

平成21年4月10日現在

研究種目：若手研究（B）
 研究期間：2007～2008
 課題番号：19760062
 研究課題名（和文） RBFネットワーク近似と大域的最適化法による統合最適設計支援システムの構築と実証
 研究課題名（英文） Development of the integrative optimum design system by using the RBF network and global optimization technique
 研究代表者
 北山 哲士（KITAYAMA SATOSHI）
 金沢大学・機械工学系・講師
 研究者番号：90339698

研究成果の概要： 本研究では、RBF ネットワークを用いた応答曲面法と大域的最適化法を組み合わせた最適設計支援システムに関する研究を行った。応答曲面近似に用いるRBF ネットワークでは、近似精度に大きな影響を与えるパラメータについて、十分条件を導きだし、パラメータを決定する指針を与えた。RBF ネットワークによる応答曲面近似と多点同時探索型手法の一つである Particle Swarm Optimization (PSO)による応答曲面の最適解探索を組み合わせた統合的最適設計支援システムを開発した。

交付額

(金額単位：円)

	直接経費	間接経費	合計
2007年度	1,600,000円	0円	1,600,000円
2008年度	1,300,000円	390,000円	1,690,000円
年度			
年度			
年度			
総計	2,900,000円	390,000円	3,290,000円

研究分野：最適化，システム工学，最適設計

科研費の分科・細目：機械材料・材料力学

キーワード：最適化，システム工学，最適設計，大域的最適化，機械学習

1. 研究開始当初の背景

近年、メタヒューリスティクスと称される新たな最適化手法の枠組みができつつある。具体的には、遺伝的アルゴリズム(GA)やシミュレーテッド・アニーリング(SA)， Particle Swarm Optimization(PSO)といった最適化手法が挙げられる。これらメタヒューリスティクスと称される最適化手法が次々と開発される背景には、コンピュータの飛躍的な発達やネットワーク技術の進化がある。メタヒューリスティクスの特徴として、多峰性関数の大域的最適解を比較的容易に見つけやすいと

いう特徴を有しており、また一方で、GA や PSO のような多点同時探索型手法を多目的最適化問題へ応用し、設計変数空間におけるパレート最適解を可能な限り多く見つけるといったことも可能にしている。さらに近年では、最適設計ソフトウェアが数多く開発・販売されており、最適化手法の中身は分からずとも、何らかの設計案を提示してくれるため、最適設計は手軽にできると認識されている可能性がある。

しかし、実際の設計現場では、最適化の重要性は認識されているものの最適化技術の

活用度は低いという報告がされている。この調査結果は、最適化アルゴリズムを開発することは重要であることは認めながらも、むしろそれらを実務設計で使いこなせるような統合的最適化システムの構築がなされていないことを指摘したものである。つまり、モデリングやシミュレーション技術と最適化技術を有機的に融合・結合した「統合的最適化システム」の構築が実現できれば、実務設計における最適化の効果が期待できるということを示唆している。

また、現在ではほとんどの設計部署が CAE ソフトウェアを用いた設計を行っており、CAE ソフトウェアを用いて精密な解析モデルを構築し、様々な物理現象を可能な限り詳細かつ正確に把握しながら設計を行うようになってきている。コンピュータの発達は、衝突解析に代表されるような非線形現象を伴う解析、さらには数値流体解析(CFD)をも可能にしたものの、依然として1回の解析には数～数十時間を要する。このような現状を踏まえれば、各自が対象とする設計問題にもよるが、メタヒューリスティクスや数理計画法に代表される関数の感度(勾配)を用いた最適化手法を活用して最適設計を行うことは現実的ではなく、まして実験をベースにした場合などは、もはや各種最適化手法を活用した最適設計を行うこと自体が絶望的となる。コンピュータが発達すれば、1回の解析に要する計算時間は短くなるものと単純に思われるかもしれないが、同時に解析技術の進展も促すことになるため、最適化を実務設計へ応用するときの本質的な問題は、如何にしてファンクションコール(関数評価回数、実際にシミュレーションや実験をする回数)を減らし、厳密な最適解ではなくとも近似的な最適解を見つけることができるかという点にある。

2. 研究の目的

これらを踏まえた上で、本研究では、応答曲面法と大域的最適化法を組み合わせた統合最適設計支援システムに関する開発研究を行う。応答曲面の作成には様々な方法があるが、近年特に注目を浴びている RBF ネットワークを用いる。ただし、RBF ネットワークで問題となるのは、基底関数内に含まれるパラメータ(半径)の設定であり、このパラメータを適切に設定しなければ、関数の近似精度は極めて悪化することが知られている。RBF ネットワークを応答曲面作成に用いた際の最適化に関する課題についてまとめると、次のようになる。

(P1) 過去の探索履歴情報をすべて活用した、一般的かつ柔軟な統合的最適化システムの構築。すなわち実験計画法に基づく応答曲面法のように、応答曲面の最適解が実行可能領域内になかった場合も、サンプル点とその応

答値、もしくは実験データ等すべての情報を活用すること。

(P2) 基底関数内に含まれるパラメータ設定に関する一つの指針の提案。すなわち、パラメータの推奨式の提案。

(P3) 有制約最適化問題を対象とする際の制約条件の取扱いに対する明確な記述。

(P4) 大域的最適化に合致したサンプル点の追加方法。

そこで本研究では、上記の課題について汎用的かつ統合的最適化システムの開発を行う。RBF ネットワークで作成された応答曲面の大域的最適解探索には、メタヒューリスティクスの一つである Particle Swarm Optimization (PSO)を適用する。(P2)に関しては過去に提案されているパラメータ決定式の検討を行い、そこから得られた知見を基に新たなパラメータ決定の推奨式を提示する。また(P3)に関してはネットワーク出力関数と称する、サンプル点の実行可能性の有無を判別する関数を提示する。さらに(P4)に関しては、近似最適解の精度向上を狙いつつ、局所的最適解へ陥ることを防ぐようなサンプル点配置方法を提示する。応答曲面法を活用した実務レベルでの最適設計では、近似大域的最適解が得られれば問題はないが、仮に近似大域的最適解が得られなくとも、次善の近似局所的最適解が少ないサンプル点数や実験回数から得られることは実務レベルで大きな意義を持つため、このようなサンプル点配置方法は重要である。数値計算例を通じて提示する統合的最適化システムの有効性を検討する。

3. 研究の方法

本研究で開発する統合的最適化システムの概要を図1に示す。

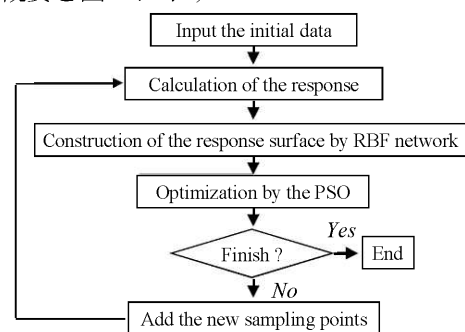


Fig.1 Overview of proposed system

開発するシステムは、図1に示すように、サンプル点から解析シミュレーションや実験により応答値を求め、それから RBF ネットワークにより応答曲面を構築し、応答曲面の大域的最適解を探索するために PSO を適用する。上記のことを繰り返すことにより、与えられた問題の近似最適解を、可能な限り少ないサンプル点数や実験回数で求めるシステムである。終了条件としては様々なものが

考えられるが、本研究で開発する統合的最適化システムでは、サンプル点の数が最大サンプル点数に到達した時点で、システムの繰り返し終了するようにしている。

3・1 RBF ネットワーク RBF ネットワークはフィードフォワード型の3層型のネットワークである。中間層素子数を m 、中間層と出力層の重みを w_j 、ネットワークの出力を $O(x)$ とすると、ネットワークの出力は

$$O(x) = \sum_{j=1}^m w_j h_j(x) \dots\dots\dots (1)$$

で与えられる。式(1)中において $h_j(x)$ は基底関数を表し、一般に中間層の非線形出力関数に次式のガウス関数を用いられている。

$$h_j(x) = \exp\left(-\frac{(x-x_j)^T(x-x_j)}{r_j^2}\right) \dots\dots\dots (2)$$

式(2)において、 x_j と r_j はそれぞれ j 番目の基底関数の中心と半径である。RBF ネットワークはガウス関数の重ね合わせにより関数を近似する。

RBF ネットワークにおける学習用データ x_i と対になる教師データを y_i ($i=1,2,L,p$) とする。このとき、ネットワークの出力値と教師データの誤差の二乗和を考え、さらに一部の素子だけが過剰に反応するのを避け、ノイズの影響を出来る限り小さくするため、重みに対する抑制項を加えた次式で定義されるエネルギー E を最小にする。

$$E = \sum_{i=1}^p (y_i - O(x_i))^2 + \sum_{j=1}^m \lambda_j w_j^2 \rightarrow \min \dots\dots\dots (3)$$

式(3)中の λ_j は、Weight Decay と呼ばれるパラメータであり、 $\lambda_j = 1.0 \times 10^{-2}$ 程度の小さな値が推奨されている。RBF ネットワークの学習とは、式(3)を満足するように、重みベクトル w

$$w = (w_1, w_2, L, w_m)^T \dots\dots\dots (7)$$

を決定することである。ここで、次の行列を定義する。

$$H = \begin{bmatrix} h_1(x_1) & h_2(x_1) & L & h_m(x_1) \\ h_1(x_2) & h_2(x_2) & L & h_m(x_2) \\ M & M & O & M \\ h_1(x_p) & h_2(x_p) & L & h_m(x_p) \end{bmatrix} \dots\dots\dots (4)$$

$$A = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & L & 0 \\ 0 & \lambda_2 & L & 0 \\ M & M & O & M \\ 0 & 0 & 0 & \lambda_m \end{bmatrix} \dots\dots\dots (5)$$

$$y = (y_1, y_2, L, y_p)^T \dots\dots\dots (6)$$

式(3)のエネルギー最小化より、最終的に重みは、

$$w = (H^T H + A)^{-1} H^T y \dots\dots\dots (7)$$

と表すことができる。

3・2 RBF ネットワークの半径 基底関数の半径は、応答曲面の精度に影響を与える重要なパラメータである。基底関数に一律な半径を与える方法がいくつか提案されているが、本研究では、以下の半径式を検討することにより、新たな半径式を提示する。

$$r = \frac{d_{\max}}{\sqrt[n]{mn}} \dots\dots\dots (8)$$

式(8)において、 d_{\max} はサンプル点間の最大距離であり、 m はサンプル点数を表している。すなわち、中間層素子数とサンプル点数を同一としている。また、すべての基底関数に対して一律な半径値を適用している。

ここで水準数を K とし、サンプル点を等間隔 Δd に配置した全数組合せ実験計画を考える。このときサンプル点間の最大距離は

$$d_{\max} = \sqrt{n}(K-1)\Delta d \dots\dots\dots (9)$$

となる。二次元の場合における上述のサンプル点の配置を図2に示す。

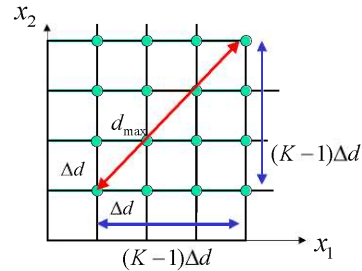


Fig.2 Sampling distribution in two dimensions

このとき、総サンプル点数 m と水準数 K の関係は

$$m = K^n \dots\dots\dots (10)$$

で与えられるため、式(9)および(10)を式(8)に代入すると

$$r = \frac{d_{\max}}{\sqrt[n]{nm}} = \frac{\sqrt{n}(K-1)\Delta d}{\sqrt[n]{nK^n}} = \frac{\sqrt{n}}{\sqrt[n]{n}} \left(1 - \frac{1}{K}\right) \Delta d \dots\dots\dots (11)$$

が得られる。ここで r と Δd の比を考えると、式(11)は次のように変形できる。

$$\frac{r}{\Delta d} = n^{\frac{n-2}{2n}} \left(1 - \frac{1}{K}\right) \dots\dots\dots (12)$$

式(12)において $K \rightarrow \infty$ とする。これは関数空間内に無限のサンプル点を等間隔に配置するということを意味しており、理想的なサンプル点配置である。このとき、 $n=1$ 、 $n=2$ のときはある値(すなわち1)へ収束するが、 $n \geq 3$ となったとき、 n の値に応じて個別の値に収束することが判る。

そこで式(8)および今までの議論から得られた知見を基に、近似最適解を得るための半径式の十分条件を挙げてみると次のようになると思われる。

(R1) 設計変数の数を考慮すること。

- (R2) サンプル点の数を考慮できること.
- (R3) サンプル点間の距離を考慮できること.
- (R4) サンプル点数の増加に伴い、次元の大きさに依存せず、ある同じ値に収束すること.

これらの項目を満足する式として、サンプル点が等間隔に配置されている場合については、以下の半径式が理想的であると思われる。

$$r = \frac{d_{\max}}{\sqrt{n^2 m}} \quad (13)$$

式(13)において d_{\max} はサンプル点間の最大距離を表しており、 n は設計変数の数、 m はサンプル点の数を表しており、すべての基底関数に対して、一律に適用される。式(27)は、実験計画法のように設計変数空間におけるサンプル点の配置状況がやや等間隔に配置されている場合に、精度の高い応答曲面が作成できると考えられている。また、サンプル点の配置状況にばらつきがある場合は、ばらつきに対応するための式として、

$$r_j = \frac{d_{j,\max}}{\sqrt{n^2 m - 1}} \quad (14)$$

とする。上式において、 $d_{j,\max}$ は j 番目のサンプル点からの最大距離を表しており、この式を用いる場合は、各基底関数に対し、個別に式(14)が適用される。

3・3 サンプル点配置戦略 応答曲面法を用いた最適化において、重要な要素の一つとして、サンプル点の配置方法がある。本研究では、応答曲面の局所的な精度の向上と大域的な様相を同時に把握する方法を開発した。具体的には、応答曲面の最適解近傍に多くのサンプル点を配置して精度の向上をはかる一方で、局所最適解へ陥らないようサンプル点の疎な部分にもサンプル点を適切に配置する方法を開発した。その詳細は省略するが、アルゴリズムを図3に示す。

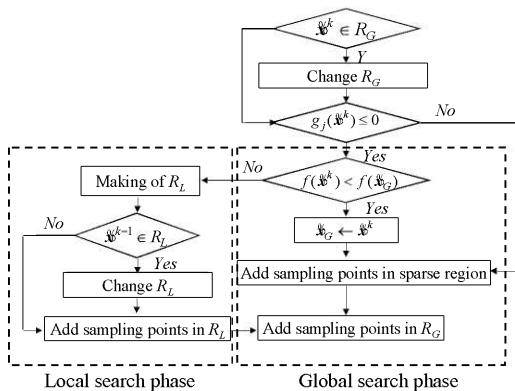


Fig.3 The algorithm for sampling distribution

3・4 制約条件の取り扱い 実行可能領域内にあるサンプル点に対しては-1を、実行可能領域外にあるサンプル点に対しては+1を割当て、実行可能性の有無を判別させ、実行可能領域内にあるサンプル点に対して

は、目的関数値を反映するようネットワークに常に-1以下の数値を出力させ、一方で実行可能領域外にあるサンプル点に対しては、制約条件の違反量を反映させるよう常に+1以上の数値を出力させるネットワーク出力関数と称する関数を構築する。

$$y_i = A \frac{\alpha_i + 1}{2} \left(\frac{a_i - a_{\min}}{a_{\max} - a_{\min}} + \alpha_i \right) + B \frac{\alpha_i - 1}{2} \left(\frac{f_{\max} - f_i}{f_{\max} - f_{\min}} - \alpha_i \right) \quad (15)$$

ただし、

$$g_j(x_i) \leq 0 \quad \forall j=1,2,L,m \rightarrow \alpha_i = -1 \quad (16)$$

$$g_j(x_i) > 0 \quad \exists j \rightarrow \alpha_i = +1 \quad (17)$$

$$\alpha_i = \sum_{j=1}^m \max[0, g_j(x_i)] \quad (18)$$

である。ここで、式(15)の右辺第1項は(2)制約条件に関する項であり、 a_{\max} と a_{\min} はそれぞれ式(18)の最大値と最小値を表す。一方、右辺第2項は目的関数に関する項であり、 f_i は実行可能領域内に存在するサンプル点 x_i の目的関数値を表し、 f_{\min} と f_{\max} はそれぞれ、実行可能領域内に存在するサンプル点に対する目的関数の最小値と最大値を表す。また A と B は各項に対する重み係数である(ただし A, B はともに1以上の実数)。この式の意味であるが、式(16)および式(17)から実行可能性を判断するパラメータ α_i により、すべてのサンプル点に対する実行可能性の有無を判別する。 i 番目のサンプル点がすべての制約条件を満足した場合、式(15)右辺2項のみが有効となり、目的関数値が正規化された状態でネットワークの出力となる。一方、 i 番目のサンプル点がどれか一つでも制約条件を満足しない場合、式(15)の右辺第1項のみが有効となり、さらに式(18)より制約条件の違反量がペナルティとして与えられ、ネットワークの出力として与えられる。ネットワーク出力関数は結果的には制約条件を陰にペナルティ関数として扱っていることになるが、通常のペナルティ法と比べてとき、ペナルティ係数の決定や更新のための係数が必要ないという利点を含むと共に、目的関数値と制約条件値をそれぞれ個別にネットワークの出力に反映させることができるという利点を有している。

3・5 数値計算例 数値計算の一例として、コイルバネの重量最小化問題を考える。設計変数はワイヤの直径 d 、コイルの平均直径 D 、コイルの巻数 N であり、各設計変数を置き換えると、最適設計問題は以下のように定式化される。

$$f(\mathbf{x}) = (2 + x_3)x_1^2x_2 \rightarrow \min \quad (19)$$

$$g_1(\mathbf{x}) = 1 - \frac{x_2^3x_3}{71785x_1^4} \leq 0 \quad (20)$$

$$g_2(\mathbf{x}) = \frac{4x_2^2 - x_1x_2}{12566(x_2x_1^3 - x_1^4)} + \frac{1}{5108x_1^2} - 1 \leq 0 \quad (21)$$

$$g_3(\mathbf{x}) = 1 - \frac{140.45x_1}{x_2^2x_3} \leq 0 \quad (22)$$

$$g_4(\mathbf{x}) = \frac{x_1 + x_2}{1.5} - 1 \leq 0 \quad (23)$$

$$0.05 \leq x_1 \leq 2.00 \quad (24)$$

$$0.25 \leq x_2 \leq 1.30 \quad (25)$$

$$2.00 \leq x_3 \leq 15.0 \quad (26)$$

本研究では、サンプル点の上限値を 150 とし、初期的に側面制約条件内にランダムに 30 点のサンプル点を配置した。PSO のパラメータは、探索点数を 30、最大探索回数を 200 とした。他の代表的な研究結果と比較するため、11 回試行に対する結果を表 1 に示す。提示する統合的最適化システム (This paper) では、サンプル点情報のみを用いて RBF ネットワークによりネットワーク出力関数を用いて応答曲面を構築し、この応答曲面に最適化を行っているのに対して、その他の手法では探索過程における目的関数値の評価はすべて厳密に行っていることに注意されたい。

表 1 より、大域的最適解は得られなかったものの、従来の研究報告に比べれば極めて少ない計算コスト (目的関数の評価回数: Function call) で近似局所最適解を得られており、本研究で提示した統合的最適化システムの有効性の一端を確認できたものと考えられる。

Table 1 Comparison of results

Design Variables	Best solutions found				
	Arora ⁽¹⁸⁾	Coello ⁽¹⁹⁾	Ray ⁽²⁰⁾	Hu ⁽²¹⁾	This paper
$x_1 (d)$	0.053396	0.051480	0.050417	0.051466	0.052062
$x_2 (D)$	0.399180	0.351661	0.321532	0.351384	0.337205
$x_3 (N)$	9.185400	11.632201	13.979915	11.608659	13.831074
$g_1(\mathbf{x})$	0.000019	-0.002080	-0.001926	-0.003336	-0.005994
$g_2(\mathbf{x})$	-0.000018	-0.000110	-0.012944	-0.000110	-0.062925
$g_3(\mathbf{x})$	-4.123832	-4.026318	-3.899430	-4.026318	-3.649392
$g_4(\mathbf{x})$	-0.698283	-0.731239	-0.752034	-0.731324	-0.740489
$f(\mathbf{x})$	0.012730	0.012705	0.013060	0.012667	0.014469
Function Call	N/A	900000	1291	N/A	82
Average of $f(\mathbf{x})$	N/A	0.012769	0.013436	0.012719	0.016013
Worst of $f(\mathbf{x})$	N/A	0.012822	0.013580	N/A	0.017655

4. 研究成果

本研究では、実務設計における最適化技術の実用化を踏まえ、最適化問題を直接的に解くのではなく、関数空間を近似する応答曲面を構築・更新しつつ、近似最適解を求めることで、解析シミュレーション回数もしくは実験回数を激減させ得る新たな統合的最適化システムを開発した。応答曲面構築に用いた

RBF ネットワークでは、応答曲面の精度に大きな影響を与える半径式について既存の式を検討することにより、新たな半径式を提示した。またサンプル点配置方法においては、局所最適解への捕捉を防ぎつつ、精度の高い近似最適解を得られるような方法を提示した。さらに制約条件の取扱いでは、ネットワーク出力関数と称する判別関数を新たに提示し、制約条件を含むより一般的な最適化問題への適用を可能とした。

ただし、本研究におけるサンプル点の配置方法は、確率的要素を多く含んでいるため、必ずしも確定的な方法ではない。また、近年の実務レベルの設計では、多目的に対する要求が極めて高い。今後は、確定的にサンプル点の疎な領域を見つける方法や多目的への拡張について研究を進めていきたいと考えている。

本研究は、実務レベルの設計が抱える大きな問題点を克服するために行われた研究であり、本研究は機械設計のみならず電気分野からも極めて高く評価されている。特に、RBF ネットワーク内の基底関数の半径式については、国際的な評価も得ている。本研究は、産業界からも大きな注目を集めており、今後、多目的最適化への拡張研究を行うことにより、本研究成果が学術レベルに留まることなく、産業界にも大きく寄与できるものと思われる。

5. 主な発表論文等

[雑誌論文] (計 7 件)

- ① **北山哲士・宮川智栄・山崎光悦・荒川雅生**, 領域適応型 Particle Swarm Optimization による複数の最適解の探索, 日本機械学会論文集 C 編, 日本機械学会論文集 C 編, 75-751, (2009), pp. 710-718, 査読有.
- ② **Kitayama, S., Yamazaki, K.**, Global Optimization by Generalized Random Tunneling Algorithm (4th report, Application to the Nonlinear Optimum Design Problem of the Mixed Design Variables), Journal of Computational Science of Technology, Vol.2, No.1, (2008), pp.258-267. 査読有.
- ③ **北山哲士** 最適化とモデリングを融合した統合型最適化, 計測と制御, 47-6, (2008), pp.512-518, 査読有.
- ④ **北山哲士・荒川雅生・山崎光悦**, 非劣解の多様性を考慮した多目的 Particle Swarm Optimization, 日本機械学会論文集 C 編, 74-742, (2008), pp. 1575-1583, 査読有.
- ⑤ **北山哲士・安田恵一郎・山崎光悦**, RBF ネットワークと Particle Swarm Optimization による統合的最適化, 電気学会論文誌 C, Vol. 128, No. 4, (2008),

- pp. 636-645, 査読有.
- ⑥ 北山哲士・荒川雅生・山崎光悦, 一般化ランダム・トンネリング・アルゴリズムによる大域的最適化(第5報 RBF ネットワークを利用した近似最適化), 日本機械学会論文集 C 編, 73-729, (2007), pp. 1299-1306, 査読有.
- ⑦ 北山哲士・荒川雅生・山崎光悦, 領域適応型 Particle Swarm Optimization の提案, 日本機械学会論文集 C 編, 73-729, (2007), pp. 1299-1306, 査読有.
- [学会発表] (計 15 件)
- ① 北山哲士・荒川雅生・山崎光悦, 非劣解の多峰性を考慮した多目的 Particle Swarm Optimization, 日本機械学会第8回最適化シンポジウム, 2008. 11. 27, 東京.
- ② 北山哲士・山崎光悦・荒川雅生・山川宏, 多目的最適設計におけるトレードオフ分析法, 日本機械学会 設計工学・システム部門講演会, 2008, 9. 26, 京都.
- ③ 北山哲士・山崎光悦・荒川雅生・山川宏, トレードオフ分析法による妥協点の算出, 日本機械学会 設計工学・システム部門講演会, 2008, 9., 京都.
- ④ 北山雄三・北山哲士・山崎光悦, RBF ネットワークによるパターン分類, 日本機械学会 設計工学・システム部門講演会, 2008, 9., 京都.
- ⑤ 北山哲士・荒川雅生・山崎光悦, 非劣解の多峰性を考慮した多目的 Particle Swarm Optimization (有制約多目的最適化問題への適用), 日本機械学会 年次大会, 2008, 9. 26, 横浜.
- ⑥ Kitayama, S., Yamazaki, K., Arakawa, M., Yamakawa, H., Trade-Off Analysis Based on the Sensitivity Analysis For Multi-Objective Design Optimization, 5th China-Japan-Korea a Joint Symposium on Optimization of Structural and Mechanical Systems, 2008.6.17, Korea.
- ⑦ Miyakawa, C, Kitayama, S., Yamazaki, K., Adaptive Range Particle Swarm Optimization to Find Multiple Optima, 5th China-Japan-Korea a Joint Symposium on Optimization of Structural and Mechanical Systems, 2008.6.18, Korea.
- ⑧ Kitayama, S., Yamazaki, K, Arakawa, M., Particle Swarm Optimization for Adaptive Search, 7th International Conference on Optimization: Techniques and Applications, 2007.12.13, Kobe.
- ⑨ 北山哲士・山崎光悦, 多目的 Particle Swarm Optimization の現状と課題について, 日本機械学会 設計工学・システム部門講演会, 2007. 11. 1, 仙台.
- ⑩ 北山哲士・山崎光悦・荒川雅生, 非劣解

の多峰性を考慮した多目的 Particle Swarm Optimization, 日本機械学会 設計工学・システム部門講演会, 2007. 11. 1, 仙台.

- ⑪ 宮川智栄・北山哲士・山崎光悦, 領域適応型 PSO による複数の最適解探索, 日本機械学会 設計工学・システム部門講演会, 2007. 11. 1, 仙台.
- ⑫ 大濱潤・北山哲士・山崎光悦, RBF ネットワークを用いた逐次近似最適化(サンプリング関数の提案), 日本機械学会年次大会, 2007. 9. 12, 大阪.
- ⑬ 北山哲士・安田恵一郎・山崎光悦, RBF ネットワークと Particle Swarm Optimization による統合的最適化, 平成 19 年 電気学会 電子・情報・システム部門大会, 2007. 9. 5, 大阪.
- ⑭ Kitayama, S., Yamazaki, K, Arakawa, M., Sequential Approximate Optimization Using RBF Network, 7th World Congress of Structural and Multidisciplinary Optimization, 2007.6.22, Korea.
- ⑮ Kitayama, S., Yamazaki, K, Application of the Modified Generalized Random Tunneling Algorithm to the Mixed Discrete Non-Linear Problems, 7th World Congress of Structural and Multidisciplinary Optimization, 2007.6.22, Korea.

[図書] (計 1 件)

- ① 北山哲士 他 24 名, メタヒューリスティクスと応用, 電気学会, (2007).

6. 研究組織

(1) 研究代表者

北山 哲士 (KITAYAMA SATOSHI)
金沢大学・機械工学系・講師
研究者番号: 90339698

(2) 連携研究者

山崎 光悦 (YAMAZAKI KOETSU)
金沢大学・機械工学系・教授
研究者番号: 70110608
荒川 雅生 (ARAKAWA MASAO)
香川大学・工学部・准教授
研究者番号: 20257207