

多目的設計探査によるオートマチック トランスミッションケーシングの軽量化検討

東田 憲太郎
Kentaro Toda

下山 幸治
Koji Shimoyama

概要

オートマチックトランスミッションの耐久性、静粛性、軽量化の間にはトレードオフ関係が存在する。本稿では、最適化とデータマイニングによりトレードオフ関係を可視化する多目的設計探査の技術をオートマチックトランスミッションケーシングの軽量化検討に適用した事例を紹介する。

1. はじめに

近年、電動化対応の市場ニーズに応えるため、オートマチックトランスミッション開発においても、コスト削減および開発期間の短縮が今までより強く求められている。しかし、製品設計ではしばしば相反する検討項目、たとえばコスト、耐久性、剛性、騒音-振動-ハーシュネス(NVH)、搭載性、質量、製造制約のバランスをとる必要がある。これらのトレードオフ関係にある検討項目をすべて最良とする設計は難しく、必要性能を満足させるため試行錯誤を繰り返し続けると開発期間は長くなり、開発コストも増大する。この限られた開発期間の中で、最良の設計を提案するという問題に対して、バーチャルな評価および設計支援を提供する高度なシミュレーション技術開発およびその実用化が課題となっている。

開発期間の短縮化には、与えられた条件のもと、最良の設計候補を計算する最適化技術の開発が重要となる。特にトレードオフ関係のある設計問題に対しては、多目的最適化とデータマイニングを組み合わせ、設計空間の特徴を抽出し設計検討を支援する、多目的設計探査(Multi-Objective Design Exploration:MODE)の手法が提案されている¹⁾²⁾。

本稿では、オートマチックトランスミッションのケーシング軽量化検討に対し、MODEを活用し、耐久性、製造制約を考慮しつつノイズと質量を最小化する形状を導出した事例を紹介する。

2. 多目的設計探査

2.1 多目的最適化とパレート最適解

トレードオフ関係にある検討項目の最大化、最小化を同時に考慮する設計問題は、多目的最適化問題として定

式化される。多目的最適化問題では他の設計候補に劣っていないパレート最適解を求める。図1に最適化結果のイメージを示す。パレート最適解には検討下の形状自由度における、設計のポテンシャルおよびトレードオフ関係の情報が含まれている。

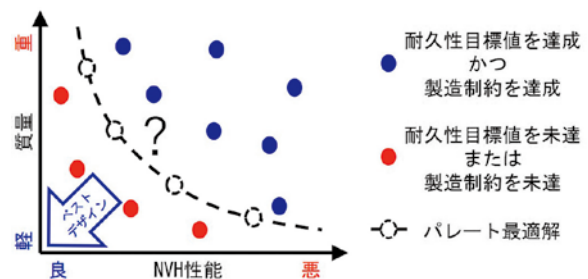


図1 The image of Pareto-optimal solution set.

2.2 多目的設計探査

目的関数の数が多くなると散布図等の単純な可視化では、一部の最適解しか調べることができず、設計空間から得られる知識が限定されてしまう。MODEでは多目的最適化結果や、その過程で得られた情報も含めてデータマイニングを適用することで、設計空間全体の複雑な情報が人間にわかりやすい形で見える化できる。その情報を設計者と共に分析すれば、新たな設計知識の発見に繋がるので、MODEは設計検討の支援に有効な手法である。

そのアルゴリズムは①設計空間定義、②実験計画法、③応答曲面法、④多目的最適化・統計解析、⑤データマイニングからなる。図2はその手順を示す。

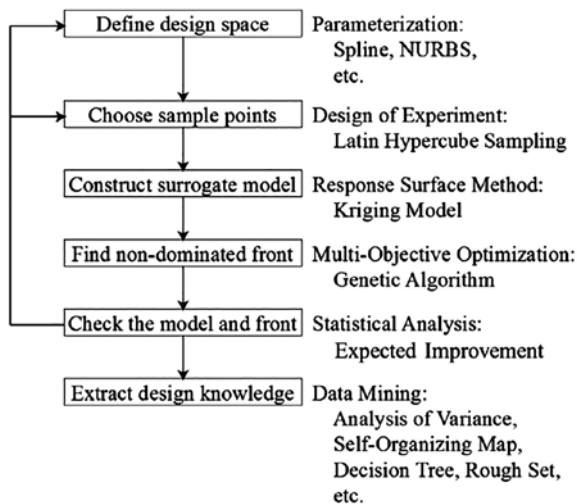


図2 Flowchart of MODE.

①設計空間定義では、設計問題を最適化問題に置き換えるため、問題を定義する目的関数、制約条件、設計変数を定式化する。

設計空間全体の情報を収集するため、②実験計画法により、設計変数を因子としてその水準を振りサンプル点を生成する。実験計画の手法は、限られたサンプル点数で設計空間を網羅するためにLatin Hypercube Sampling(LHS)を活用する³⁾。各サンプル点に対しCAE解析を実施し、対応する目的関数値、制約条件値の情報を収集する。

多目的最適化のプロセスで関数値を瞬時に推定するため、③応答曲面法を活用し、設計空間の情報、目的関数と制約条件を代数式で近似する。応答曲面は関数推定値と近似誤差をモデル化できるKrigingモデルが採用される⁴⁾⁵⁾。

④多目的最適化・統計解析では、応答曲面上で遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm: GA)を実行する⁶⁾⁷⁾。GAは多目的最適化のパレート最適解を1度の最適化計算で効率よく求められることが知られている。その計算手法は、集団に対し交配・突然変異を適用し世代交代させ多数の設計候補を生成するため、個体毎にCAE解析を実施すると計算コストが高くなる。MODEでは評価に時間がかかる目的関数、制約条件はCAE解析ではなく応答曲面で近似し関数を推定するため、最適化計算は短時間で実行できる。MODEの特徴として目的関数、制約条件を直接最適化するのではなくExpected Improvement値(EI値)に基づいたベイズ最適化を進める点にある。EI値とは目的関数の改善量をKrigingモデルの関数推定値、近似誤差を平均、標準偏差としたGauss型確率分布のもとで期待値として算出したものである。EI値が大きい最適解は目的関数を改善することが期待されるが、EI値はKrigingモデルの情報から算出されるため近似誤差を含んでおり、最適解は必ずCAE解

析で確認する必要がある。確認された最適解は実験計画のサンプルに追加され、より精度の改善されたKrigingモデルを生成し、大域的最適解を見つけるために最適化を繰り返す。

実験計画のサンプルおよび多目的最適化で求めたパレート最適解に対し⑥データマイニングを実施し設計空間の特徴を可視化する。データマイニング手法としては、多数のサンプリングデータを少数のクラスタに分類する非階層型クラスターリングのK-means法⁸⁾や、多次元情報を保持したまま2次元上に射影する教師なしニューラルネットワークの自己組織化マップ(Self-Organizing Map:SOM)⁹⁾などがあり、抽出したい設計空間の情報に応じた適切な手法を活用する。

3. 適用事例

本章では、2章で紹介した多目的設計探索の手法を、オートマチックトランスミッションケーシングの軽量化検討に適用した事例を紹介する。まず、軽量化検討の背景を説明し多目的最適化問題として定式化する。次に多目的最適化問題を多目的設計探索に適用する手順を説明する。最後に数値解析結果を示し、その考察を述べる。

3.1 設計問題定義と多目的最適化問題

今回検討するのはフロントエンジン・フロントドライブ(FF)タイプのオートマチックトランスミッションとなる。その外観を図3に示す。このタイプはエンジンと横並びに配置され、多くの乗用車に搭載されているオートマチックトランスミッションである。

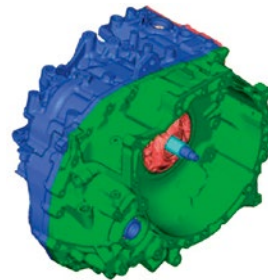


図3 FF Automatic transmission ASSY model.

軽量化検討の対象は内蔵物を格納するケーシングである。ケーシングはアルミを鋳造して作られる一番重い部品であるため、軽量化すれば、原価低減および燃費向上に貢献できるが、同時に耐久性、剛性、NVH、搭載性、製造性の基準を満足する必要がある。上記の項目はトレードオフ関係を有しており複雑な問題である一方、限られた時間の中で最良の設計を目指さなければいけない。

我々は本設計問題に対し、応力、一部製造制約を満足させつつ質量、ノイズを最小化する多目的最適化問題を

考えた。設計変数 \mathbf{x} はケーシング肉厚変更量として与え、形状を変更させる。ノイズは車両が加速、減速している状態をCAE解析し、周波数応答上の注目周波数帯のピーク音圧 $p_i(\mathbf{x})$ で評価した。応力は前進、後進時に最も負荷がかかる状態をCAE解析し、注目部位のvon Mises応力 $s_j(\mathbf{x})$ で評価した。製造制約はアンダーカットと最小肉厚を考慮した。アンダーカットとは、鋳造品が離型できない形状をさす。最小肉厚を考慮するのは、肉厚が薄くなりすぎると、鋳造時にアルミ溶湯が充填しにくくなり、製造不良につながるためである。

ピーク音圧和 $f_1(\mathbf{x})$ 、 $f_2(\mathbf{x})$ を次式

$$\text{加速時: } f_1(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^4 p_i(\mathbf{x}), \quad (1)$$

$$\text{減速時: } f_2(\mathbf{x}) = \sum_{i=5}^8 p_i(\mathbf{x}), \quad (2)$$

で表し、多目的最適化問題を次式で与えた。

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{x}} f_1(\mathbf{x}), \\ & \min_{\mathbf{x}} f_2(\mathbf{x}), \\ & \min_{\mathbf{x}} m(\mathbf{x}), \\ \text{s. t. } & p_i(\mathbf{x}) \leq 1, i \in \{1, 2, \dots, 8\}, \\ & s_j(\mathbf{x}) \leq 1, j \in \{1, 2, \dots, 18\}, \\ & u(\mathbf{x}) \leq 0, \\ & t(\mathbf{x}) \geq \alpha, \end{aligned} \quad (3)$$

$m(\mathbf{x})$ は質量、 $p_i(\mathbf{x})$ は号口形状の値で、 $s_j(\mathbf{x})$ はvon Mises応力目標値で正規化した。 $u(\mathbf{x})$ はアンダーカット判定式であり、この値が0より大きくなるとケーシングにアンダーカットが発生していることを表す。 $t(\mathbf{x})$ は最小肉厚であり、ケーシング全体の肉厚のうち最小の値が格納される。なお、 $p_i(\mathbf{x})$ が制約条件にも含まれるのは、最適化の過程で音圧が号口形状より悪化するのを防止するためである。

設計変数 \mathbf{x} は、ケーシング表面で肉厚変更が可能な部位を669か所の面に分割し、それぞれに割り当てた。設計変数 \mathbf{x} の分布を図4に示す。

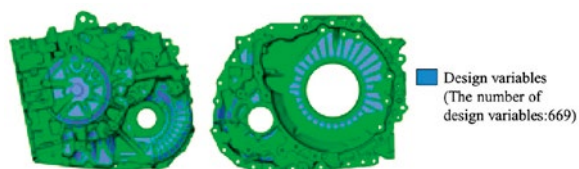


図4 The design variables.

設計変数値の変化を形状に反映するために、モーフィング技術を活用した。モーフィングの様子を図5に示す。

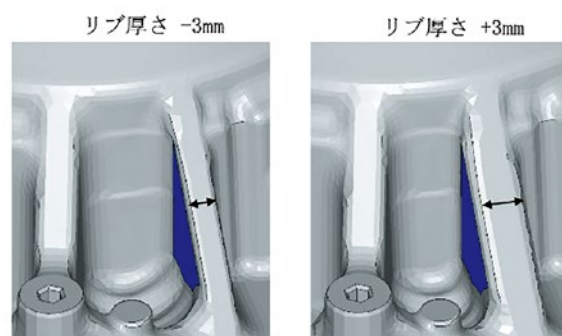


図5 The shape change by morphing technique.

モーフィングはある形状から別の形状に滑らかに形状を変化させることができ、最適化で使用した場合には、図面に反映させやすいメリットがある。モーフィングソフトはDEP社のMeshWorksを使用した。

以上、軽量化の設計検討は、3目的28制約669設計変数の多目的最適化問題として定式化された。

3.2 多目的設計探査の適用

前節で紹介した設計検討の問題に多目的設計探査を適用した。①設計空間定義は前節の通りである。

②実験計画では、LHSにより設計空間全体を網羅するように設計変数の水準を振り、異なる100個の形状を生成した。設計変数値を基にモーフィングで形状を変更し、それぞれの形状でCAE解析を実施した。解析ソフトはVR&D社のGENESISを使用し、音圧 $p_i(\mathbf{x})$ 、応力 $s_j(\mathbf{x})$ を計算し、100点の初期サンプルを作成した。

③応答曲面法では、100点の初期サンプルに号口形状の音圧 $p_i(\mathbf{x})$ 、応力 $s_j(\mathbf{x})$ を加え、計101点のサンプルでKrigingモデルによる応答曲面を構築した。質量 $m(\mathbf{x})$ 、アンダーカット判定式 $u(\mathbf{x})$ 、最小肉厚 $t(\mathbf{x})$ を応答曲面化しないのは、設計変数値と幾何形状の情報により瞬時に評価可能だからである。

④多目的最適化・統計解析では、多目的最適化問題をEI値最適化問題に置き換え最適化を実施した。関数 $f(\mathbf{x})$ 最小化問題の改善量 $I(\mathbf{x})$ と期待値 $E[I(\mathbf{x})]$ は以下の様に表される。

$$I(\mathbf{x}) = \begin{cases} f_{\min} - F & \text{if } F < f_{\min} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (4)$$

$$E[I(\mathbf{x})] = \int_{-\infty}^{f_{\min}} (f_{\min} - F) \phi(F) dF, \quad (5)$$

ここで f_{\min} は改善量 $I(\mathbf{x})$ を算出する際の基準値で、サンプルデータの最小値を置いた。 F はGauss型確率変数であり、 $\phi(F)$ は F の確率密度関数である。

最適化条件にKrigingモデルで構築された制約条件 $g(\mathbf{x}) \leq g_{\max}$ が含まれる場合、制約を満足する期待値 $E_c[I(\mathbf{x})]$ は次式で表される。

$$E_c[I(\mathbf{x})] = E[I(\mathbf{x})] \text{Prob}[g(\mathbf{x}) \leq g_{\max}], \quad (6)$$

$$\text{Prob}[g(\mathbf{x}) \leq g_{\max}] = \int_{-\infty}^{g_{\max}} \gamma(G) dG, \quad (7)$$

ここで G はGauss型確率変数であり、 $\gamma(G)$ は G の確率

密度関数である。

目的関数 $f_1(\mathbf{x})$ の改善量を $I_1(\mathbf{x})$,目的関数 $f_2(\mathbf{x})$ の改善量を $I_2(\mathbf{x})$ としたとき,制約条件を含んだ期待値 E_c はそれぞれ以下の式で表され,

$$E_c[I_1(\mathbf{x})] = E[I_1(\mathbf{x})] \cdot \prod_{i=1}^8 \text{Prob}[p_i(\mathbf{x}) \leq 1] \cdot \prod_{j=1}^{18} \text{Prob}[s_j(\mathbf{x}) \leq 1], \quad (8)$$

$$E_c[I_2(\mathbf{x})] = E[I_2(\mathbf{x})] \cdot \prod_{i=1}^8 \text{Prob}[p_i(\mathbf{x}) \leq 1] \cdot \prod_{j=1}^{18} \text{Prob}[s_j(\mathbf{x}) \leq 1], \quad (9)$$

次式の3目的2制約669設計変数のEI値最適化問題を与えた。

$$\begin{aligned} & \max_{\mathbf{x}} E_c[I_1(\mathbf{x})], \\ & \max_{\mathbf{x}} E_c[I_2(\mathbf{x})], \\ & \min_{\mathbf{x}} m(\mathbf{x}), \\ & \text{s. t. } u(\mathbf{x}) \leq 0, \\ & \quad t(\mathbf{x}) \geq \alpha. \end{aligned} \quad (10)$$

上述のEI値最適化問題に対し,GAを適用した。個体数は200,世代数は100である。最適化ソルバはNSGA-II¹⁰⁾を使用した。Krigingモデルの情報を基に求めたパレート最適解は近似誤差を含むため,形状をモーフィングで作成しCAE解析を実施し,値を確認する必要がある。CAE解析で確認した値をサンプル点に追加し,より精度の向上したKrigingモデルを再構築する。ただし,全てのパレート最適解を追加するのはCAE解析に時間がかかるため現実的ではない。そこで,パレート最適解に対し,K-means法を適用しそのクラスターの重心点のみKrigingモデルに追加することとした。

最適化とKrigingモデル再構築を5回繰り返した後に,CAE解析を実施したサンプル点(初期サンプル,号口形状とパレート最適解のK-meansクラスター重心点)のみで,⑥データマイニングを実施した。繰り返し回数を5回としたのは,指定された解析リードタイムを超過するためである。データマイニングの手法は,多次元情報から特徴を抽出できるSOMを使用した。

3.3 数値解析結果と考察

上述の多目的設計探索の数値解析結果を示す。最適化は製造制約を付けたケース,付けなかったケースの2パターンを実施した。

まず,製造制約の効果を図6に示す。下図は号口形状と最適化形状の断面を重ねて図示しており,左の列が製

造制約を付けた場合,右は付けなかった場合である。上の行はアンダーカット有無を下は最小肉厚有無を示す。この結果から製造制約を付加することで,アンダーカット,最小肉厚違反が,最適化形状で防止できていることが確認できる。

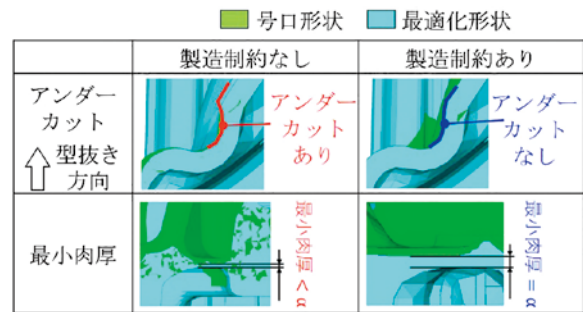


図6 Effect of manufacturing constraint.

次に,多目的設計探索の過程で,CAE解析を実施した全サンプル点の中から最も質量が低減した最適化形状,最もノイズが低減した最適化形状を図7に図示する。製造制約を付けた場合,質量,ノイズはそれぞれ,質量-79g,減速音圧-0.1dBとなった。製造制約を付けなかった場合,質量-546g,減速音圧-1.6dBとなり,製造制約を付加した場合,低減量が小さくなっていることが確認できた。これは最小肉厚制約により,形状が軽量化できないためと思われる。

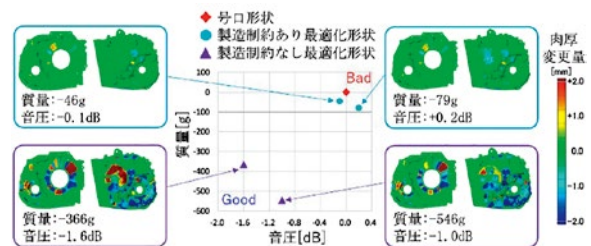


図7 Shapes of the optimal solutions on K-means cluster centroids.

CAE解析を実施したサンプル点(初期サンプル,号口形状とパレート最適解のK-meansクラスター重心点)の目的関数を2次元にプロットした散布図を図8に示す。製造制約を付けなかった場合は号口形状から離れた位置に最適解が分布しており,我々の大規模な問題に対しても多目的設計探索で最適解を探索できていることを示している。対して製造制約を付けた結果は号口形状の近くに分布しており,これは既存設計がトレードオフ関係を考慮した最良の設計がなされていることを示す。この結果からさらに軽量化するには,一部の製造制約,例えば最小肉厚を緩和することが必要である知見が得られた。

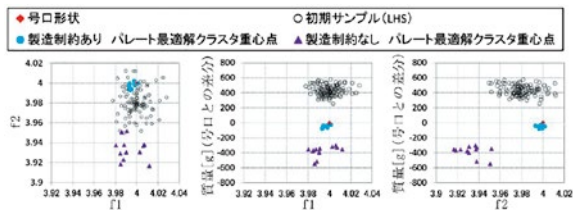


図8 Scatter plots of all evaluated solutions.

最後に製造制約を付けた最適化に対するSOMの結果を図9, 図10に示す. 図9は目的関数の値を図示している. 上の列のカラーは目的関数の値の大小を表し, 下の列は号口より改善した場合は青, 悪化した場合は赤になるよう色調を調整した. 最適解と号口形状のデータは左下のクラスタに含まれており, 加速ノイズ総和 $f_1(\mathbf{x})$, 減速ノイズ総和 $f_2(\mathbf{x})$, 質量 $m(\mathbf{x})$ が青くなっている領域が存在することから, 号口より改善した最適解が存在することを示している.

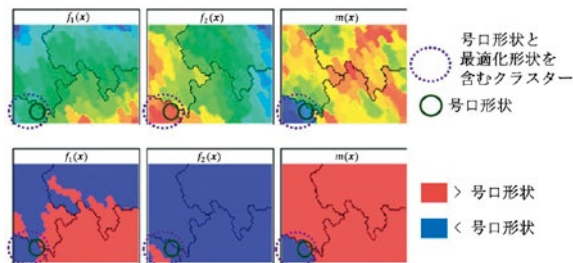


図9 SOMs of objective function values.

図10は制約条件の値を図示している. 左列が制約条件の値を, 右は目標を満足している場合は青, 未達の場合は赤になるよう色調を調整した. 左下の最適解のクラスタで一部の制約が違反している. これは最適化とKrigingモデルの再構築の繰り返し5回では足りず, 応答曲面の精度が改善の余地があることを示している.

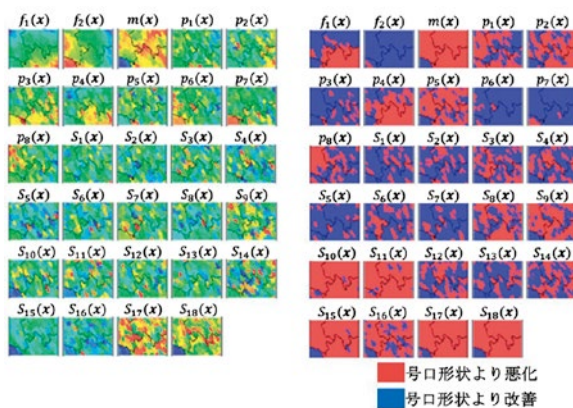


図10. SOMs of constraint function values.

4. まとめ

オートマチックトランスミッションのケーシング軽量化検討に多目的設計探索手法を適用した事例を紹介した. 製造制約を付加した場合, 質量の低減は79gとな

り, 既存設計が優れていることを確認できた. また, 製造制約を外したことにより, 質量は546g低減し, 最小肉厚の緩和が軽量化に対して有効である知見を得られた.

5. 謝辞

最後に, 本開発にあたり多大なるご協力賜りました国立大学法人東北大学様, および関係者の方々に深く感謝いたします.

参考文献

- 1) Obayashi, S., Jeong, S. and Chiba, K.: Multi-Objective Design Exploration for Aerodynamic Configurations, AIAA Paper 2005-4666 (invited paper), 2005.
- 2) 下山幸治, 杉村和之, 鄭信圭, 大林茂: 多目的設計探索による設計空間の可視化と知識発見, 知能と情報: 日本知能情報フジ学会誌, 21巻, 3号, pp293-303, 2009.
- 3) McKay, M. D., Beckman, R. J. and Conover, W. J.: A Comparison of Three Methods for Selecting Values of Input Variables in the Analysis of Output from a Computer Code, Technometrics, Vol.21, No.2, pp239-245, 1979.
- 4) Sacks, J., Welch, W. J., Mitchell, T. J. and Wynn, H. P.: Design and Analysis of Computer Experiments, Statistical Science, Vol.4, No.4, pp409-435, 1989.
- 5) Jones, D. R., Schonlau, M. and Welch, W. J.: Efficient Global Optimization of Expensive Black-Box Functions, Journal of Global Optimization, Vol.13, No.4, pp455-492, 1998.
- 6) Goldberg, D. E.: Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning, Addison-Wesley Publishing Company, Inc., Boston, 1999.
- 7) Deb, K.: Multi-Objective Optimization using Evolutionary Algorithms, John Wiley & Sons, Ltd., Chichester, 2001.
- 8) Jain, A. K., Murty, M. N. and Flynn, P. J.: Data clustering: a review, ACM Computing Surveys, Vol.31, No.3, pp264-323, 1999.
- 9) Kohonen, T.: Self-Organizing Maps, Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, 1995.
- 10) Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S. and Meyerivan, T.: A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II, IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol.6, No.2, pp182-197, 2002.

筆者



東田 憲太郎

アイシン・エイ・ダブリュ株式会社
解析技術部 CAE開発グループ
最適化技術開発に従事



下山 幸治 准教授

国立大学法人東北大学
流体科学研究所
多目的最適化・代替モデリングに従事