

## 遺伝的アルゴリズムを用いた2次元タービン翼列の空力最適化

平野 雄一郎 堤 雅徳<sup>1</sup> 大林 茂<sup>2</sup>

### Aerodynamic Optimization of 2-D Turbine Cascade Using Genetic Algorithm

by

Yuichiro Hirano Masanori Tsutsumi<sup>1</sup> Shigeru Obayashi<sup>2</sup>

#### ABSTRACT

Blade profile for gas turbine and steam turbine used to be designed by skillful engineers who are experienced, and familiar with fluid dynamics. It is a steady way to improve blade profiles based on past experiences and knowledge. By that method, however, result heavily depends on designer's skill because solution beyond the designer's scope cannot be reached. Today, with advance in CFD, many efforts has been made to automate aerodynamic optimization process. In this paper, the methodology and the result of aerodynamic optimization of 2-D turbine cascade for high pressure steam turbine are presented. Blade profile is expressed by two B-spline curves, each of which consists of six points. Cascade performance is evaluated by potential flow analysis using several empirical functions. Genetic algorithm (GA) is applied in the optimization process, using  $x,y$ -coordinates of 12 points as genes. As a result, empirical functions for evaluation need farther improvement, however, validation of GA as aerodynamic optimization tool is confirmed.

#### 1. まえがき

地球温暖化等の環境問題に対する対策として、熱機関の効率向上による CO<sub>2</sub> 削減の必要性が増大しているが、中でも大規模発電用熱機関として広く用いられている蒸気タービンの性能向上は重要課題の一つである。

このための方策の一つとして、重要な構成要素の一つである翼列の損失低減が挙げられることは言うを待たない。タービン翼列の高性能化は蒸気タービンの歴史が始まって以来の課題であるが、従来は一般に熟練した技術者の手によって試行錯誤的に行われてきた。熟練者の知識と経験に基づく方法は着実な方法であるが、結果が設計者の能力に大きく依存するため、最適化という観点では、評価パラメータが設計者によって異なるなど、最適な解に到達したかどうか不明確な点が多い。

近年では CFD 技術の著しい進歩に伴い、空力形状の最適化問題についても自動化の取り組みが多くなされている。翼形などの最適化では一般に設計変数が非常に多く、評価関数（翼列：全圧損失，単独翼：揚抗比，ディフューザ：

静圧回復など）が設計空間において単純な凸関数となることは保証されにくい。このような場合、評価関数の局所的な勾配情報から最適化の方向を決定する勾配法では初期条件によって真の最適解（最大値）ではなく局所解（極大値）に陥る可能性がある。

遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm, GA) は生物の進化過程を模擬した最適化手法であり、次のような利点を持つ。

- ①同時に多数の個体を評価しつつ最適化を行う（多点同時探索）ため、初期条件に依存せずに大域的最適解に到達することが可能
- ②勾配情報を用いないため評価関数の微分可能性や拘束条件に関わらず解の探索条件が可能

ここでは蒸気タービン高圧部に用いられるタービン動翼列の2次元形状を対象として、GA の適用性を検討した。翼面流速分布から翼形状を探索する逆設計問題の検討によって GA の基本性能を確認した後、ポテンシャル流解析ツールと経験関数を組み合わせた性能評価により 2 次元ター

<sup>1</sup> 三菱重工業 (株) 長崎研究所

<sup>2</sup> 東北大学工学研究科航空宇宙工学専攻 助教授

ピン翼列形状の最適化を試みた。

### 2. 遺伝的アルゴリズムの概要

GA を利用した最適化のフローチャートを図 1 に示す。今回用いた GA は最も基本的なものであり、以下の 5 つのプロセスから構成される。

- ①初期化：乱数を用いて第一世代（初期条件）を発生させる。
- ②評価：各個体の評価関数を求め、評価の高い順に順位付けを行う。
- ③選択：乱数を用いて次世代の親となる個体を選択する。  
この際、評価順位の高い個体ほど親として選ばれる確率が高くなるよう設定しておく。
- ④交叉：選択された 2 つの親の遺伝子を交叉させ、次世代の個体を発生させる。
- ⑤突然変異：交叉により生じた個体の遺伝子を、低い確率でランダムに操作する。最適化の途中において探索の手を広げる役割をもつ。

①によって第一世代（初期条件）を発生させた後は図 1 に示すように②～⑤の操作を繰り返す。

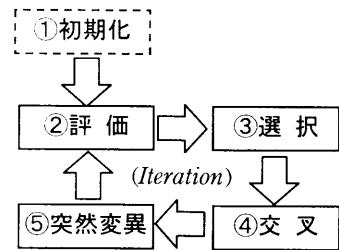


図 1 遺伝的アルゴリズムの構成

### 3. 翼形表現方法

翼形的设计変数としてはいろいろなパラメータが考えら

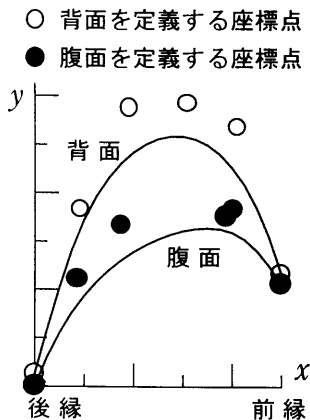


図 2 翼形表現方法

れるが、予め最適翼形状を予想することは一般に困難であるから、①表現できる形状の自由度が高く、かつ②部分的な形状変更が可能となるような設計変数の設定を行う必要がある。ここでは腹面・背面をそれぞれ 6 個の 2 次元座標点で表現し、各点の(x,y)座標を設計変数とした。

設計変数の座標点から翼形を定義する方法として、B-スプライン曲線を用いる方法を採用した。座標点と翼形状の関係の一例を図 2 に示す。今回用いた 5 次の B-スプライン曲線は両端の 2 点以外を必ずしも通過せず、曲線は各座標点に引きつけられつつ全体の滑らかさを保持した形状となる。GA では設計変数がランダムな変動を伴うことがあるが、B-スプライン曲線の特性によって、座標点位置が局所的に大きく変動した場合でも空力的な評価にたえる滑らかな翼形を発生させることができる。

### 4. アルゴリズム詳細検討

以下に今回作成した GA プログラムの内容についてより詳しく述べる。

#### 4.1 初期化

最適解の探索をなるべく幅広く行うためには、第一世代個体（初期条件）が多様性を持つことが望ましいが、翼形として最低限必要な特性を備えていないと余分な評価時間を費やし、最適化効率が低下する。

初期化の方法として、4 次関数曲線を利用する方法を採った。乱数によって係数を決定した 2 つの 4 次関数曲線をそれぞれキャンバライン・翼厚さ分布とし、翼面に相当する位置に B-スプライン曲線の座標点を分布させた。キャンバライン・翼厚分布として用いる関数は、以下の条件に当てはまるもののみ選択して使用した。

キャンバライン：

- ①上に凸
- ②変曲点をもたない
- ③流入角・流出角が目標値に近い

翼厚分布：

- ①上に凸
- ②負の値をとらない

#### 4.2 評価

翼形の評価には翼間ポテンシャル流解析プログラムを利用し、解析結果として求まる翼面流速分布に基づいて、経験的関数を用いて翼形の評価を行った。

尚、GA では (一世代個体数) × (世代数) 回の個体評価が必要となる。一般に評価回数は  $10^3 \sim 10^4$  回となるため、GA を実用的に用いる場合は計算時間の短いツールを用いるか、並列計算機により一世代の個体評価を同時に行うなどの方策が必要となる。本研究では GA を用いた翼形最適化の成立性検討に重点を置いており、性能評価用としては不十分ながら計算負荷の軽いツールを使用した。

### 4.3 選択

次世代個体を発生させる親個体を選択する方法としては基本的なルーレット選択法を用いた。但し選択確率を評価関数にそのまま比例させるのではなく、個体の順位に反比例させるランキング方式を採用した。ランキング方式の採用により、①最適化初期段階では個体の多様性を維持しつつ、②最適化最終段階で各個体が類似してくることによる収束性の低下を防ぐことができる。図3にランキング方式の概念図を示す。

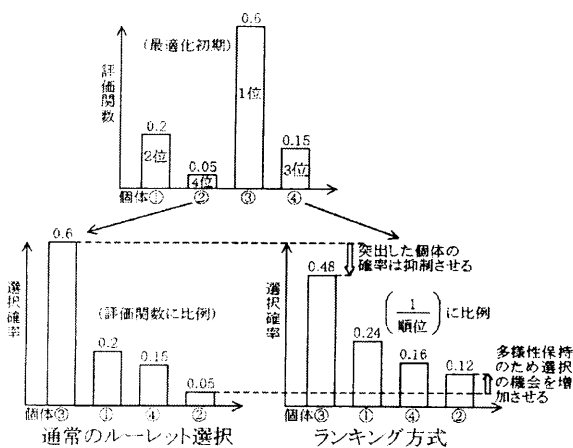


図3 ランキング方式

### 4.4 交叉

一般的な GA で用いられる交叉では、まず設計変数を2進数化(コード化)して遺伝子とし、次に2つの親から取り出した遺伝子の対応する位置を互いに入れ換えて新しい遺伝子を作る、という方法をとる。この方法は自然界の遺伝のメカニズムを極力忠実に模擬したものであるが、実際の設計問題に GA を適用する場合、設計変数を2進数の遺伝子に変換することは以下のような問題点がある。

- ①コード化された遺伝子の交叉は物理的イメージが明確でなく、コード化が適切でない場合解が収束しない
- ②実数の設計変数を2進数で表現すると精度が粗くなる
- ③設計変数の変化量を制御することが困難

ここでは実数型の設計変数をそのまま遺伝子として用い、

乱数によって決めた割合で以下のように足し合わせた。

$$\begin{aligned} \text{遺伝子(子1)} &= \rho_1 \times \text{遺伝子(親1)} + (1-\rho_1) \times \text{遺伝子(親2)} \\ \text{遺伝子(子2)} &= \rho_2 \times \text{遺伝子(親1)} + (1-\rho_2) \times \text{遺伝子(親2)} \end{aligned}$$

( $\rho_1, \rho_2 : 0.1 \sim 0.9$  の乱数)

### 4.5 突然変異

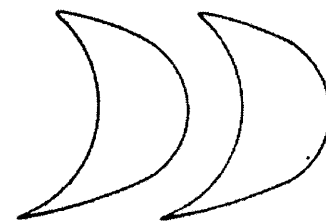
交叉のみの GA では、ある程度評価が高い個体の周囲に世代全体が集まり進化が止まってしまうため、より大域的に解を探索するため、遺伝子を強制的に操作する突然変異を行った。最適化初期における突然変異率は10%程度、突然変異による遺伝子(設計変数)の変異量は翼幅に対して10%程度とした。また極力最適化を効率的に行うため、突然変異率及び突然変異による遺伝子の変異量は最適化の進行につれて段階的に減少させるようにし、最適化の進んだ段階での極端な突然変異による収束性の低下を防止した。

### 4.6 エリート戦略

進化過程で現れる優秀な個体を必ず次世代に残すため、各世代中最も評価の高い2個体について交叉・突然変異を施さずにそのまま残すエリート戦略をとった。

## 5. 逆設計問題によるアルゴリズム性能検討

作成した最適化アルゴリズムの動作チェックのため、翼面流速分布を与えて翼形を探索する逆設計問題の検討を行った。対象とした翼列は蒸気タービン高圧部に用いられる衝動段動翼である。対象翼形及び要目を図4に示す。



ピッチ/コード	0.66
設計流入角	25
設計流出角	18

図4 検討対象翼形

ポテンシャル流解析結果から、以下に示す評価関数 S に基づいて各個体の評価を行い、目標翼形を探索した。ここで S は目標となる翼面流速分布ととのずれを示すパラメータであり、ずれが大きいほど 0 へ近づき、ずれがない場合 1 の値をとる。

$$S = \exp \left[ - \left\{ \left( \int_{LE}^{TE} |V - V_t| dx \right)_{SS} + \left( \int_{LE}^{TE} |V - V_t| dx \right)_{PS} \right\} \right]$$

ここで

LE : 翼前縁

TE : 翼後縁

SS : 翼背面

PS : 翼腹面

V : 各個体の翼面流速

V<sub>t</sub> : 目標個体の翼面流速

一世代の個体数を 30 とし、初期条件を変えて 100 世代までの計算を 5 回行った。突然変異率は全体を通じて 10% とし、突然変異による遺伝子変異量は最適化初期で 10%、100 世代目で 3% となるように段階的に減少させた。

解析には EWS 1 台を用い、繰り返し計算により 30 個体の評価及び交叉・突然変異を世代数回行った。ポテンシャル流解析による翼間流れ解析に要する時間は 1 個体あたり約 1 秒であり、最適化全体では 50 分程度であったことから、ほとんどの時間が流れ場の評価に使われたことがわかる。

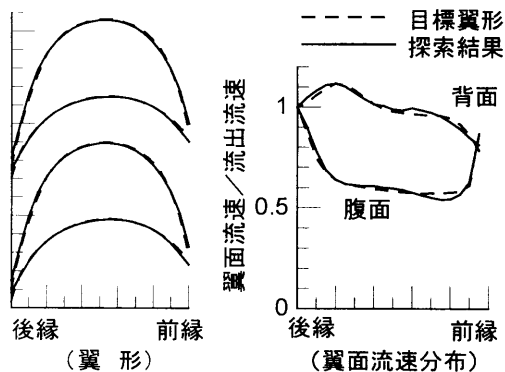


図 5 逆設計問題による翼形探索結果

得られた翼形及び翼面流速分布の一例を図 5 に示す。翼形は目標にかなりよく一致しているが、流速分布については特に前縁側で腹面・背面ともに目標と若干のずれが見られる。

5 回の試行における評価関数の世代平均値、及び世代最大値の履歴を図 6 に示す。試行毎に初期条件の違いによって収束履歴に若干の違いが見られるものの、100 世代までの計算ではほぼ同一の評価関数値に達しており、あまり初期条件に依存せず再現性のある結果が得られている。この点において、今回作成した最適化アルゴリズムは安定に最適解の方向に動作することが確認できたといえる。但し S の世

代平均値は突然変異の影響（変異量）が次第に減少することによって 100 世代目まで次第に上昇してゆくが、世代最大値は 50 世代目以降 0.9 付近で頭打ちとなっており、50 世代目以降はあまり効率的な探索がなされていないことがわかる。検討対象とした翼形は今回採用した B-スプライン曲線で表現された翼形でないことから、主な原因は現在の

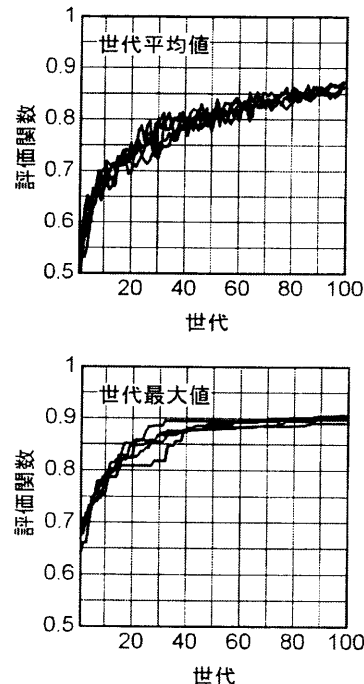


図 6 評価関数履歴

翼形表現方法が解の形状を厳密に表現できる方法となっていないためと考えられ、今後 B-スプライン曲線を定義する座標点数（遺伝子数）の増加など、さらなる翼形表現方法の改良が必要である。

## 6. タービン翼列最適化検討

タービン翼列においては、与えられた流入角・流出角等の拘束条件の下で損失が最小となることが進むべき最適化の方向となる。但し今回翼形の評価に使用している流動解析ツールはポテンシャル流解析プログラムであるため、そのまま損失を算出することはできない。そこで翼形の形状パラメータ、及び流動解析によって得られる翼面流速分布に基づき、損失の指標となる何らかの評価関数を作成する必要がある。

現状の GA プログラムは多目的探索に対応していないため、評価関数は翼列形状パラメータに基づく関数式に対して、流速分布から算出される経験的なパラメータを付加する形で作成された。使用した評価関数  $F_{ev}$  の概略は以下の

通りである。

$$F_{ev} = (W_p + W_t) \times f_{dy} \times f_{vlim} \times f_{poly} \times p_{gauge} \times p_{in}$$

ここで

$W_p$  : 幾何学形状から算出され、ブロッケージによる損失を評価する関数。

$W_t$  : 幾何学形状から算出され、翼後縁厚さによる損失を評価する関数。

$f_{dy}$  : 翼面流速分布に基づき翼背面流速の減速による損失を評価する関数。

$f_{vlim}$  : 翼面流速分布に基づき翼腹面の減速による損失を評価する関数。

$f_{poly}$  : 翼面流速分布を多項式近似し、結果からのずれによって流速分布の滑らかさを評価する関数。

$p_{gauge}$  : 幾何学的流出角の目標値からのずれによってペナルティを課す関数。

$p_{in}$  : 幾何学的流入角の目標値からのずれによってペナルティを課す関数。

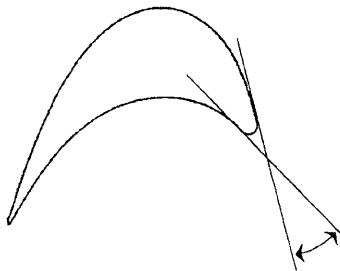


図7 翼前縁はさみ角

さらにこれ以外の拘束条件として、①最小断面積、②翼前後縁最小厚さ、③翼前後縁はさみ角(図7参照)についても下限値を設けた。これらはいずれも翼の強度上、及び製作上の制約を模擬したものであり、これらの条件を満たさない個体については次世代の親として選択される確率を0とする方法により、拘束条件内での探索を試みた。また今回は翼列ピッチも設計変数とし、交叉・突然変異の操作対象として最適化を実施した。

逆設計問題にて目標とした図4の翼形を現状翼として、同じ流入角・流出角の条件の下、最適化検討を行った。

前節と同様に1世代30個体、100世代までの計算により得られた翼形及び流速分布を図8に示す。得られた翼形は現状翼形よりも若干ピッチが大きく、翼枚数低減によるブロッケージ低減の方向に進んでいることがわかる。また特に背面流速分布については流速のうねりが少なくなってお

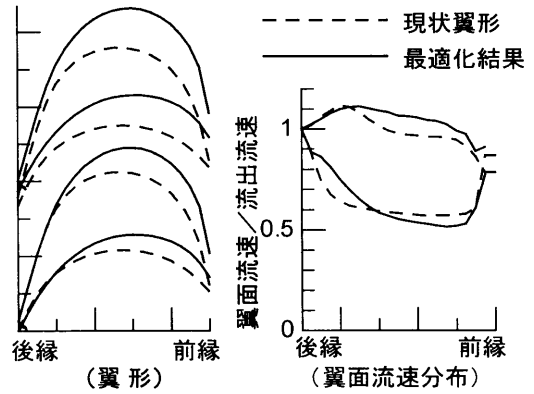


図8 最適化結果

り、流速分布を滑らかにする関数の効果が大きいことが予想される。但し翼前縁側において、翼背面側では喉部付近と同等の高流速となっている点や、翼腹面側では前縁直後で急激な流れの減速が起こっている点など、必ずしも翼形の流速分布として適当でない点もある。これは経験に基づく設計基準がまだ評価関数に十分反映されていないためであり、非粘性解析を用いて翼形最適化を行うためには、各関数の重み付けの方法や他のパラメータの導入など、さらなる評価関数の検討が必要である。また、より実際の損失最小翼形探索のためには、性能評価ツールとして粘性解析を用いることが望ましい。

### 7. まとめ

蒸気タービン高圧段に用いられるタービン動翼列の2次元形状を対象とし、遺伝的アルゴリズム(GA)を用いた空力形状最適化検討を行った。初期化、評価、選択、交叉、突然変異からなる基本的なGAプログラムを作成し、翼面流速分布をもとに翼形を探索する逆設計問題検討の結果、GAが翼形探索のアルゴリズムとして有効であることが示された。一方、翼形表現方法には遺伝子数の増加など改良の余地が見いだされた。ポテンシャル流解析結果に基づき翼列損失を評価する翼列形状最適化検討では、最適化ツールとしての妥当性は示されたが、評価関数の改善や粘性解析ツールの使用など、損失の定量評価法が今後の課題として挙げられる。

### 8. 参考文献

[1] L. Davis(ed.), 1991, "Handbook of Genetic Algorithms", Van Nostrand Reinhold, New York.  
 [2] D. E. Goldberg, 1989, "Genetic Algorithms in Search,

- Optimization, and Machine Learning”, Addison Wesley.
- [3] 塚原 孝則, 1997, “GA による翼列翼形の空力最適化”, 東北大学修士論文
- [4] Z. Michaelwicz, 1994, “Genetic Algorithm + Data Structure = Evolution Programs”, Second Extended Edition, Springer-Verlag, Berlin.
- [5] 山口 義博, 1997, “翼平面形状の多目的最適化”, 東北大学修士論文
- [6] S. Goel, J. I. Cofer IV and H. Singh, 1996, “Turbine Airfoil Design Optimization”, ASME 96-GT-158.