

自動車エンジンの排気系形状の多目的最適化

The Design Optimization of Intake/Exhaust Performance of a Car Engine Using MOGA

○ 金崎 雅博(東北大院) , 大林 茂(東北大流体研) , 中橋 和博(東北大工)

*Masahiro KANAZAKI , **Shigeru OBAYASHI , *Kazuhiro NAKAHASHI ,
*Dept . of Aeronautics and Space Engineering , Tohoku University , Sendai 980-8579 , Japan
**Institute of Fluid Science , Tohoku University , Sendai 980-8577 , Japan

Abstract: To develop a better car engine , many design specifications are required because they would affect intake/exhaust system performance . Such specifications have to be found out by trial and error through many experiments and analyses . Therefore the automated multiobjective design optimization is desirable to reduce technical , schedule , and cost risks . Exhaust air has to be led from piston chambers to the exhaust pipe smoothly to increase the engine's power . It also needs to keep high temperature in the exhaust pipe the catalyst located at the end of exhaust pipe will absorb more pollutant in higher temperature conditions . The design optimization has multiple objectives . This paper presents the development of the optimization code using MOGA .

1. 背景と目的

現在、自動車用エンジンの開発現場では、燃焼室や吸排気系等を三次元解析により形状を最適化し、性能向上を図ろうとしている。しかし、複雑な流れを見て、目的とする流動状態を実現する形状のコンセプトを確立するためには多大な解析工数および再計算作業が必要となる。そこで、吸排気管内流れのコンピュータシミュレーションによる性能予測と最適化アルゴリズムにより自動的な設計を行うことで形状の決定に要する工数を削減し、技術開発サイクルの短縮化を図ることが望ましい。

以上のことを踏まえ、本研究では多目的GAを用い、排気マニホールドの形状最適化を行う。シリンダから排出された空気は、有害物質を取り除くための触媒へと向かうが、この触媒効果をあげるために、特に低回転時の放熱を抑え、触媒反応を促進できる高い温度を維持できることが求められる。また、スムーズな排気によりシリンダへの新気の充填効率を上げ、高回転時に出力を増大させることが望まれている。

これらは、設計現場の経験により、相反する諸元であると考えられており、本研究ではこれらのトレードオフを探索し、従来よりも高い性能を見込むことができる排気系形状を得ることを目指す。

2. 自動車エンジンについて

2. 1. 吸排気のサイクル

エンジンに流入した空気は、吸気系、燃焼系、排気系を通り、再びの外に排出される。(Fig. 1) エンジンの性能の向上を図るためには、このサイクルでのスムーズなガス交換が必要である。また、多気筒エンジンに

おいては、それぞれのシリンダからの排気が時間差を持った間欠的なものになる。このときの圧力波を利用した動的過給システム[1]により高い新気充填効率、すなわちエンジンの高出力化が期待できる。

特に、吸気マニホールドと排気マニホールドはポートを介してシリンダと直接ガスを交換し、また、その内部では複雑な分岐流となる。したがって、この部分の設計はエンジン性能に大きく影響するが、最適な設計諸元を把握することが難しい。

2. 2. 排気系について

本研究ではエンジンの排気系の中で排気マニホールドの最適設計を行う。排気マニホールドではシリンダからの排気が引き込まれるが、前述の通り、多気筒エンジンではシリンダ同士の排気が圧力波となって、他のシリンダポートに伝播し、干渉しあう。この圧力波が排気が行われるシリンダの出口で負圧となるようになれば排気をよりスムーズに行うことができ、高充填効率を実現される。

また、排気マニホールドの出口には窒素酸化物等の有害物質を取り除くための触媒が装備されている。排気系の性能の1つとしてこの有害物質の除去能力の高さが挙げられる。この触媒反応はシリンダからの排気を高温のまま維持することにより促進される。

以上に述べた、充填効率向上と排気温度の維持は、実現する上で相反する設計諸元と考えられている。これは、高回転時にはシリンダでのバルブの開閉が高速になり、新気を十分に充填する時間が短いこと、低回転時には流速が低下するために、排気マニホールドから触媒に到達するまでに温度が低下してしまうことが原因と考えられる。

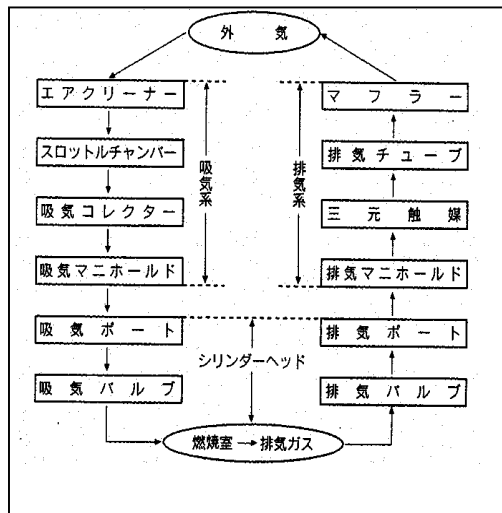


Fig. 1 A chart of intake/exhaust process .

3. 排気系形状の最適設計

3. 1. 多目的最適化

現在、自動車エンジンの設計の過程では、工作、実験と数値計算を繰り返すことにより、吸排気マニホールドなどの吸排気系の形状を設計している。しかしながら、この過程ではそれぞれの専門家が工作、実験と数値計算を繰り返すので、設計工数の増大が問題となっている。また、このような設計においては、一般に設計目標が空力、構造、経済性、製作コストの面など多分野にわたって存在するため、多分野複合問題となる。そのため、設計効率の面から見ると設計者はそのそれぞれの分野間に存在するトレードオフの情報を知らることが非常に重要である。

本研究では、排気系の設計を空力面に関してのみ行うが、吸排気系の性能は、排気温度とシリンダにおける充填効率により評価される。2節で述べた通り、エンジンの運転条件(回転数)を変化させた場合、低回転条件のもとでは排気温度の形状依存性が顕著に見られ、高回転条件のもとではシリンダにおける充填効率の形状依存性が顕著に表れる。したがって、低回転運転時の排気温度と高回転運転時の充填効率が実際の設計目的となり、設計問題は2つの目的関数を持つ多目的問題となる。

このように一般の工学問題は複数の目的をもつ多目的問題となるケースが多い。しかしながら、多目的問題の本質は複数の目的関数間のバランスをいかにうまく取るかという点にあるための困難が伴う。多目的最適化には「パレート最適解」という概念があり、多目的問題における最適解は単一ではなく複数の解の集合によって構成されている。これらの多数の解を効率的に探索する方法が考えられてきた。

遺伝的アルゴリズムを用いる場合、個体の集団により最適化を進めるため、一般には評価回数が多くなるという欠点が存在するが、これを多目的問題に適用した場合にはこの多点同時探索という特徴が非常に有効となる。すなわち、一度の最適化でパレート最適解という解の集合の要素を多数同時に求めることができるのである。さらに、同時にパレート解が多数求められることで、設計者は目的関数間の具体的なトレードオフの様子を視覚的にとらえることができるため、その中から設計方針に見合った解を自由に抽出することが出来る。

Fonseca, Fleming はこの特徴を利用して、多目的遺伝的アルゴリズム

(Multiobjective Genetic Algorithms, MOGAs)を提案した[2, 3]。これにより、GAs が持つ本来の特徴であるロバストで大域解の探索性能があることに加え、多目的問題において効率よく同時にパレート最適解を求められるという利点が加わった。

3. 2. 遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithms : GAs)

3. 2. 1. 遺伝的アルゴリズムの概要

遺伝的アルゴリズム (GAs) は、1975 年に J. H. Holland によって提案された、ダーウィンの進化論の発想に基づいて生物進化の過程を抽象化したアルゴリズムである。[3]

GAs では、自然界において何万年、何億年をかけて生物が進化してきた仕組みがモデル化され、遺伝的な法則としてアルゴリズムに組み込まれている。GAs は主に最適化アルゴリズムとして用いられているが、その適用分野における深い知識や経験が必要としないため、工学的にも非常に広い分野に応用されている。また、一般的な最適化法として広く用いられている勾配法のように、目的関数の勾配を求める必要がなく評価値そのものを最適化に用いるため、目的関数や制約条件が微分可能や凸関数でなければならないといった対象問題に対する制限もない。さらに、決定論的な解の探索ではなく、確率論的に解を探索する。これらの特徴から、GAs を用いた最適化により、従来の最適化法で問題となっていた局所解への初期収束を防ぐ事ができ、適用問題がたとえ非線形性や多峰性の設計空間を持つような問題であっても、大域的最適解もしくはそれに準ずる解集団を探索することが可能となる。

GAs を最適化手法として用いた場合の利点は、前述した通り大域解の探索性能、非線形問題等の複雑な問題にも適用できる事などがあげられるが、一方で欠点として以下のようなことも指摘されている。一つに、計算負荷が非常に高くなることである。GAs においては、前に示した一連の流れに従った場合、個体の評価の回数が(最適解を得るまでに要した世代数) × (世代を構成する個体数)となり、仮に世代数 100、個体数 100 と仮定した場合にはその評価回数が 10000 回と膨大な数になってしまう。空力最適化などを考えた場合には、個体の空力性能の評価に CFD の計算を用いると、最新の高性能スーパーコンピュータをもってしてもその計算時間は容易なものではない。これは、GAs の特徴として最適化を一点での探索ではなく、ある解の集団をもって多点で探索しようとするため、時に無駄な解の評価を行う必要があるからである。またもう一つの欠点として、GAs には勾配法のように最適化終了の判定基準が無いことがあげられる。世代の更新により、より良い個体群は形成されるのであるが、それが最終的な最適解である保証はないのである。これらの事から、GAs を実用問題に適用するためには、その最適化の効率をどれだけ上げる事が出来るか、また複数の個体による探索という特徴を生かしながら、どのようにして最適解を得るかということが鍵となってくる。

3. 2. 2. 遺伝的アルゴリズムの流れ

進化の仕組みをモデル化して作られた GAs についてその流れを図示したものを Fig. 2 に示す。

以下に本研究で用いた各遺伝的操作について簡単に説明する。

・初期集団の生成 (Initialization)

設計変数の定義域内に一様乱数を発生させ、個体を分布させる。この際、ランダムに作られた初期集団に対してまず評価を行い、目的関数および制約条件のそれぞれについて、ある程度の良い評価値をもつ初期集団が生成されるまで初期個体の生成を繰り返す。

・コード化・デコード化 (Encoding・Decoding)

一般に GA では、実数 (整数) の設計変数を遺伝子として扱うために 2 進数の文字列にそれらの値をコード化するが、本研究では Michalewicz による方法[4]に従い、実数の設計変数をそのまま遺伝子として扱うこととした。仮に、適切でないコード化がなされた場合には解の収束性が低下する等の問題が生じるが、実数値をそのまま用いることによりこれが回避できる。またその他の利点としては、2 進数に変換する際の精度落ちが防止できること、コード化に要する時間を節約できること、さらに物理的に明確な遺伝的操作を行えることなどが挙げられる。

・評価 (Evaluation)

集団を構成する個体に対して、その優劣を決定する適応度 (Fitness) を決める。この時、制約条件を満たさない (実行可能領域に無い) 解に対しては、何らかのペナルティーを与える事でその適応度を減少させる。ここで得られた評価値は、その値が高いほど次の世代に子孫を多く残す確率が高くなる。空力最適化などを行う場合、GAs の一連の操作のうちでもっとも計算時間を必要とするのはこの評価の部分である。

・選択 (Selection)

次の世代を構成する個体を生成するために、その親となる 2 個体を選択する。ここでは、前述の通り評価値が高いもののほど選択の確率も高くなる。これは、優れた親の個体間に出来る子孫の方が、劣った親の間に出来る子孫よりも優れている可能性が高いであろうという考えに基づいている。一般的な選択法としては、ルーレット選択という方法が用いられるが、ここで注意すべき点として、最適化の途中に集団内に飛びぬけて優れた個体 (超個体) が生成されてしまった場合や、適応度の的確なスケールリングがされていない場合などには、ある単一の個体だけが選択されつづけて最後にはすべてその個体になってしまうようなことが起きる (初期収束)。これを避けるためには、評価値そのものだけでなく、評価値によって生じる優位性だけを判断基準にするランキング選択、トーナメント選択などを用いるのが適切である。

・交叉 (Crossover)

選択された親となる 2 個体間で、遺伝子の入れ替えを行い、子となる 2 個体を形成する。一般に 2 進数の文字列にコード化されている場合には、ビット列を途中から入れ替えることで交叉が行われる。本研究では、実数値をそのまま遺伝子として用いるため、親 2 個体に重みを与えて交叉を行う、Blend crossover (BLX- α) を用いる。[7]この方法では、親 2 個体により定義された区画内において子が作られるが、この区画は α の値により拡張され、子は次式のように

決められる。

$$Child1 = \gamma \times Parent1 + (1 - \gamma) \times Parent2$$

$$Child2 = (1 - \gamma) \times Parent1 + \gamma \times Parent2$$

$$\gamma = (1 + 2\alpha)ran - \alpha$$

但し、 $Child1$, $Child2$ は子を $Parent1$, $Parent2$ は親を示し、 ran は設計変数ごとに発生させる $[0, 1]$ の一様乱数を示す。

α は大域的探索能力と最適解探索能力の重み付けの役割を果たす。 α が 0.0 の場合、子が親同士の間に行えるため、収束は速いが探索範囲は狭まっていく。一方、 $\alpha=0.5$ とすると、子が親同士の外に行える確率と間に行える確率は等しくなり、大域的探索能力と最適解探索能力の重みが等しく、バランスがとれた最適化を行うことができる。従って、本研究ではこの $\alpha=0.5$ を採用した交叉を行う。

・突然変異 (Mutation)

突然変異によって個体中の遺伝子に対して、ある確率をもって何らかの強制的な変化を施すことにより、交叉だけでは得られないような解を得たり、初期収束を防ぐなどの効果を得る。この操作は、大域解の探索性能を保つ上で GAs にとって大変重要なものであるが、突然変異率をあまりにも大きくとりすぎた場合には、アルゴリズム自体がランダムサーチに近付き収束性が著しく落ちる。そのため、適切な確率、変化量を与えることが重要である。一般的には、ビット列中のある位置を反転させることで突然変異とするが、本研究では、実数値で表わされる遺伝子に、ある一定範囲の大きさの微小擾乱を与えることでこれを実現した。

・エリート戦略 (Elite strategy) ・ベスト N 選択

交叉、突然変異という操作においては、必ずしも良い個体が生成されるという保証はない。これは、それらの操作が、場合によってはそれまで良い個体であったものを破壊することにも相当するからである。そのため、一度発見された優れた個体を次世代にも保存しておくためにエリート戦略・ベスト N 選択という手法が用いられる。エリート戦略とは、親の世代内で最も優れた個体を上から数個体選び、次世代に無条件で挿入するというものである。また、ベスト N 選択では、まず通常の方法で N 個の親世代から N 個の子を作る。ここで、親 N 個と子 N 個のあわせて $2N$ 個の中から上から順に N 個を選びだし、次世代を形成する個体群とするものである。この方法を用いることで、交叉、突然変異によりそれまで存在していた良い個体が壊されてしまうことが無くなり、収束性の向上が期待される。

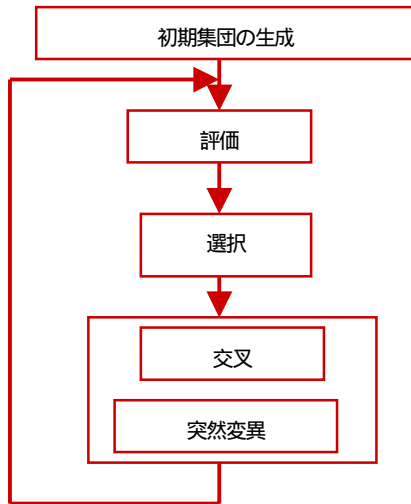


Fig. 2 The chart of GAs .

3. 2. 3. パレート最適解

パレート最適解という概念は、経済学者パレートにより定義されたものである。経済学において、消費者行動の分析においては「消費者は自己の満足度を最大にするように行動する」事が前提となっており、その消費者の満足度を効用と表現する。そして、ある人が効用を増加させようとすると、他の人の効用を減少させなければならない状態を、最も効率的な状態であるという。ある人への満足度を大きくするために、資源や生産物の配分を変更すると、他の人への満足度を下げってしまうのである。この経済の状態がパレート最適状態として定義されている[2, 5]。多目的最適化の最終的な目標は、パレート最適解の集合を探索し、そのパレート面から目的関数間のトレードオフに関する情報を得ることとなる。

GAs により効率よくパレート最適解を探索するための手法として、いくつかの方法が提案されてきたが、本研究ではパレートランキング法[2]を用いることとした。この方法では、まず全個体に対し、自分を支配している(自分よりも優れている)個体の数をカウントする。その数を n とした場合、その個体の順位は $(n+1)$ で与えられる。

各個体に対して得られた順位をもとにした、実際の親として選ばれるための選択確率の計算には、Michalewicz によって提案された非線型関数を用いることとした[4]。順位 i をもつ個体に対する選択確率は、

$$p_i = c \cdot (1 - c)^{i-1}$$

で表わされる。ここで、 c は順位 1 の個体の選択確率である。この非線型関数を用いることで、同じ順位をもつ個体が複数いた場合でも的確に選択確率を決めることができる。

3. 2. 4. 多様性の維持

GAs の大きな特徴として多点同時探索を行うことがあげられるが、その探索能力を十分に発揮するためには、常に集団は解空間を広く覆っていることが望ましい。この事は、パレート最適解という解の集合から、偏り無く様に解の部分集合を得ることを目的とする多目的最適化を考えた場合には特に重要となる。また、多峰性をもつような問題を取り扱った場合、個体数が十分でないと、ほぼ同じ評価値をもった個体が複数存在しても、確率的なゆらぎが原因となってそのうち一

つだけしか最適解として得ることが出来なくなるという現象が指摘されている。これは、遺伝的浮動 (Genetic drift) と呼ばれる現象であるが、これを防ぐためにも集団の多様性を保つことが非常に重要となる。

本研究では、この集団の多様性を維持するために、評価値シェアリング法 (以下シェアリング法) [2, 3]を用いた。

シェアリングとは、多くの個体が集まっている中にある個体については、その適応度を集中の度合いに応じて下げてしまうという方法である。そのため、極度に集中している領域にいる個体は、たとえ高い評価値を持っていても子孫を残す確率が低くなり、逆にあまり集中していなければ適応度に応じただけの子孫を残すことが出来ることとなる。このシェアリング法を定式化する。ある 2 つの個体間の距離 d に対して、次の 3 つの条件を満たす関数 $sh(d)$ をシェアリング関数として定義する。

$$0 \leq sh(d) \leq 1, \forall d \in [0, \infty)$$

$$sh(0) = 1$$

$$\lim_{d \rightarrow \infty} sh(d) = 0$$

シェアリングを施す場合、目的関数空間において行う方法と設計変数空間において行う場合とがあるが、本研究では、より強い効果が期待できることから多目的最適化では一般的に用いられている、目的関数空間におけるシェアリングを行った。

4. 自動車エンジンサイクルシミュレーション

4. 1. 一次元モデルを用いた吸排気性能予測

一般に自動車用エンジンの吸排気系は管と容器で構成されているが、2 節で述べたように系の中にはバルブや燃焼室などの機械部分も含まれ、流れは非定常となり、その形状も複雑である。そこで、本研究では空力評価を効率的に行うため、吸気から排気までの流れを、基本的に一次元モデルを用いた既存の非定常コード[1]を用いて計算し、三次元的な効果を評価したい部分(分岐部分など)について圧縮性三次元オイラーコード[6]をカップリングさせることによって空力評価を行った。

本研究で用いた一次元コードは、設計、開発現場ですでに活用されているもので、実用上十分な精度で性能予測ができる。

一次元コードにおける管や容器部分モデル化には、一次元非定常圧縮性流体の基礎式が適用されており、壁面摩擦及び曲がり損失、壁面での熱交換を考慮した保存式になっている。摩擦損失係数や曲がり損失係数は定常流試験から得た値が用いられている。

燃焼室、エアクリーナなどは容器モデルとしてあらわされ、容器内の状態は一樣で、流入したガスは瞬時に混合すると仮定されている。燃焼による発熱量は実験により得た熱発生率が用いられている。

また、吸排気バルブのような燃焼室(容器)と吸排気管との接合部 (Fig. 3-a)、管と管の分岐接合部 (Fig. 3-b) については特性曲線法だけでは時間ごとの状態を決めることができないため、次のような反

定に基づく境界条件式と組み合わされている．

- ・ 管から容器への流入

エネルギー及び質量保存が成り立つとし、管端から接合部の絞りへは断熱変化が仮定される．絞りの速度が亜音速の場合、

$$p_t = p_c$$

が成り立ち、音速の場合、

$$u_t = \sqrt{\chi \frac{p_t}{\rho_t}}$$

が成り立つ．

- ・ 容器から管への流出

エネルギー及び質量保存が成り立つとし、管端から接合部の絞りへは断熱変化が仮定される．絞りの速度が亜音速の場合、

$$p_t = p_n$$

が成り立ち、音速の場合、

$$u_n = \sqrt{\chi \frac{p_n}{\rho_n}}$$

が成り立つ．

- ・ 分岐接合部

エネルギー及び質量保存が成り立つとし、集合部に流入したガスは均一に混合、また集合部から流出管端は断熱変化を仮定する．

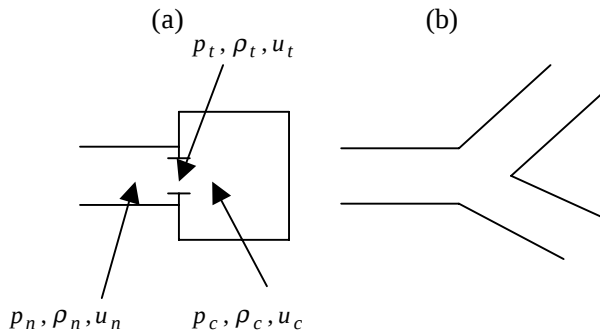


Fig. 3 (a) A model of joint . (b) A model of junction .

4. 2. 部分的な三次元計算コードの導入

本研究では、排気マニホールドの三次元形状についての最適化を行うために、サイクルシミュレーションを部分的に三次元非構造 CFD 計算に拡張する．この手法により、目的の部分に対して管の曲率や分岐部分での三次元形状を考慮した評価を行う．

三次元部分は非構造格子法により、三次元圧縮性オイラー方程式を解く．支配方程式は積分表示により次式で表される．

$$\frac{\partial}{\partial t} \iiint Q dV + \iint \mathbf{F} \cdot \mathbf{n} dS = 0$$

ここで、 Q は変数ベクトル、 $\mathbf{F}$ は非粘性数値流束ベクトルである．支配方程式はセル節点有限体積法によって離散化される．対流項に

おける流束の計算には流束差分法を用いる．時間積分には非構造格子法のために拡張された LU-SGS 陰解法[6]を適用する．

また、このカップリングを行う際の境界条件として、一次元計算で得たメッシュでの物理量を三次元計算での流入境界条件として与え、三次元形状の境界の物理量を一次元計算で対応するメッシュに与える．

5. 形状定義方法

本研究では排気マニホールドの形状最適化を MOGAs により行うが、その際に排気マニホールドの形状を自動的に計算に適合するように変形させなくてはならない．また、極力広い設計空間をカバーするためにはこの形状の大変形を行う必要がある．本研究ではマニホールドの軸線を元に、オリジナルの形状 (Fig. 4) を再定義することによりマニホールドの設計を行った．

形状の定義では、はじめにマニホールドの存在する空間の任意の位置に制御点を設ける．その制御点を B-スプライン[10]を用いて、空間上の軸線を表す曲線の点列とする．(Fig. 5)

この軸線をあらわす各点を、オリジナルの軸線をあらわす各点と対応させ、その移動量を求める．さらに、

この作業をすべての表面要素点に対して行い、それぞれの表面要素点の移動をもって形状の定義とする．

本研究では、それぞれのシリンダポートからのパイプごとに軸線の定義を行い、形状の変形を行った．また、排気マニホールドの管端はシリンダや触媒の位置関係から固定する必要がある、不適切な表面要素やパイプの重なりが起これないように、制御点の動く範囲を制約し、分岐形態は固定としたオリジナル形状の表面要素点を最も近い軸線上の点と対応させ、その移動量を表面要素点の移動量とする．

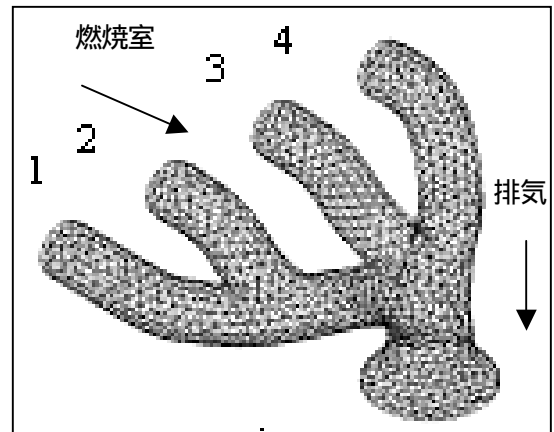


Fig. 4 An exhaust pipe and computational grid .

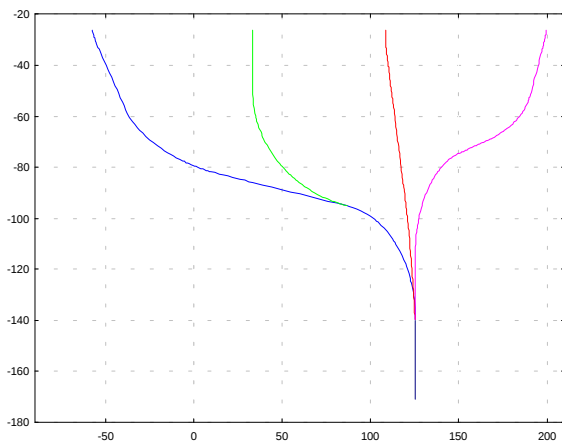


Fig . 5 The passline of exhaust pipes .

6 . 計算結果

6 . 1 . サイクルシミュレーションの結果

4節で述べた一次元計算と三次元計算による排気マニホールド出口での圧力波の様子を Fig . 5 に示す . 横軸はサイクル角 (1シリンダの1サイクル分が180度) である . 計算条件は Table1 の1000RPMを用いた . 点であらわされたものが一次元のみでの計算結果 , 実線で表されたものが一次元計算に排気マニホールドの三次元計算をカップリングさせたものである . ピークの値にはやや差があるものの , おおむねよい一致が見られる . 一次元計算が実用上十分な精度を持っていることを考慮すれば , 三次元計算をカップリングさせたものも同程度の精度が維持されていると考えられる .

6 . 2 . 最適化結果

本研究では Fig . 4 に示すような排気マニホールドをオリジナル形状として排気温度 , 及び燃焼室における新気の充填効率をについての多目的最適化 , 及び比較のためにこの2つを個別に単目的とする最適化計算を行った . 最適化手法として前述の遺伝的アルゴリズムを用いる . サイクルシミュレーションの結果から影響の大きいと思われる設計点を見出し , 制御点とした . エンジン形式は4気筒エンジンで現在一般的に市販されているタイプを用い , 運転条件は Table1 とした . 最適化は次のような条件のもとで行い , この計算を (世代数×個体数×運転条件数) 回行う必要があるため , 並列計算機を用いて処理した . 本研究では個体数を64とし , 低回転と高回転2つの運転条件を用いたため , 東北大学流体科学研究所 ORIGIN2000 の128PE を用いた .

設計変数 : パイプ軸線中の17点の x, y, z 座標 .

目的関数 : 低回転時(1000RPM)の排気マニホールド出口での排気温度の最大化 , 及び高回転時(5000RPM)燃焼室における充填効率の最大化 .

Fig . 7 に初期集団と現在までに得られている最新世代とのパレート面の比較を示す . 初期集団から最適な方向に集団が動いているのがわかる . また , Fig . 8 には後半の世代のすべての個体を示す . 本最適計算により実線のようなトレードオフ面が得られている . 充填効率につ

いては顕著打ちになっているが , これは分岐形態を固定し , パイプの長さ自体には大きな変化がないためと思われる .

Fig . 9 はトレードオフ面に示す個体 A , B , C と , 多目的とは別に行った排気温度最大化のみの単目的最適化計算により得られた個体 D を示す . どの個体も Y 軸方向(出口方向)に流路が向くような傾向が見られたが , これは排気温度を最大にするためと考えられる . Fig . 9 にはこれらの結果の比較を示した . 排気温度については MOGA s によるもので最大約16K(Fig . 8 の B) , SOGAs によるもので約21K(Fig . 8 の D)増加した形状が探索された . また , 充填効率では MOGA s , SOGAs によるもの両方で約0.3%増加した形状(Fig . 8 の A , E)が得られた . また , パレート面の中央(Fig . 8 の C)の個体は2つの目的関数がどちらもオリジナルの個体よりも増加している . 最適化計算の結果 , 高回転時の充填効率を損なわずに低回転時の排気温度を高める形状を得ることができた . 一方で , 高回転時の充填効率については更なる改善の余地が残されていると思われる .

Table . 1 Engine specification .

ボア径	8 . 30mm	
ストローク長	9 . 20 c m	
圧縮比	10 . 5	
吸気弁開 / 閉時期 (1番ポート)	0.0deg . / 45.0deg .	
運転条件	1000RPM	5000RPM
平均レイノルズ数	3887 . 8	18685 . 8

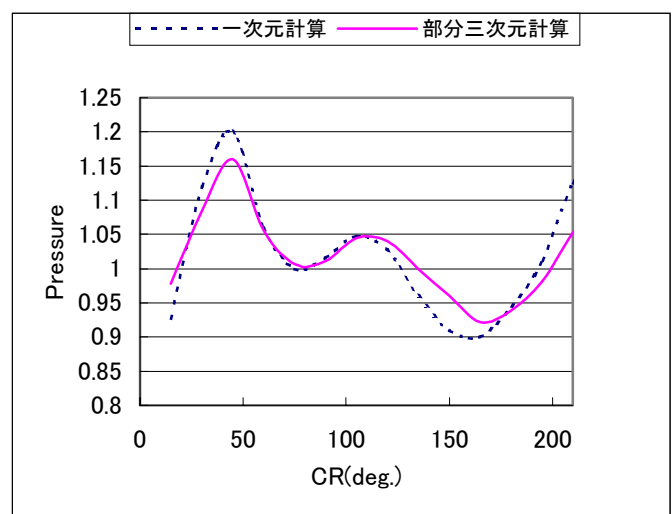


Fig . 6 The pressure of exhaust gas calculated by cycle simulation .

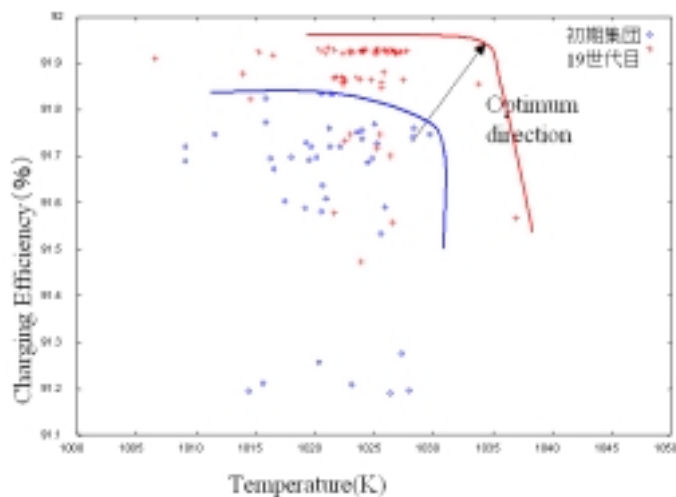


Fig . 7 The pareto solutions comparison of initial generation and the latest generation .

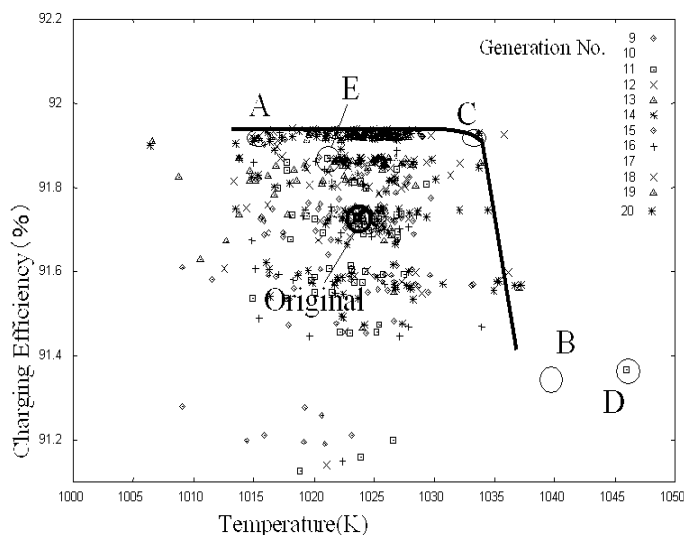


Fig . 8 Pareto solutions and trade-off line .

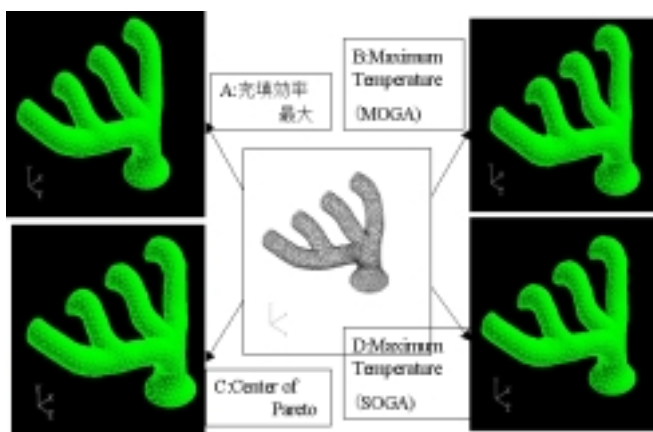


Fig . 9 The result of multiobjective optimization .

7 . まとめと今後の研究

本研究では自動車エンジンのサイクルシミュレーションを行い、GAs を用いた排気マニホールドの最適設計を行った。その結果、

- ・ 三次元的評価を行いたい箇所がある場合に、既存の一次元サイクルシミュレーションに部分的な三次元計算を組み合わせることは有効であり、十分な精度を確認した。
- ・ 排気マニホールド形状を MOGAs を利用した大域的な探索により、従来よりも少ない設計工数で性能の向上が可能であることを確認した。
- ・ 設計者が生産性や経済性を考慮し、目的に合った個体を抽出できるようなトレードオフ情報を含むパレート面を得た。

一方で、新気充填効率が 0.3% の上昇にとどまっているが、これは分岐形態が固定されているためと考えられる。今後の研究では、複雑な分岐形状も含めて定義できるような手法を開発し、探索範囲を広げて最適化を行いたい。分岐形態の考慮により、新気充填効率と排気温度の 2 つがさらに最適になる個体が探索されることが期待できると思われる。

参考文献

- 1) 大西晃二: コンピュータシミュレーションによる吸排気性能予測技術の開発, マツダ技報, No. 6, (1988) pp. 84-93 .
- 2) Fonseca, C. M. and Fleming, P. J., "An Overview of Evolutionary Algorithms in Multiobjective Optimization," *Evolutionary Computation*, **3** (1), 1-16, 1995.
- 3) Goldberg, D. E., *Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning*, Addison-Wesley Publishing Company, Inc., 1989 .
- 4) Michalewicz, Z., *Genetic Algorithms + Data Structure = Evolution Programs*, Second extended edition, Springer-Verlag, Berlin, 1994 .
- 5) Goldberg, D. E. and Wang, L., "Adaptive Niching Via Coevolutionary Sharing," *IlligAL Report No. 97007*, 1997 .
- 6) Sharov, D. and Nakahashi K. : *Hybrid Prismatic / Tetrahedral Grid Generation fore Viscous Flow Applications* . *AIAA Paper*, (1996) .
- 7) Eshelman, L. J. and Schaffer, J. D., "Real-coded genetic algorithms and interval schemata," *Foundation of Genetic Algorithms*, Morgan Kaufmann Publishers, Inc., San Mateo, pp. 182-202, 1993 .
- 8) P. H. Azoury : *Engineering Applications of Unsteady Fluid Flow*, (JOHON WILEY & SONS, 1992) . pp. 165-221 .
- 9) 瀬名智和, 桂木洋二: エンジンの科学入門, (グランプリ出版, 1997) pp. 80-99 .
- 10) 穂坂 衛: CAD/CAM における曲線曲面のモデリング (東京電気出版局) .