解説

多目的設計探査による設計空間の可視化と
知識発見†

下山 幸治 *1・杉村 和之 *2・鄭 信圭 *1・大林 茂 *1

1. 緒言

計算科学におけるシミュレーション精度の向上やコンピュータ性能の著しい発達に伴い、Computer Aided Engineering (CAE) を用いた設計技術への関心が高まっている。CAEとは、構造力学や流体力学などのシミュレーションにより、設計対象の解析・評価を行うことである。例えば、航空機の設計者が機体の形を決めると、所定の飛行条件でどのような性能を持つかを数値流体力学 (Computational Fluid Dynamics: CFD) により評価し、設計者にフィードバックすることができる。現在ではCFDの専門家が一人いれば、パソコンでも1日で格子生成から計算・計算結果の可視化まで可能である。コンピュータ上で仮想的に試作を行い、設計の検討を行うことができるので、コスト低減と設計サイクルの短縮化が可能となる。これに対し、一連の設計作業をCAEではなく風洞試験だけで行うとなれば、チームで数ヶ月単位の期間にわたって、模型の設計製作から風洞試験・データ整理に取り組むことになる。

1つ1つの設計対象の評価が簡単にできるようになると、あらかじめバリエーションを考え、それらを比較しながら評価したくなる。そこで、コンピュータの性能が上がると、パラメトリックスタディが行われるようになってきた。さらにパラメトリックスタディが容易になると、バリエーションを増やし、“最適な”組み合わせを見つけたい。この作業を、設計者の経験や勘に頼ることなく、コンピュータの力で自動的に行う“最適化”に興味が高まっている。航空機の設計では、機体形状を表現するパラメータを設計変数とし、空力性能の向上を目的関数として最適化を行う。概念

設計の段階で最適化を含めた数値シミュレーションを行うことで、風洞試験による解析回数を必要最小限に抑えることができる。例に挙げた航空機の設計に限らず、さまざまな工学設計の分野で、CAEと最適設計に興味が集まっている。

現実世界で見られる設計問題では、考慮すべき目的関数は唯一ではなく、複数存在するのが通常である。前述した航空機最適化において目的関数となる空力性能を例にとると、揚力の最大化・抗力の最小化といった様々な設計目標が存在する。また、設計目標は空力のみならず、構造・推進・制御といった多分野に渡ることもある。つまり、より実用的な設計を実行するためには、複数の目的関数を同時に考慮した“多目的最適化”を行う必要がある。一般的な多目的最適化問題では、一方を改良すると他方が改悪されるように相反する設計目標が含まれることが多く、各目標に対する設計の妥協案を考える必要がある。理論的には、多目的最適化問題の最適解は唯一に定まらず、図1中の黒丸で示される“Pareto最適解”と呼ばれる解の集合として存在する。Pareto最適解とはすべての目的関数について他のどの解よりも劣らない解を指し、その集合は多目的最適化問題を支配する目的関数間の相反関係(トレードオフ)を示唆するものである。

図1 Pareto最適解集合
(2目的関数最小化問題の場合)

† Multi-Objective Design Exploration for Design Space Visualization and Knowledge Discovery
Koji SHIMOYAMA, Kazuyuki SUGIMURA, Shinkyu JEONG, and Shigeru OBAYASHI

*1 東北大学 流体科学研究所
Institute of Fluid Science, Tohoku University

*2 (株)日立製作所 機械研究所
Mechanical Engineering Research Laboratory, Hitachi, Ltd.

最適化を行うための手法は大きく2種類に分けられ、1つは勾配法(Gradient-Based Method: GM) [1]を代表とする1点探索手法、もう1つは遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm: GA) [2,3]や粒子群最適化(Particle Swarm Optimization: PSO) [4]を代表とする多点探索手法である。1点探索手法は、目的関数の勾配情報に基づきながら、1つの解を逐次的に改善していくものである。この特徴から、1点探索手法は単一の最適解を持つ単目的最適化問題にしか対応できず、多目的最適化問題を解く場合には各目的関数の重み係数をとって単目的最適化問題に帰着させる必要がある。この場合、1回の最適化計算から得られる解は、重み係数の組み合わせに対応したPareto最適解集合中の1点である。Pareto最適解集合の全体的な分布を見出すためには、重み係数を変えながら最適化計算を多数回実行する必要がある。目的関数の数が増えるほど重み係数の組み合わせのバリエーションも増えるため、必要となる最適化計算回数も増える。また、Pareto最適解集合中に非凸部や不連続部が含まれる場合には、いくら重み係数を変えても集合全体を見出すことは理論上不可能となる。こういった1点探索手法特有の問題に対して、Normal Boundary Intersection (NBI) Method [5]や希求水準法(Aspiration Level Method) [6]といった解決方法も考案されている。

多点探索手法は進化的計算法(Evolutionary Computation)とも呼ばれ、設計空間全体に分布する複数の解を用意し、それらの目的関数値から各解の相対的な優劣順位(ランク)を付け、ランクの高い解が存在する領域に向けて解集団を作り替えていくものである。複数の解を同時に探索することから、目的関数の評価回数が解の個数分増えるという欠点はあるものの、多目的最適化問題では複数の目的関数を重み係数としてではなく個別のものとして扱うことができる。これにより、非凸性や不連続性に関係なく、Pareto最適解集合を1回の最適化計算で求めることができる。

以上の説明から、概念上は1点探索手法に比べて多点探索手法の方が効率良く多目的最適化問題を解けると言える。しかし実際には、目的関数の数が膨大になると多点探索手法をもってしてもうまく解けなくなり、むしろ効率を犠牲にしてでも1点探索手法を繰り返し用いた方が良好なPareto最適解集合を獲得できる場合も報告されている[7]。また、このような問題に対応すべく、多点探索手法について特別な改良策もいくつか提案されている(これらは文献[8]に詳しくまとめられている)。すなわち、多点探索手法を多目的最適化問題で効果的に活用するためには、問題に応じて

適宜手法に改良を施す必要性が出てくるかもしれないことに注意されたい。

単なる“最適化”では、最適解を提示したところで作業が終了するように思える。しかし、設計作業としては、ただ1つの解を提示しただけでは役に立たない。設計の各段階において、各分野との擦り合わせで様々なトレードオフが発生するため、設計空間の中で多様な設計候補を常に用意しておかなければならない。多目的最適化から得られるPareto最適解集合はまさにその“多様な設計候補”に相当する。よって、Pareto最適解集合が意味するトレードオフといった多目的設計空間の構造的特徴を俯瞰的に可視化できれば、設計者は設計候補を容易に選択できるようになる。これは従来の設計方法にない利点であるため、近年様々な分野で多目的最適化の応用が試みられている(国際会議で報告された最近の事例は文献[9]を参照されたい)。

ところで、目的関数が2つや3つならば、図1のようにPareto最適解集合を目的関数空間上で単純にプロットすれば、目的関数間のトレードオフの様子が見て取れる。しかし、目的関数が4つ以上に増えると、このような単純プロットでトレードオフの様子を可視化できない。2次元の目的関数平面に射影したり、既存の設計と比較したりすることで、ある程度解を吟味して好ましい解を選ぶこともできるが、これではPareto最適解集合中の限られたほんの数個の解を調べるに留まってしまう。このように高次元の設計空間に隠されたトレードオフの様子を探るためには、“データマイニング”[10]の適用が有効であると考えられる。データマイニングは情報科学分野(パターン認識、人工知能など)を起源とする技術であり、複雑なデータに潜在する特徴を人間にとって理解しやすい情報形体(数値、画像、文章など)に置き換えるものである。筆者らは、データマイニングの新たな用途として、多目的設計空間を支配する構造的特徴を俯瞰的に可視化し、新たな設計知識の発見に繋げることを目指している。

設計問題に対するこのようなアプローチは、最適化を利用しつつ最終的に得ようとしている情報は設計空間の構造であるという点で、最適化技術に新しい切り口を与えるものである。従来、このように可視化までを含んだ設計知識の抽出・提示に対して、統一的な呼称はなかった。そこで筆者らの研究グループでは、“最適化”と区別するために、このアプローチを“多目的設計探索(Multi-Objective Design Exploration: MODE)”という呼称で提案している[11]。本稿では、MODEの概要を説明するとともに、空気清浄機用遠心型ターボファン設計への適用例を示す。

図2 MODEの手順

2. 多目的設計探索

MODEのアルゴリズムは、大きく分けて設計空間定義、実験計画法、応答曲面法、多目的最適化、統計解析、データマイニングからなり、図2のようにまとめることができる。MODEのアルゴリズムの詳細について、順を追って以下で説明する。

2.1 設計空間定義

最適化問題を構成する設計変数・目的関数・制約条件関数を定式化して、対象とする設計空間を定義する。形状最適化問題の場合、形状データを構成する点列座標そのものを設計変数にしてしまうと、設計変数の総数が膨大になる。そこで、SplineやNon-Uniform Rational B-Spline (NURBS) などの補間曲線を用いて形状を表現し、補間曲線の制御点座標を設計変数とする。

2.2 実験計画法

定義された設計空間全体における目的関数・制約条件関数の数値データを収集するために、実験計画法 (Design of Experiment : DOE) を適用する。MODEでは、Latin Hypercube Sampling (LHS) [12] を利用して設計変数空間上に多数のサンプル点を作成する。各サンプル点に対する設計変数値を入力としてCFDなどの数値シミュレーションを行い、その出力として目的関数・制約条件関数の各値を評価する。LHSは図3のように、 n 個の設計変数それぞれの定義域を N 等分割してできた合計 N^n 個の部分空間から、直交性条件を満たすように N 個の部分空間を選択し、各部分空間内でサンプル点を1つずつランダムに作成する

図3 LHS(2設計変数空間から6個のサンプル点を作成する場合)

(すなわち総サンプル点数は N 個)。直交性条件とは、選択される N 個の部分空間が各設計変数に対して重複を持たないことを指す。直交性条件を無視した単純サンプリングに比べて、LHSは少ないサンプル点数であっても設計空間全体を網羅できる。

2.3 応答曲面法

応答曲面法 (Response Surface Method : RSM [13]) とは、設計空間全体における目的関数・制約条件関数の大域的分布を単純な代数式として近似することで、関数評価に要する計算時間を短縮するための手段である。代数式は応答曲面と呼ばれ、前述のDOEで作成された数値シミュレーションによる関数“実”値のサンプルデータを補間する形で決定される。この代数式を用いることで、サンプル点が与えられていない任意の設計変数値に対する関数値を、数値シミュレーションを行うことなく、瞬時に“推定”できるようになる。

RSMにはいくつかの手法が提案されているが、MODEではKrigingモデル [14, 15] を採用する。Krigingモデルは地中に眠る鉱物資源の埋蔵量推定を起源としており、その発展として任意の関数分布をBayes統計学的に推定する手法である。Krigingモデルは図4のように関数値そのものの分布に加えて、推定される関数値が含む不確定性(すなわち近似誤差)をそれぞれ代数式としてモデル化できる。また、関数推定値・近似誤差の両モデルを用いて、近似精度を改善するためにサンプル点を追加すべき場所を定量的に特定できる(詳細は次節で述べる)。

図4 Krigingモデル(目的関数最小化問題の場合)

2.4 多目的最適化, 統計解析

定義された設計問題に対して, 遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA) [2, 3]を用いた多目的最適化を行い, Pareto最適解集合を探索する。GAは生物進化のメカニズムを数値的に再現した最適化手法である。ランダムに作られた複数の個体(解)からなる集団を選択・再生・評価の手順を踏んで進化させていくことで, 環境適応度(目的関数)の高い個体(最適解)を探索する。選択過程では, 集団から環境適応度の高い親個体を選び出す。再生過程では, 親個体を持つ遺伝子(設計変数)を交叉・突然変異させることで, 子個体を発生させる。評価過程では, 親個体・子個体の環境適応度を比較し, 子個体の方が高ければ親個体と入れ換える(世代交代すなわち解の改善)。今回は, Pareto-ranking法[16]とFitness Sharing[3, 16]による適応度評価, ルーレット選択[2], Blended Crossover (BLX) [17]による交叉, 非一様突然変異[18], そしてエリート戦略[19, 20]による世代交代を採用する。

GAは目的関数の勾配評価を必要としないため, 設計問題に対する適用汎用性に優れる。また, 多数の設計候補を同時に改善していくため, 多目的設計問題で要求されるPareto最適解集合を1回の最適化計算で効率良く得ることができる。ここで, 実際の最適化計算で得られる解は“真の”Pareto最適解ではなく, あくまでも“近似解”であることに注意されたい。これは, 前節で述べたRSMを使用することからも予想される。

通常の最適化計算では目的関数値そのものの最大化/最小化を考えるが, MODEでは前節で説明したKrigingモデルから算出される“Expected Improve-

ment(EI)値”の最大化を考える。EI値とは図4のように, 現在与えられているサンプル点中の最良目的関数値から見た目的関数の改善量を, 関数推定値・近似誤差をそれぞれ平均・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。すなわち, 新しいサンプル点を追加して応答曲面を再構築した時にその点が新たな大域的最適解になりうる確率に相当する。MODEでは, 各目的関数に関するEI値が大きくなる場所をGAによって探索し, そこに新たなサンプル点を追加して応答曲面を再構築するという一連の作業を繰り返すことで, 応答曲面の精度改善と大域的最適解の発見を同時に目指す。

2.5 データマイニング

多目的最適化から得られたPareto最適解集合に対して, その構造的特徴を調べるためにデータマイニングを適用する。これまでに様々なデータマイニング手法が提案されているが, 得られる情報形体(数値, 画像, 文章など)はデータマイニング手法によって大きく異なる。また, 情報が示唆する内容自体も各手法で異なる可能性が考えられる。そこで今回は, データマイニング手法を1つに限定せず, 以下の複数の手法を併用しながら設計空間構造を明らかにしていくアプローチを提案する。

2.5.1 自己組織化マップ

自己組織化マップ(Self-Organizing Map: SOM) [21]は, 教師なし学習のアルゴリズムを用いる2層フィードフォワード型のニューラルネットモデル(図5)である。入力層の各ニューロンには分析対象の多次元ベクトルデータ(個々のPareto最適解の目的関数値データ)を与える。出力層のニューロン群は2次元平面上に矩形あるいは六角形の格子配列をとり, 各ニューロンにはあらかじめ入力ベクトルと同次元の重

図5 SOM

みベクトルをランダムに与えておく。各入力ベクトルに対して、出力層ではそれに最も近い重みベクトルを持つニューロン(最良ユニット)を探索し、最良ユニットとその近接ニューロンの重みベクトルを調整して入力ベクトルに近付けていく。この調整作業を繰り返すことで、類似した入力ベクトルは出力層でも近接したニューロンに射影されるようになる。こうしてできた2次元平面上での入力ベクトルの配置をSOMの結果として図示する。

SOMの結果は、元の多次元データに含まれていた特徴を保持した状態で、多次元データを2次元に折り畳んで表現したものである。すなわち、SOMを用いると多次元データの可視化ができる。ただし、SOMは我々が直感的に理解している地図とは異なり、方向や距離の意味を持たないことに注意されたい。今回は、市販ソフトウェアViscovery SOMine[22]を用いてSOMデータマイニングを実行する。

2.5.2 決定木

決定木[23]は、統計学における分散分析(Analysis of Variance: ANOVA)[15, 24]を応用したクラスタリング手法の1つである。これを分析対象のPareto最適解集合に適用すると、以下ようになる。ある1つの設計変数のある閾値をもってPareto最適解集合を2つのグループに分割し、それぞれのグループに属するPareto最適解の目的関数の平均値を計算する。そして、各グループの平均値の差が最大となるような設計変数および閾値を探索する。この一連の作業を分割されたグループに対しても同様に繰り返し施すことで、元のPareto最適解集合を複数のグループへとクラスタリングすることができる。なお、決定木を用いたデータマイニングは各目的関数について個別に行われる。

これらのグループ分割過程は、図6のように個々のブロックが分割グループに対応した樹形図としてまとめられる。そしてルートノードから任意のリーフノードへの経路を辿ることで、統計的に有意な1つの設計

ルールが“if-then形式”で得られる。この性質から、設計変数に対する目的関数の応答が線形的で感度が高い設計変数ほど上位のノードに位置するため、各設計変数の重要度を明らかにできるのが特徴である。

2.5.3 ラフ集合

ラフ集合[25]は集合演算を応用したルール抽出法である。ラフ集合で扱うデータの属性値は離散値に限られるため、分析対象のPareto最適解集合の目的関数値・設計変数値それぞれを離散化する。今回は各属性値を5水準(1:小, 2:中小, 3:中, 4:中大, 5:大)に分割し、各水準に同数のPareto最適解が含まれるように離散化する。このように離散化を施されたPareto最適解集合は、各設計変数を所定の水準値に設定していくと各目的関数が特定の水準値になるというif-then形式の設計ルールの集合体とみなすことができる。このままではすべての設計変数について条件式を伴う複雑なif-thenルールとなるが、設計変数の中には目的関数の水準決定に寄与しないようなものもある。そこで、これらを省略して簡略なルールを集合演算によって求める(縮約という)。縮約には複数のパターンがあるのが通常である。

決定木が1つの設計ルールを求めるのと異なり、ラフ集合では縮約のパターンの数だけ多数の設計ルールが得られるという利点がある。しかし、得られたルールの重要性について順位づけが難しいという欠点がある。今回は、フリーソフトウェアROSETTA[26]を利用してラフ集合データマイニングを実行する。

3. ターボファン設計への適用

前節で説明したMODEを空気清浄機用遠心型ターボファン設計に適用して、設計空間の構造的特徴を調査したのち、性能改善のための有益な設計知識を抽出する。

3.1 設計問題定義

高効率・低騒音を同時に実現できる9枚羽根ファン(図7)の多目的最適設計を取り上げる。設計対象の3次元羽根形状は、子午面形状(図8(a))・キャンパー角度分布(図8(b)、周方向となす角度として定義)・厚み分布(図8(c))の重ね合わせとして表現する。これらの形状および分布の制御パラメータ(計17個)が設計変数である。

目的関数は、流量 $6.0\text{m}^3/\text{min}$ 、回転数 1580min^{-1} の作動条件下での、異なる3種類の定義の空力効率の最大化と乱流騒音レベルの最小化の計4つである。

図6 決定木

図7 空気清浄機用遠心型ターボファン

図8 羽根形状定義

- 全圧効率 η_t の最大化

$$\eta_t = \frac{(p_{t2} - p_{t1}) Q}{W_{ax}} \quad (1)$$

- 静圧効率 η_s の最大化

$$\eta_s = \frac{(p_{s2} - p_{s1}) Q}{W_{ax}} \quad (2)$$

- スクロール効果を加味した静圧効率 η_{all} の最大化

$$\eta_{all} = \eta_s + \frac{\eta_{scroll} \left[\frac{1}{2} \rho (C_2^2 - C_e^2) \right] Q}{W_{ax}} \quad (3)$$

p_t は全圧, p_s は静圧, Q は流量, W_{ax} は軸入力パワー, ρ は密度, C は絶対速度, η_{scroll} はスクロール効率である. 下付き添字の1, 2, e はそれぞれ, 羽根入口, 羽根出口, スクロール出口を表す.

- 乱流騒音レベル L_s の最小化

$$L_s = L - 10 \log_{10} \left[\left(\frac{\Delta P}{g} \right)^2 Q \right] \quad [\text{dB}] \quad (4)$$

ここで

$$L = 10 \log_{10} [\alpha (W_1^6 + W_2^6) D_2^2 Z] + \beta \quad (5)$$

$$\Delta P = \frac{W_{ax} \eta_s}{Q} + \eta_{scroll} \left[\frac{1}{2} (C_2^2 - C_e^2) \right] \quad (6)$$

g は重力加速度, W は相対速度である.

また, 軸入力規定範囲に収まるよう, 以下の制約条件を考慮する.

- 軸入力 W_{ax} に関する制約条件

$$37.0 \leq W_{ax} \leq 41.0 \quad (7)$$

図7中の灰色領域で示される1ピッチ分の領域に対して周期境界条件を仮定したCFD解析を行い, 上記の目的関数・制約条件関数を評価する.

3.2 計算条件

LHSにより設計空間全体に作成された145個の初期サンプル点を用いて, 4つの目的関数(η_t , η_s , η_{all} , L_s)および1つの制約条件関数(W_{ax})それぞれに対してKrigingモデルによる応答曲面を構築した. GAによる多目的最適化では, 500個体の集団を200世代に渡って更新した. また, GAの再生過程における突然変異の発生確率を10%とした. 多目的最適化から得ら

れたPareto最適解集合(実際には“近似解”)に対しては, SOM, 決定木, ラフ集合のそれぞれを適用してデータマイニングを行った(その他, 詳細は文献[27, 28]を参照されたい)。

なお, 今回得られたPareto最適解集合の各目的関数値・制約条件関数値について, 応答曲面による推定値と実際のCFD解析による実値を比較したところ, 解集合平均で最大5.2%の誤差が含まれることが確認された。この程度の誤差は現行品からの性能改善量に比べて十分に小さいため, 最適化計算での解の改善方向の探索には差し支えない。また, 得られたPareto最適解集合の収束性についても, 最適化計算での世代に対する目的関数の解集合平均値の履歴から確認されている。

3.3 計算結果

3.3.1 SOMデータマイニング

Pareto最適解集合が持つ4次元の目的関数値データを2次元のSOMに射影し, 各目的関数値で色付けしたものを図9 (a)–9 (d)に示す。なお, 空力効率の値にはマイナスを掛けて, 値の小さい(色の黒い)領域ほど目的関数値の良い解に対応するようにすべてのSOMを統一してある。

全圧効率 η_t (図9 (a))とスクロール効果を加味した静圧効率 η_{all} (図9 (c))を比較すると, それぞれのSOMのカラーパターンが似ている。つまり, これらの目的関数は相反せず, 一方を改善するともう一方も同時に改善する関係にあることが分かる。一方, 静圧効率 η_s (図9 (b))のSOMは反転したカラーパターンになっており, η_t および η_{all} と相反する関係にあることが分かる。 η_s が大きくなると, 逆圧力勾配の影響でファン内部の流れはより拡散的になる。その結果, 出口全圧が小さくなり, η_t および η_{all} が小さくなる。言い換えると, 3種類の空力効率間のトレードオフはすべて, η_s の増減傾向だけで決まる。

η_s (図9 (b))と乱流騒音レベル L_s (図9 (d))を比較すると, これらの目的関数は強いトレードオフの関係にあることが分かる。前段落の議論を踏まえると, 本設計問題は4つの目的関数で定義されているが, 実質的には η_s と L_s の2つの目的関数のみを考慮すればすべてのトレードオフを議論できると言える。

静圧効率 η_s ・乱流騒音レベル L_s をそれぞれ横・縦軸とした平面上に, Pareto最適解集合を投影したものを図10に示す。また, トレードオフ線上にある解A-Eそれぞれに対応する羽根断面形状を併せて示す。静圧効率重視の設計をすると, 羽根が薄く, 反り線が滑らかな傾向にある。逆に低騒音重視の設計をする

図9 SOMデータマイニングの結果

図10 静圧効率 η_s と乱流騒音レベル L_s のトレードオフ関係

と、羽根入口径は小さめに、そり線は変曲点を持つようになり、羽根厚みの制御が必要となる様子が分かる。騒音エネルギーが翼間の相対流速の6乗に比例するという予測モデルを用いているため、羽根入口径が騒音に強く関係するパラメータとなった。

SOMは、複数の目的関数間に存在するトレードオフ構造を2次元画像上に射影できるため、多目的最適化問題の議論を単純化するのに役に立つ。しかし、画像の見方は設計者の主観に依るところも多く、そこから得られる設計ルールも設計者次第で大きく変わる可能性もある。

3.3.2 決定木データマイニング

静圧効率 η_s と騒音レベル L_s について、決定木を用いた結果をそれぞれ図11(a), 11(b)に示す。

ファンの静圧効率を重視する場合の設計ルールは、図11(a)の樹形図中の灰色で示したノードを右下へと辿ることで得られる。すなわち、シュラウド側の翼入口径 D_{1s} (D_2 は固定) を小さめとし、中間径における羽根角度 β_3 を小さめに抑えるというルールである。本ファンでは、シュラウド面の曲率がきついたために、ファン入口部のシュラウド面において剥離泡が存在するが、羽根前縁径を小さくして空力仕事を与えることで、この領域をできる限り抑えながら、翼負荷分布を制御するといったトレードオフ制御に関する知見が得られる。なお、樹形図左側に表れる t_2 は中間径における翼厚みである。

一方、低騒音性を重視する場合の設計ルールは、図11(b)の樹形図中の灰色で示したノードを左下へと辿ることで得られ、やはりシュラウド側の翼入口径 D_{1s} を小さく、同時にハブ側の翼入口径 D_{1h} も小さく

図11 決定木データマイニングの結果

することが有効であることが示されている。これは羽根入口径を小さくし、ファン入口相対流速を低減させるため、乱流騒音レベルが小さくなると解釈できる。このように、得られるルールは1つであるが、設定すべき設計変数の水準値が優先順位とともに定めることができ、わかりやすいルールとして抽出できるのが決定木の特徴である。

3.3.3 ラフ集合データマイニング

ラフ集合によって静圧効率 η_s と騒音レベル L_s の間のトレードオフを制御するためのルールを求めた結果を、図12(a), 12(b)に示す。ここでは、図9(a)–9(d)に示したSOM上で、 $-\eta_s$, L_s それぞれの値が最小となる解(“極限解”と呼ぶ)が存在するクラスターに帰属するためのルールを求めた。ラフ集合で得られた設計ルールの数が多かったため、ルールに共通して現れる設計変数とその水準値に着目し、ルールの解釈を行うこととした。図12(a), 12(b)では、得られたすべてのルール中に現れる各設計変数の水準値の平均と標準偏差(水準の確度に相当)を示している。なお、図中の破線枠で囲んだ設計変数は、ルールとして重複して抽出された回数が上位のものを示しており、今回重要と考えた設計変数である。

図12(a)からは、羽根出口近傍の羽根角度 β_3 を低水準(小さな値)に抑え、羽根出口角 β_{out} を中程度にする

(a) 静圧効率 (η_s)

(b) 乱流騒音レベル (L_s)

図12 ラフ集合データマイニングの結果

こと、羽根出口近傍の翼厚み t_3 を小さく設定することが効率重視の設計に必要であることが示されている。トレードオフ制御に関して翼負荷分布がポイントとなっている点は決定木と同様な結果であるが、決定木で得られた設計変数 D_{1s} はここでは抽出されていない。図12(b)でも、羽根角度 β_2 や β_3 、羽根厚み t_2 などについて決定木とは別の切り口の低騒音化指針が得られている。

これらのラフ集合の結果は、決定木で得られるルールよりも多様性があるものの、主要なルールが異なっている。ラフ集合では、目的関数の属性決定に影響を与えない設計変数は縮約されるため、目的関数に対する感度が非常に大きく常に設計変数水準が一定になってしまう場合か、もしくは非常に感度が小さくて水準変化が結果に影響を与えないような場合に、縮約されるルールとして抽出されない可能性がある。今回の D_{1s} のような変数は、前者のような原因で抽出されなかったのではないかと推定される。

4. 結言

本稿では、ある特定の性能に対する単一の最適設計候補を提示することを目的とした従来の最適化に代わり、複数の設計目標を考慮した多目的最適化問題を解いて多様な最適設計候補を求め、汎用性に富んだ有益な設計知識を提示するという新しい設計プロセスとして、“多目的設計探索”という概念を提案した。多目的設計探索では、多目的最適化計算から得られる多次元の数値データ(Pareto最適解集合)に対してデータマイニングを適用して、設計トレードオフといった多目的設計空間の構造的特徴を俯瞰的に可視化する。データマイニング結果をもとに、設計者は容易に設計知識を抽出できるようになる。

また本稿では、多目的設計探索を空気清浄機用遠心型ターボファン設計に適用した例を示した。ここでは、自己組織化マップ・決定木・ラフ集合の計3種類の手法を用いてデータマイニングを行った。抽出される設計知識がデータマイニング手法によって異なることから、多様な設計知識を発見するためには様々なデータマイニング手法を併用することが理想的である。

非常に深い知識と製品固有の経験を積んだ設計者であれば、どのパラメータが性能に効くかは認識できる。しかし、複数のトレードオフ関係の中で相互に関連付けられた形で知識が整理されているか(全体俯瞰した知識の中で位置付けられているか)、あるいは効くことは分かっているてもそれを定量的に決定できるかは分からない。また、経験が活用できない寸法や構造

に設計変更がなされる場合や、専門家以外の人が設計に取り組む場合も考えられる。多目的設計探索は、こういった設計者にとって有効な設計ツールとなることが期待される。

本稿の例は、最適化が単にブラックボックスとして設計問題の答えをもたらすものではなく、設計問題についての知識をもたらす可能性を持つことを示している。計算科学におけるシミュレーションは、最適化を通じてデータマイニングと出会うことで、自然現象の再現から知識発見に展開しているといえよう。

参 考 文 献

- [1] G. N. Vanderplaats. *Numerical Optimization Techniques for Engineering Design : With Applications*. McGraw-Hill, Inc., New York, NY, 1984.
- [2] D. E. Goldberg. *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*. Addison-Wesley Publishing Company, Inc., Reading, MA, 1989.
- [3] K. Deb. *Multi-Objective Optimization using Evolutionary Algorithms*. John Wiley & Sons, Ltd., Chichester, 2001.
- [4] J. Kennedy and R. Eberhart. Particle swarm optimization. In *Proceedings of the 4th IEEE International Conference on Neural Networks*, pp.1942-1948. IEEE Service Center, Piscataway, NJ, 1995.
- [5] I. Das and J. E. Dennis. Normal-boundary intersection : A new method for generating the pareto surface in nonlinear multicriteria optimization problems. *SIAM Journal on Optimization*, Vol.8, No.3, pp.631-657, 1998.
- [6] H. Nakayama. Aspiration level approach to interactive multi-objective programming and its applications. In P. M. Pardalos, Y. Siskos, and C. Zopounidis, editors, *Advances in Multicriteria Analysis*, pp.1477-174. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, 1995.
- [7] E. J. Hughes. Evolutionary many-objective optimization : Many once or one many? In *Proceedings of the 2005 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pp.222-227. IEEE Press, Piscataway, NJ, 2005.
- [8] H. Ishibuchi, N. Tsukamoto, and Y. Nojima. Evolutionary many-objective optimization : A short review. In *Proceedings of the 2008 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pp.2419-2426. IEEE Press, Piscataway, NJ, 2008.
- [9] S. Obayashi, K. Deb, C. Poloni, T. Hiroyasu, and T. Murata, editors. *Evolutionary Multi-Criterion Optimization, 4th International Conference*. Lecture Notes in Computer Science 4403. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, 2007.
- [10] M. Kantardzic. *Data Mining : Concepts, Models, Methods and Algorithms*. IEEE Press/John Wiley & Sons, Inc., 2003.
- [11] S. Obayashi, S. Jeong, and K. Chiba. Multi-objective design exploration for aerodynamic configurations. AIAA Paper2005-4666 (invited paper), 2005.
- [12] M. D. McKay, R. J. Beckman, and W. J. Conover. 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, pp.239-245, 1979.
- [13] R. H. Myers and D. C. Montgomery. *Response Surface Methodology : Process and Product Optimization Using Designed Experiments*. John Wiley & Sons, Inc., New York, NY, 1995.
- [14] J. Sacks, W. J. Welch, T. J. Mitchell, and H. P. Wynn. Design and analysis of computer experiments. *Statistical Science*, Vol.4, No.4, pp.409-435, 1989.
- [15] D. R. Jones, M. Schonlau, and W. J. Welch. Efficient global optimization of expensive black-box function. *Journal of Global Optimization*, Vol. 13, pp.455-492, 1998.
- [16] C. M. Fonseca and P. J. Fleming. Genetic algorithms for multiobjective optimization : Formulation, discussion and generalization. In *Proceedings of the 5th International Conference on Genetic Algorithms*, pp.416-423. Morgan Kaufmann Publishers, Inc., San Mateo, CA, 1993.
- [17] L. J. Eshelman and J. D. Schaffer. Real-coded genetic algorithms and interval schemata. In *Foundations of Genetic Algorithms 2*, pp.187-202. Morgan Kaufmann Publishers, Inc., San Mateo, CA, 1993.
- [18] M. Gen and R. Cheng. *Genetic Algorithms and Engineering Optimization*. John Wiley & Sons, Inc., New York, NY, 2000.
- [19] L. J. Eshelman. The CHC adaptive search algorithm : How to have safe when engaging in nontraditional genetic recombination. In *Foundations of Genetic Algorithms*, pp.265-283. Morgan Kaufmann Publishers, Inc., San Mateo, CA, 1991.
- [20] S. Tsutsui and Y. Fujimoto. Forking genetic algorithms with blocking and shrinking modes (fGA). In *Proceedings of the 5th International Conference on Genetic Algorithms*, pp.206-213. Morgan Kaufmann Publishers, Inc., San Mateo, CA, 1993.
- [21] T. Kohonen. *Self-Organizing Maps*. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, 1995.
- [22] Eudaptics Software GmbH.
<http://www.eudaptics.com/somine/>.
- [23] 元田浩, 津本周作, 山口高平, 沼尾正行. データマイニングの基礎. オーム社, 東京, 2006.
- [24] B. Efron and C. Stein. The jackknife estimate of variance. *The Annals of Statistics*, Vol. 9, No. 3, pp.586-596, 1981.
- [25] K. J. Cios, W. Pedrycz, and R. W. Swiniarski. *Data Mining Methods for Knowledge Discovery*. Kluwer Academic Publishers, Norwell, MA, 1998.
- [26] ROSETTA. <http://rosetta.lcb.uu.se/general/>.
- [27] K. Sugimura, Y. Iwase, K. Shimoyama, S. Jeong, and S. Obayashi. Multi-objective design optimization of an air cleaner fan using kriging models. In *Proceedings of International Workshop on Multidisciplinary Design Exploration in Okinawa 2006*, pp.105-112, 2006.
- [28] 杉村和之, 大林茂, 鄭信圭. 遠心ファン最適設計データベースに対する設計知識マイニング手法の適用. 日本機械学会 2007 年度年次大会講演論文集, Vol.6, pp.165-166, 2007.

(2008年10月16日 受付)

[問い合わせ先]

〒980-8577 仙台市青葉区片平 2-1-1

東北大学 流体科学研究所

下山 幸治

TEL : 022-217-5724

FAX : 022-217-5724

E-mail : shimoyama@edge.ifs.tohoku.ac.jp

著者紹介

しもやま こうじ
下山 幸治 [非会員]

青森県出身。2001年東京大学工学部機械工学科卒業。2006年同大学院工学系研究科航空宇宙工学専攻博士課程修了、博士（工学）。同年より東北大学流体科学研究所教育研究支援者、現在に至る。進化的アルゴリズムを用いたロバスト設計・信頼性設計を中心に、流体力学・構造力学の数値シミュレーションに関する研究に従事。日本航空宇宙学会、日本機械学会、AIAA各会員。

すぎむら かずゆき
杉村 和之 [非会員]

愛知県出身。1994年東京大学工学部航空宇宙工学科卒業。1996年同大学院工学系研究科航空宇宙工学専攻修士課程修了。同年（株）日立製作所入社。同社機械研究所にて各種ターボ機械や新幹線等の流体解析、製品開発に従事。2001年英国ケンブリッジ大学訪問研究員。以後、ターボ機械を主対象とした最適設計技術、設計知識マイニング技術の開発と製品適用に従事。現在に至る。2006年より東北大学大学院情報科学研究科博士後期課程にも在籍。日本機械学会、ターボ機械協会、IEEE各会員。

ちょん しんきゅう
鄭 信圭 [非会員]

大韓民国釜山広域市出身。1995年慶熙大学校工学部機械工学科卒業。1999年東北大学大学院工学研究科航空宇宙工学専攻博士後期課程修了、工学博士。2001年航空宇宙技術研究所（現宇宙航空研究開発機構）研究員。2004年東北大学流体科学研究所助手。2007年より同研究所准教授。現在に至る。実用設計に向けた最適設計に関する研究に従事。韓国航空宇宙学会、日本航空宇宙学会、日本機械学会、AIAA各会員。

おおば やし
大井 和之 [非会員]

横浜市出身。1982年筑波大学第1学群自然科学類卒業。1987年東京大学大学院工学系研究科航空工学専攻博士課程修了、工学博士。同年NASA Ames Research Center NRC Research Associate。1989年同研究所MCAT Institute Senior Research Scientist。1994年東北大学工学部助教授。2000年同大学流体科学研究所に配置換え。2003年より同研究所教授。現在に至る。数値流体力学、最適化、データマイニング等の研究に従事。1993年NASA Ames Honor Award、2002年NASA Software Release Award、2002年日本機械学会計算力学部門業績賞等を受賞。文部科学省航空科学技術委員会委員。日本航空宇宙学会、日本機械学会、日本流体力学学会、日本計算工学会、IEEE、AIAA各会員。