航空機の多目的最適設計

Multiobjective Design Optimization of Aircraft Configuration

大林　茂
Shigeru Obayashi
東北大学流体科学研究所
Institute of Fluid Science, Tohoku University

Key Words: 進化的アルゴリズム、多目的最適化、航空機設計、数値流体力学
Evolutionary Algorithm, Multiobjective Optimization, Aircraft Design, Computational Fluid Dynamics

1　はじめに

航空機の水平飛行における力の釣り合いを考えてみると、図１に示すように、飛行によって翼は航空機の重量を支えるだけの揚力を発生しており、そのとき生じる空気抵抗を打ち消すだけの推力をエンジンが生み出すことによって、定常飛行を実現していることが分かる。したがって航空機を効率的に飛ばすには、重量を減らすことと、抵抗を減らすことが重要である。重量最小化は構造最適化、抵抗最小化は空力最適化と呼ばれる分野を形作ってきた。

空力最適化の分野では、20 世紀の流体力学の発展に伴い、超音速から亜音速へ衝撃波を伴わずに減速する遷音速翼型の設計や吸い込み・吹き出しによる境界層制御など、高度の流体力学の知識を駆使した設計・制御・最適化が行われてきた。このような研究は、最適化の理論を用いることなく主に流体の物理的性質を調べることで進められてきた。たとえば遷音速翼型で、超音速から亜音速への減速時に衝撃波を回避できれば造波抵抗はほぼ零となり、そのような翼型は衝撃波を伴う通常の翼型に比べはるかに抵抗が小さい。しかもそのような翼型の存在する条件が特殊なため、一つでも見つけられればそれがいわば最適解であると見なされてきた。

流体力学の理論的・実験的研究に見られるような「最適化なしの流体設計」に対して、航空機の制御に見られるような「流体なしの最適制御」もある。航空機の制御では、空力データを用いて機体の運動方程式を解くが、このとき流体の方程式を連成して解いているわけではない。さらに、これらのアプローチに対して、「流体の支配方程式に基づく最適化」を考えることができる。このような問題の定式化が以前にあまり用いられてこなかったのは、ひとえに流体の方程式を解くのが大変だったためである。

数値流体力学（Computational Fluid Dynamics, CFD）の急速な進歩によって、流体の支配方程式が数値的に解けるようになってきたので、現在では「流体の支配方程式に基づく最適化」が注目されている。さらに、CFD が設計現場で受け入れられるにつれ、性能向上・設計期間短縮など設計最適化への期待が高まっている。このような機運を受けて、CFD と最適化法を組み合わせた研究が最近機械や航空関係の学会などでも盛んに発表されるようになってきた。

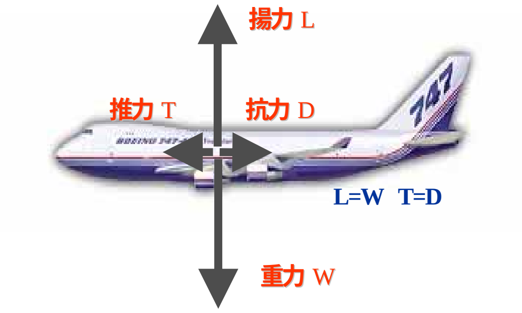


図１　水平飛行時の航空機に働く力の釣り合い

2　多目的進化的アルゴリズム

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）等を同時に考慮する必要がある。つまり、より実用的な設計を実行するには、多分野にまたがる多目的最適化問題を考える必要がある。一つの設計目標を改良することで他の設計目標も改良されるならば話は簡単であるが、一方を改良すると他方が改悪されるように相反する目標を含む場合、多目的最適化問題を考えて各目標に対する妥協解を得る必要がある。

従来、多目的最適化問題を解く場合には、元の問題に工夫を加えて単目的最適化問題に帰着させるスカラー化手法が用いられてきた。しかし、このように最適化を行うには、スカラー関数の重み係数をどのように決めるのかという別の問題が生じてしまう。また、重み係数が前もって明らかな場合は、さまざまな妥協の可能性を探る必要がないので、本質的に単一の目標しか考えていないともいえる。

相反する目標を含む場合、多目的最適化問題の解は単一の点としての解ではなく、「パレート最適解」と呼ばれる集合になる。「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つの他の目的関数値を改悪せざるを得ないような最適解のことであり、目的関数間のトレードオフを示す解の集合を形成する。k 個の目的関数を持つ最小化問題において $\mathbf{X}$ を実行可能解の集合とした場合、$\mathbf{x}_\alpha,\mathbf{x}_\beta\in\mathbf{X}$ に対して次式が満たされる時、「$\mathbf{x}_\beta$は $\mathbf{x}_\alpha$に支配されている」あるいは「$\mathbf{x}_\beta$は $\mathbf{x}_\alpha$の劣解」と言う。

$$\mathbf{F}_i(x_\alpha) \le \mathbf{F}_i(\mathbf{x}_\beta) \qquad i=1,\ldots,k \qquad （ただし、\mathbf{x}_\alpha \ne \mathbf{x}_\beta）$$

逆に、上式を満たす$\mathbf{x}_\beta$が存在しない場合には、「$\mathbf{x}_\beta$は$\mathbf{x}_\alpha$に支配されない」あるいは「$\mathbf{x}_\beta$は $\mathbf{x}_\alpha$の非劣解」と言う。つまり、評価関数空間の実行可能領域にある非劣解の集合がパレート最適解となる。

評価関数空間ではパレート解はトレードオフ曲面を形成する。スカラー化手法による最適解の探索は、パレート解の作る曲面とスカラー関数の定義する平面との接点を求めることである。単一の凸曲面と平面との接点は比較的容易に求まるが、凹面や不連続面がある場合など、曲面の曲がり具合や平面の傾き具合でさまざまな（そしてしばしば困難な）ケースが現れることが予想される。

さまざまな妥協解の可能性を探るには、最適化によってたった一つの解を求めるのではなく、複数のパレート解を求めることが望ましい。従来の単目的最適化問題に帰着させる方法でパレート最適解を求めるためには（それが可能であれば）、目的関数をスカラー化する際の重みや初期値を変えながらパレート解を一つずつ求めなければならない。これに対して、進化的アルゴリズム(Evolutionary Algorithm, EA)では、適応度関数をパレート最適性で評価すればパレート最適解を一度に多数求めることが可能である。しかも、パレート面が凹面や不連続であってもかまわない。EA では、多点探索を行って最適解を求めるという特徴を活かして、重み係数を与えずにパレート解そのものを求めるというまったく新しいアプローチで、多目的最適化問題を解くことができる。

そもそも EA 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。さらに、EA 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も可能である。EA による多目的最適化の結果、目的関数間のトレードオフをパレート解から直接解析することによって、設計者は様々な妥協解の可能性を検討し、好ましい設計を選択することが出来る。進化的計算による多目的最適化は、従来なかったユニークなアプローチを提供しており、現在非常に注目されている。

多目的遺伝的アルゴリズム – MOGA (Multiple-Objective Genetic Algorithm) – MOGA は Goldberg によって初めて多目的最適化問題に提案され[Goldberg 89]、その後 Fonseca や Fleming らによって改良が加えられた[Fonseca 93,95]。図２に、Fonseca らによるパレートランキング法の概念[Fonseca 93]を示す。ここでは、最適化目標はいずれの方法においても、2目的関数(f_1, f_2)の同時最小化とした。つまり、原点に近づくほど最適解である。また、括弧内にその個体の持つランクを記した。この方法では全個体に対して自分を支配している個体数を数える。その数を n とした場合、その個体の持つランクは(n+1)で与えられる。パレート面(パレート最適解の作る面)にある個体はすべてランク１を与えられていることがわかる。各個体の適応度はこのランクに基づいて決定される。

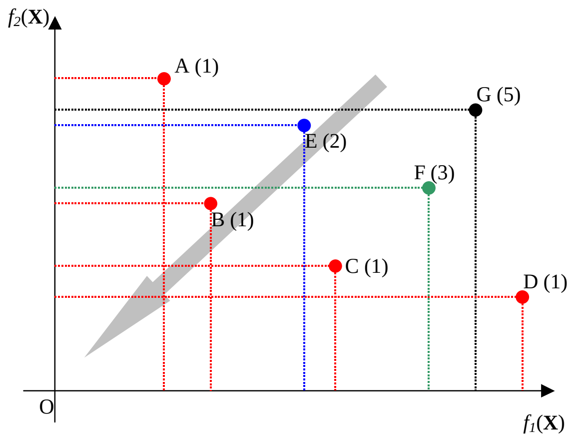


図２　パレートランキング

また、進化計算で得られる近似パレート解は、なるべくパレート面の広い範囲に一様に分布していることが望ましい。解の多様性を維持するために何らかの作業を施すことをニッチングという。ニッチングには代表的な方法として Fitness Sharing 法（FS 法）[Goldberg 89, Fonseca 93]があり、多目的最適化でも単目的 GA の場合とほぼ同じ手法を用いることができる。現在は NSGA 2 [Deb 02]と呼ばれる手法が特に注目されている。これを含め進化的計算法による多目的最適化の詳細について興味を持たれた読者は文献[Deb 02, Coello 02]を参照されたい。

進化的計算法で多目的最適化問題を解くということは、上のように定義されるパレート最適解の集合を探索することと、そこから得られるパレート面によって目的関数間のトレードオフに関する情報を得ることである。なお、従来の多目的最適化手法で重視されていたようにただ一つの解を選ぶには、目的関数以外の何らかの情報（たとえばそれらの優先順位とか、他の設計上の拘束による設計領域の制限とか）が必要となるので、ここではそこまで立ち入らない。

3　多目的最適化のテスト問題

多目的最適化アルゴリズムの解の探索状況を示すために、パレート面が、凸・凹・不連続となるような３つのテスト問題を解いてみよう。比較のために、代表的な多目的進化的アルゴリズム NSGA2、効率的な勾配法である SQP(Sequential Quadratic Programming)、ロバストな勾配法である DHC (Direct Hill Climber)を用いた。なお、NSGA2 では、実用的な問題で関数評価に計算時間がかかることを考慮して、集団の個体数(pop)を８という非常に少ない数に固定して進化計算を行った。勾配法では重み付けによるスカラー化を行った。また、解探索の履歴を直線で示してある。

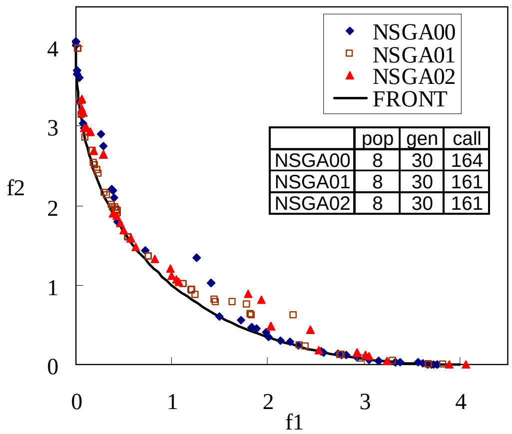
3.1　凸のパレート面の場合

次式に対する最適化結果を図３に示す。NSGA2 では多様な解が得られ、SQP では効率的に、DHC でも同様の解が得られるが関数評価(call)の回数では NSGA2 と同程度になることが分かる。

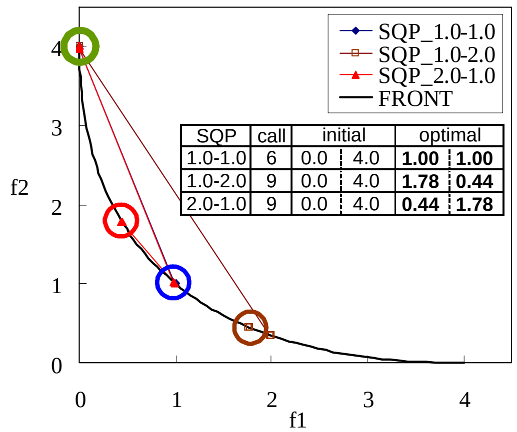
$$\text{Min. } f_1(\mathbf{x}) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_i^2 \,,$$

$$\text{Min. } f_2(\mathbf{x}) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} (x_i - 2)^2 \,,$$

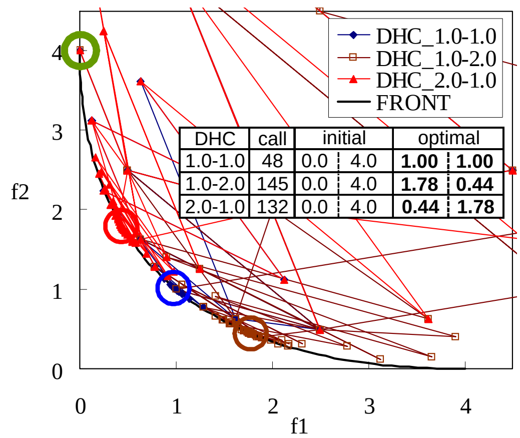
subject to $-4 \le x_i \le 4$, i=1,2.



a) ３つの異なる初期集団からスタートした NSGA2 の結果



b) ３つの異なる重み付けに対する SQP の結果



c) ３つの異なる重み付けに対する DHC の結果

図３　凸パレート面に対する最適化結果の比較

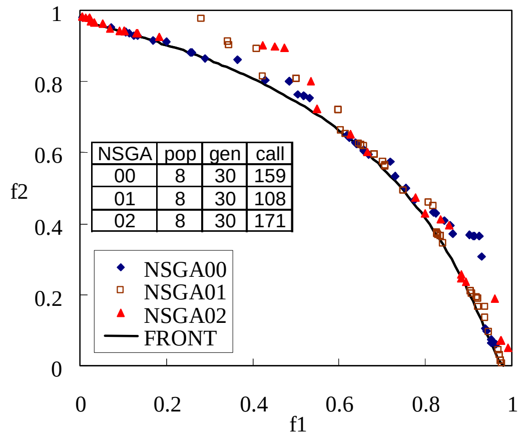
3.2　凹のパレート面の場合

次式に対する最適化結果を図４に示す。勾配法ではスカラー関数との接点を求めようとするため、重み付けをいろいろ変えても、パレート面の両端しか求まらない。また、初期値を変えると解を探索できないこともある。

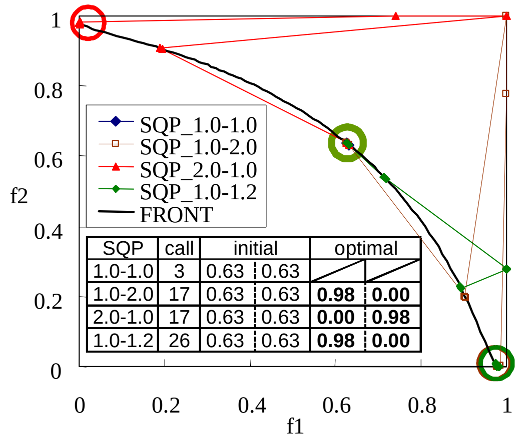
Min. $f_1(\mathbf{x}) = 1 - \exp\left(-\sum_{i=1}^{2}\left(x_i - 1/\sqrt{n}\right)^2\right)$

Min. $f_2(\mathbf{x}) = 1 - \exp\left(-\sum_{i=1}^{2}\left(x_i + 1/\sqrt{n}\right)^2\right)$

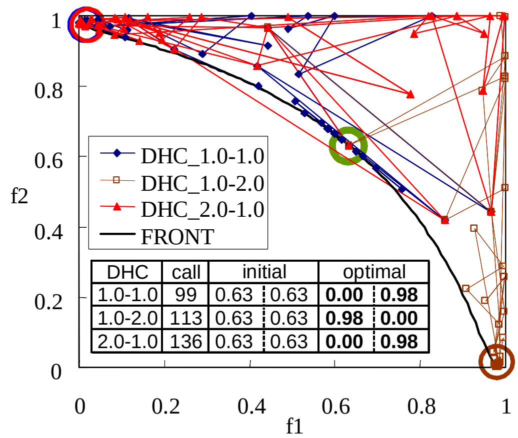
subject to $-4 \le x_i \le 4, \quad i = 1, 2$.



a) ３つの異なる初期集団からスタートした NSGA2 の結果



b) ３つの異なる重み付けに対する SQP の結果



c) ３つの異なる重み付けに対する DHC の結果

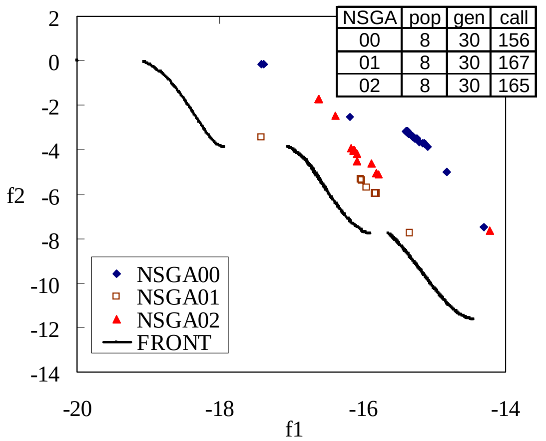
図４　凹パレート面に対する最適化結果の比較

3.3　不連続なパレート面の場合

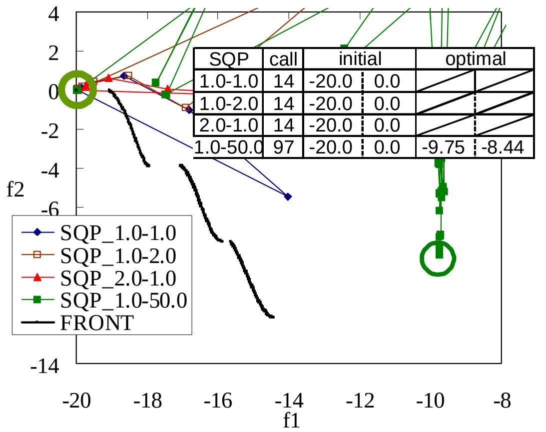
次式に対する最適化結果を図５に示す。NSGA2 では、計算時

間はかかるが、集団の個体数を増やしていけば、パレート解を得ることができるようになる。一方、SQP では初期値を変えてもパレート解を求めることはできなかった。DHC では下端のパレート解のみ求めることができた。

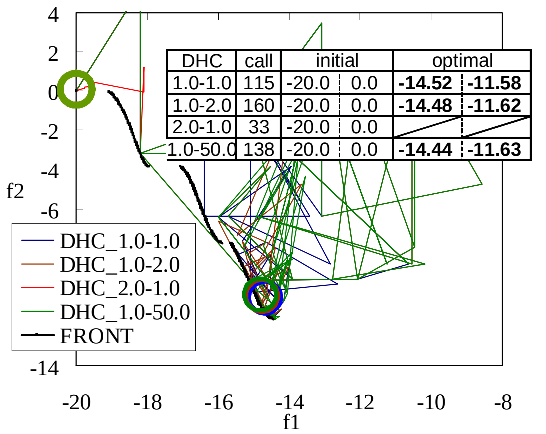
$$
\begin{aligned}
&\text{Min.}\quad f_1(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{2}\left[-10\exp\left(-0.2\sqrt{x_i^2 + x_{i+1}^2}\right)\right] \\
&\text{Min.}\quad f_2(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{3}|x_i|^{0.8} + 5\sin\left(x_i^3\right) \\
&\text{subject to}\quad -5 \le x_i \le 5,\quad i = 1, 2, 3.
\end{aligned}
$$



a) ３つの異なる初期集団からスタートした NSGA2 の結果



b) ３つの異なる重み付けに対する SQP の結果



c) ３つの異なる重み付けに対する DHC の結果

図５　不連続パレート面に対する最適化結果の比較

以上の結果から、単純な場合を除けばスカラー化によるパレート解の探索が困難なこと、進化的計算法は SQP に比べればずっと関数評価の回数が増えるが、トレードオフの様子を正しく求められることが分かる。

4　　遷音速翼の多目的最適化

通常の旅客機は 0.8~0.84 のマッハ数で飛行するため、それらの機体に利用される翼は遷音速翼と呼ばれる。遷音速流れは、流体の様々な性質が複雑に絡み合うため、もっとも解析が難しい領域の一つである。MOGA の有効性を確認するために、機体サイズをボーイング 747 型機と仮定したときの、遷音速翼の空力（抗力最小化）と構造（重量最小化）の多目的最適化を行った例を示そう[Oyama 00]。

図６に示すような翼の平面形を固定し、その断面形状をスパン方向４カ所で PARSEC 翼型と呼ばれる方法で定義する。PARSEC 翼型は多項式による曲線定義を技術者が通常用いる翼型の形状特徴パラメータ（前縁の曲率半径、最大翼厚、後縁位置など）に変換したものである。翼の捻りも考慮し、空力形状を定義する設計変数は 43 となる。３次元 Navier-Stokes コードにより空力性能と荷重を評価する。構造は単純な箱形の梁を仮定し、空力荷重に耐えるだけのスパー高さと板厚のスパン方向の分布を求め、翼重量を評価する。32 個体の MOGA で 30 世代後の近似パレート解の分布を図７に示す。図中■の 747 の性能に比較して、抵抗も重量も低減した設計を得ることができた。

近似パレート解のうち、抵抗最小と重量最小の極限近似パレート解と、747 と同じ抵抗値を持つ近似パレート解の３者を比較してみよう。図８に翼厚（スパー高さ）分布、図９に荷重分布を示す。図８に現れているように、高速の翼では翼厚（スパー高さ）が薄い（低い）方が抵抗は少ないが、荷重を支えるためには板厚が厚くなり、翼重量が増加する。図９には３者の近似パレート解の他、楕円分布を実線で入れてある。空力荷重は楕円分布になるとき、誘導抵抗が最小となることが知られている。すなわち、このプロットでの理論上の最適解を示している。抵抗最小解は確かに実線にほぼ一致し、重量最小解は大きくはずれる。また、747 に近い解では、33%のキンク位置から外側で荷重がほぼ直線的に減少することが特徴的である。

計算で得られた近似パレート解が、どの程度真のパレート解に近いかを実問題で検証することは困難であるが、極限近似パレート解の定性的性質を吟味することで妥当な最適化が行われているかを確認することができる。さらに既存の設計と比較を行うと、最適化によってどのような設計変更を行うことで性能が向上したのかが分かる。

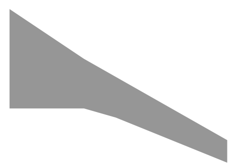


図６　翼平面形

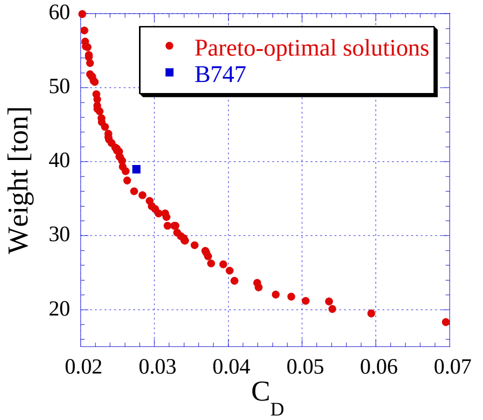


図７　抗力最小化と重量最小化の多目的最適化近似パレート解

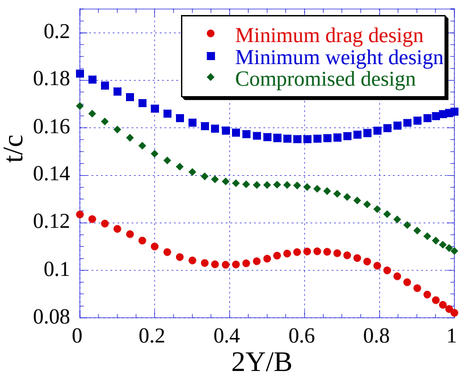


図８　翼厚（スパー高さ）のスパン分布

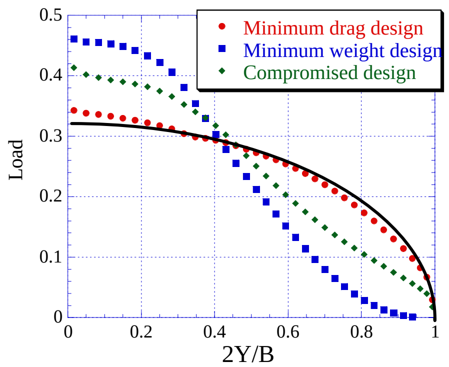


図９　空力荷重のスパン分布

5　　超音速翼設計のトレードオフ可視化

前節の例は、目的関数が２つしかないのでトレードオフの把握が比較的簡単である。しかし、４目的以上になるとそのままプロットすることができないので、トレードオフを一目見て分かるように可視化することは困難になる。この節では、超音速旅客機（SST）主翼設計を例に４目的の最適化結果の可視化について紹介しよう[Sasaki 02, Obayashi 03]。

最近はビジネスや観光旅行が以前にもまして国際化したため、航空工学の分野でも輸送力を高める新しい機体の開発が注目されている。輸送量を増やす方法は、大型化するか、高速化するかのいずれかであり、現在ボーイング対エアバスの開発・販売競争を含めて、新機体の開発が大きな話題となっている。一方、長期的な研究目標としては、搭乗時間を大幅に短縮できる次世代の SST の開発があり、日本においても東北大学や航空宇宙技術研究所を中心にして精力的に SST 研究が進められているが、現存する唯一の SST であるコンコルド以上の性能を持つ機体を目指して、機体の抵抗を一層減らすための空力最適化手法の研究に大きな期待がかかっている。

大型の SST にはソニックブームという騒音現象が伴うため、超音速飛行は洋上に制限され、陸上は遷音速で飛ぶ。このため、巡航点が超音速と遷音速の２点となる。そこで、SST 主翼の超音速巡航、遷音速巡航の抵抗係数、及び超音速巡航時の翼根にかかる曲げモーメント、翼先端にかかる捻りモーメントの４つを最小化する多目的最適化を行った。抵抗以外の目的関数は、構造や制御とのトレードオフを取るためのものである。この最適化では翼の平面形を含めて 72 の設計変数を用い、一世代 64 個体とし、近似パレート面が変化しなくなるまで 75 世代進化させた。この計算には、東北大学流体科学研究所のスーパコンピュータ ORIGIN2000 の 128PE を用い、のべ 18 日間かかった。

今回のように４目的の場合、計算結果は４次元目的関数空間における３次元曲面として表されるはずである。４次元空間の可視化は以下で議論することにして、まず空力設計としてはもっとも興味のある超音速抵抗と遷音速抵抗の２目的の作る平面に今回得られた全近似パレート解 766 個を射影してみよう。これを図 10 に示す。これらの解の中で、超音速抵抗が最小となる極限パレート解、遷音速抵抗が最小となる極限パレート解、それに残り２目的が最小となる解も特に図示してある。これらの翼平面形を図 11 に示す。

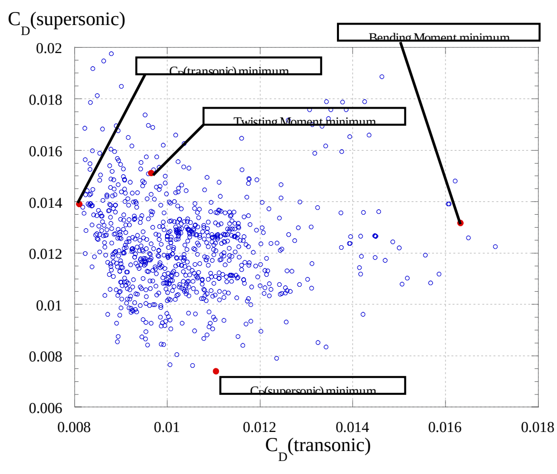


図 10　遷音速と超音速の抵抗係数による２次元トレードオフ面へ射影された全近似パレート解

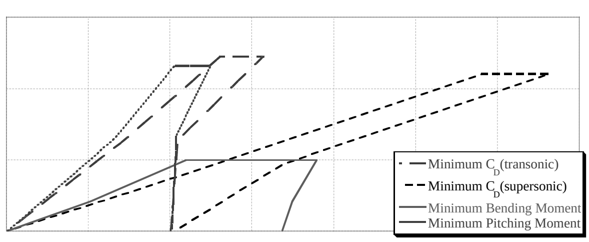


図 11　極限近似パレート解の翼平面形の比較

極限近似パレート解は単目的の最適解なので、定性的に理解しやすい。たとえば、抵抗を最小とする解は、アスペクト比（翼根長とスパン長の比に近い）の大きな平面形を持ち、特に超音速抵抗を下げるには大きな後退角を持つ。翼根の曲げモーメントを最小にするにはスパン長が最小となり、翼先端での捻りモーメントを最小にするには後退角が最小となる。今回の解はいずれもこれらの性質を示しており、最適解の探索が十分であることを示唆している。

上の近似パレート解は、４次元目的関数空間内の３次元のトレードオフ曲面を構成している。しかし、このトレードオフの様子を直観的に把握することは困難である。目的関数が２つや３つなら図示することは明白であるが、それ以上になると高次元空間の可視化となるからである。上では、２次元の目的関数平面に射影したり、極限近似パレート解を吟味したりしたが、実際にはほんの数個の解を調べるにとどまっていた。ここで、データマイニングの手法を取り入れることで、近似パレート面の表しているトレードオフを可視化してみよう。そのため自己組織化マップ（SOM）[Kohonen 95]を用いる。

766 の解から、SOM を作ると図 12 のようになり、各目的関数を最小化する極限近似パレート解をそれぞれ含むようなクラスタができる。また同じマップを各目的関数で色づけすると図 13 が得られる。クラスタ間では、ピッチングモーメントの小さい翼と遷音速抵抗の小さい翼に類似性があり、また遷音速抵抗と超音速抵抗の小さい翼にも類似性があることが分かる。これらに共通することはアスペクト比が高いことである。図 12 中の Pareto A, B は航空宇宙技術研究所で線形理論に基づいて設計した２次設計翼（NAL 2nd）より４目的すべてで優れた解であり、実用的な解はアスペクト比を抑えたものであることが確認できる。

図 12 の SOM のクラスタリングを細分化し、各領域の平均を取ることで、代表的な近似パレート解を 49 個作った。この設計変数(dv00~dv71)の 49 組のデータに対して、新しい SOM を作ってみた(図 14)。これによって得られる設計変数のクラスタリングにより、目的関数値で図 12 のクラスタを形作るためには設計変数同士にどのような類似性があるのかが可視化できる。図 14 で同じクラスタ内の設計変数は目的関数に対して類似の寄与をしていると考えられるので、各クラスタより代表となる設計変数を選び、図 12 のマップをそれぞれの設計変数で色づけしてみる（図 15）。図 13 と図 15 を比較すると、たとえば dv02 とそれを含むクラスタは超音速抵抗とピッチングモーメントの変化に非常に関連していることが分かる。これに対して dv51 は、マップの色がランダムであり、どの目的関数にも寄与していないことが分かる。この設計変数を含むクラスタは、設計上あまり重要でないことが予想できる。こうして設計変数のクラスタとその役割についての知識が発見できる。発見された情報を利用してさらに最適化を行えば、よりよい設計ができるであろう。

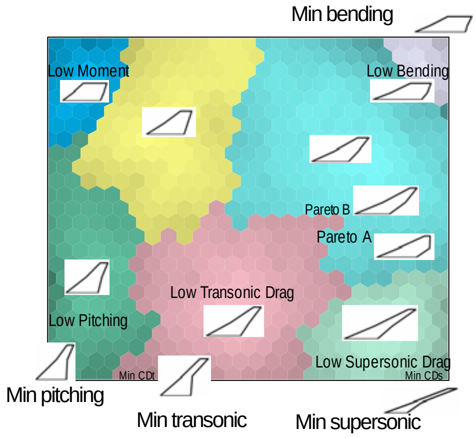


図 12　４目的関数値による近似パレート解の SOM と代表的な近似パレート解の翼平面形

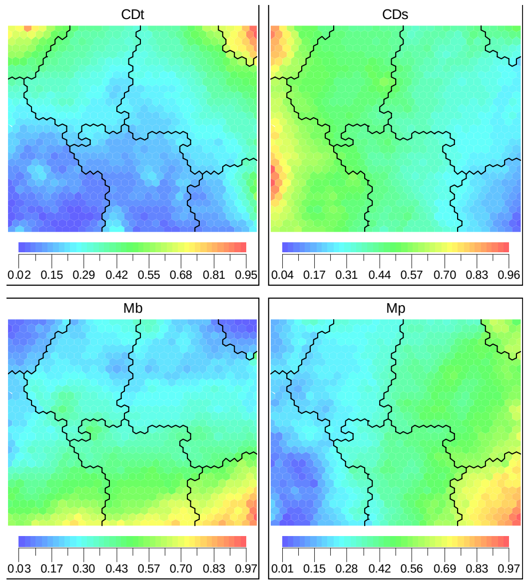


図 13　図 12 の SOM 上に示された各目的関数値の分布

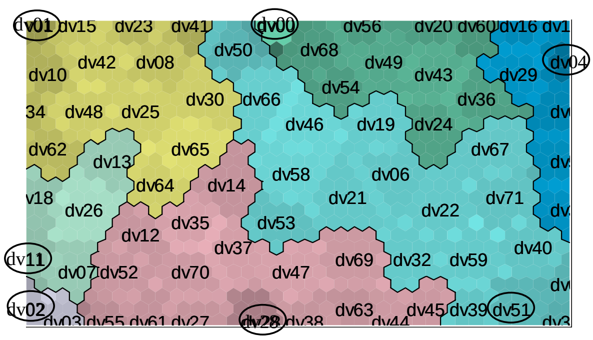


図 14　図 12 の SOM に基づく設計変数の SOM によるクラスタ分析

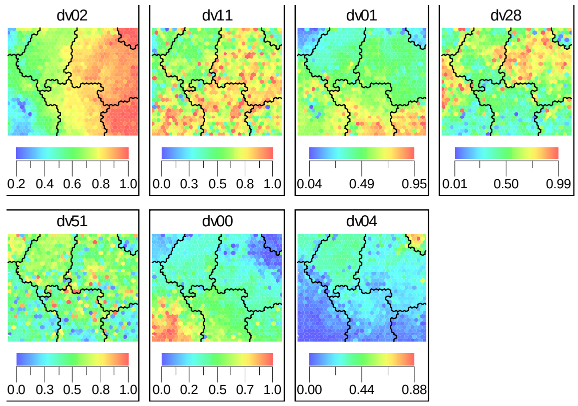


図15　図14のクラスタから選ばれた代表変数の分布を図12の SOM 上で示したプロット

6　　今後の展望

前節で見たように、多目的進化的アルゴリズムで多数のパレート解を得ることができるようになると、新たな問題が生じる。１つあるいはほんの数個の解を詳細に検討することはさほど手間ではないが、進化的アルゴリズムによって数百数千の近似パレート解が得られたとき、これらすべてを詳細に検討することはかなりの苦痛である。これはとりもなおさず、データ数が少ないうちは詳細な検討も可能であるが、データ数が膨大になったときにどのように意味のある解釈を引き出すかという、IT 技術の今日的な課題に対応している。今後、データマイニング技術の応用が期待される[大林 02]。

参考文献

[Coello 02] C. A. Coello Coello, D. A. Van Veldhuizen and G. B. Lamont, *Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems*, Kluwer Academic Publishers, New York (2002).

[Deb 02] K. Deb, *Multi-Objective Optimization Using Evolutionary Algorithms*, Wiley, Chichester, UK (2002); 最新情報は http://www.iitk.ac.in/kangal/index.html

[Fonseca 93] C. M. Fonseca and P. J. Fleming: Genetic Algorithms for Multiobjective Optimization: Formulation, Discussion and Generalization, Proceedings. of the 5th ICGA, pp.416-423, (1993)

[Fonseca 95] C. M. Fonseca and P. J. Fleming: An Overview of Evolutionary Algorithms in Multiobjective Optimization, Evolutionary Computation, Vol.3, No.1, pp.1-16, (1995)

[Goldberg 89] D. E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning*, Addison-Wesley, (1989)

[Kohonen 95] T. Kohonen, *Self-Organizing Maps*, Springer, Berlin, Heidelberg, 1995.

[Obayashi 03] S. Obayashi and D. Sasaki: Visualization and Data Mining of Pareto Solutions Using Self-Organizing Map, Evolutionary Multi-Criterion Optimization (EMO 2003), Lecture Notes in Computer Science 2632, pp.796-809, Springer, Berlin (2003).

[Oyama 00] Oyama: Multidisciplinary Optimization of Transonic Wing Design Based on Evolutionary Algorithms Coupled with CFD Solver, Proceedings of ECCOMAS 2000, Barcelona, September 11-14 (2000).

[Sasaki 02] D. Sasaki, S. Obayashi and K. Nakahashi: Navier-Stokes Optimization of Supersonic Wings with Four Objectives Using Evolutionary Algorithm, Journal of Aircraft, Vol. 39, pp. 621-629 (2002).

[大林 02] 大林茂: CFD 利用の新段階—数値最適化、日本機械学会誌, Vol. 105, pp. 2-7 (2002).