

第5章 多分野設計最適化技術に向けて

5.1 はじめに

航空機を例にとれば、3次元翼の空力最適化問題は抗力最小化を求める単目的最適化問題である。しかし航空機の主翼設計を行う際には、空力(抗力最小化)、構造(翼重量最小化)、装備(燃料タンク最大化など)等を考慮する必要がある。つまり、より実用的な空力設計を実行するには多目的最適化問題を考える必要がある。また、これらの要素はしばしば互いに相反する要素を持っているので、最適化を行う際には各要素の妥協解を得ることが重要である。

従来、多目的最適化問題の解は、もとの問題を何らかの工夫により単一目的の問題に変換するというスカラー化手法により求められてきた。しかしながら、多目的問題での本質が複数の目的関数間でいかにトレードオフをとるかという点にあるため、スカラー化による単一の最適解を求めても不十分である場合が多い。一方、多目的最適化の解について、「パレート最適」という重要な概念がある。このパレート最適解とは、ある目的関数の値を改善するためには少なくとも1つ他の目的関数の値を改悪せざるを得ない解のことであり、目的関数間のトレードオフに関して最適な解の集合を形成することになる。ここで、複数の個体の発生により多点探索を行うという進化的計算法(Evolutionary Algorithms, EAs)の特徴を考慮すると、目的関数をパレート最適性で評価し、パレート最適解の集合を同時に求めることが可能であることに気付く[1]。

一般にEAsを用いると関数評価の回数が多くなるため、EAsは最適化法としてはあまり効率的な方法であるとはいえない。しかし、パレート解を同時に多数求められるとなると、話は全く違ってくる。従来の方で複数のパレート解を求めるには、目的関数をスカラー化する際の重みを変えながらパレート解を一つづつ求めていく必要がある。すなわち、計算コストは必要とするパレート解の数に応じて線形に増えていく。一方、多目的遺伝的アルゴリズム – MOGA (Multiple-Objective Genetic Algorithm) – では、これまでの単純GAとほぼ同様な関数評価の回数で、パレート解の集合を同時に求めることができる。いわばMOGAでは、問題の難易度を高めても計算コストは増えない。さらには、単純GAでは計算に用いた集団の中から最適解の一つを選び後は捨てていたのに比べ、MOGAでは隣接するパレート解はトレードオフ情報を定量的に与えるため、すべてのパレート解が意味を持つ。つまり、一つのパレート解あたりのコストは集団の個体数分の一に減少することになる。

そもそもEAsは、ロバストで大域的最適化ができることに特徴があった。これに加え、多目的最適化で、並列計算により多数のパレート解を同時に求められることは大きな利点である。さらに、EAsは解いている問題について盲目的であるという利点を加えると、空力問題だけではなく連成問題の複合最適化に容易に拡張することができる。空力や構造といった個々の領域で感度解析を行うことなく、システム全体の複合最適化が可能となるであろう。本論では、これまでのMOGAによる多点空力設計の例を通じて、その有効性を考えてみよう。

5.2 多目的遺伝的アルゴリズム(MOGA)

MOGAは生物の進化のメカニズムを模倣したGAを用いた多目的最適化手法であり、ランダムに作られた設計候補の集団を評価、選択、再生の手順を踏んで進化させ最適解を得る手法である。再生過程では、選択された設計候補(親)の設計変数を交叉と突然変異させることで新しい設計候補を発生させる。

MOGAの特徴として、

1) 目的関数の勾配や微分を必要とせず、かつ多点探索を行う事によって得られるロバスト性、

2) たくさんの設計候補の評価を同時に行うことができることに依る高い並列化効率、
 3) 複数のパレート最適解を一度に得ることができることに依る高い計算効率、が挙げられる。
 今回紹介するMOGAでは、集団サイズを64、世代数を50~100とした。MOGAを解くためには解がパレート最適であると同時に、パレート解がパレート集合中に一様に分布している必要があるため、パレート・ランキングとシェアリングを用いてランク付けを行い、ベストN選択法を用いた[2]。

5.2.1 超音速翼の多点空力最適化

筆者らの研究グループでは、航空宇宙技術研究所とのCFDによる空力設計の共同研究を通じ、超音速旅客機の多点空力として遷音速巡航・超音速巡航の空力性能及び超音速巡航時の翼根にかかる曲げモーメントの3つを目的関数とする多目的最適化を行ってきた。また、これらの最適化には、大量のCFD計算による翼の空力評価が必要となるため、航空宇宙技術研究所、理化学研究所、東北大学の各大型計算機センターとの共同研究により計算を実行してきた[3,4]。

超音速翼を定義する設計変数は翼平面形、翼厚分布、キャンバー、ねじれ分布に分類される。翼平面形は Fig. 5.1に示すように翼根、キンクにおける前縁後退角と翼弦長、翼幅、翼幅方向のキンク位置によって定義される(Table5.1)。

まずは翼型を固定し、この6変数に基づく非粘性の最適化を行った。次に、翼厚分布、キャンバー、ねじれ分布も考慮してみた。翼根、キンク、翼端で9点を制御点とするベジェ曲線で翼厚を定義し、その他のスパン位置では線形内挿によって翼厚分布を定義する。キャンバーはキンクの内側と外側で二枚のパネルに分けて、それぞれについて翼弦長方向に4点、翼幅方向に3点の制御点をおいたベジェ曲面を用いて定義する。線形理論でワープを最適化すると、翼根では負のキャンバーのときに超音速巡航抵抗は小さくなるので翼根では負のキャンバーをとるように制御点を負とし、それ以外では正とする。ねじれ分布は6点を制御点とするB-スプライン曲線で表される。以上のように3次元翼を定義すると、その設計変数の総数は66となる。この設計変数に対し、非粘性と粘性の2つのケースについて最適化を行った。

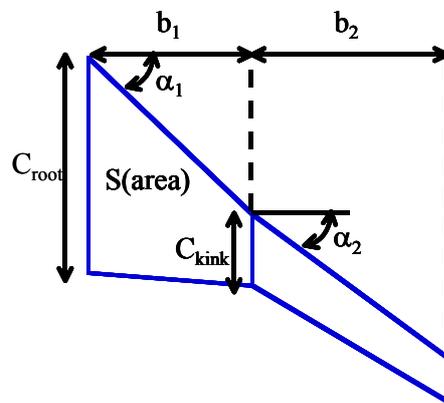


Fig. 5.1 Planform definition.

Table5.1 Range of planform variables.

Variable	Range
α_1	35~70(deg)
α_2	35~70(deg)
b_1	2~7
b_2	2~7
C_{root}	10~20
C_{kink}	3~15

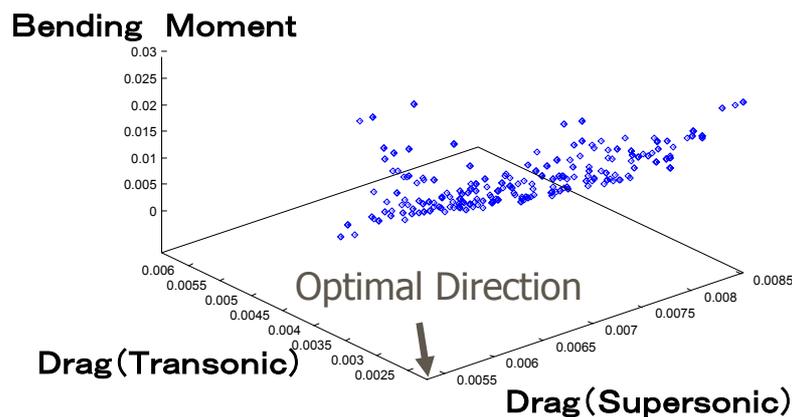
設計条件は以下に示す通りである。

飛行条件	前縁後退角 40.0~70.0 (deg)
遷音速巡航マッハ数 0.9 (高度 10km)	最大翼厚 3~4 (%)
超音速巡航マッハ数 2.0 (高度 15km)	最大翼厚位置 15~70 (%)
制約条件及び拘束条件	目的関数
遷音速巡航時の揚力係数 0.15	遷音速巡航抵抗の最小化
超音速巡航時の揚力係数 0.10	超音速巡航抵抗の最小化
翼面積一定	超音速巡航時の翼根の曲げモーメント最小化

目的の揚力係数は揚力係数が迎角に対して比例関係にあることを利用し、3回の空力評価を行うことで適切な迎角を選択することにより得ている。非粘性の場合、超音速空力性能の数値計算にはTVD型上流差分法及びLU-SGS陰解法に基づくオイラーコードを用いた。このコードには収束を速めるために多重格子法を用いた。また、遷音速空力性能の数値計算には完全ポテンシャルソルバー、FLO-27を使用した。粘性の場合は、Baldwin-Lomax モデルによる全乱流を仮定し、遷音速も超音速もナビエ・ストークス計算を適用した。

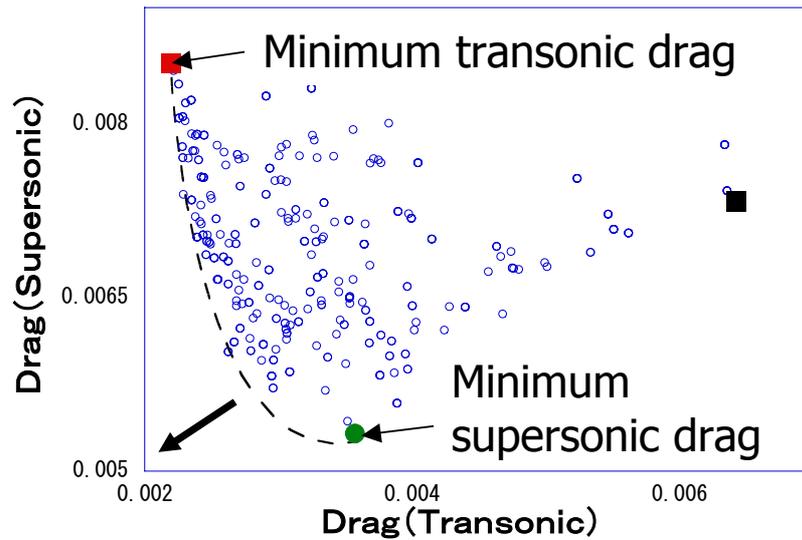
5.2.2 超音速翼平面形の最適化

最初のケースは、6つの翼平面形を決めるパラメータのみを設計変数とし、非粘性の流体モデルを用いて最適化を行った場合である。Fig. 5.2に3次元目的関数空間におけるパレート解の分布ならびに超音速抵抗と遷音速抵抗の2次元目的関数空間への射影を示す。ここで得られたパレート面は3次元空間における2次元曲面であるが、2次元に射影した方が見やすいであろう。Fig. 5.2bにおいて、左側に行くほどアスペクト比が高く、空力性能はよいが構造上実現が難しい翼になる。また右に行くほどアスペクト比が小さくなり、曲げモーメントは小さいが空力性能は次第に悪くなる。



a) Pareto front in three-dimensional objective function space

Fig. 5.2 Distribution of resulting Pareto solutions for planform optimization



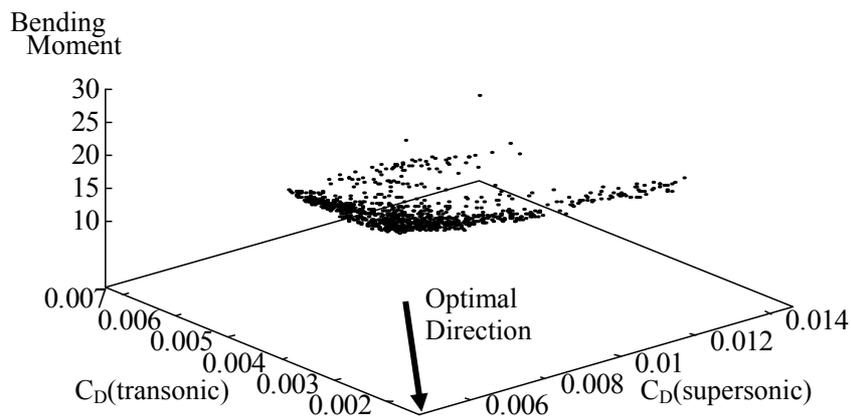
b) Pareto front projected into two-dimensional objective function space

Fig. 5.2 Distribution of resulting Pareto solutions for planform optimization (cond.)

5.2.3 66 変数による3次元形状最適化

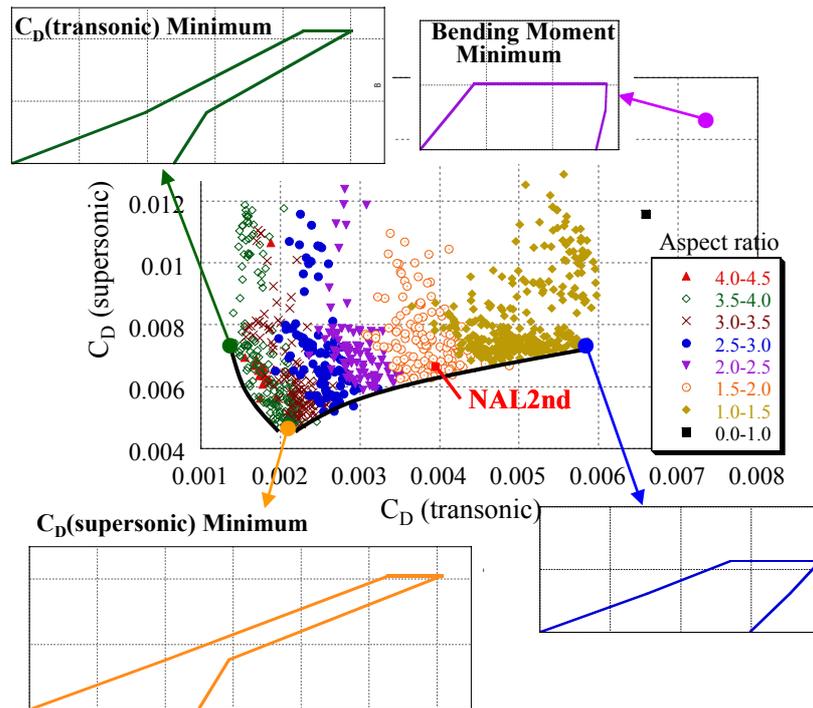
次に、66 変数を用い、3次元翼形状の多目的最適化を、非粘性の流体モデルを用いて行った。Fig. 5.2 と同様のプロットを Fig. 5.3 に示す。また Fig. 5.3b では、パレート解をアスペクト比で分け、さらにいくつかの平面形を重ねてプロットしてある。NAL2nd とあるのは航技研の小型超音速実験機2次設計翼の性能を示している[5]。

Fig. 5.2 と Fig. 5.3 では、大まかなパターンは似ており、トレードオフの傾向は一致している。しかし、特に Fig 5.2b と 5.3b を詳細に見てみれば、パレート解の境界の形が微妙に異なっていることに気づく。



a) Pareto front in three-dimensional objective function space

Fig. 5.3 Distribution of resulting Pareto solutions for full three-dimensional shape optimization



b) Pareto front projected into two-dimensional objective function space

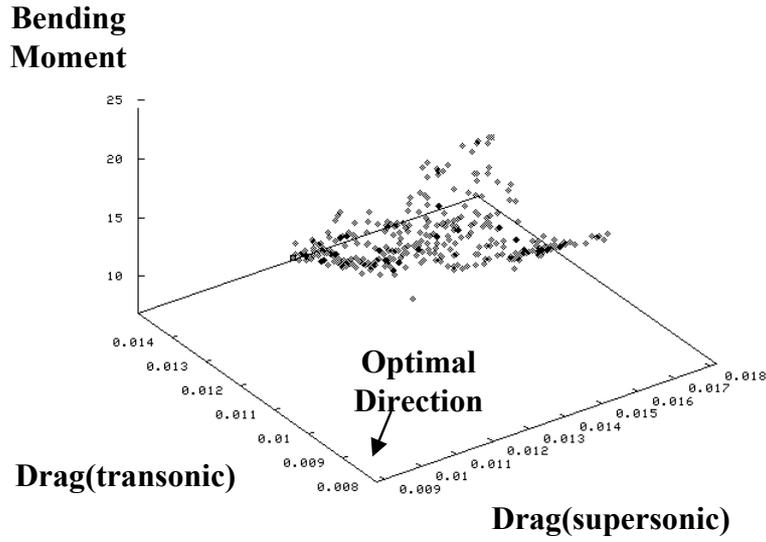
Fig. 5.3 Distribution of resulting Pareto solutions for full three-dimensional shape optimization (cond.)

5.2.4 粘性流モデルによる3次元形状最適化

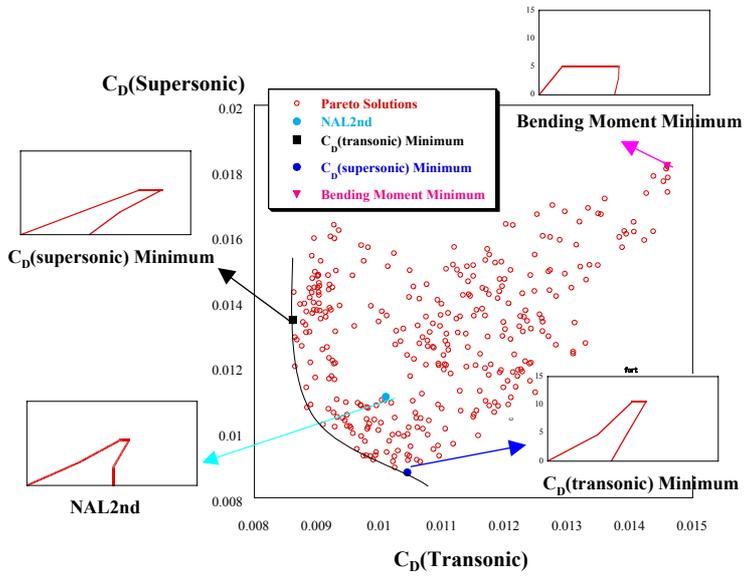
最後に、Fig. 5.4にナビエ・ストークス計算による最適化結果を示す。再び、大まかな傾向は一致しているが、Fig. 5.4b において定量的なトレードオフ—例えばパレート解の左端は超音速抵抗と遷音速抵抗の純粋なトレードオフを表しているがその傾き—は最適化のケースごとに異なることが分かる。

大まかな一致は、例えばアスペクト比の大きな翼は空力性能がよいというように、モデル化の妥当性を示している。パレート面の傾きの違いは、いわば定量的な誤差にすぎない。

形状を一部固定したり、流体の基礎方程式に非粘性モデルを用いたりすることは、CFD ではよく行われており、それぞれの誤差の現れかたはおおむね理解されている。しかし、これを設計最適化の点から見直してみると、設計空間内での解の感度は定量的に大きく異なっており、その誤差の現れ方や重要性はあまり理解されていない。



a) Pareto front in three-dimensional objective function space



b) Pareto front projected into two-dimensional objective function space

Fig. 5.4 Distribution of resulting Pareto solutions for Navier-Stokes optimization

5.3 重み付けによる単一目的化

複数の目的があるとき、適当な重みを与えて単一目的の最適化問題に帰着させることは、常套手段である。例えば2目的の場合は、Fig. 5.5 に示すように幾何的に問題を解くことができる。

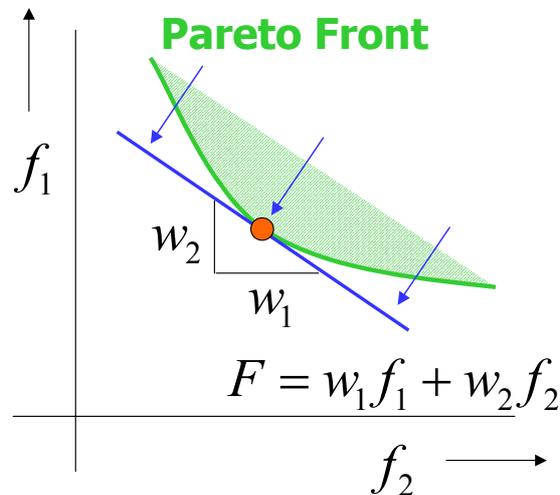


Fig. 5.5 Schematic view of optimal solution based on utility function

ここで通常問題となるのは、どのように重み付けを与えるかということである。重み付けが変われば、得られる最適解も変わる。ところが、重み付けの重要性は考察されているが、一方で、パレート面自体の傾きも重要であることはあまり意識されていない。最適解自体はパレート面との接点であるから、パレート面の大域的な情報なしに重みをあれこれ変えることは、いわば闇雲に最適化をしているに等しい。

このように、勾配法などでシステムの複合最適化をする場合、個々の領域モデルの感度が大きな盲点となっていると考えられる。空力や構造の個々の領域での計算モデルは、モデル化に従って固有の感度を持っているはずである。CFD でいうならば、格子点数や方程式の種類がモデルとなるが、モデル化の正当性は設計点などの離散的なケースで確かめられているだけであり、モデルの感度が物理現象をどこまで忠実にシミュレートしているかまでは通常確認をとっていない。こうした領域モデル固有の感度は、モデル間のトレードオフを陰に決定してしまう。一方、複数の目的関数を作る空間上で特定のトレードオフを表す面とパレート面との接点が最適解である。従って、領域モデルを選択した時点で最適解はすでに指定されているに等しい。個々の領域計算モデルの感度が正しくなければ、いくら重み付けを変えて最適化問題を解いても、望ましい最適解に到達することはできない。

5.4 おわりに

ここでは、Multidisciplinary Design Optimization、MDO を多分野設計最適化と訳してみたが、MDO を解く上で重要な点は、モデル固有の感度によるトレードオフ点が実際の物理現象をシミュレートしているか、望ましい工学モデルとなっているかを確認することである。すなわち、複数の工学領域から計算モデルをとってきて、Multidisciplinary Simulation、MS をすることは比較的簡単にできるが、それらを単に最適化ソフトを組み合わせても MDO がすぐにできるわけではない。

こうした問題を考えると、EAs を用いたアプローチは、単なる力任せの計算法ではなく、トレードオフを明示できることから問題の本質を解決する可能性を秘めていることが分かる。また、応答局面法も有効なアプローチである。複雑な目的関数空間を単純な代数方程式で近似することにより、大域的なトレードオ

フを容易に表現できるようになるからである。今後 MS と MDO の違いが正しく認識され、MDO の研究が盛んになることを望む。

参考文献

- [1] Fonseca, C. M. and Fleming, P. J., “Genetic Algorithms for Multiobjective Optimization: Formulation, Discussion and Generalization,” *Proceedings of the 5th International Conference on Genetic Algorithms*, Morgan Kaufmann Publishers, San Mateo, California, pp. 416-423, 1993.
- [2] Obayashi, S., Takahashi S. and Takeguchi, Y., “Niching and Elitist Models for MOGAs,” *Parallel Problem Solving form Nature – PPSN V, Lecture Notes in Computer Science*, Springer, pp. 260-269, 1998.
- [3] Obayashi, S., Sasaki, D., Takeguchi Y. and Hirose, N., “Multiobjective Evolutionary Computation for Supersonic Wing Shape Optimization,” *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 4, No. 2, pp. 182-187, 2000.
- [4] Sasaki, D., Obayashi, S., Sawada, K., and Himeno, R., “Multiobjective Aerodynamic Optimization of Supersonic Wings Using Navier-Stokes Equations,” *CD-Rom Proceedings of ECCOMAS2000*, Barcelona, 2000.
- [5] Iwamiya, T., “NAL SST Project and Aerodynamic Design of Experimental Aircraft,” *Proceedings of 4th ECCOMAS Computing Fluid Dynamics Conference*, 2, John Wiley & Sons, pp. 580-585, 1998.