



|              |   |
|--------------|---|
| Title        | 遺伝的アルゴリズムによる機械システムの最適化法とそのエンジン諸元の最適設計への適用   |
| Author(s)    | 藤田, 喜久雄; 廣川, 敬康; 赤木, 新介 他   |
| Citation     | 日本機械学会論文集 C編. 1999, 65(630), p. 821-828   |
| Version Type | VoR   |
| URL          | <a href="https://hdl.handle.net/11094/2968">https://hdl.handle.net/11094/2968</a> |
| rights       |   |
| Note         |   |

*The University of Osaka Institutional Knowledge Archive : OUKA*

<https://ir.library.osaka-u.ac.jp/>

The University of Osaka

## 遺伝的アルゴリズムによる機械システムの最適化法と そのエンジン諸元の最適設計への適用\*

藤田 喜久雄<sup>†</sup> 廣川 敬康<sup>†</sup>  
赤木 新介<sup>†</sup> 平田 隆教<sup>‡</sup>

**Genetic Algorithm Based Optimization Method of Mechanical Systems  
and Its Application to Optimal Design of Automotive Engine**

Kikuo FUJITA, Noriyasu HIROKAWA, Shinsuke AKAGI and Takanori HIRATA

An optimization method based on genetic algorithms is proposed for a class of design optimization problems of mechanical systems, where design variables are real numbers, objectives and constraints have rugged response characteristics, the number of objectives is plural. While this kind of optimization problems are hard for conventional mathematical optimization techniques, genetic algorithm based approaches are promising due to their robustness against optimization hardness. This paper proposes a genetic algorithm based multi-objective optimization method, that introduces Pareto-optimality based fitness function, similarity based selection, life span limit of elite preservation and direct real number crossover. This optimization method is also applied to the optimal design problem of an automotive engine with the design criteria on a total power train. The computational example shows the ability of the proposed method for finding a relevant set of Pareto optima.

**Key Words :** Design Optimization, Genetic Algorithm, Multi-Objective Optimization, Automotive Engine, Power Train

### 1 緒 言

機械システムの設計において、その性能やコストを最適化する設計をコンピュータの計算によって見つけようとする「最適設計」の考え方は重要かつ有効であり、適当な方法で実施できれば、設計における効果は大きい。最適設計が可能であるためには、個別設計問題の内容についての定式化とアルゴリズムである最適化法が適合している必要があるものの、力学的物理現象を伴うなどの特質を有する機械システムにおいては、そのような適合性を確保することが困難な問題も多い。これに対して、ここ10年来、遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithms, GA)<sup>(1)</sup>がいわゆる古典的な数理計画法では取り扱うことの困難であった問題に対して頑強に有効な最適化法として、広い範囲で用いられるようになってきている。そのような頑強性も枠組としてのものであることから、個別の問題に適用するにあたっては、それぞれの問題に潜む困難に適合させて交叉や選択などの方法を構成することが優れた最適化性能を得る上で重要であるとされている。

本研究では、各種の機械システムの設計問題のなかでも、設計変数が一連の実数変数であるものの、制約条件や目的関数の数理的性質が局所的に望ましくないようなクラスの設計問題を取り上げて、そのような問題に対して有効な遺伝的アルゴリズムを基本とした一最適化法を構成する。ここでの局所的な悪構造の意味は、例えば、局所的な勾配情報が最適化のための有用な情報とならないなどの状況を指し、さらに、機械システムの設計問題において共通的である多目的関数や側面制約などへの対応についても、併せて対応できるようにする。さらに、構成した最適化法を一例としてある乗用車用エンジンの基本諸元の決定問題に適用して、その有効性を検証する。

### 2 機械システムの最適化と遺伝的アルゴリズム

**2.1 機械システムの最適化における困難** 緒言でも述べたように、最適設計の考え方は重要かつ有効であるものの、そのためには対象問題の性質と最適化アルゴリズムの性質とが適合していることが重要である。例えば、単体法は対象モデルが線形である性質に基づいて構成されたものであり、各種の非線形計画法も対象問題の連続性や单峰性を前提としたもので

\*原稿受付 1998年5月6日

<sup>†</sup>正員、大阪大学大学院工学研究科(〒565-0871 吹田市山田丘2-1)。

<sup>‡</sup>正員、マツダ株式会社(〒735-0028 安芸郡府中町新地3-1)。

ある。このため、最適化しようとする問題がそのような条件に適合している場合には、それらの方法によって最適化が可能であるが、機械システムの設計問題においてはそのような条件に適合しないものも多い。例えば、設計対象が力学的物理現象を伴っている場合には、対象が元来は分布系であることから、いわば脈動的な傾向を含んでいるため、局所的な対象情報から最適化探索のための有効な情報を得ることができないなどの不適合を生じることがある。また、設計対象がシステムとしての性質が強い場合には、部分システム相互の組合せ的な状況が全体の性能に関与しているため、対象における現象も組合せ的な様相を含んでいたり、システムの動作や目的の多様性から、定式化が多目的最適化の問題となったりするなどの面でも、不適合を生じることにもなる。設計対象のシステム的構成が既与であり、その内容が一連の実数変数により定義できるような問題に限定したとしても、以上の内容は、いずれも、一般縮小勾配法や逐次2次計画法などの古典的な最適化法を適用する上での障害となるものである。

**2.2 遺伝的アルゴリズムとその優位性** 以上的のような機械システムの最適化における困難に対して、遺伝的アルゴリズム<sup>(1)</sup>が様々な領域における困難な問題において頑強に最適化が可能な手法として注目を集めている。遺伝的アルゴリズムの基本構成は、個別設計解を遺伝子に相当する形式(遺伝子型)で表現した上で、複数の解(個体)からなる世代を構成し、個体の遺伝子型から変換される設計(表現型)から計算される評価値(適合度)をもとに評価値が高いものをやや高い確率で選択することにより適當な個体の対を構成して遺伝子組換えに相当する交叉を行うとともに、場合によっては突然変異を加える世代交代を繰り返していくものであり、このような自然淘汰に類似した過程によって適合度の優れた個体、すなわち、最適な設計解を得ようとするものである。それによって、遺伝的アルゴリズムは、個別解の近傍に関する情報を必要としない、設計解空間の全体的傾向を反映した探索が行える、などの特徴を持っており、各種の最適化問題における困難に対応できる可能性を持つとされている。

遺伝的アルゴリズムを機械システムの設計問題に適用しようとする場合、基本的な遺伝的アルゴリズムが離散変数や組合せ変数を表現しやすい遺伝子型について構成されているため、実数変数を設計変数とする場合には工夫が必要である、制約条件の取扱いにも注意が必要である、など課題はあるものの、上述の根元的な困難に対して、近傍情報を必要としない、大域的

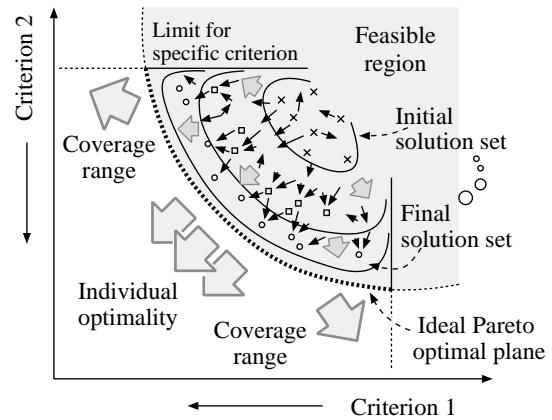


Fig. 1 GA based multi-objective optimization

な最適化が可能であるなどの点で期待できる枠組となっている。また、多目的最適化に関しては、遺伝的アルゴリズムが解集団を用いた最適化手法であることを利用し、そのような解集団を多目的最適化問題におけるパレート解集合に収束させる方法が提案されており<sup>(2)</sup>、この点でも適切な枠組として期待ができる。

**2.3 機械システムの最適化問題の形式** 本研究では、機械システムの最適化問題の形式として、実数を設計変数とした制約条件付き多目的最適化問題を想定する。設計変数ベクトルを  $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$  としたとき、問題を以下のように記述するものとする。

$$\begin{aligned} & \text{minimize} && f_i(\mathbf{x}) \quad (i = 1, 2, \dots, r) \\ & \text{subject to} && h_j(\mathbf{x}) = 0 \quad (j = 1, 2, \dots, p) \\ & && g_k(\mathbf{x}) \leq 0 \quad (k = 1, 2, \dots, q) \\ & && x_l^L \leq x_l \leq x_l^U \quad (l = 1, 2, \dots, n) \end{aligned} \quad (1)$$

この形式は、各設計変数に対して上下限を  $x_l^L$  と  $x_l^U$  の間に抑える側面制約を明示的に考慮するものである。

### 3 遺伝的アルゴリズムによる最適設計法

**3.1 基本構成** 本研究では、いわゆる Simple GA<sup>(1)</sup>を基本とした上で、そのなかで用いられる対象表現、選択や交叉などを拡張することにより、設計対象が脈動的な傾向や組合せ的傾向を含んでいるような場合においても、実数空間上の実行可能領域内にバランス良く分布したパレート最適解の集合を求めることができるような最適化法を構成する。

図1は、構成しようとする遺伝的アルゴリズムによる最適化過程を模式的に示したものである。遺伝的アルゴリズムに限らず、多くの最適化アルゴリズムは解をある最適点に収束させようとするものであるが、ここでの方法は多目的最適化における実行可能空間での個別目的関数の上限の範囲内におけるパレート解(にで

きるだけ近い解)の一群をランダムに生成する初期解から求めようとするものである。以下では、Simple GAに対する拡張の内容について示す。

**3.2 制約条件付き多目的最適化問題のための適合度関数** Simple GAにおける適合度関数は最大化すべき単一の目的関数に対応するものであることから、式(1)の問題構成のもとで図1において希求される解に対して高い適合度を与えるような適合度関数を設定する必要がある。このためには、制約違反の程度やパレート最適性<sup>(3)</sup>などを適切に適合度に反映することが必要であり、以下の手順により、式(1)の内容から適合度を計算するようにする。

まず、側面制約以外の制約条件を除くために、それらをペナルティとして各目的関数に組み込み、 $f'_i(\mathbf{x})$ , ( $i = 1, 2, \dots, r$ ) を定義する。

$$\begin{aligned} f'_i(\mathbf{x}) &= f_i(\mathbf{x}) + p_E(t) \sum_{j=1}^p |h_j(\mathbf{x})|^2 \\ &\quad + p_I(t) \sum_{k=1}^q \{\max(g_k(\mathbf{x}), 0)\}^2 \quad (2) \end{aligned}$$

ここで、 $p_E(t)$ ,  $p_I(t)$  は、等式制約と不等式制約のそれぞれについてのペナルティ係数関数であり、世代  $t$  が進むにつれて値を大きくするようにする。 $p_E(t)$  と  $p_I(t)$  を初期世代においては小さく設定した後、増大させていくことにより、探索の初期では設計空間の広い範囲を対象とし、最終世代では制約を満足した解に収束させるよう期待できる。

次に、選択を行う前処理として、各目的関数  $f'_i(\mathbf{x})$  のいずれかがあらかじめ設定した上限  $f'^U_i$  を越える解については以下の操作の対象から除外する。これにより、特定の目的関数値が劣っていたり、制約違反の程度が大きかったりする不適切な解をパレート解の中から除外するようとする。

続いて、以上により調整された一連の目的関数値  $f'_i(\mathbf{x})$ , ( $i = 1, 2, \dots, r$ ) を単一の適合度関数  $F(\mathbf{x})$  に翻訳する。そのような適合度関数は各解がその世代における解集合の中でパレート解になっているかどうか、パレート解でない場合にはどの程度パレート解よりも劣っているかを反映している必要がある。そこで、図2に示すように、すべてのパレート解については  $F(\mathbf{x}) = 1$  を与え、非パレート解については、 $f'_i(\mathbf{x})$  で定義される  $r$  次元の目的関数空間においてパレート解からの距離が最も大きいものに  $F(\mathbf{x}) = 0$  を与え、それ以外の非パレート解には、 $F(\mathbf{x}) = 0$  から  $F(\mathbf{x}) = 1$  の値をそのような距離に応じて線形に補間した値を与えるようにする<sup>(4)</sup>。

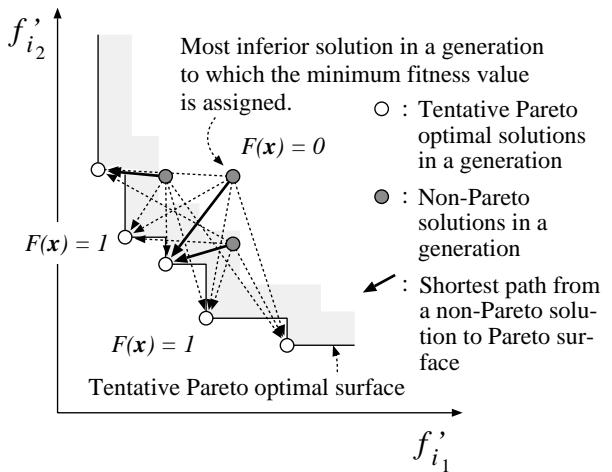


Fig. 2 Fitness function for multi-objectives

さらに、初期収束を避けるために  $\sigma$  切捨てと線形スケーリング<sup>(1)</sup>を行い、適合度を  $F'(\mathbf{x}_i)$  に補正する。

最後に、多目的最適化におけるパレート解は無限集合解であるが、それを有限個の解集合で代表させることから、個体群が図1に示すような領域に一様に分布するように、シェアリング関数による適合度の調整<sup>(1)(5)</sup>を行う。すなわち、 $F'(\mathbf{x}_i)$  から  $F''(\mathbf{x}_i)$  を以下のように定める<sup>(5)</sup>。

$$F''(\mathbf{x}_i) = \frac{F'(\mathbf{x}_i)}{nc_i} \quad (3)$$

$$\begin{cases} nc_i &= \sum_j sh(d(f'(\mathbf{x}_i), f'(\mathbf{x}_j))) \\ sh(d) &= \max\left(0, 1 - \frac{d}{\sigma_{share}}\right) \end{cases} \quad (4)$$

ここで、 $nc_i$  はニッヂ数、 $\sigma_{share}$  はシェアリング半径と呼ばれるパラメータである。 $d$  は、 $f'(\mathbf{x})$  空間ににおける距離であり、 $\sum_j$  は、その世代における個体群についての総和を意味している。

シェアリング半径  $\sigma_{share}$  は個体が代表すべきパレート面の範囲を意味しており、ニッヂ数は個体が一様に分布した理想的な状況に反してある個体の周囲に重複して存在する個体数を意味している。なお、シェアリング半径  $\sigma_{share}$  は Fonseca による方法<sup>(6)</sup>を参考にして以下の方程式を解いて求めるものとする。

$$N = \frac{\prod_{i=1}^r (f'_{i,max} - f'_{i,min} + 2\sigma_{share}) - \prod_{i=1}^r (f'_{i,max} - f'_{i,min})}{(2\sigma_{share})^r} \quad (5)$$

ここで、 $f'_{i,max}$  と  $f'_{i,min}$  はパレート最適解集合における目的関数  $f'_i(\mathbf{x})$  の最大値と最小値、 $N$  は個体群のサイズである。

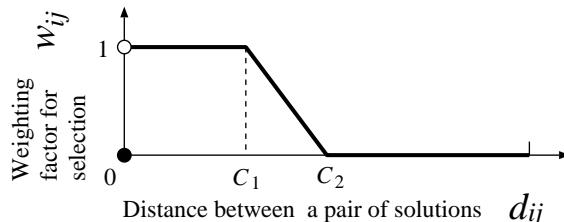


Fig. 3 Mating probability for diversification

### 3.3 類似性と寿命を考慮した選択

以上のようにして算出される  $F''(x_i)$  をもとに選択を行うが、ここでの最適化はパレート面の広い領域に一様に分布した解を求める目的としていることから、個体の多様性を最終局面まで維持することが重要である。また、そのような多様性のもとで性質の大きく異なる個体を交叉させた場合にはランダムな解を生成するに等しいことになり、解の改善が全く期待できないことにもなる。これらのこと考慮して、本研究では、個体相互の類似性を考慮し、選択を個体ではなく個体対に関して行うようにする。すなわち、まず、設計変数空間を各変数毎の下限値  $x_l^L$  と上限値  $x_l^U$  に基づいて単位空間にマッピングした上で、個体対  $x_i$  と  $x_j$  についての距離  $d_{ij}$  を計算し、図3に示すような分布に従って  $w_{ij}$  を求め、別途求まっている各個体の適合度関数とともに  $w_{ij} F_i'' F_j''$  として個体対の選択確率を定める。ここで、 $C_1$  と  $C_2$  は適当に定める係数であり、 $d_{ij} = 0$  に対して  $w_{ij} = 0$  は重複個体間での交叉の禁止を意味している。最終的には、そのような確率を期待値として利用した選択 (remainder stochastic sampling without replacement)<sup>(1)</sup>を行う。

一方、エリート保存戦略<sup>(1)</sup>は遺伝的アルゴリズムにおいて有効な手段であるが、多目的最適化においては保存すべきエリートがパレート解であることから、パレート解のすべてを保存した<sup>(2)</sup>のでは、個体群の主要な部分がエリートとなって探索が進まなくなることが起こり得る。そこで、本研究においてエリート保存戦略を導入するにあたっては、エリートとして保存された個体に寿命  $T$  を設定して、それを越えて保存されたエリートは保存の対象から除外するようにして、一定割合の個体が継続的に更新していくようにする。

### 3.4 実数変数の遺伝子表現と交叉

前述のように、元来の遺伝的アルゴリズムはビット列や文字列を遺伝子表現として用いることを前提としている。設計変数が実数の場合にはビット列による表現も可能であるが、任意の表現精度を得るために無限長のビット列が必要であり、現実的ではない。本最適化法では実

数変数を直接交叉する方法<sup>(7)</sup>を用いることにする。すなわち、表現型と遺伝子型を区別することなく、設計変数ベクトルとして表現し、交叉オペレータとして個別の設計変数毎の確率変数に基づいた線形補間を用いるようにする。さらに、式(1)における側面制約のなかに設計変数が収まるように、区間  $(-\infty, \infty)$  を区間  $(x_i^L, x_i^U)$  に写像できるシグモイド関数  $Sig_i(\hat{x}_i)$  による変数変換を介在させるようにする。すなわち、親世代における  $x^\alpha$  と  $x^\beta$  から子世代における  $x^\gamma$  と  $x^\delta$  を生成する場合の交叉を次式により定義する。

$$\begin{cases} x_i^\gamma = Sig_i(\mu_i \cdot Sig_i^{-1}(x_i^\alpha) + (1 - \mu_i) \cdot Sig_i^{-1}(x_i^\beta)) \\ x_i^\delta = Sig_i((1 - \mu_i) \cdot Sig_i^{-1}(x_i^\alpha) + \mu_i \cdot Sig_i^{-1}(x_i^\beta)) \end{cases} \quad (6)$$

$$Sig_i(\hat{x}_i) = \frac{x_i^U + x_i^L \exp(-\hat{x}_i)}{1 + \exp(-\hat{x}_i)} \quad (7)$$

ここで、 $x_i^l$  は個体  $x^l$  の  $i$  番目の設計変数であり、 $\mu_i$  は個別の設計変数を交叉させる度に正規分布  $N(0, \sigma^2)$  に従って生成される補間係数である。なお、正規分布における標準偏差  $\sigma$  と交叉確率  $P_c$  は、個別の事例について設定する必要がある。

一般に、遺伝的アルゴリズムにおいて突然変異はアルゴリズムにゆらぎを持ち込むための重要な要素であり、それによって大域的な最適化が可能になっているとも言える。しかし、本最適化法では、上記の交叉そのものが突然変異としての性質を備えていることから、明示的な突然変異を導入することは行わない。

## 4 乗用車用エンジンの最適設計問題

乗用車の駆動系におけるガソリンエンジンの基本諸元を最適化する問題を上記の最適化法を適用する対象として考えることにする。

### 4.1 最適化問題の定式化

図4は対象とするガソリンエンジンの構成を示したものである。このエンジンは4気筒であり、吸気系における配管やタンクをも含めた部分を設計対象と考えることにする。

#### (1) 設計変数

図4のもとで、11個の設計変数を設定する。燃焼室に関しては、4つの燃焼室が同じ形状であり、排気量は与条件として設定されているものとして、ボアと圧縮比を設計変数とする。吸排気弁に関しては、各燃焼室毎に4個、全体で16個の弁があるものの、吸気弁と排気弁は、それぞれに、同じ形状をしており、同じ動作をするものとして、それぞれを開閉タイミング、閉タイミング、最大リフト量の3設計変数、全体で6設計変数で表現する。なお、弁

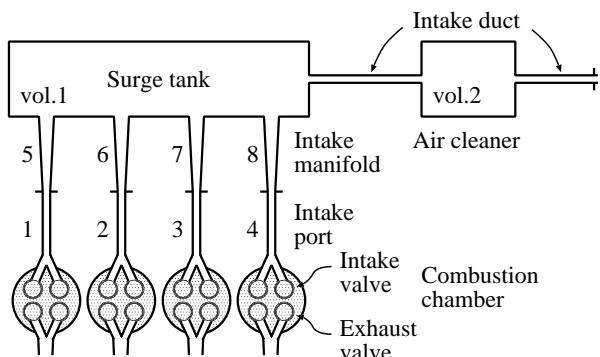


Fig. 4 Schematic of Engine Model

径については、燃焼室の径より従属的に定まるものとする。吸気系は、図4にも示すように、エアクリーナ、サージタンク、2本のダクト、燃焼室毎の吸気マニフォールドと吸気ポートから構成されているが、これらのうち、吸気マニフォールドと吸気ポートを設計対象と考える。それらを燃焼室間で同じものが用いられるし、マニフォールドの出口側とポートの入口側は等しく、ポートの出口側の径は吸気弁の径から従属的に定まり、ポートの径は入口側と出口側で等しいものとして、ポートの長さ、マニフォールドの長さ、マニフォールドのテーパ比の3つを設計変数とする。

(2) 目的関数 エンジンの性能は最大出力や軸トルクなどにより表すこともできるが、エンジンが駆動系におけるサブシステムであり、トルクコンバータやシフト系などの他のサブシステムとのマッチングを考慮した最適化が乗用車そのものの設計として重要である<sup>(8)</sup>ことから、以下に示すような駆動系の総合性能に関する指標を目的関数として考えることにする。

- (i) 燃費 … 10.15 モード燃費などの燃料消費率。
- (ii) 加速性能 … 速度が 0 km/h から 100 km/h に達するまでに要する時間。
- (iii) 出足応答性 … 走行開始時における力強さを表す指標であり、加速 G をある計算式でポイント化したもの。
- (iv) 追従応答性 … ある車両に付かず離れず追従することのできる度合いについての指標。
- (v) 吹上げ感 … トルクコンバータにおける滑り感を示す指標。
- (vi) 全開加速性能 … 全開加速時におけるピッティングの度合いを示す指標。
- (vii) フラットスポット感 … エンジン回転数の上昇に対するスムーズさを表す指標。
- (viii) ストール回転数 … ストール時のエンジン回転数。

これらのうち、最適化計算においては、(i) から (iv) の項目を目的関数とし、その他の項目については、各項目についての許容限界を与えた上で、制約条件として考えることにする。

(3) 制約条件 上記の4つの制約条件に加えて、吸気弁と排気弁の最大リフト量について、それぞれの開閉タイミングとの関係式による制約条件を考える。また、11個すべての設計変数について側面制約による上下限制約を考えることにする。後者の制約は、特に、遺伝的アルゴリズムを適用する場合には、設計変数が大きく変化することも有り得ることから、エンジンの性能シミュレーションモデルが想定している範囲内に設計が収まるようにする上でも重要である。

**4.2 エンジン性能の評価モデル** ガソリンエンジンにおける物理現象は燃焼を伴う熱物質移動現象であり、そのような内容をコンピュータ上で精密にシミュレーションすることは困難であるが、設計開発における必要性から、様々な簡易モデルや経験モデルに基づいたシミュレーションコードが開発されている<sup>(9)(10)</sup>。そのようなコードは本研究で取り扱う最適化問題においても用いることのできるものである。

図4にも示したように、対象とするエンジンはチャンバーとパイプから構成されており、現象は4サイクルエンジンにおける2軸回転に従って周期的である。吸排気系を通じての燃焼室間の相互干渉はエンジンの性能向上における重要な要因であり、設計評価のためのシミュレーションモデルは、そのような要因についての弁の開閉タイミングや、マニフォールドやポートの長さなどの影響を適格に反映できる必要がある。そのような要件に対するシミュレーションコードを構成する物理現象モデル<sup>(9)</sup>は、全体をチャンバーとパイプのそれぞれに分けて考え、チャンバーについては集中系としての、パイプについては軸方向の1次元分布系としてのモデル化を行った上で、熱と流動に関わる方程式系を構成する一方、それらの接続部における保存則を考慮することにより構成することができる。さらに、燃焼室における燃焼現象についてもガス状態方程式を加えて、考慮できるようにする。なお、以上のモデルには、物理現象を予見するための様々なパラメータが含まれており、そのなかには、理論的に導出できるものもあれば、過去の実機データや実験データなどをもとに算出して用いているものもある<sup>(10)</sup>。

以上のようなシミュレーションモデルによって、様々なスロットル開度と軸回転数についての出力と軸トルクを計算できるようになり、別途、計算できるトルクコンバータの性能などと連係させることにより、

駆動系全体の総合性能に関わるシミュレーションモデルを構成することができる。

**4.3 総合性能の評価計算** 前述の目的関数や制約条件の内容を評価するためには、そのようなシミュレーション計算として、駆動系全体を考慮した走行性や燃料消費に関わる以下に示す合計5つのモードについてのものを行う必要がある。

- 全開加速モード … (ii) と (vi), (viii) を評価するために、停止状態からフル・スロットルで30秒間加速する状況のシミュレーション計算を行う。
- 出足応答性モード … (iii) と (vii) を評価するために、停止状態から25% スロットル開度で5秒間加速する状況のシミュレーション計算を行う。
- 追従加速性モード … (iv) を評価するために、50 km/h での定速走行状態から75% スロットル開度で5秒間加速する状況のシミュレーション計算を行う。
- タイト感モード … (v) を評価するために、20 km/h での定速走行状態から50% スロットル開度で5秒間加速する状況のシミュレーション計算を行う。
- 燃費モード … (i) を評価するために、10.15 モード燃費における走行パターンに従った走行状況のシミュレーション計算を行う。

なお、以上の一連の評価計算のある設計について行うには、Sun Ultra SPARC Station Model 140 (SPECint92 215.0, SPECfp92 303.0) 上で7分の計算時間を必要としており、後述の計算事例では、遺伝的アルゴリズムにおける特定世代での解評価の並列性に基づいて、そのような計算をワークステーションクラスター上に並列化して行っている。

**4.4 最適化問題としての性質** 前述のように、実際的な機械システムの最適化における問題点は、関連する物理現象の複雑さ、評価における多目的性、問題規模の大きさなどとして特徴づけられる。ここで対象とするエンジンの設計問題は、設計変数が11個、目的関数が4個であり、制約条件付き多目的最適化問題となるものの、数理計画問題としての規模は比較的小さい。しかしながら、上述のような物理モデルに潜んでいる現象の複雑さが最適化を考える上で障害となっている。エンジンにおける物理現象は連成を伴った熱と物質の移動であり、このような現象は僅かな設計変更によっても微妙な変化を生じることになるが、そのような場合、設計変数に対する評価項目の変化が一様ではないため、例えば、設計対象の勾配情報に基づいた数理計画法を適用しようとする場合には、容易

に局所的な極値に陥って、最適化を行うことができない。このような意味において、勾配情報を用いない遺伝的アルゴリズムの適用には、その効果を期待することができる。

## 5 計算事例

以下に、本研究で構成した遺伝的アルゴリズムによる最適化法を上記のエンジンの最適設計問題に適用した結果を示す。最適化計算にあたっては、以下の設定を用いるものとする。個体数は100とする。不等式制約条件に対するペナルティ係数は  $p_I(t) = 100 \times 2^{\frac{t}{T}}$  とする(等式制約は存在しないので、 $p_E(t)$  は設定しない)。類似性に基づいた選択におけるパラメータについては、 $C_1$  は、各世代において、可能なすべての個体対の設計変数空間における距離の平均値からその標準偏差を差し引いたものとし、 $C_2$  はそのような距離の平均値とする。パレート解の寿命  $T$  は10世代とする。交叉確率は  $P_c = 1.0$  とし、交叉における線形補間の標準偏差は  $\sigma = 0.5$  とする。

**5.1 最適解の分布と収束履歴** 図5は最適化の履歴として世代の進行に対するパレート解の分布の変化を示したものである(図中からは、非パレート解は省いてある)。図は、グラフ化の都合上、追従応答性を除いた、燃費、加速性能、出足応答性の3つの最大化すべき目的関数について描いてあり、また、(ii)から(vi)では各20世代前の解分布を薄いプロットで示している。図中の(i)から(vi)でのパレート解の変遷より、世代が進むにつれて、個体群である解集合がランダムに生成された初期解から最終的なパレート解へと漸近していく、やがてはほぼ収束している様子と、個々の目的関数に関してもそれぞれに均等に改善されている様子を見ることができる。この結果から、本研究で構成した遺伝的アルゴリズムによる最適化法が駆動系の総合性能を目的関数としたエンジンの最適化問題に対して有効であることを確認することができる。

**5.2 多様性維持の効果** 次に、本研究で遺伝的アルゴリズムに導入した多様性維持のための拡張の効果を検証することにする。

図6はいくつかの拡張を導入しない場合の100世代における設計解の分布をすべての拡張を導入した場合と比較したものである(図5 (vi)に対応するものが薄く示してある)。図6 (i)は、図3のようにして計算される  $w_{ij}$  による交叉確率の調整を導入しない場合に対する結果であり、図6 (ii)は、パレート解の寿命  $T$  の効果を導入しない場合に対する結果である(この場合、67世代以降、すべての解がパレート解となって、新しい

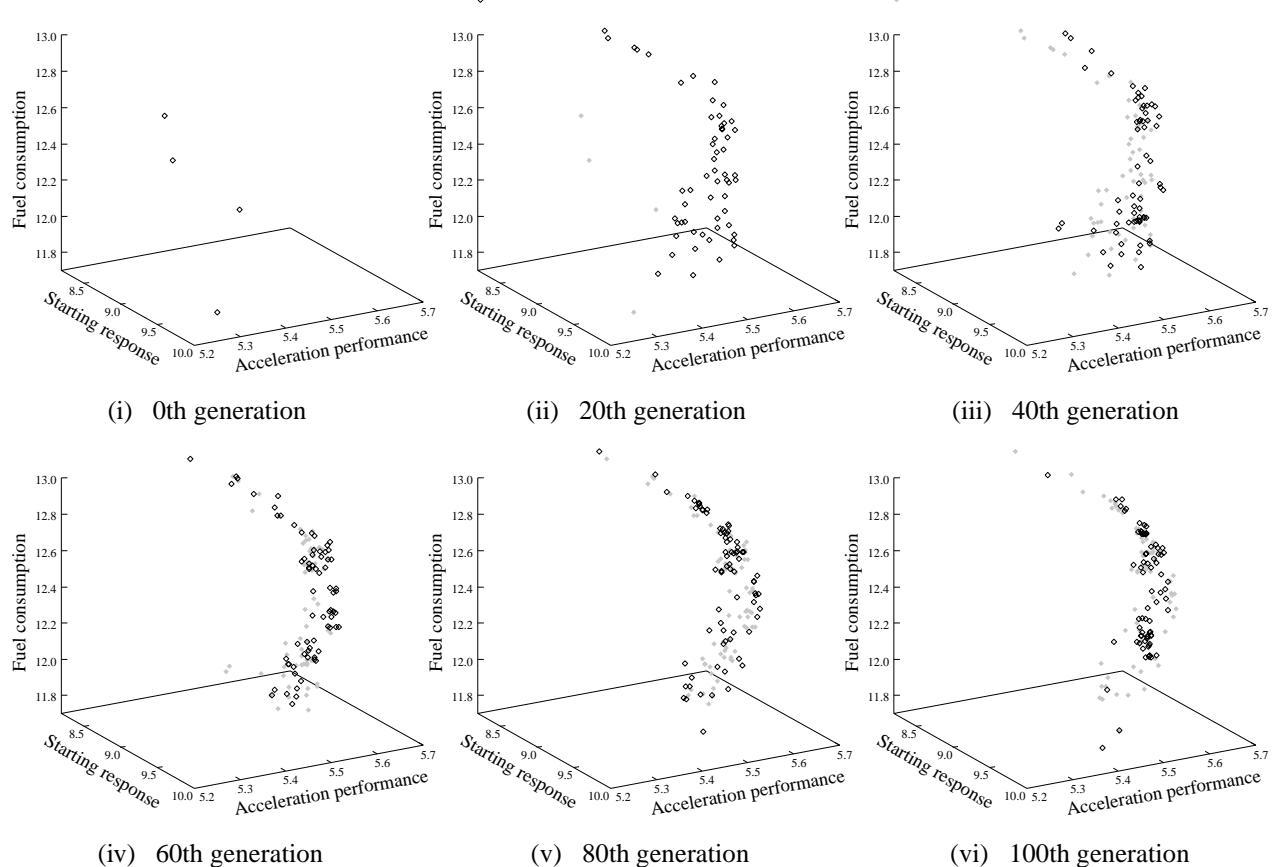


Fig. 5 Convergence history of Pareto optimal solutions

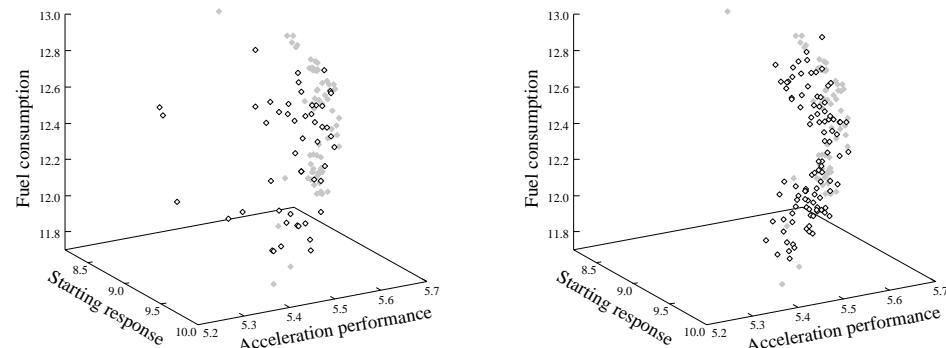
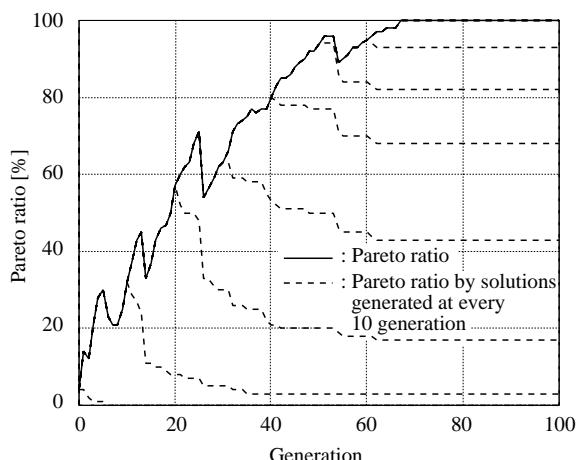


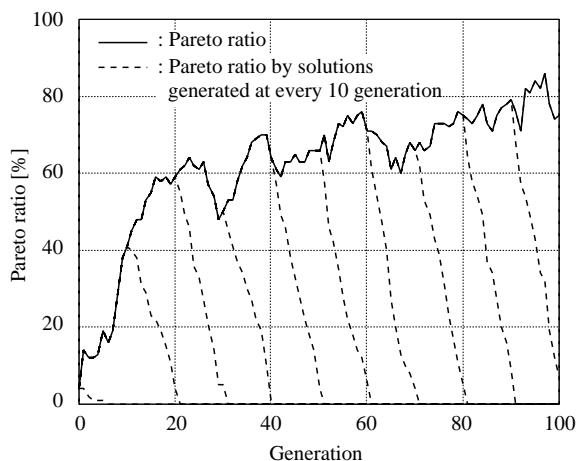
Fig. 6 Comparison of optimization results

解を生成することができなくなっている)。すべての拡張を導入した場合と比較すれば、図6(i)の場合には、求まっているパレート解の個数も少なく、図5(vi)のものと比べると、そのようなパレート解も大きく劣っているものがほとんどである。一方、図6(ii)の場合には、図6(i)よりも優れた解が多数求まっているもの、この場合も図5(vi)のものと比べると劣った解しか求められていない。

以上のような拡張の効果の中で、パレート解の保存における寿命の効果は、各世代に保存される個体数の比較検討によって明確になる。図7は、図6(ii)と図5の結果における各世代でのパレート解の占める割合の変化を示したものである。寿命による制限を加えない場合、図中(i)のように、67世代でパレート解が個体群の全体を占めるようになり、新しい解が生成されないような状況に陥っているが、寿命による制限を加え



(i) Optimization without life span limit



(ii) Optimization with life span limit

Fig. 7 History of Pareto ratio

ることにより、図中(ii)のように、世代が進んでも、継続的に新しい解が生成されるようになっている。

なお、以上の最適化計算における初期世代は、ある設計実績を参照した上で、そのような設計解を中心にはランダムに生成したものである。その設計実績に対するシミュレーション計算による各性能項目値は、燃費が 11.6 km/ℓ、加速性能が 5.10 秒、出足応答性が 8.18、追従応答性が 6.91 というものであり、仮に図 5 中にプロットすれば枠外の左下方に位置するものである。一方、そのような初期解群のうちのいくつかを選択した上で、ここで対象としたエンジンの設計問題が勾配に基づく最適化手法による最適化が困難であることを確認するために、4 つの目的関数を適当に重み付けした上で逐次 2 次計画法による最適化を行ったが、初期解からほとんど移動することができず、そのようなアルゴリズムによる解の改善が望まれないことを確認した。このような比較結果は、遺伝的アルゴリズム

による本最適化法の有効性を示すものである。

## 6 結 言

本研究では、実際的な機械システムの設計問題に対する最適化法として遺伝的アルゴリズムに基づく一方を構成し、乗用車用エンジンの諸元の設計問題に適用して、その有効性を示した。本最適化手法で導入した拡張は、実数設計変数により表現された制約条件付き多目的最適化問題における最適化の困難に適合させて構成したものである。エンジンの問題以外に、別途、マルチリンク式サスペンションの操安性最適設計問題やオートマチック車における変速線図の最適化問題に対して本最適化法の適用を行ったが、本方法が有効であることを確認しており、一定のクラスに属する問題について有効な方法となっていると考えられる。

なお、本研究の一部は日本学術振興協会 未来開拓学術研究推進事業(96P00702)の援助によるものである。

## 文 献

- (1) Goldberg, D. E., *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, (1989), Addison-Wesley.
- (2) Tamaki, H., Kita, H. and Kobayashi, S., Multi-Objective Optimization by Genetic Algorithms: A Review, *Proceedings of 1996 IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, (1996), pp. 517-522.
- (3) 例えば、市川編、多目的決定の理論と方法、(1980)、計測自動制御学会。
- (4) Osyczka, A. and Kundu, S., A new method to solve generalized multicriteria optimization problems using the simple genetic algorithm, *Structural Optimization*, Vol. 10, (1995), pp. 94-99.
- (5) Horn, J., Nafpliotis, N. and Goldberg, D. E., A Niched Pareto Genetic Algorithm for Multiobjective Optimization, *Proceedings of First IEEE Conference on Evolutionary Computation*, (1994), pp. 82-87.
- (6) Fonseca, C. M. and Fleming, P. J., Genetic Algorithms for Multiobjective Optimization: Formulation, Discussion and Generalization, *Proceedings of Fifth International Conference on Genetic Algorithms*, (1993), pp. 416-423.
- (7) 古川・矢川、連続空間のための遺伝的アルゴリズムとその非線形逆問題への応用、日本機械学会論文集 A 編、Vol. 61, No. 586, (1995), pp. 1409-1415.
- (8) 藤田・ほか 5 名、自動車駆動系の多目的最適設計に関する研究 —トルクコンバータ形状の最適化—、日本機械学会論文集 C 編、Vol. 62, No. 594, (1996), pp. 802-808.
- (9) 大西・延本・大住・人見、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.
- (10) 山下・ほか 5 名、パワートレイン性能解析システムの開発、マツダ技報、No. 11, (1993), pp. 162-167.