくなるが全体としてフィットしにくくなる。また、 m は目標特性に用いる波長帯域の数を示し、 $m = 15$ である。

$$F(\mathbf{d}) = w_1 \sum_{i=0}^m \text{err}_i^2 + w_2 \{\max(\text{err}) - \min(\text{err})\} \quad (9)$$

また、設計変数は各層の膜厚 d であり、次元は層数であるため 30 である。したがって、GFF 最適設計問題は式 (10) のように定式化できる。

$$\begin{aligned} & \text{Minimize } F(\mathbf{d}) \\ & \text{Subject to } 1.0 < d_j < 4000.0 \\ & \quad (j = 1, 2, \dots, 30) \end{aligned} \quad (10)$$

4. 実験概要

4.1 比較手法

一般的に実最適化問題が連続最適化問題で、SA を適用して最適化を行う際、適切な近傍幅の設定が容易でない。これは、実最適化問題を対象とする場合、その目的関数のランドスケープを把握することが難しいためである。このような場合、近傍幅を温度スケジュールとともに縮小させる SA「近傍幅縮小機能を持つ SA (SA/DN)」を適用することが一般的である¹⁹⁾。これは、近傍幅を探索が進むにつれて縮小させることにより、探索序盤では大域探索を、探索終盤では局所探索を行い、効果的であると考えられているためである。

しかし、最大近傍幅および最小近傍幅の設定が探索結果に大きく影響を与えることから、これら 2 つの値をチューニングすることは容易でない。一方、対象問題や次元数に応じて最適な近傍幅が存在し²⁰⁾、もし適切な近傍幅を見つけることができれば、一定の近傍幅で探索を行う SA「最適な固定近傍幅を用いる SA (SA/FN)」は有効であると考えられる。

したがって、本実験では比較手法として SA/DN および SA/FN を用いた。また、GFF 最適設計問題は 30 次元と多次元であるため、多次元の問題に有効とされている次元分割をすべての手法で行った。次元分割とは、設計変数ごとに「生成」、「受率判定」、「遷移」の操作を行い、これを次元ごとに繰り返すことにより探索を進めていく方法である²¹⁾。なお、

表 1 3 手法のパラメータ

Table 1 Parameter of three methods.

parameter	SA/DN	SA/FN	SA/AAN
Max.(Initial) Temperature	35.0		
Min.(Final) Temperature	10^{-5}		
Cooling rate	0.8		
Initial Neighborhood range	4000.0	4.0	400.0
Final Neighborhood range	4.0	4.0	-
Target acceptance ratio	-	-	0.2
Neighborhood adjustment interval	-	-	10
Neighborhood range's parameter adjustment interval	-	-	40
Total steps	100,800, 50,400		

非線形計画法のように探索ベクトル方向での最小値を求める方法では、設計変数間に強い依存関係を持つ問題に対して次元分割を行うと性能は良好ではないが、SA のような確率的探索においては、次元分割を行っても必ずしもその方向での最小値を求めているわけではなく、このため、設計変数間に強い依存関係を持つ問題に対しても、次元分割は有効な手法である。

4.2 パラメータ

本実験で用いた 3 手法のパラメータを表 1 に示す。

表 1 中の目標受率率 (Target acceptance ratio) とは、SA/AAN で目標とする受率率を示す。この値は、0.3, 0.2, 0.1, 0.05 で予備実験を行ったところ、0.05, 0.1 では性能は劣り、0.2, 0.3 では大きな差は生じなかったため、先行研究で良い値とされていた 0.2 とした。また、近傍幅調節間隔 (Neighborhood adjustment interval) は近傍幅を調節する間隔を示し、近傍幅拡大率調節間隔 (Neighborhood range's parameter adjustment interval) は、近傍幅の拡大率を調節する間隔を示す。この近傍幅調節間隔や近傍幅拡大率調節間隔の値は、大きいほど正しい受率率を測定できるが近傍幅の対応が遅れる。一方値が小さいほど対応は早くなるが正確さは劣る。このようにトレードオフの関係にあるが、問題による影響は少ないことが分かっている¹¹⁾。

この表 1 中において、SA/DN および SA/FN の近傍幅は予備実験によって求めた最適な値である。また、SA/AAN の近傍幅は、各次元ごとに与え独立して調節することとした。また、総探索回数 (Total steps) は 100,800 回と 50,400 回の 2 種類を用いた。なお、最高

温度は最大の改悪を 50%の確率で受理する温度を, 最低温度は最小の改悪をあるクーリング周期内で 1 回受理する温度を, 予備実験によって求めたものである.

5. 実験結果および考察

5.1 SA/AAN の性能

数値実験の結果として, 100 試行分の最良値を評価値の昇順に並べたものを図 5 に示す. 図 5 中の (a) は探索回数が 50,400 回の結果であり, (b) は探索回数が 100,800 回の結果である. なお, 図 5 は縦軸に評価値を, 横軸に試行回数をそれぞれ示し, 破線は専門家が設計した GFF の評価値を示す. なお, 専門家は式 (9) に対して単峰性に有効に働く非線形計画法を用いながら解を絞り込む方法を用いている.

また, ここで図 5 中 (a) および (b) の結果における各手法の平均値, 中央値, 専門家が設計した GFF の評価値への到達率を表 2 に示す.

まず, SA/AAN の計算時間について考察する. 本実験では, 評価計算回数を比較手法と等しくしているため, 1 試行に要する計算時間はすべての手法で等しい. しかし, SA/DN, SA/FN は近傍幅の値をチューニングするために予備実験を行っている. 一方, SA/AAN は予備実験の必要がない. したがって SA/AAN は比較手法より, 予備実験の分だけ計算時間が少ない.

次に SA/DN と SA/AAN を比較する. 図 5 より SA/AAN の方が良好な評価値を得ていることが分かる. また, 表 2 より平均値と中央値も, SA/AAN の方が良好であることが分かる. また, 専門家が設計した GFF の評価値への到達率に関して, SA/AAN の方が高い到達率を得ている. したがって, SA/AAN が有効であるといえる.

次に SA/FN と SA/AAN を比較する. 図 5 より (b) では同等の結果であり (a) では SA/AAN の方が良好な評価値を得ていることが分かる. また, 平均値と中央値は, (a), (b) とともに SA/AAN の方が良好である. また, 専門家が設計した GFF の評価値への到達率に関して, (a), (b) とともに SA/AAN の方が高い到達率を得ている. したがって, SA/AAN が有効であるといえる.

5.2 SA/AAN の有効性

ここで, 5.1 節で示した SA/AAN の有効性が, SA/AAN の持つ適応的近傍幅調節機能によるものであるかを確かめるために, 図 5 中の (a) および (b) の SA/AAN の 100 試行のうち最良の結果における全次元の近傍幅の履歴を図 6 に示す. 図 6 中の (a) は探索回数が 50,400 回の結果であり, (b) は探索回数が 100,800 回の結果である. なお, 図 6 は縦軸

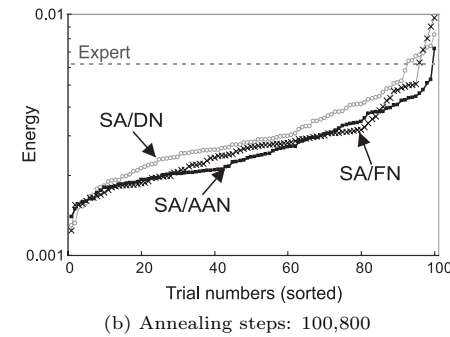
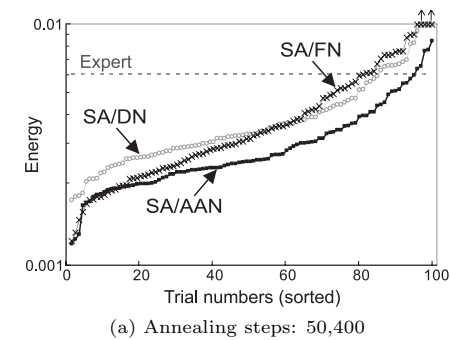


図 5 3 手法の比較
Fig. 5 Comparison among three methods.

表 2 3 手法の比較
Table 2 Comparison among three methods.
(a) Annealing steps: 50,400

	SA/DN	SA/FN	SA/AAN
average ($\times 10^{-3}$)	4.44	4.50	3.22
median ($\times 10^{-3}$)	3.49	3.39	2.69
achievement ratio (%)	85	81	95

(b) Annealing steps: 100,800

	SA/DN	SA/FN	SA/AAN
average ($\times 10^{-3}$)	3.37	3.05	2.84
median ($\times 10^{-3}$)	2.94	2.81	2.56
achievement ratio (%)	92	95	99

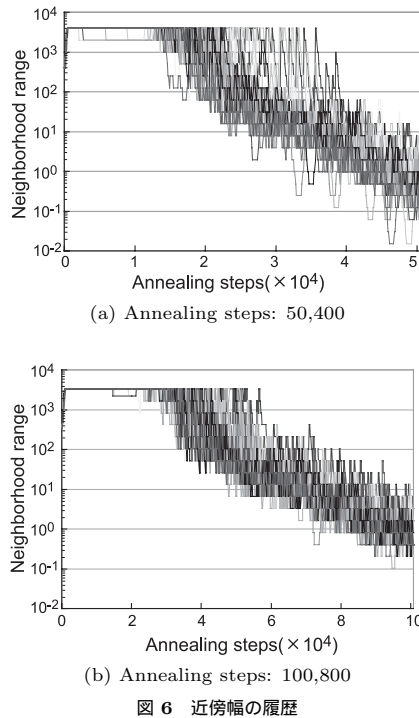


図 6 近傍幅の履歴

に近傍幅の値を、横軸に探索回数をそれぞれ示す。

図 6 中の (a) および (b) より、SA/AAN はチューニングを行っていないにもかかわらず、探索が進むにつれてチューニングによって得られた最適な近傍幅である値 $4.0 (4000.0 \times 10^{-3})$ に近づいている。また、探索終盤ではさらに近傍幅が小さくなり局所探索を行っている。そして、このときも近傍幅が拡大および縮小を繰り返し近傍幅を調節していることが分かる。このことから、SA/AAN の持つ近傍幅調節機能が有効に働いたことによって、局所探索を行いながらもその局所解から抜け出そうとしていると考えられる。

次に、図 5 中の (a) の SA/AAN および SA/DN の 100 試行のうち最良の結果における評価値の最良値の履歴を図 7 に示す。なお、図 7 は縦軸に評価値の最良値の値を、横軸に探索回数をそれぞれ示す。

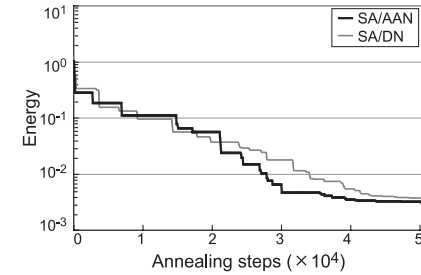


図 7 SA/AAN と SA/DN の評価値の最良値の履歴
Fig. 7 History of best energies of SA/AAN and SA/DN.

図 7 より、SA/AAN と SA/DN の評価値の最良値の履歴では探索回数 20,000 回付近で SA/AAN の方が大きく改良されていることから、ここで SA/AAN が SA/DN より優れた探索を行ったと考えられる。

そこで、図 8 にこの部分における探索履歴として (a) に近傍幅の履歴を、(b) に評価値の最良値の履歴を、それぞれ示す。なお、図 8 中 (a) は縦軸に近傍幅の値を、横軸に探索回数を、(b) は縦軸に評価値の値を、横軸に探索回数を、それぞれ示す。

図 8 中 (a) の [A] の部分では SA/AAN の近傍幅が縮小し、局所探索を行っていることが分かる。しかし、SA/DN の近傍幅よりも小さい値にまで縮小しても図 8 中 (b) の [A] の部分のように評価値の最良値に更新が見られないことから、局所解に陥っていることが考えられる。そのため、SA/AAN の近傍幅はその後、図 8 中 (a) の [B] の部分のように大きく拡大している。そしてこのとき、図 8 中 (b) の [B] の部分のように評価値の最良値の履歴では、SA/AAN の評価値の最良値が大きく更新されていることから、SA/AAN の近傍幅が拡大されたことによって局所解を抜け出すことができたと考えられる。さらにその後、図 8 中 (a) の [C] の部分のように SA/AAN の近傍幅が再び SA/DN よりも小さい値まで縮小続けているが、このとき図 8 中 (b) の [C] の部分のように SA/AAN の評価値の最良値が更新されているため、次の局所解領域の中で十分な局所探索を行うことができていると考えられる。したがって、SA/AAN はこのような探索過程を繰り返すことによって、有効な探索を行うことができたと考えられる。

以上のことから、SA/AAN がチューニングを行った SA/DN、SA/FN よりも良好な結果を得ることができたのは、SA/AAN の持つ適応的近傍幅調節機能によることを確かめることができた。したがって、SA/AAN の GFF 最適設計問題における有効性を示すことが

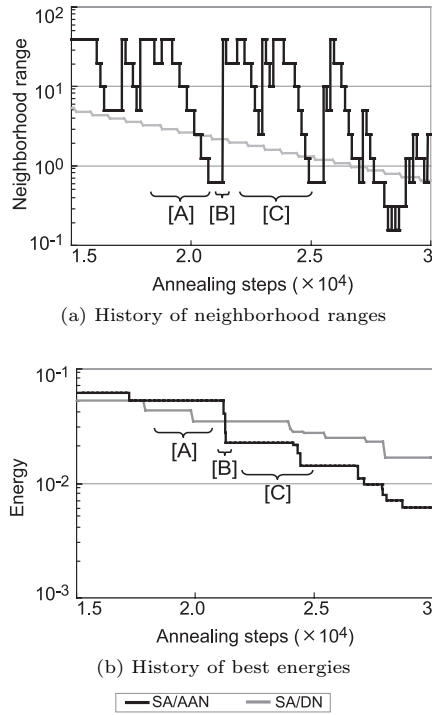


図8 SA/AAN と SA/DN の比較
Fig. 8 Comparison between SA/AAN and SA/DN.

できたといえる。

6. おわりに

本研究では、特に実最適化問題のような複雑な連続最適化問題に有効と考えられている、受理率に依存する適応的近傍を持つ SA (SA/AAN) に着目し、実最適化問題として光通信利得等化フィルタ (GFF) 最適設計問題に適用した。その結果、SA/AAN はチューニングの計算コストをかせずに、チューニングをした SA/DN や SA/FN よりも良好な評価値、および専門家が設計した GFF の評価値への高い到達率を得ることができた。これより、SA/AAN が実最適化問題においても有効であるといえる。

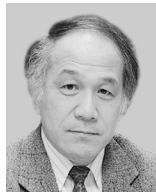
参考文献

- 1) Reeves, C.R. (編), 奈良宏一ら (訳): モダンヒューリスティクス, 日利工業新聞社 (1997).
- 2) 喜多 一: シミュレーテッドアニーリング, 日本ファジィ学会誌, Vol.9, No.6 (1997).
- 3) Goldberg, D.E.: *Genetic Algorithms in Search Optimization and Machine Learning*, Addison-Wesley (1989).
- 4) 坂和正敏, 田中雅博: 遺伝的アルゴリズム, ソフトコンピューティングシリーズ (1995).
- 5) Press, W.H. and Teukolsky, S.A.: Simulated annealing optimization over continuous space, *Computers in Physics*, Vol.5, No.4, pp.426-429 (1991).
- 6) Brusco, M.J., Cradit, J.D. and Stahl, S.: A Simulated Annealing Heuristic for a Bicriterion Partitioning Problem in Market Segmentation, *Journal of Marketing Research*, Vol.39, pp.99-109 (2002).
- 7) 澤 卓: 方形パッキング手法による MMIC 向き配置配線の自動化に関する一手法, 奈良先端科学技術大学院大学修士論文 (1998).
- 8) Okamoto, Y.: Protein Folding Problem as Studied by New Simulation Algorithms, Recent Research Developments in Pure & Applied Chemistry, *GECCO 2001*, Vol.2 (1991).
- 9) 山本慎一: モルフォロジーにおける画像処理構造要素の最適設計法に関する研究, 北陸先端科学技術大学院大学修士論文 (1998).
- 10) 上坂吉則: シミュレーテッドアニーリングの摂動近傍と収束速度について, 電子情報通信学会技術報告, pp.23-29 (1990).
- 11) 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.3123-3130 (2003).
- 12) 板生 清, 海野邦明, 太平文和, 河西敏雄, 西澤紘一, 安永暢男, 米津安雄: 光デバイス精密加工ハンドブック, オプトロニクス社 (1998).
- 13) 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).
- 14) 三木光範, 廣安知之, 市川親司, 真武信和: 実最適化問題における進化的アプローチの有効性—利得等化フィルタの最適設計, 日本航空宇宙学会誌, Vol.52, No.608, pp.225-231 (2004).
- 15) Sterling, D.: 光ファイバネットワーク技術解説, ソフトバンクパブリッシング (2002).
- 16) 武田ほか: エタロンフィルタによる光増幅器の利得平坦化, 信学秋期全大 (1995).
- 17) Shimojoh, N., et al.: New gain equalization scheme in WDM optical amplifier repeated transmission systems, *OECC'96* (1996).
- 18) 中野武雄, 前田 真, 馬場 茂: 任意の屈折率を持つ層からなる光学多層膜フィルタの最適設計, 成蹊大学工学研究報告 (2002).

- 19) 三木光範, 廣安知之, 宮崎 真: 2分木を用いた近傍幅調節機能を持つシミュレーテッドアニーリング, 情報処理学会第67回全国大会講演論文集, Vol.1, pp.259-260 (2005).
- 20) Miki, M., Hiroyasu, T. and Fushimi, T.: Parallel Simulated Annealing with Adaptive Neighborhood determined by Genetic Algorithm, *2003 IEEE International Conference on Systems, Man & Cybernetics* (2003).
- 21) 廣安知之, 三木光範, 小椋真貴, 岡本祐幸: 遺伝的交叉を用いた並列シミュレーテッドアニーリングの検討, 情報処理学会論文誌: 数理モデル化と応用, Vol.43, No.SIG7 (TOM6), pp.70-79 (2002).

(平成 19 年 12 月 21 日受付)

(平成 20 年 7 月 1 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。大阪府立大学工学部航空宇宙工学科助教授等を経て, 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的设计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, 人工知能学会等各会員。知的オフィス環境コンソーシアム会長。



上田祐一郎 (学生会員)

1984 年生。2007 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。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。同志社大学工学部准教授を経て 2008 年同志社大学生命医科学部教授。創発的計算, 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。