

超音速旅客機の翼胴結合金具における荷重変動にロバストな トポロジー最適解の探索*1

Design Exploration of Robust Topologies under the Loading Uncertainty for the Lug Structure of Super Sonic Transport

申 鉉 眞*2・平野 義 鎮*3・轟 章*4
Hyunjin SHIN, Yoshiyasu HIRANO and Akira TODOROKI

Key Words: Robust Topology Optimization, Multi-Objective Optimization, Self-Organizing Map, Design Exploration

Abstract: In Super Sonic Transport (SST), thin wing structure is necessary to satisfy the high speed, economic viability and environmental compatibility requirements. Among many structures in thin wing, the lug structure which is between the body and the main wing plays important role. However, it is difficult to design of the lug structure because it is subjected many loads that have uncertainties such as magnitude or direction of loading caused by aeroelastic forces. Robust topology optimization is, therefore, necessary to determine the optimal structural lay out solutions insensitive to loading uncertainties for design of the lug structure. The present paper proposes robust topology optimization using NSGA-IIa algorithm which is one of the most popular in Multi-Objective Evolutionary Algorithms (MOEA) with multi-load formulation. In proposed method, Monte Carlo simulations were used to estimate the robustness of topology from Pareto optima obtained with NSGA-IIa. The obtained robust topology solutions are explored by Self-Organizing Map that is an appropriate tool to visualize and explore properties of the high dimension data. Finally, proposed method approach is applied for the lug structure robust topology optimization.

1. はじめに

航空機の高速化に伴い、欧米を中心に超音速旅客機に対して様々な研究がなされている。その超音速旅客機において、高速性のみならず経済性および環境適合性まで要求される。通常、これらの要求を満たすためには、超音速旅客機の主翼において薄翼構造が有利である。しかし、薄翼は一般的な航空機構造のトルクボックス構造をとることが困難なため、通常多桁構造とし、複数の桁を胴体に取り付ける翼胴結合金具が必要になる。また、翼胴結合金具においても軽量化が要求される。その翼胴結合金具には主翼に負荷される様々な荷重およびその変動が存在するため、荷重変動まで考慮した最適設計を行わなければならない。

一方、構造に負荷される荷重に対して最適なレイアウトを探索する方法としてトポロジー最適化が広く用いられる。しかし、一般的なトポロジー最適化方法では、荷重変動を考慮せずに求めたトポロジー最適解の剛性等の構造性能が荷重の変動に対して不十分である問題点がある。そのため、荷重の変動を考慮したロバストトポロジー最適化として様々な手法が提案されている。

代表的なロバストトポロジー最適化方法として、最悪ケー

ス設計方法がある¹⁾。この方法は、荷重変動を考慮し離散化した複数荷重ケースに分け、Minimax法を用いて最悪荷重ケースに対してコンプライアンスを最小化する。しかし、保守的な最適解が得られる恐れがある。そのため、コンプライアンスの期待値および分散を目的関数とし、変動に対するロバスト性をより正確に評価する方法が提案されている^{2,3)}。この方法ではロバスト性としてコンプライアンスの期待値および分散を評価指標とする。よって、ロバストトポロジー最適化は多目的最適化問題になる。

このような多目的最適化問題において最適解を導出するために、従来のロバストトポロジー最適化手法では一般的に重み付き線形和手法により最適解を求める。しかし、重み付き線形和法は多目的最適化問題においていくつかの問題点がある。重み付き線形和法における重みの適切な設定方法は、設計者が個々の問題に応じて、適切な重みを設定する必要があるが、多くの場合その基準は明確ではなく、経験的なものに頼らざるを得ないという問題を持つ^{4,5)}。さらに、多数のパレート解を求めるために、重み付けを変えながら重みの異なる単一目的関数の最適化問題を解いて一つ一つ地道に求めていくしかないため、効果的な手法とは言い難い。

一方、コンプライアンスの期待値および分散を目的関数とするロバストトポロジー最適化問題は本質的に多目的最適化問題であるため、パレート解群の導出や目的関数および設計変数間に存在するトレードオフ関係や相関関係を明

*1 © 2014 日本航空宇宙学会

平成 25 年 1 月 31 日原稿受付

*2 東京工業大学大学院理工学研究科機械物理工学専攻

*3 宇宙航空研究開発機構

*4 東京工業大学理工学研究科機械物理工学専攻

らかにするデータマイニングは最も重要な課題になる⁶⁾。しかし、このような多目的最適化問題の課題に対して、上述したように重み付き線形和手法による従来のロバストトポロジー最適化手法はすべてのパレート解の導出が困難であるため、データマイニングを行う際に必要な情報が不十分になる可能性があり、多目的最適化手法として適切ではない。

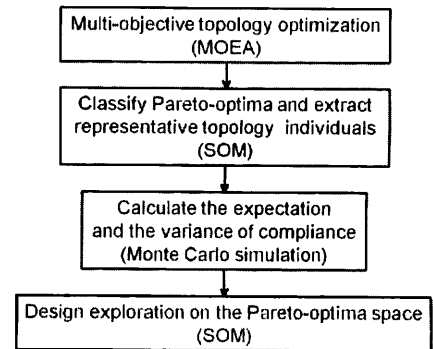
そこで本研究では、多目的最適化問題の主な目的であるパレート解群の導出や目的関数および設計変数間に存在するトレードオフ関係や相関関係を明らかにするデータマイニングを効果的に行うロバストトポロジー最適化手法を提案する。提案手法では確率的な荷重変動に対する荷重変動を考慮して離散化した複数荷重ケース問題から、1回の解析で多数のパレート最適解が探索可能な手法である多目的遺伝的アルゴリズムを用いて多数のパレート解群を導出する。その後、荷重変動に対する各パレート解のロバスト性能を評価するため、Monte Carlo 解析を用いコンプライアンスの平均および標準偏差を計算する。ここで、GA および Monte-Carlo 解析を用いることで、従来の手法に比べて計算コストは高くなるが、次の利点を持つ。ロバストトポロジーパレート解群を求めるために、コンプライアンスの期待値および分散の複雑な定式化を行う必要がない。また、従来手法で用いられる重み付き線形和法とは異なり、1回の解析でロバストパレート解群が導出できる⁷⁾。さらに、コンプライアンスの期待値および分散を線形結合する重みを必要としないため、個別の問題ごとに重みを決定する必要がないという大きな利点を併せ持つ。

また、ロバストトポロジー最適化手法において効果的なデータマイニングを行うために、自己組織化マップ (Self-Organizing Map: SOM)⁸⁾ によるトポロジーパレート解群空間の可視化⁹⁾を試みた。工学的な観点から、多数のパレート解から1つの最適解を設計者が選択する必要がある。多数のパレート解群から適切な設計案を決定する際、トレードオフ関係をよく理解することは必須不可欠なことである。そのため、ロバストトポロジー最適化のように多目的関数が2つ以上になる場合、目的関数および設計変数 (トポロジー) 間に存在するトレードオフ関係や相関関係を明確にするため、高次元の複雑な目的関数空間に対する効果的可視化手法が求められる。

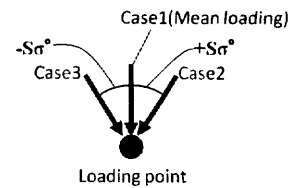
本研究では、ロバストトポロジー最適化は本質的に多目的最適化問題であることに主眼を置き、翼胴結合金具のトポロジーパレート最適解群の導出および目的関数や設計変数間に存在するトレードオフ関係や相関関係を明らかにすることを目的とした。また、提案手法を翼胴結合金具に適用し、金具の主な荷重である曲げモーメントおよびせん断力の変動に対してロバストトポロジー最適解析を行う。提案手法によりパレート最適解群の導出および目的関数間に存在するトレードオフ関係を明らかにすることで、提案手法の有効性を示す。

2. GA を用いたロバストトポロジー最適化の提案

本研究では、多目的 GA を用いたトポロジー最適化によ



第1図 提案手法のフローチャート



第2図 荷重ケースの設定方法の概念図

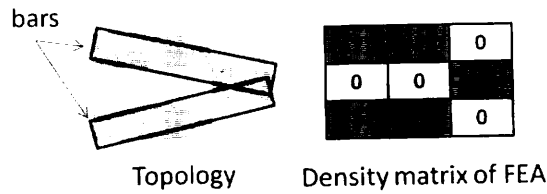
り複数荷重ケースに対するコンプライアンス最小化問題のパレート解群を求める。その後、パレート解群の一部であるロバストトポロジー最適解を探索する手法を提案する。第1図に提案手法のフローチャートを示す。また、以下に提案手法の手順について説明する。

- 1) 荷重変動を考慮し、複数の荷重ケースを定義する。
- 2) 複数荷重ケースに対するコンプライアンス最小化問題のパレート解群を、多目的 GA を用いたトポロジー最適化により求める。
- 3) ステップ2) から得られたパレート最適解群を相互間のトポロジー類似度により分類し、代表トポロジー群を選出する。分類には自己組織化マップを用いる。
- 4) 代表的なトポロジー個体群に対して、Monte Carlo 解析を用い、コンプライアンスの期待値 (Expected Compliance: EC) および標準偏差 (Standard deviation of Compliance: StdC) を計算する。
- 5) SOM を用いてロバストなトポロジーの探索を行う。

ここで、ステップ4) の Monte Carlo 解析は一般的に高計算コストになるため、すべてのパレート解に対して計算するのは非効率である。そのため、ステップ3) の SOM を用い、パレート解群の中で代表的なトポロジーを抽出し、その代表的なトポロジーのみロバスト性能を計算する。これに対しては、2.3.3 章でより詳しい説明を行う。

2.1 荷重変動を考慮した荷重ケース設定手法 確率的な荷重変動に対して、決定論的な最適化を行うために、その変動を複数の荷重ケースとして設定する手法を用いる。本章では、荷重の大きさおよび負荷方向の変動を考慮した荷重ケースの設定について説明する。

まず、第2図に2次元の簡単な例を示す。ある荷重 (ケース1) の変動が大きさの平均 μ_M 、標準偏差 σ_M 、負荷方向



第3図 Bar-representation 手法の概念図

の平均 μ_D 、標準偏差 σ_D である場合、その変動を第2図のように3つの荷重ケースとして定義する。ここで、すべての荷重ケースの大きさは荷重の大きさ平均 μ_M とする。また、荷重ケース2と3はそれぞれ平均負荷方向(ケース1)から標準偏差の $\pm S$ 倍傾いた ($S\sigma \leq 90^\circ$) 負荷方向を持つ荷重ケースとする。 S の値が大きくなると荷重変動がより大きい場合まで考慮したトポロジーが得られるが、複数荷重ケースにおける最適化問題の解空間がより広がるため、多目的GAの計算コストが増加する。しかし、荷重変動を考慮した結果、最悪な荷重が起こる可能性が高い場合には高い S の値を用いる必要があると考える。本研究では S の値として2を用いた。

2.2 Bar-system 表現 GA を用いた多目的トポロジー最適化

2.2.1 Bar-system representation

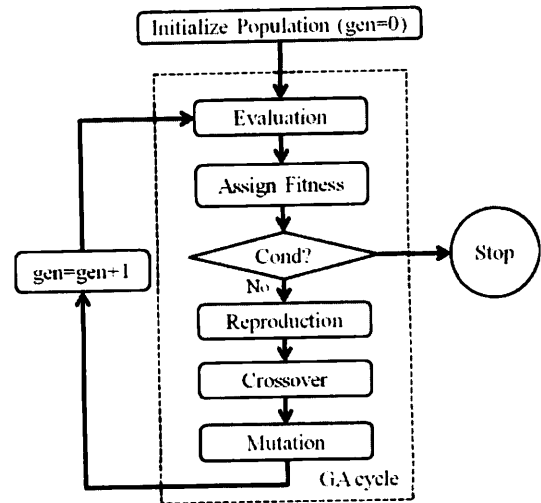
遺伝的アルゴリズムは設計変数の定義方法によりアルゴリズムの効率が変わる。そのため、遺伝的アルゴリズムを用いたトポロジー最適化においても、設計変数と関係深いトポロジーの表現法は重要である。トポロジーの表現法として広く使われている手法として bit-array 表現法¹⁰⁾ がある。この手法は各 FEM 要素を 1 および 0 で表現するため、適切に連結されたトポロジーが得られない可能性が高く、無駄な計算コストが発生する問題点がある¹⁰⁾。本研究では、トポロジーをいくつかの連結された四角の棒 (bar) で表現する Bar-system representation¹⁰⁾ を用いる。この手法は設計領域の中で負荷点と支持点との連結性を保ちながら位相を表現するため、bit-array 表現法より収束が速い利点がある。

Bar-system 表現手法では、第3図のように、各バーの両端にある節点とバーの幅を設計変数として定義する。また、bar の下に要素の重心がある場合、その要素に 1 を与え、FEA モデルのメッシュ上にマッピングするので FEA におけるメッシュ表現も簡便である。

2.2.2 Archiving Elitist non-dominated sorting GA (NSGA-IIa)

本研究では、多目的最適化において、パレート最適解を探索するために、MOEA (Multi-Objective Evolutionary Algorithms) の1つとして広く使われている NSGA-II¹¹⁾ アルゴリズムを用いた。

このアルゴリズムの流れは第4図に示すように、通常のGAと同様である。しかし NSGA-II では、高い多様性および収束性のあるパレート解を探索するため、ランクおよび Crowding 距離に基づいた Crowded Tournament 選択を行う。ここで、ランク付けは次の手順で行われる。まず、す



第4図 NSGA-IIa アルゴリズムのフローチャート

べてのパレート解をランク1とする。ここで、すべての個体集合において最も良好な解を非劣解 (ランク1を持つ解) と呼び、その集合がパレート解群である。その後、ランク1を付与した解を仮に削除し、その結果新しく選ばれるパレート解をランク2とする (実際には非劣解ではない)。その過程を繰り返し、すべての解に対してランクを付与する。Crowding 距離は解の多様性を確保するために目的関数空間上で同じランクを持つ個体の中から、他の個体との相対距離が離れている重要な個体に、より大きい適応度を付与するために計算する距離であり、目的関数空間上で近隣する個体間の平均距離で計算される。Crowded Tournament 選択は、2つの個体に対してランクと Crowding 距離を比較し、ランクが小さい個体 (優秀な個体は相対的に小さいランクを持つ)、また、同じランクを持つ場合は Crowding 距離が大きい個体を選択する選択方法である。

NSGA-II では、パレート解の数が全体個体数を超えると、一部のパレート解が除外される問題がある¹²⁾ ため、パレート解群を外部に保存するアカイブを用いた。世代ごとにアカイブが更新されるため、すべてのパレート解群が最後まで更新および維持できる。

本研究では、交叉方法として、PCX (Parent centric crossover)¹³⁾ とバイナリ交叉の一種である2点交叉 (2-point crossover) を同時に用いた。PCX は通常の親個体の重心に子個体を生成する交叉手法 (Mean centric crossover) とは異なり、親個体の周辺に子個体を生成する手法である。また、突然変異の方法として Polynomial Mutation¹⁴⁾ を用いた。

2.2.3 複数荷重ケースに対するコンプライアンス最小化

多目的遺伝的アルゴリズムにおいて、 p 個の複数荷重ケースに対するコンプライアンス最小化問題を式 (1) に示す。

$$\begin{aligned} \text{Minimize : } & f_k^T u_k \quad k = 1, \dots, p \\ \text{s.t } & \mathbf{K}(x)u_k = f_k \text{ for all } k = 1, \dots, p, \\ & \int_{\Omega} d\Omega \leq \text{Volume limit} \end{aligned} \quad (1)$$

ここで、 Ω は設計領域、 f_k は k 番目荷重ケースベクトル、 u_k は k 番目変位ベクトル、 K は剛性行列である。

2.3 自己組織化マップ (SOM) を用いたトポロジーの分類および代表トポロジーの選出

2.3.1 自己組織化マップ (SOM)

本研究では、NSGA-IIa から得られたパレート最適解の中で、代表的なトポロジーの選出およびロバストなトポロジーの探索を行うために、自己組織化マップ (Self Organizing Map: SOM)⁷⁾ を用いた。SOM は Neural Network の一種であり、高次元の入力データをそれぞれのデータ間に存在する非線形な統計学的関係に従い、人間が理解しやすい低次元の離散化されたマップに射影する方法である。高次元データの視覚化に優れることから、多目的最適化によって得られたパレート解を理解するために有用な手法である。

SOM は低次元の格子によく整理されたニューロンで構成される。それぞれのニューロンは d -次元の参照ベクトル、 $m = [m_1, \dots, m_d]$ で表される。ここで、 d は入力データの次元数である。入力データの中で1つのサンプルベクトル x_s をランダムに選んで、すべての参照ベクトルと類似性を計算する。一般的に Euclidian 距離を計算し、その距離を類似性の尺度として用いる。そして、サンプルベクトル x_s と類似性が高い参照ベクトルである Best Matching Unit (BMU) を求める。BMU は式 (2) から求められる。

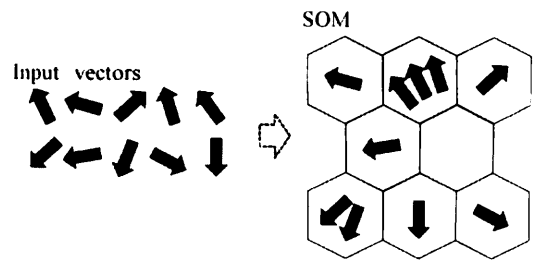
$$\|x_s - m_C\| = \min\{\|x_s - m_i\|\} \quad (2)$$

ここで、 m_C は BMU ベクトル、 $\|\cdot\|$ は Euclidian 距離を表す。その後、BMU が入力ベクトルに近づくように SOM の参照ベクトルを更新する。また、BMU の周りのユニットも同様に更新させる。ここで、ユニットは、第5図に示すように、2次元格子状に並べた2次元 SOM を示しており、ユニットごとに1つの参照ベクトルを持つ。上記の過程を繰り返し、BMU および BMU 周りのユニットがサンプルベクトルに近づくようにする。上述したように、参照ベクトルを訓練することで、お互いに類似度が高いサンプルベクトルが2次元の SOM 上で隣接するように分類される。

2.3.2 トポロジーの分類手法

多様なトポロジーを持つパレート解群をトポロジー類似度により分類するため、以下の値を翼胴結合金具のトポロジーの特徴として新たに定義し、SOM の入力データとした。

- ・各パレート解の FEA (Finite Element Analysis) モデルにおける各要素の密度 (第3図の FEA 要素行列での各要素の値)
- ・各パレート解の FEA モデルの幅および高さ (例えば幅は、密度1の要素の中で、最右側にある要素の位置から最左側にある要素の位置を引いて求める。)
- ・各パレート解の FEA モデルにおいて、各軸に対する密度分布の重心
- ・各パレート解の FEA モデルにおいて、各軸に対する密度分布の分散
- ・各パレート解の FEA モデルにおいて、各軸に対する密度分布の共分散



第5図 SOM を用いた代表データ抽出の概念図

これらのトポロジー特徴を各パレート解から取り出し、トポロジーの類似度によりパレート解群を2次元のマップ上に分類する。

2.3.3 代表的なトポロジーの選出

本研究では、代表的なトポロジーを選出し、選出した個体のみ Monte Carlo 解析を行うことで、計算コストを低減させる。SOM では、入力データ間の類似性により様々なトポロジーをマップ上に配置する際に、相対的に類似度が高いデータは、第5図の概念図に示すように、同じユニットに配置される。

各ユニットを代表する個体として1つを選出するために、同じユニットに配置される個体の中で1つをランダムに取り出し、取り出された個体をそのユニットを代表する個体とする。本研究では、SOM でトポロジー最適群を分類するため、MATLAB[®] (R2012b) の SOM TOOLBOX を使用した¹⁵⁾。

2.3.4 k-means clustering

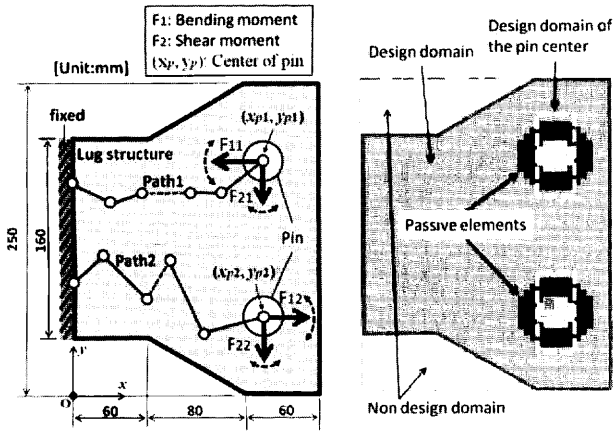
本研究では、SOM により2次元マップ上に配置されたトポロジー最適解群をグルーピングするため、k-means 法を用いて SOM 分類結果をクラスタリングした。k-means 法はクラスタリング手法として最もよく利用されている手法で、各クラス内の個体間の距離が最小になるように k 個のクラスに分ける方法である¹⁶⁾。ここで SOM では、ユニット上の参照ベクトル間の距離によりクラスタリングを行うため、最も隣接するユニットの集合体がクラスタになる。

3. 翼胴結合金具のロバストトポロジー最適化

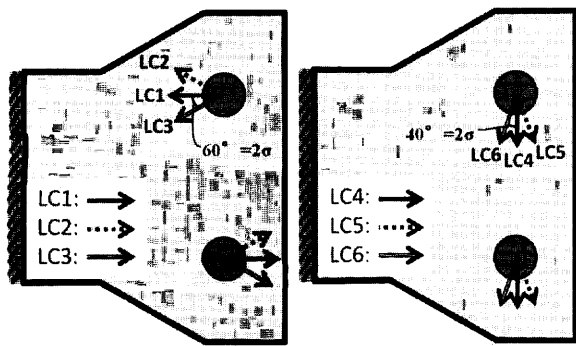
提案手法を翼胴結合金具のロバストトポロジー最適化問題に適用し、その有効性を検証した。ロバストトポロジー最適化においては、各荷重の変動に対するロバスト性能としてコンプライアンスの期待値および標準偏差 (あるいは分散) があるため、各々ロバスト性能の間にトレードオフ関係が存在する可能性が高い。その場合、最適解は複数存在し、パレート解群が得られる。したがって、本研究における翼胴結合金具のロバストトポロジー最適化では、ロバストトポロジーパレート解群の導出を行うとともに得られた解のトレードオフ関係を評価する。

3.1 翼胴結合金具モデル

主翼の翼胴結合金具の設計モデルと寸法を第6図に示す。図に示される金具の左側 (翼接合側) が完全に拘束され、右側 (胴体側) の2つを介して荷重が負荷されるものとした。ここでは簡単のため、主翼に発生した力によって金具が受ける主な反力として、曲



第6図 翼胴結合金具の寸法および有限要素モデル



第7図 荷重変動を考慮した荷重ケース

第1表 翼胴結合金具負荷荷重の変動

	Bending moment		Shear force	
	Mean	Std	Mean	Std
Magnitude	1	0.4	1	0.2
Direction	180°, 0°	30°	270°	20°

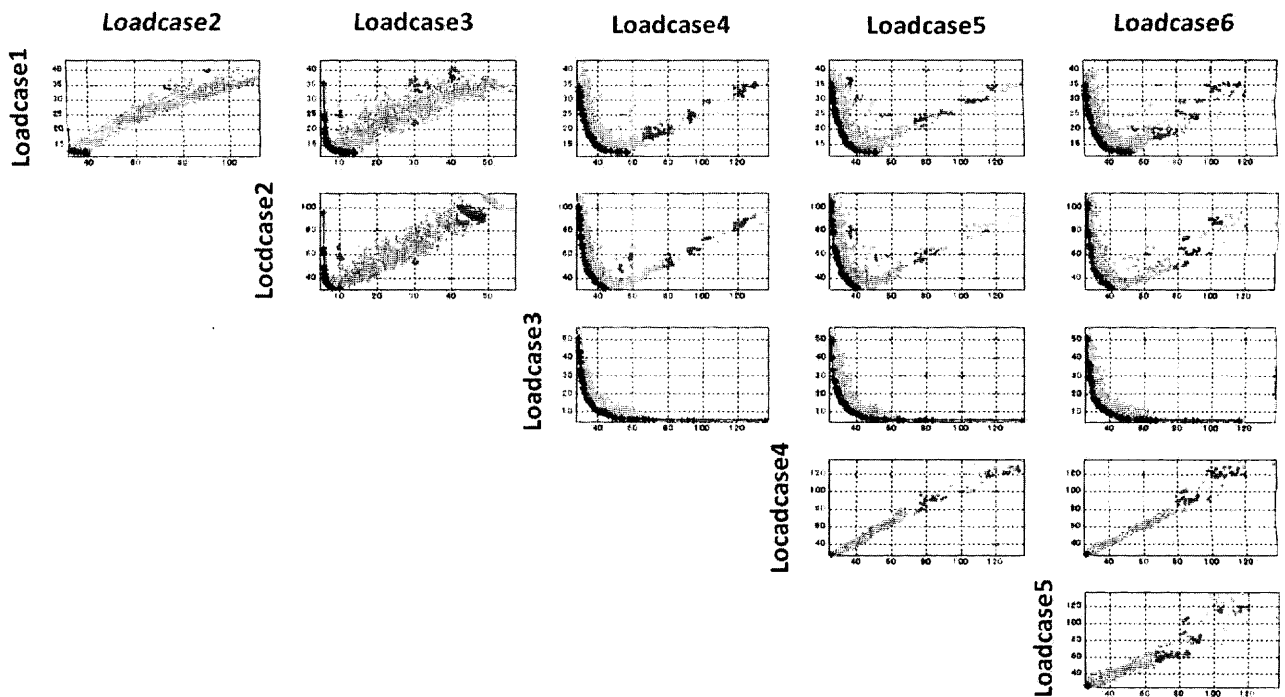
げモーメントとせん断力が負荷されると想定し、それぞれ荷重の大きさおよび負荷角度に変動が存在すると仮定する。第1表に本研究で仮定した荷重の変動範囲を示す。これらの変動を考慮し、第7図のように6つの荷重ケースを定義する。ここで、荷重ケース1, 4はそれぞれ単純な曲げモーメントとせん断力であり、変動に対して平均的な荷重である。また、荷重ケース1方向を中心にそれぞれ負荷方向に対して標準偏差の2倍になる $\pm 60^\circ$ 方向に荷重ケース2, 3を、また、荷重ケース4方向を中心にそれぞれ負荷方向に対して $\pm 40^\circ$ 方向に荷重ケース5, 6を設定した。これは、角度の変動を考慮するための荷重ケースである。金具モデルの材料特性としては、弾性率 $E = 1.0$ 、ポアソン比 $\nu = 0.3$ 、密度 $\rho = 1.0$ 、厚さ $t = 1.0$ とした。また、第6図の設計領域を 40×50 に要素分割した。

3.2 GAを用いた多目的トポロジー最適化

3.2.1 GAにおけるパラメータおよび最適化問題の設定
NSGA-IIaを用い、各荷重ケースのコンプライアンスを最小化するトポロジー最適化(式(1))を行った。GAのパラメータは世代数800、全個体100とし、試行数5回とした。

トポロジー最適化における設計変数としては第6図(a)に示す2経路8つの各barにおける節点および幅を用いた。なお、最適なピンの位置を求めるために、ピンの中心点の位置も設計変数として考慮した。ピンの中心点の探索範囲を第6図の右図に示す。上下の点線が各ピンの中心点の設計範囲である。また、ピンと金具の間の接触条件が必要であるが、本研究では、第6図の右図のように、ピンの周りにPassive要素(常に密度が1である要素)を設定した。

式(1)の各荷重ケースに対するコンプライアンス最小化



第8図 各荷重ケースのコンプライアンス空間におけるパレート解

問題における制約条件として、得られるトポロジーが必ず全体体積の40%以下となるようにした。

3.2.2 GAを用いた多目的トポロジー最適化結果 3.1章で定義した複数荷重ケースのコンプライアンス最小化問題に対する、NSGA-IIaによる最適化結果を第8図に示す。ここで、各軸は各荷重ケースに対するコンプライアンスであり、原点に向け最前線にある黒点がパレート解である。

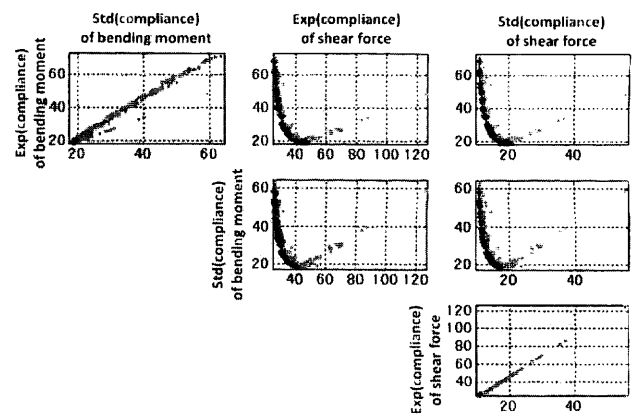
NSGA-IIaを5回試行した結果、709個のパレート解が得られた。しかし、この結果だけで、どのパレート解が変動に対してロバストなトポロジーを持つかは判断できない。そのため、Monte Carlo解析を用い、パレート解群に対してロバスト性を計算する。

3.3 SOMを用いた代表トポロジーの抽出およびMonte Carlo解析 多目的GAを用いたトポロジー最適化から得られた709個のパレート解をSOM上で分類した結果、329個の代表トポロジーが抽出された。その329個の代表トポロジーに対して、コンプライアンスの期待値(EC)および標準偏差(StdC)を計算するために、第1表の荷重変動からサンプリングされた100個の荷重を用い、各代表トポロジーに対してFEM解析を実施した。その結果を第9図に示す。曲げモーメントの変動に対するコンプライアンスの期待値(EC_{Bend})および標準偏差($StdC_{Bend}$)、せん断力の変動に対するコンプライアンスの期待値(EC_{Shear})および標準偏差($StdC_{Shear}$)の空間において、代表トポロジーを図示した結果である。本研究では、コンプライアンスの期待値および標準偏差空間で得られたパレート解群をロバスト準パレート解群と呼ぶ。

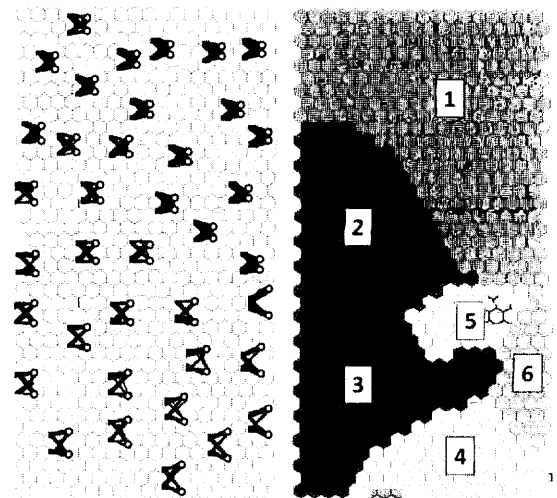
第9図の1行1列にある EC_{Bend} および $StdC_{Bend}$ 、3行3列にある EC_{Shear} および $StdC_{Shear}$ の間にはトレードオフ関係がないことが示されている。これは、曲げモーメントおよびせん断力の変動に対して、コンプライアンスの期待値が低い個体は、同様にコンプライアンスの標準偏差も低い値を取ることを意味している。しかし、第9図の1行2列にある EC_{Bend} および EC_{Shear} 関係から、曲げモーメントとせん断力のコンプライアンス間には、強いトレードオフ関係が存在することが示されている。これらの関係から、翼胴結合金具の荷重変動に対しては、 EC_{Bend} および EC_{Shear} 空間におけるパレート解群に注目する必要があると考えられる。

3.4 SOMを用いたロバストトポロジーの探索

3.4.1 ロバストトポロジー解群の分類 トポロジーおよびロバスト性能間の関係について効率よく調べるために、SOMを用いる。トポロジーの類似性に従い、すべてのパレート解群をSOMにより分類した結果を第10図に示す。ここで、SOM上のすべてのユニットに配置されたトポロジーを示すのは紙面上困難であるため、一部の代表的なトポロジーのみ示した。第10図の左図はSOM上に配置された各トポロジーであり、右図はSOM上のトポロジーをk-meansクラスタリングにより6つのクラスタに分けた結果である。第10図からトポロジーは大きく6つのトポロジーに分類され、トポロジーの類似性が高い個体同士が隣



第9図 ロバスト性能空間



(a) SOMによる分類結果 (b) クラスタリング結果

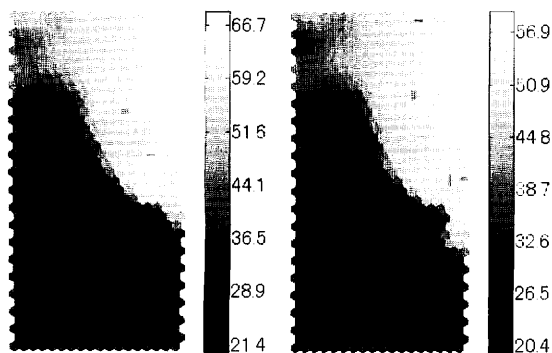
第10図 SOMおよびクラスタリングの結果

接していることが分かる。

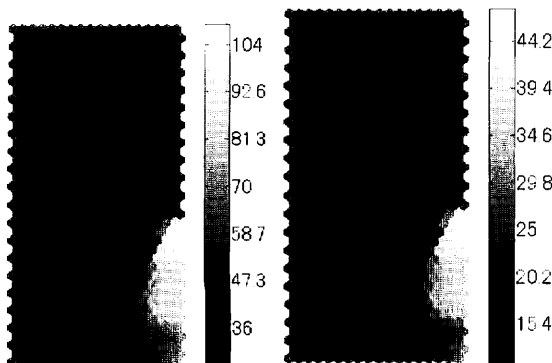
3.4.2 トポロジーとロバスト性能間の関係 本研究では、ロバストトポロジー最適化問題における設計変数と目的関数間の相関関係を直接的に比較することは困難であるため、トポロジーと目的関数間の相関関係を比較した。SOM上で各トポロジーに対応するロバスト性能 EC_{Bend} 、 $StdC_{Bend}$ 、 EC_{Shear} 、 $StdC_{Shear}$ に対するSOMパターンを第11図に示す。ここで、白色は高い値、黒色は低い値を示す。

まず、第11図(a)、(b)の結果から、第10図に示したクラスタ1から下方のクラスタ3に向けて、曲げモーメントの変動に強いトポロジーが分類されている様子が分かる。反対に、第11図(c)、(d)の結果からはクラスタ3の領域から上方のクラスタ1に向けてせん断力の変動に対して強いトポロジーが分類されていることが分かる。したがって、得られたトポロジー解群の曲げモーメントとせん断力の変動に対するロバスト性能の間には強いトレードオフ関係を有することを意味する。

しかし、第11図(a)と(b)、(c)と(d)の間においてはSOMパターンが類似しており、ECとStdC間にはトレードオフ関係が存在していないことが分かる。これはECが小

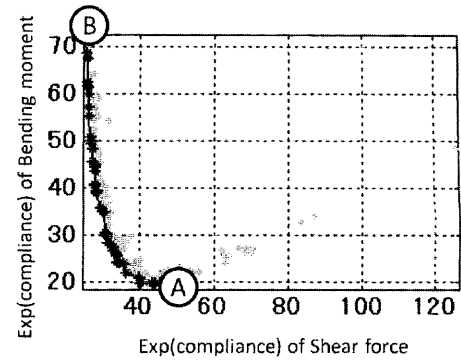


(a) EC_{Bend} (b) $StdC_{Bend}$

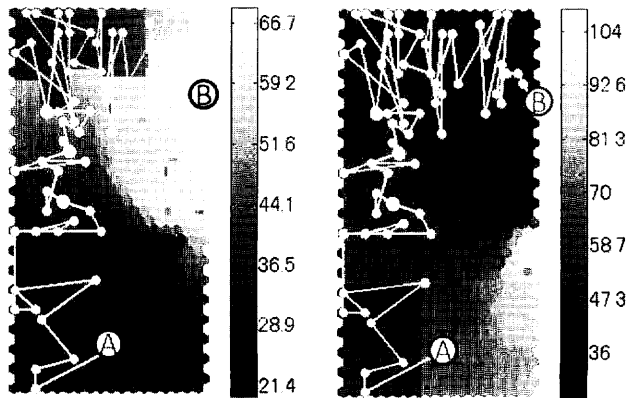


(c) EC_{Shear} (d) $StdC_{Shear}$

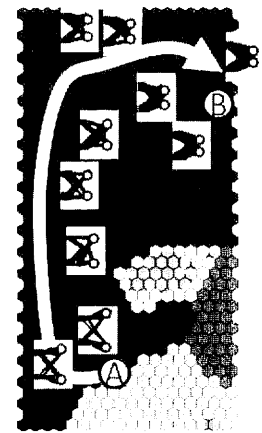
第11図 ロバスト性能の SOM パターン



(a) EC_{Bend} および EC_{Shear} 空間における準パレート解



(b) SOM 上での準パレート解群の軌道



(c) SOM 上でのロバストトポロジーの遷移

第12図 SOM 上でのロバストトポロジーの探索

さいトポロジーは StdC も小さいことを意味しており、3.3章から得られた結果とよく一致する。したがって、翼胴結合金具のロバスト最適化においては、それぞれ荷重の変動に対して、EC あるいは StdC のどちらか一方のみを考慮すればよいことが分かる。

これらの結果は、各々のパレート解群のトポロジー類似性により分類した結果であり、類似度が高いトポロジー同士はその性能も類似する結果を示している。したがって、トポロジーとロバスト性能の間には深い関係があることが示された。

3.4.3 SOM 上でのロバストトポロジー探索 強いトレードオフ関係が示された EC_{Bend} , EC_{Shear} 空間におけるロバスト準パレート解 (第12図(a)) が SOM 上でどのように分布するか調査するために、第12図(a)中に示した A から B 間のトポロジーを取り出し、 EC_{Bend} および EC_{Shear} の SOM 上で追跡した。その結果を第12図(b)に示す。ここで、第12図(b)上にある線の軌道は第12図(a)の A から B までのロバスト準パレート解を順番に SOM 上で追跡した軌道である。

第12図(c)に示されるように、ロバスト準パレート解はクラスタ3からクラスタ1において順次的に分布している。また、クラスタ3に属するトポロジーは曲げモーメントの変動に強いトポロジー群、クラスタ1はせん断力に強いトポロジー群、クラスタ2はクラスタ1と3の間のロバスト性を持つトポロジー群を持つことが分かる。したがって、せん断力の変動にロバストなトポロジーから曲げモー

メントの変動にロバストなトポロジーの変化が SOM 上で明確に示されている。

4. 結 論

入力荷重が変動する超音速旅客機の翼胴結合金具に対して、ロバストトポロジー最適解群を探索するため、コンプライアンスの期待値と分散に対する任意の重み付けを必要としない、GA を用いたロバストトポロジー最適化を提案した。得られたトポロジー最適解群に対して、SOM を用いることで、各々のロバスト性能におけるトレードオフ関係およびトポロジーと各ロバスト性能の関係について明らかにすることで、提案手法の有効性を示した。

しかしながら、提案手法は計算コストが高い多目的 GA および Monte Carlo 解析を用いることから、今後、目的関数の関数近似等を用いることで計算コストの低減を可能とする、より効率的な手法の検討を行っていく。

参 考 文 献

- 1) Achtziger, W.: Topology Optimization of Discrete Structures: An Introduction in View of Computational and Nonsmooth Aspects, Topology Optimization in Structural Mechanics, Rozvany, G. I. N., ed., Springer-Verlag, New York, 1997, pp. 57-100.
- 2) Carrasco, M., Ivorra, B. and Ramos, A. M.: A Variance-Expected Compliance Model for Structural Optimization, *J. Optim. Theory Appl.*, **152** (2012), pp. 136-151.
- 3) Dunning, P. D., Kim, H. A. and Mullineux, G.: Level-Set Based Topology Optimisation with Uncertainties in Loading, *AIAA J.*, **49** (2011), pp. 760-768.
- 4) Koski, J.: Defectiveness of Weighting Method in Multicriterion Optimization of Structures, *Commun. Appl. Numer. Methods*, **1** (1985), pp. 333-337.
- 5) Das, I. and Dennis, J. E.: A Closer Look at Drawbacks of Minimizing Weighted Sums of Objectives for Pareto Set Generation in Multicriteria Optimization Problems, *Struct. Optim.*, **14** (1997), pp. 63-69.
- 6) Kalyanmoy, Deb.: *Multi Objective Optimization Using Evolutionary Algorithms*, John Wiley and Sons, New York, USA, 2001, pp. 4-7.
- 7) Kohonen, T.: *Self-Organizing Maps*, Springer, New York, USA, 2001, pp. 105-116.
- 8) 申 鉉真, 平野義鎮, 轟 章: トポロジー最適解の Self-Organizing Map を用いた探索: 第 1 報: SOM 分類結果の検証. *日本航空宇宙学会論文集*, **60** (2012), pp. 189-196.
- 9) Chapman, C., Saitou, K. and Jakiela, M.: Genetic Algorithms as an Approach to Configuration and Topology Design, *ASME J. Mech. Design*, **116** (1994), pp. 1005-1012.
- 10) Wang, S. Y. and Tai, K.: Bar-System Representation Method for Structural Topology Optimization Using the Genetic Algorithms, *Eng. Comput.*, **22** (2005), pp. 206-231.
- 11) Deb, K., Agrawal, S., Pratap, A. and Meyarivan, T.: A Fast and Elitist Multi-Objective Genetic Algorithm for Multi-Objective Optimization: NSGA-II, Proceedings of the Parallel Problem Solving from Nature VI Conference, Paris, 2000, pp. 849-858.
- 12) Goel, T., Vaidyanathan, R., Haftka, R. T., Shyy, W., Queipo, N. V. and Tucker, K.: Response Surface Approximation of Pareto Optimal Front in Multi-Objective Optimization, *Comput. Methods Appl. Mech. Eng.*, **196** (2007), pp. 879-893.
- 13) Deb, K., Anand, A. and Joshi, D.: A Computationally Efficient Evolutionary Algorithm for Real-Parameter Optimization, *Evolut. Comput.*, **10** (2002), pp. 371-395.
- 14) Deb, K. and Goyal, M.: A Combined Genetic Adaptive Search (GeneAS) for Engineering Design, *Comput. Sci. Inform.*, **26** (1996), pp. 30-45.
- 15) Vesanto, J., Himberg, J., Alhoniemi, E. and Parhankangas, J.: SOM Toolbox for Matlab 5, available at <http://www.cis.hut.fi/projects/somtoolbox/> (Last accessed: 17 December 2012).
- 16) Vesanto, J. and Alhoniemi, E.: Clustering of the Self-Organizing Map, *IEEE Trans. Neural Networks*, **11** (2000), pp. 586-599.