

ラフ集合による設計空間特徴抽出

Feature Extraction from Design Space Using Rough Sets

大林 茂 (東北大流体研)

Shigeru Obayashi, Institute of Fluid Science, Tohoku University, Katahira 2-1-1, Aobaku, Sendai, Japan

Data mining technique based on Rough Set theory has been applied to solutions obtained from three-objective optimization for regional-jet wing design with engine nacelle. To reveal design tradeoffs, multiobjective optimization was performed by using Evolutionary Algorithms coupled with the Kriging model. High dimensional data (design parameters and the corresponding objective function values) are mapped onto the two-dimensional Self-Organizing Map (SOM) where global tradeoffs are visualized. The rule sets are derived by Rough Set theory so as to determine the importance of design parameters corresponding to the clusters obtained from SOM.

Key Words: Design, Evolutionary Computation, Data Mining, Rough Sets, CFD

1. はじめに

工学設計では、最適化の結果そのものより、最適化のプロセスから設計空間について如何に価値のある情報を引き出すかが重要である。進化的計算法を用いた多目的最適化では、設計トレードオフの検討を通じて、設計空間の特徴をつかむことができる。本研究では、この多目的最適化の過程から推定される設計空間の特徴を導き出すために、ラフ集合¹によるデータマイニングの適用を検討する。

2. MDOシステム

本研究で用いる MDO システムの全体図を図 1 に示す²。本 MDO は格子生成モジュール、CFD&CSD モジュール、クリギングモデル&最適化モジュールの大きく三つのモジュールから成り立っている。MDO システムはまずラテン超方格法により設計空間内で均一に分布したサンプル点を抽出する。そのサンプルに対して、格子生成モジュールで解析に必要な計算格子を生成し、次に CFD&CSD モジュールで解析を行う。CFD ではオイラー解析を行う。ウィングボックス形状の CSD モデルは主にスキン、スパー、リブを表すシェル要素から構成されており、その他の翼の要素は集中質量要素としてモデル化されている。そして、解析の結果得られたサンプル点の目的関数値と設計変数をもとにクリギングモデル&最適化モジュール内で最適化を行う。

進化的計算法を用いた空力最適化は膨大な計算時間と大規模な計算機環境を必要とするため、実設計適用への大きな障壁となっていた。本研究では、MDO 設計システムにおいて最も計算負荷の高い CFD による空力特性評価をクリギング近似モデル上での代数計算に置き換えることでパレート解の探索に要する計算時間の大幅な短縮を試みている³。クリギングとは南アフリカの鉱山学者 Krigde が鉱物資源の埋蔵量推定のために考案した手法をフランス人数学者 Matheron が統計的手法として確立したもので、サンプル点間での評価値に不確定性という概念を導入して設計空間を近似する手法である。また、モデル上の目的関数値そのものを最適化するのではなく、不確定性を考慮した Expected Improvement (EI) 値⁴の最大化することで近似モデルの精度向上と、大域的最適解の探索を両立させることが可能となる。

3. 最適化問題

本 MDO システムの有用性を検証するため、エンジンウィングマウントの主翼に対して空力・構造の複合最適化を行った。

3.1 最適化問題定義

<目的関数> 3目的関数 (最小化)

- 1) 巡航抵抗 (C_D)

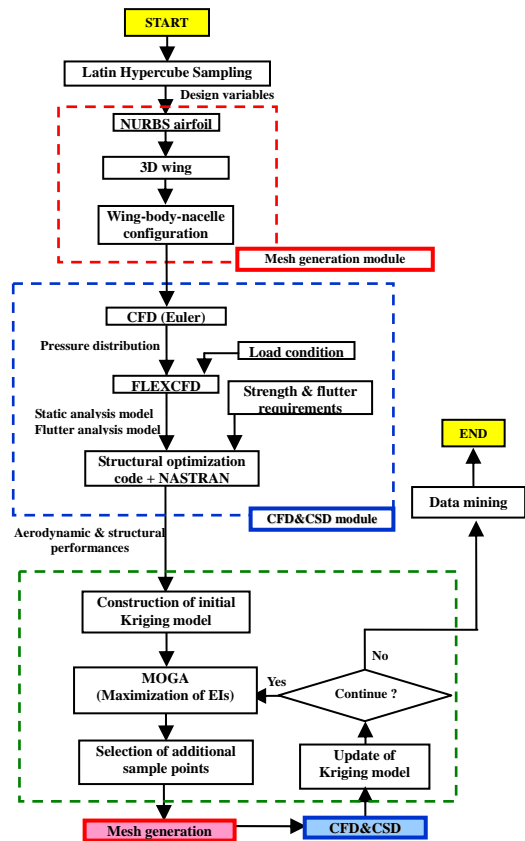


図1 MDOの全体図

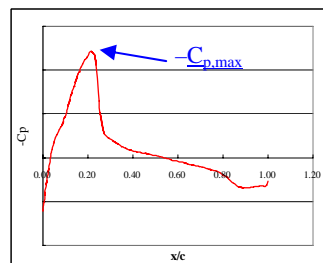


図2 パイロン取付け部付近の圧力分布

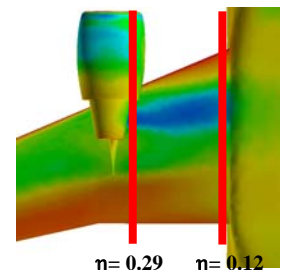


図3 設計翼型断面

- 2) パイロン取付け部付近の衝撃波強さ ($-C_{p,max}$, 図2参照)
- 3) 主翼構造重量 (Wing weight)

<設計変数> 30変数

- ・2断面位置での翼型 (図3参照)
 - 13変数 (NURBS) × 2断面 = 26変数
- ・4断面位置での振り角

<拘束条件>

- ・翼厚 > 規定値
- ・後桁高さ > 規定値
- ・強度・フラッタ余裕 > 要求値

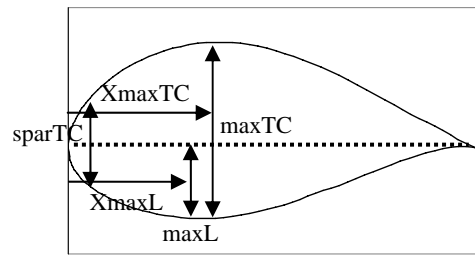


図7 翼型パラメータ

3.2 結果

本最適化ではラテン超方格法により 88 の初期サンプル点抽出を行い、クリギングモデルの更新は6回行った。結果としてクリギングモデル構築には合計149点のサンプル点を用いた (149回の関数評価)。図4-6はモデル構築に用いたサンプル点とベースライン形状のオイラー計算による目的関数値を2次元プロットしたものである。追加サンプル点を加えていくことで最適化方向の設計探索が行われベースラインに対して全3目的が改善された個体を複数得ることが出来た。追加サンプル点に用いたひとつの個体ではベースライン形状に対して、 C_D 値 6.7 カウント、 $-C_{p,max}$ 値 0.61, Wing weight に関して 12.2kg の改善を達成した。

表1 翼型パラメータ対応表

Number	Airfoil parameters
dv1	XmaxL @ $\eta = 0.12$
dv2	XmaxL @ $\eta = 0.29$
dv3	maxL @ $\eta = 0.12$
dv4	maxL @ $\eta = 0.29$
dv5	XmaxTC @ $\eta = 0.12$
dv6	XmaxTC @ $\eta = 0.29$
dv7	maxTC @ $\eta = 0.12$
dv8	maxTC @ $\eta = 0.29$
dv9	sparTC @ $\eta = 0.12$
dv10	sparTC @ $\eta = 0.29$

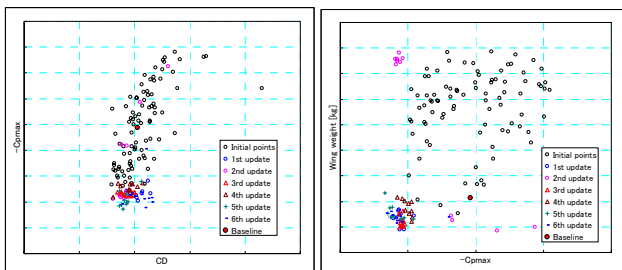


図4 サンプル点の C_D , $-C_{p,max}$ 値

図5 サンプル点の $-C_{p,max}$, Wing weight 値

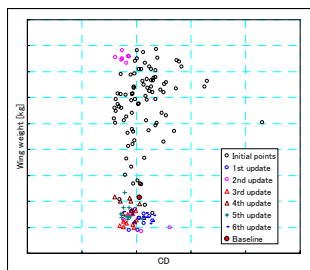


図6 サンプル点の C_D , Wing weight 値

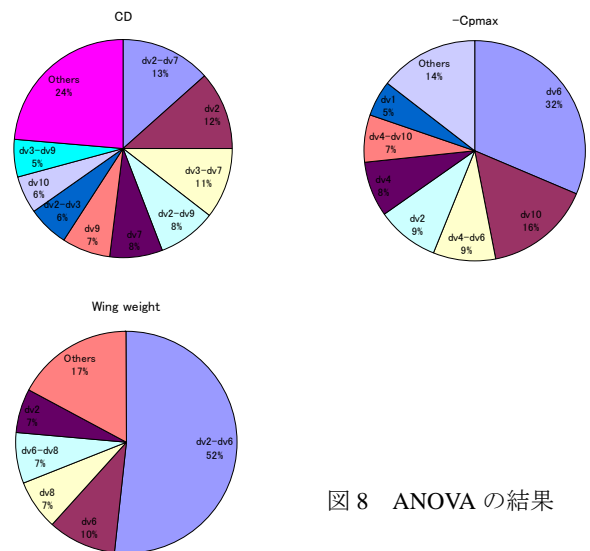


図8 ANOVA の結果

4. データマイニング

次に本最適化問題における設計空間の構造を明らかにするため、分散分析(ANOVA)や自己組織化マップ(SOM)⁵によるデータマイニングを行う。本設計問題では設計変数としてNURBSを用いている。しかしこのNURBS制御点の座標値自体の情報は設計者としてあまり役に立つものではない。そのため、データマイニングに当たっては、設計断面の翼型を図7に示すパラメータに変換する。パラメータとして次の5つを用いる。XmaxLは翼下面最大厚み位置の前縁からの距離。maxLは翼下面最大厚み。XmaxTCは翼型最大厚み位置の前縁からの距離。maxTCは翼型最大厚み。sparTCは前桁位置における翼の厚みをそれぞれ示している。また、翼のスパン方向2断面における翼型パラメータの対応表を表1に示す。

4.1 ANOVA

翼型パラメータが目的関数に与える影響を定量的に評価する手法としてANOVAによる解析を行った。図8の円が

ラフがその結果の図である。

このANOVAの結果から C_D 値に関しては、 $\eta = 0.29$ でのXmaxL, $\eta = 0.12$ でのmaxTC, 及び $\eta = 0.12$ でのsparTC(それぞれdv2, 7, 9)が特に影響を与えていることがわかる。パイロン取り付け部の $C_{p,max}$ 値には $\eta = 0.29$ のXmaxTC, sparTC, 及びmaxLなどの $\eta = 0.29$ における翼型パラメータ(dv6, 10, 4)が影響を与えている。さらに主翼重量では $\eta = 0.29$ のXmaxTC, maxTC, 及びXmaxL(dv6, 8, 2)が影響を与えていることがわかる。

4.2 SOMを用いた設計空間の可視化

設計空間全体の構造を把握するため設計空間上においてラテン超方格法により一様に分布した個体を約1000サンプルリングし、クリギングモデル上でのそれらの個体に対する目的関数値からSOMを作成した。図9は3目的関数に対して9個のクラスタに分類したSOMを、目的関数、翼型パラメー

タごとに色付けしたものである。目的関数のカラーマップから、全ての目的関数が改善する設計空間内のスイートスポットは右下角のクラスタに存在することがわかる。

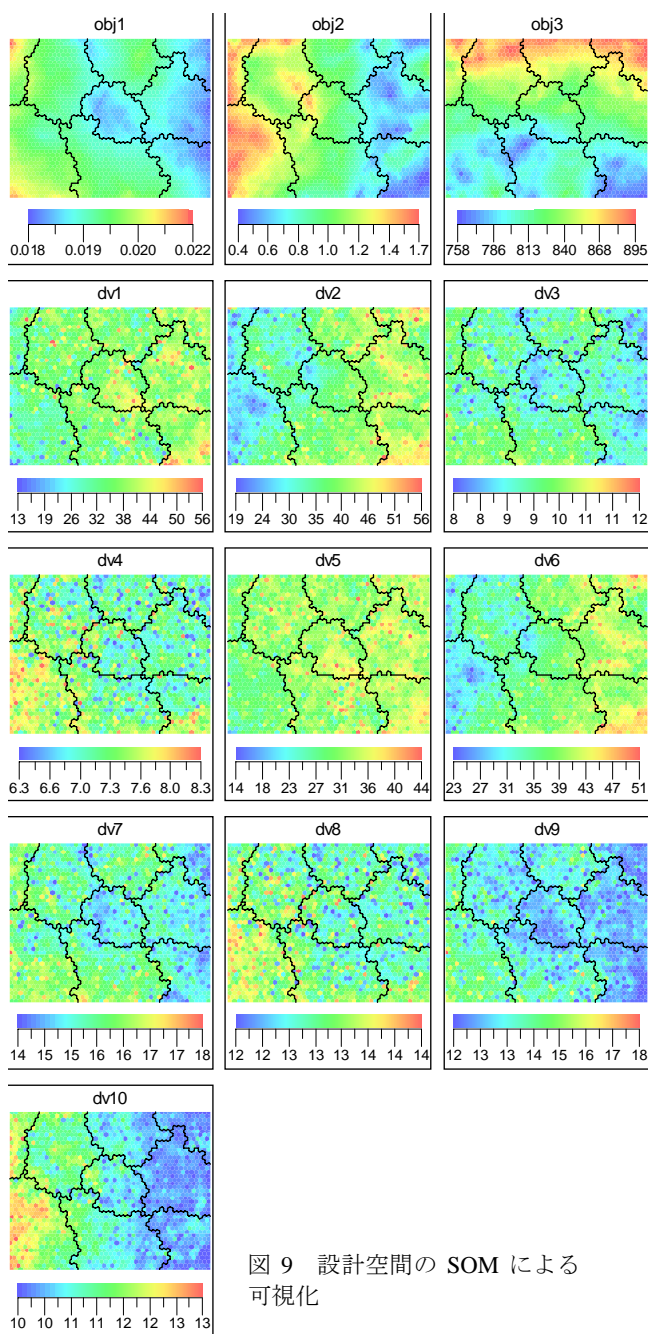


図9 設計空間の SOM による可視化

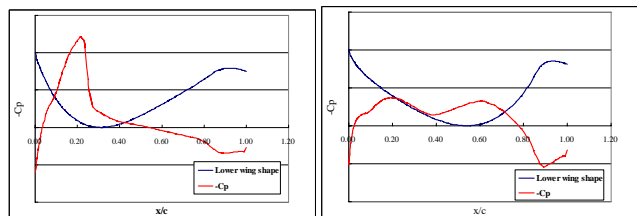


図10 パイロン付近の翼形状と圧力分布 (dv6: 小) 図11 パイロン付近の翼形状と圧力分布 (dv6: 大)

図8のANOVAの結果から $-C_{p,max}$ に関してdv6の影響が大きいことがわかる。そこで、図9を見ると、dv6の値が大きいときは、常に $-C_{p,max}$ の値が低い。これは図10-11に示した圧力分布の図からわかるように、dv6の値が大きいと翼とナセル間の閉塞が緩和され、その結果衝撃波が弱くなっている

ことを表している。

5. ラフ集合によるルール生成

ラフ集合によるデータマイニングの流れは図12のようにまとめることができる⁶。

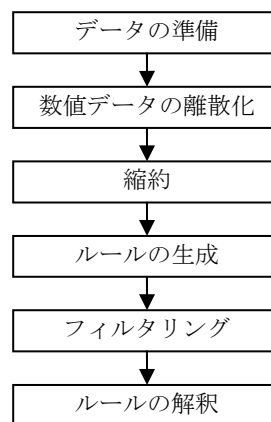


図12 ラフ集合によるデータマイニングの流れ

翼型パラメータや目的関数が連続値であるのに対して、ラフ集合で扱う属性値は離散値である。そこで、まずデータの離散化が必要となる。そこで、変数毎に領域を3分割し、各区間でデータ数が同じになるように、分割幅を自動的に定めた。これより各変数について、{小}{中}{大}の3つの属性値を与える。決定属性については、各目的関数が{小}となることに加え、スイートスポットとなる右下角のクラスタに属することとした。

これらの決定属性値に対して、それぞれ縮約とルールの生成を行う。この部分はRosetta⁷によりほぼ自動的に計算される。問題は、機械的に生成されるルールが数百にも及ぶことである。そこから意味のあるルールを見つけるべく、さらに絞り込みが必要となる。このプロセスがフィルタリングである。ルールの当てはまりを見るために様々な指標が提案されているが、ここでは単純にルールが当てはまるデータ数でフィルタリングした。例として、スイートスポット決定属性に対して、ルールが成立するようなデータが7つ以下しかないようなルールは自動的に切り捨てると、表2(末尾に掲載)に示すように合計17のルールが得られた。

これらのルールを見ても、まだ条件部が複雑であり、十分情報が煮詰まっているとはいえない。そこで、さらにルールの条件部の傾向を見ることで、ルールを解釈し、設計指針を得ることを考えた。具体的には、各目的関数が{小}となる決定属性に対してルールを生成し、それぞれが10~20程度となるように当てはまり数でフィルタリングする。こうして得られた上位ルールの中では、翼型パラメータがある特定の属性を持つことが分かった。そこで、スイートスポット決定属性とあわせて、各翼型パラメータの出現数をまとめたのが、表3である。また、表中で欄の背景色が赤の場合は属性{大}、無色は属性{中}、青は属性{小}である。この結果より、dv2, 6は大きく取ること、すなわち翼厚最大位置は、下面に注目しても、全体としても、なるべく後方にとることがよいことが分かる。これは、前節の結果図10, 11と一致する。一方、dv9, 10についてはなるべく小さく取ると良い。すなわち、前桁は低い方がよいことが分かる。そこで、図9を見直してみると、確かにその傾向が見て取れる。また、dv4(下面の翼厚)は抵抗を下げるには小さい方がいいが、全体としては大きい方がいいことが分かる。

また、図9の9つのクラスタに対して、各パラメータの属

性がどのように分布しているかを確認したところ、スイートスポットのクラスタでは、dv10のみ決して属性{大}となることがなかった。これは、「dv10(ナセル付近の前桁)は決して大きくしてはいけない」という設計指針といえよう。

ANOVAでは、特定のパラメータの影響が大であることが分かっても、その値が大きければいいのか、小さければいいのかは分からない。SOMでは、色のパターンを一つ一つ比較して、傾向を見分けなければならない。ラフ集合では、ルールを生成し、その傾向をつかむことで、比較的容易に設計空間の特徴を抽出することができた。

表3 決定属性に対する上位ルールの属性値の傾向

	Sweet	Cd	Cp	WW
dv1	11	1	1	5
dv2	9	2	6	3
dv3	8	5	6	4
dv4	10	3	5	11
dv5	13	8	1	7
dv6	7	6	3	3
dv7	9	5	6	5
dv8	2	4	3	2
dv9	9	2	2	3
dv10	14	9	8	8

赤は属性{大}、無色は属性{中}、青は属性{小}

表2 スイートスポット決定属性に対するデータの当てはまり数が8までのルール

ルール	数
dv1([33.08, 39.30]) AND dv2([40.69, *]) AND dv5([29.65, 33.61]) AND dv7([15.09, 15.83]) AND dv9([*, 12.62]) AND dv10([*, 10.58]) => Cluster(C6)	10
dv1([33.08, 39.30]) AND dv2([40.69, *]) AND dv3([8.88, 9.57]) AND dv5([29.65, 33.61]) AND dv9([*, 12.62]) AND dv10([*, 10.58]) => Cluster(C6)	10
dv1([33.08, 39.30]) AND dv3([8.88, 9.57]) AND dv5([29.65, 33.61]) AND dv6([39.25, *]) AND dv9([*, 12.62]) AND dv10([*, 10.58]) => Cluster(C6)	10
dv1([33.08, 39.30]) AND dv5([29.65, 33.61]) AND dv6([39.25, *]) AND dv7([15.09, 15.83]) AND dv9([*, 12.62]) AND dv10([*, 10.58]) => Cluster(C6)	10
dv1([33.08, 39.30]) AND dv2([40.69, *]) AND dv5([29.65, 33.61]) AND dv6([39.25, *]) AND dv7([15.09, 15.83]) AND dv9([*, 12.62]) AND dv10([*, 10.58]) => Cluster(C6)	10
dv1([33.08, 39.30]) AND dv3([8.88, 9.57]) AND dv4([7.54, *]) AND dv6([39.25, *]) AND dv10([*, 10.58]) => Cluster(C6)	9
dv1([33.08, 39.30]) AND dv2([40.69, *]) AND dv3([8.88, 9.57]) AND dv4([7.54, *]) AND dv10([*, 10.58]) => Cluster(C6)	9
dv3([8.88, 9.57]) AND dv4([7.54, *]) AND dv5([29.65, 33.61]) AND dv6([39.25, *]) AND dv10([*, 10.58]) => Cluster(C6)	8
dv2([40.69, *]) AND dv3([8.88, 9.57]) AND dv5([29.65, 33.61]) AND dv8([12.82, 13.32]) AND dv9([*, 12.62]) => Cluster(C6)	8
dv2([40.69, *]) AND dv5([29.65, 33.61]) AND dv7([15.09, 15.83]) AND dv8([12.82, 13.32]) AND dv9([*, 12.62]) => Cluster(C6)	8
dv1([33.08, 39.30]) AND dv4([7.54, *]) AND dv5([29.65, 33.61]) AND dv7([15.09, 15.83]) AND dv10([*, 10.58]) => Cluster(C6)	8
dv1([33.08, 39.30]) AND dv3([8.88, 9.57]) AND dv4([7.54, *]) AND dv5([29.65, 33.61]) AND dv10([*, 10.58]) => Cluster(C6)	8
dv1([33.08, 39.30]) AND dv4([7.54, *]) AND dv6([39.25, *]) AND dv7([15.09, 15.83]) AND dv9([*, 12.62]) AND dv10([*, 10.58]) => Cluster(C6)	8
dv1([33.08, 39.30]) AND dv2([40.69, *]) AND dv4([7.54, *]) AND dv7([15.09, 15.83]) AND dv9([*, 12.62]) AND dv10([*, 10.58]) => Cluster(C6)	8
dv2([40.69, *]) AND dv3([8.88, 9.57]) AND dv4([7.54, *]) AND dv5([29.65, 33.61]) AND dv10([*, 10.58]) => Cluster(C6)	8
dv2([40.69, *]) AND dv4([7.54, *]) AND dv5([29.65, 33.61]) AND dv7([15.09, 15.83]) AND dv10([*, 10.58]) => Cluster(C6)	8
dv4([7.54, *]) AND dv5([29.65, 33.61]) AND dv6([39.25, *]) AND dv7([15.09, 15.83]) AND dv10([*, 10.58]) => Cluster(C6)	8

dvの引数は各設計変数の区間を示し、*は上下限値を示す。左に*を含めば属性{小}、右なら{大}である。C6はスイートスポットのクラスタを示す。

参考文献

- [1] 森典彦, 田中英夫, 井上勝雄編, 「ラフ集合と感性」, 海文堂出版, 東京, 2004.
- [2] T. Kumano, S. Jeong, S. Obayashi, Y. Ito, K. Hatanaka and H. Morino, "Multidisciplinary Design Optimization of Wing Shape with Nacelle and Pylon," Proceedings of ECCOMAS CFD 2006, CD-Rom (2006)
- [3] Donald, R. J., Matthias S. and William J. W., "Efficient Global Optimization of Expensive Black-Box Function," *Journal of global optimization*, Vol.13, 1998, pp. 455-492.
- [4] Matthias, S., "Computer Experiments and Global Optimization," Ph.D Dissertation, Statistic and Actuarial Science Dept., University of Waterloo, Waterloo, Ontario, 1997.
- [5] Kohonen, T., *Self-Organizing Maps*, Springer, Berlin, Heidelberg, 1995.
- [6] 大林茂, 「ラフ集合による多目的最適化データマイニング」, 科研費シンポ原稿改訂版 (2006) http://www.ifs.tohoku.ac.jp/edge/j_pdf.html
- [7] A. Øhrn, *ROSETTA Technical Reference Manual*, Department of Computer and Information Science, Norwegian University of Science and Technology (NTNU), Trondheim, Norway, 2000.