複合材料積層板応力集中構造部の剛性最適化への 遺伝的アルゴリズムの適用*

轟 章^{*1}, 渡 辺 究^{*2}, 小 林 英 男^{*1}

Application of Generic Algorithms to Stiffness Optimization of Laminated Composite Plates with Stress Concentrated Open Holes

Akira TODOROKI, Kyu WATANABE and Hideo KOBAYASHI

Recently, laminated composite plates have been applied to many aircraft structures because their mechanical properties are superior to the conventional materials. Since the laminates have anisotropic elastic properties, the optimum design is required to make the best use of the composite laminates. The authors have proposed a successful object-oriented expert system to design the laminated composites with actual constraints. A solution to optimize the fiber orientation of stiffeners around the open hole, however, has not been developed because it is very difficult and requires stress redistribution analysis. In this study, therefore, the genetic algorithms were applied to solve the optimization problem with the object-oriented finite-element stress analysis method. Results obtained were as follows. (1) The GA method is applicable to an open hole model. (2) The random search method is applicable to any model.

Key Words: Composites, Laminates, Generic Algorithm, Optimum Design

1. 緒言

一方向プリプレグを多方向に積層して作成する複合材料積層板は、比強度、比剛性が優れているため、航空宇宙機器の一次構造部材に適用されつつある。しかし、この積層板は力学的異方性が著しいため、積層構成の材料設計をおこなう必要がある。著者らの一部は複合材料積層板の最適設計エキスパートシステムを開発してきた⁽¹⁾。しかし、実機の複雑な形状の最適な積層構成を解析するには、応力再配分を考慮可能な応力解析システムと一体化した最適化システムが必要である。そこで、著者らは既報でオブジェクト指向有限要素法を開発し、オブジェクト指向の積層構成最適化を、円孔やボルト孔周囲の補強板貼付け問題上で検討し、その有効性を示してきた⁽²⁾。限られた繊維配向角の中から、応力集中部周囲にひずみエネルギー集中を最も低下させるものを選択して貼付ける作業は、組合せ最適化であり、この組合せ最適化を効率良く実施するための乱数に基づく探索手法として最近遺伝的アルゴリズムが注目されている^{(3)~(6)}。特に R. L. Riche⁽⁷⁾らは複合材料積層板の最適積層組合せ問題に遺伝的アルゴリズムを適用し成果を得ている⁽⁸⁾。そこで本研究では、オブジェクト指向のシステムで最適化が不十分であった前述のボルト孔周囲の最適化問題に遺伝的アルゴリズムを適用し、その有効性・問題点を検討すると同時

に、遺伝的アルゴリズムに立脚したいくつかの改良アルゴリズムを開発し、その有効性を検証し、優劣を比較検討した。

2. 最適化問題への遺伝的アルゴリズムの適用

2. 1 最適化問題

本研究では、一方向プリプレグ多方向強化 CFRP 積層板の応力集中部周囲にハンドレイアップで補強板を貼付けてひずみエネルギー集中を軽減する最適化問題を取り上げる。この問題の詳細と制約条件を以下に列挙する。

- (1) 積層板は疑似等方性板 ($[90/45/-45/0]_s$) であり、積層板自身の積層構成は変更しない。また、材料は CFRP (T300/5208: $E_L=181\text{GPa}$, $E_T=10.3\text{GPa}$, $G_{LT}=7.2\text{GPa}$, $\nu_{LT}=0.28$) とする。
- (2) 貼付け作業はハンドレイアップであり、貼付ける補強板の繊維配向角は 0° ($[0]_T$), 90° ($[90]_T$), 45° ($[45/-45]_T$) に限定する。
- (3) 貼付ける補強板の繊維配向角は、貼付け作業が積層板作成後に実施することを想定し、各要素・要素グループごとに異なることを可能とする。
- (4) 貼付けは一要素、または一要素グループに一枚または貼付けなしとする。
- (5) 外力は強制変位負荷とする。ただし、補強板貼付けによって負荷合力が増加した場合には、強制変位量を減少させ、初期と同じ負荷合力となるように調整する。

* 原稿受付 平成 5 年 8 月 19 日。

^{*1} 正員, 東京工業大学工学部 (〒152 東京都目黒区大岡山 2-12-1)。

^{*2} 東京工業大学大学院。

(6)ひずみエネルギーの最大値が最も減少したものが最適であると判断する。

(7)最適化の対象は幅10mm、板厚1mmの積層板に直径4mmの円孔がある図1の円孔モデルと幅12mm、板厚1mmの積層板に直径4mmの円孔があり、円孔中に剛体ボルトがあることを想定した図2のボルトモデルである。ただし、円孔モデルは対称性から1/4面を解析し、ボルトモデルは1/2面を解析した。

なお、ボルトモデルでは、負荷時に円孔の変形によるボルトの接触を考慮する必要があるが、本研究ではモデル化を簡単にするため、負荷端と逆側円孔縁の変位を拘束した。これは直径の小さい剛体ボルトを挿入したこととほぼ同様である。

円孔モデルでは、円孔縁に引張応力集中が生じる。強制変位負荷であるので、リガメント部に0°層を貼付けることによって円孔側に負荷が流れることを防止し応力集中が低減することが容易に予想される。これに対して、ボルトモデルでは、変位拘束された円孔縁(図2円孔左側)に圧縮応力が生じ、応力分布は比較的複雑である。既報^⑦のオブジェクト指向による最適化では、要素番号に依存して解析するため、最適化が

図1 円孔モデル(強制変位負荷)

図2 ボルトモデル(強制変位負荷)

不十分であった。

2. 2 遺伝的アルゴリズムの適用

前述の問題に遺伝的アルゴリズムを適用する。遺伝的アルゴリズムの詳細は文献^{③)~⑥)}に示されているのでここでは略す。簡単に遺伝的アルゴリズムの概略を図3に示す。遺伝子のつながりの染色体で示された個体

図3 遺伝的アルゴリズム

が一つの組合せの解を表わす。この染色体の集合(個体群)は探索している解の集合である。各個体に対して、問題に対する優秀さを表わす適応度を評価し、その適応度に応じて次世代に残す個体を選択する。選択されてできた新しい集団に対してある交叉、突然変異確率で染色体に交叉および突然変異を生じさせる。これらの操作によって次世代の集団が形成されたことになり、さらに選択、交叉、突然変異を繰り返し新しい世代を形成していく。解析終了は一定の世代数、時間あるいは、最優秀個体の適応度が変化しなくなることで終了する。

本研究では、解が明らかな円孔モデルを用いて遺伝的アルゴリズムの個体数、選択確率、突然変異発生確率、交配確率などのパラメータサーベイを実施し、良好なパラメータを決定した。このパラメータを用いてボルトモデルの解析を実施した。

複合材料構造剛性の最適化に遺伝的アルゴリズムを

図4 繊維配向角と遺伝子の対応

適用するに際して、問題を遺伝的アルゴリズムに合致するように以下の設定を実施した。

(1) 遺伝的アルゴリズムへのインプリメント

各要素または各要素グループに一つの遺伝子に対応させ、一つの染色体で構造全体の補強板を表わす。前述の様に貼付ける補強板は(なし, 0, 45, 90)の4種類であるので、各遺伝子は0, 1, 2, 3の4種の整数を対応させた。図4に補強板と遺伝子、染色体の関係を示す。一要素に一染色体を対応させた場合、染色体の長さは要素数となり組合せが膨大になるばかりでなく、隣接要素との補強板の配向角の連続性も保持されない。隣接要素とは必ずしも配向角の連続性を保持する必要はないが、孤立した異種補強板は作成上好ましくない。これらのことから、本研究では図5(a), (b)に示すように2つの要素でグループを作成し、グループ内では同一の補強板を貼ることとした。本研究では、簡便なグループ化として図5を用いたが、実用的見地からは数個のグループ分けが良いと思

図5 (a) グループ化した円孔モデル

図5 (b) グループ化したボルトモデル

われる。しかし、これにはグループ分けのアルゴリズムを詳細に検討する必要があるため、今後の課題である。このグループ分けはオブジェクト指向有限要素法の優れたユーザーインターフェースで自由に設定可能である(図6参照)。

(2) 初期集団の作成

初期集団は乱数を用いて各要素グループの貼付ける補強板を決定して作成する。

図6 ユーザーインターフェース

(3) 適応度の評価

集団が確定後に有限要素解析を実施し、構造中の要素から最大ひずみエネルギー $u_{\max}$ を求める。これを用いて最適化前の構造(補強板なし)の最大ひずみエネルギー $u_{\max}^0$ との比 $f = u_{\max} / u_{\max}^0$ を適応度とした。実際の遺伝的アルゴリズムではこの f をそのまま染色体を有する個体の適応度の評価関数に用いる必要はない。本研究では、優れた個体をより大きな確率で次世代に残すため、べき乗関数を用いて適応度を拡大した次式の f' を各個体の評価関数に用いた。

$$f = f' \quad (1)$$

(4) 選択 (selectoin)

選択はルーレットモデルを用いた。ルーレットモデルでは、各個体の適応度に対応して、ルーレットの面積を決定し、乱数で個体を選択する。全ルーレット面積を1として、個体 i のルーレットの面積 S_i は適応度 f_i を用いて次式で決定される。

$$S_i = 1 - (f_i / \sum f) \quad (2)$$

なお、本研究では交配、突然変異によって優秀な染色体が破壊されることを防ぐため、最も優秀な個体は必ず次世代に残留するエリート保存戦略を併用した。

(5) 交配 (crossover)

交配は個体群中から選択された1対の染色体を用いて、その染色体の中央で遺伝子対を交差させる単一交差を用いた。ただし、その染色体対の交差は交差確率 ϕ によって確率的に行われる。

(6) 突然変異 (mutation)

突然変異はその世代の各個体で突然変異確率 η に対応させて発生させた。突然変異させる遺伝子、種類は乱数で決定した。

以上の解析条件に基づいて遺伝的アルゴリズムによる最適設計を実施した。遺伝的アルゴリズムは基本的には乱数に依存する解空間の探索であり、単純なアルゴリズムで大域的な探索を実施し、最適解に近い解が

得られることが期待されているが、いくつかのパラメータの設定で計算効率が大幅に異なる^{(3)~(6)}。そこで、解析に先立ち、円孔モデルを用いて k 、個体数、 ϕ 、 η のパラメータサーベイを実施した。パラメータサーベイでは任意に定めた $k=1$ 、個体数50、 $\phi=20\%$ 、 $\eta=20\%$ を基準とし、一つのパラメータだけを変化させ、他は固定して最良の値を決定した。円孔モデルでは、オブジェクト指向最適化手法によって、ほぼ最適と推定される結果（最大ひずみエネルギーが初期の18%まで低下）が得られている⁽²⁾。

3. 各種パラメータの設定

図5(a)に示す円孔モデルを用いて、強制変位負荷で最適化を行ない、各種パラメータを設定した。以下にその結果を示す。

3. 1 選択確率（ k 値の設定）

適応度が0.3の個体Aと0.31の個体Bがある場合、 $k=1$ では選択確率はAとBで1.01倍の差異であるが、 $k=20$ 、30ではそれぞれ1.33倍、1.53倍と差異が拡大される。つまり、 k 値が高くなると優秀な個体の染色体が高速で集団に拡散する利点を有するが、逆にローカルミニマムに陥る可能性がある。解析結果を図7に示す。図中縦軸は集団中の最優秀個体の f 値を示し、横軸は解析時間（SPARC Station IPX & Visual Works

図7 選択確率による変化

Smalltalk) である。なお、以下のパラメータサーベイの図は全て同じ軸である。結果は乱数に基づくため、決定論的に評価はできないが、傾向として k 値が大きいほど最適解に早く漸近する。ただし、 $k=20$ と $k=30$ ではあまり差異は見られず、ここでは最終的に最も適応度が低くなった $k=20$ を用いることにした。

3. 2 個体数

個体数は染色体 (chromosome) 数を5, 10, 50, 100の4通りで解析した。結果を図8に示す。解空間は 4^{23}

$\approx 10^{13}$ の組合せがあり、個体数が少ないと解析が有効にできず、ローカルミニマムに陥ることが推察され

図8 個体数による変化

る。しかし、実際逆に個体数が多い場合には有限要素法の時間を多大に要するために世代が進展せず、むしろ個体数が少ない方が良好な結果を得ている。なおここでは、実際の最適化には世代数よりも解析時間が重要であるため、時間による比較を行った。以上の結果から、本研究では個体数10を用いることにした。

図9 交差確率による変化

図10 突然変異確率による変化

3. 3 交差確率 (crossover)

交差確率 ϕ を10, 20, 30, 50%と変化させた結果を図8に示す。交差確率が10%の場合には大きな変化がなく、有効でないことが明らかだが、他には大きな差異はない。以上の結果から本研究では交差確率 ϕ として20%を用いることにした。

3. 4 突然変異確率 (mutation)

突然変異確率 η を5, 10, 20, 50%と変化させた場合の結果を図9に示す。突然変異は完全に乱数に依存しており、定量的に比較することは厳密には意味を持たない。しかし、定性的には η が小さいと狭い解空間の探索しかできないため有効でないこと、大きい場合には変化が大きすぎてなかなか有効に作用しないことがわかる。以上の結果から、本研究では、突然変異確率 η として10%を用いた。

3. 5 パラメータサーベイ結果の考察

設定パラメータの最適化前と最適化後の計算結果を

図11 パラメータサーベイ後の結果

図10に示す。図から明らかに、パラメータサーベイによって良好な結果が得られている。遺伝的アルゴリズムはあくまでも乱数に基づく解空間の探索手法であり、パラメータの設定は厳密には統計的に評価する必要があるが、前述のような簡単なパラメータサーベイ手法でも良好な結果が得られことが明らかになった。

以上の結果を要約すると、円孔モデルにおいては以下の結論が得られる。

- (1) 優秀な個体を高確率で残す方が良い。
- (2) 集団中の個体数は少なくして世代を多くした方が良い。
- (3) 突然変異確率は比較的高い方が良い。
- (4) 交差は重要ではない。

そこで、上記の条件を満足する最も極端な例としてランダムサーチ法を検討した。これは、個体数1、突

図12 ランダムサーチにおける突然変異発生遺伝子数による変化

然変異確率 $\eta=100\%$ 、交差確率 $\phi=0\%$ とした遺伝的アルゴリズムの極端な例である。また、エリート保存戦略を用いているので、突然変異によって生じた子が親より劣る場合は子は削除し、親よりも優秀な子が生まれるまで突然変異を繰り返す。この方法では、計算効率が良いが個体数が1つであるので初期個体に依存してローカルミニマムに陥りやすいという欠点を有する。

一個体中の突然変異させる遺伝子数を2, 10, 20%と変化させて円孔モデルで解析した結果を図12に示す。ただし、このモデルでは多様に変化させるため要素のグループ化を行っていないので、変化させる要素数はそれぞれ2, 5, 9個である。図中2%の結果は17分で適応度18%に低下しており最高性能を有する。このように、この円孔モデルでは一度に少量ずつの突然変異を行なわせる手法が非常に有効であり、一般の遺伝的アルゴリズムよりも優秀であることがわかる。

4. ボルトモデルの最適化

最適化対象として図2のボルトモデルを用いた。最適化アルゴリズムには先にパラメータを設定した遺伝的アルゴリズム、ランダムサーチ、著者らが先に開発したオブジェクト指向最適化手法⁽²⁾の3手法を比較検討した。結果をそれぞれ図13, 14, 15に示す。

図13 遺伝的アルゴリズムによる結果

図 1 4 ランダムサーチによる結果

図 1 6 オブジェクト指向最適化手法による結果

図中の数字は要素グループに貼付けた層の繊維配向角である。遺伝的アルゴリズムとランダムサーチの終了条件は12時間とした。図13からわかるように遺伝的アルゴリズムの解析結果は補強板の繊維配向角分布が不明瞭であり、最大ひずみエネルギーは33%までの低下である。これに対して、ランダムサーチは補強板の貼付け領域と未貼付け領域が明瞭に区分され、最大ひずみエネルギーは29%にまで低下した。オブジェクト指向最適化手法では、2時間45分の解析で最大ひずみエネルギーが31%まで低下した。この結果から、ランダムサーチが優秀であることがわかる。また、経験的知識を積極的に利用して遺伝子操作を実施し、図13の孤立した層の変更、削除などを行ない、その有効性を検討した。しかしながら、最大ひずみエネルギーは逆に上昇し、31%程度になった。

これらのことから、複合材料積層板に補強板を貼付けてひずみエネルギー集中を低減させる最適化問題では、ランダムサーチ法が最も有効であることがわかる。ただし、ランダムサーチ法は初期値に大きく依存

し、54時間の解析でも31%までしか低下しない場合が認められた。したがって、個体数を増やしたランダムサーチ法が最適であると判断できる。これは、有限要素法では、優秀な個体の遺伝子対の一部を切り出しても他の部分との関連で必ずしも優秀とは限らないため、交差が有効に作用せず、遺伝的アルゴリズムが有効に作用しないと思われる。つまり、この問題では構造全体の剛性の分布が重要であり、局所的（部分的）な最適化は無意味であり、このような問題には遺伝的アルゴリズムよりもむしろランダムサーチ法が最適であると結論できる。

4. 結 言

以上円孔モデルとボルトモデルを用いて複合材料積層板に補強板を貼付けてひずみエネルギー集中を低減させる最適化問題に遺伝的アルゴリズムを適用し、その有効性・問題点を検討すると同時に改善手法を開発し、その有効性を検証した。得られた結果を要約すると以下のとおりである。

- (1)円孔モデルで遺伝的アルゴリズムによる剛性最適化が行なえることを示した。
- (2)遺伝的アルゴリズムのパラメータの決定手法として、一パラメータだけを変動させ、他は固定し、数種の値を検討する簡便な手法を適用し、その有効性を示した。
- (3)遺伝的アルゴリズムの極端な例であるランダムサーチ法を提案した。この手法は、個体全体の遺伝子分布が重要であり、交差があまり重要でない場合に有効性であり、本研究の円孔モデル、ボルトモデルでその有効性を示した。

文 献

- (1)笹田，ほか2名，機論，58A-551(1992)，1175.
- (2)轟，ほか3名，機論，投稿中
- (3)坂本，尾田，機論，59A-562(1993)，1569.
- (4)北野，人工知能学会誌，17-1(1992)，26
- (5)W. M. Jenkins, The Structural Engineer, 69-24(1991), 418
- (6)R. L. Riche, R. T. Haftka, AIAA J., 31-5(1993), 951