



## 技術論文

# 多目的GAを適用したオンラインエンジン制御パラメータ適合手法の開発

An online engine control parameter optimization method using a multi-objective genetic algorithm

阪脇 篤 迫田 茂穂

### Abstract

In recent years it has become commonplace to outfit automobile engines with a variety of high-level control systems aimed at satisfying needs ranging from reducing emissions and improving fuel economy to improve drivability. Such control systems are also adopted now on Yamaha Motor products that feature fuel injection systems. However, in order for these control systems to fulfill their roles satisfactorily, there are problems of accuracy in the adaptation of suitable control parameters and optimization problems deriving from the fact that the increasing complexity of the control systems increases the number of parameter combinations exponentially. This makes it difficult to find optimum values with conventional adaptation skills. As a solution to these problems, we used a genetic algorithm to develop an adaptation method that involved searching for optimized solutions for multi-objective parameters online during the course of testing in an attempt to obtain task solutions. In this report we discuss the results of tests applying this method for the adaptation of multi-staged injection control and idling control, normally adopted on diesel engines, using parameters obtained by this method. The discussion includes evaluations of actual road tests.

## 1 はじめに

近年、自動車用内燃機関を取り巻く環境は、大気クリーン化促進、地球温暖化抑止、原油高といった社会情勢を背景に、エミッション低減はもとより、CO<sub>2</sub>排出量の低減も要求され、年々厳しさを増している。また、商品性につながるドライバビリティも加えれば、複数の目的を同時に満足する制御器とパラメータ適合の重要性は極めて高い。しかし、多目的なパラメータの適合は、評価数がシステムの複雑さに応じ指数的に増加するため、探索が非常に困難となる問題を有している。これは、運転条件に応じて燃料をどのタイミングでどれくらい噴射すればよいのか、あるいは付随する機器をどのように動かせばよいかを考えれば想像は容易であろう。

この課題解決のひとつの提案として、実測で得られたデータから最適値を探索するという技術が挙げられ、次の問題が設定できる。

- ①いかに目的の真値となるパラメータに到達できるか？
- ②いかに高速に到達できるか？

そこで我々は、近年研究を進めている多目的遺伝的アルゴリズムによる探索理論に着目し、これらの問題をオンラインで解決する自動最適点探索手法の開発に着手した。なお、この探索技術開発には、適合パラメータが多い一般的なコモンレール(CR)ディーゼルエンジンを用いている。

## 2 多目的GAによるオンライン最適化

### 2.1 多目的最適化問題と多目的遺伝的アルゴリズム

我々は、実世界における最適化問題の多くは複数の対立する評価基準(目的関数)を満たすような合理解の集合であるPareto最適解を求める多目的最適化問題(Multi-objective Optimization Problems, MOP)に帰着できると仮定し、 $n$ 変数  $m$ 目的最適化問題を

$$\begin{aligned} & \min_x f(x) \\ & \text{subject to } x \in X = \left\{ x \in \mathbb{R}^n \mid g(x) \leq 0 \right\} \end{aligned}$$

と定義している。ここで  $x = [x_1 \cdots x_n]^T$  は  $n$ 次元決定変数ベクトル、 $f(x) = [f_1(x) \cdots f_m(x)]^T$  は  $m$ 次元目的関数ベクトル、 $g(x) = [g_1(x) \cdots g_l(x)]^T$  は  $l$ 次元制約条件ベクトルである。また、 $f_i(x) \leq f_i(x^*)$ ,  $i=1, \dots, m$  を満たす  $x \in X$  が存在しないとき、 $x^* \in X$  をPareto最適解と呼ぶ。

MOPの解法として、線形加重和法(Linear Sum Method)や  $\varepsilon$ -制約法( $\varepsilon$ -constraint method)などの Scalarization Methodが従来広く用いられているが、弊社では多目的遺伝的アルゴリズム(MOGA)をその解法の1つとして研究を進めている。また、適応度推定による多目的進化計算の加速を目的とした、Pre-selectionを提案している。これらの詳細は、参考文献<sup>[1],[2],[3],[4],[5],[6],[7],[8]</sup>を参照されたい。なお、本論文では制約条件付きMOPを扱えるように改良している。

## 3 3段噴射の最適化実験

### 3.1 実験装置

表1にエンジンの主要諸元、図1にシステム図を示す。本エンジンはベーン可変ターボ、EGRシステムを有するコモンレール直噴ディーゼルエンジンで、インジェクタはソレノイド式である。

表1 エンジン主要諸元

Engine type	Parallel 4 cylinder, DI DieselSOHC 8 valve
Displacement	1.4 L
Bore x Stroke	73 mm x 81 mm
Fuel injection	Common rail system Solenoid injector
Compression ratio	18

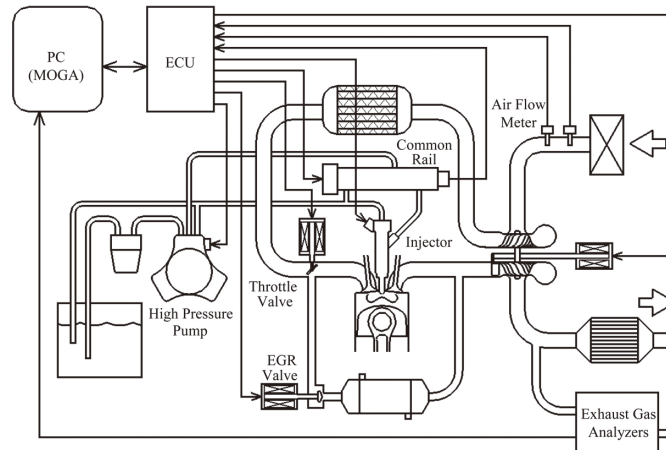


図1 エンジンシステム

表2 運転条件

Engine speed	1200 rpm
Torque	46 Nm
Coolant temperature	80 degree C

表2に実験条件を示す。本事例では3段噴射の最適化を3目的7変数の多目的最適化問題とし、以下のよう  
に設定した。

- 目的関数(計測値): NOxの最小化、SOFの最小化、SOOTの最小化。
- 決定変数(制御パラメータ): Main-Injection Location (MIL)、Pre-injection-MI Interval (PMI)、Pre Quantity (PQ)、Pilot-injection-Pre Interval (PPI)、Pil Quantity (PLQ)、Fuel Pressure (FP)、Fresh Air Mass (FAM)。

MILはメイン噴射のインジェクタ通電開始時期、PMIはメイン噴射とプリ噴射の通電開始時期の間隔、PQはプリ噴射の燃料噴射量、PPIはプリ噴射とパイロット噴射の通電開始時期の間隔、PLQはパイロット噴射の燃料噴射量、FPはコモンレールの燃料圧力である。FAMは新気の吸入量で、EGRバルブ、吸気スロットルバルブなどで調整される。通電時期や間隔を図2で示す。

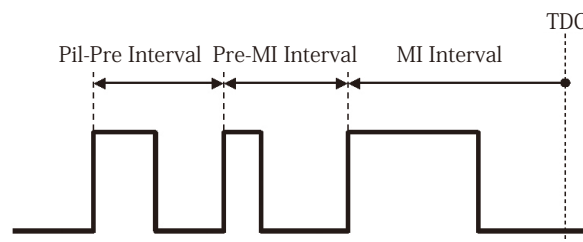


図2 噴射ロケーション

また、計測器やエンジンの保護のため、SOFやSOOT、HC、トルク変動がある上限を超えないように探索の制約を設けた。さらに、制御上の仕様で、制御パラメータの選び方によっては正常に3段噴射できない条件が

あるため、異常噴射となるような個体は探索しない制約も設けた。適合用コンピュータはエンジン制御ユニット(ECU)、排ガス分析計と通信しており、以下の手順で最適化を行う。

- (1) 評価個体が切り替わるごとにECUに7つの制御パラメータを送信。
- (2) 測定されたNO<sub>x</sub>, SOF, SOOTを一定周期で受信。
- (3) 制約違反が無いかチェック。
- (4) 制約違反があれば、制約違反を生じない初期設定個体に切り替え、一定時間後MOGAによる別の個体へ切り替える。
- (5) 制約違反が無ければ、個体を切り替えてから一定時間のサンプリングデータを無視した後、所定の時間のデータの平均値を個体の適応度としてMOGAを実行。

MOGAは表3のように設定・実行し、210個体を探索した。その内、制約違反しない個体は125個であった。

表3 MOGA 条件

Selection method	binary tournament selection
Mutation method	not used
Crossover method	UNDX [8]
Population size	50
Candidate offspring size	100
Evaluated offspring size	4

### 3.2 実験結果と考察

探索した個体の内、最終世代の50個体の目的の推定値の分布(◆)を図3~5に示す。それぞれ最終世代個体の推定値をNO<sub>x</sub>-SOF平面、NO<sub>x</sub>-SOOT平面、SOF-SOOT平面へ投影したものである。

図に示した個体群はパレート最適解の近似と考えてよい。NO<sub>x</sub>とSOOTのトレードオフの様子が特徴的である。パレート境界上ではNO<sub>x</sub>とSOOTの相関が強く、SOFは両者の関係に強く影響しないと言える。また、NO<sub>x</sub>

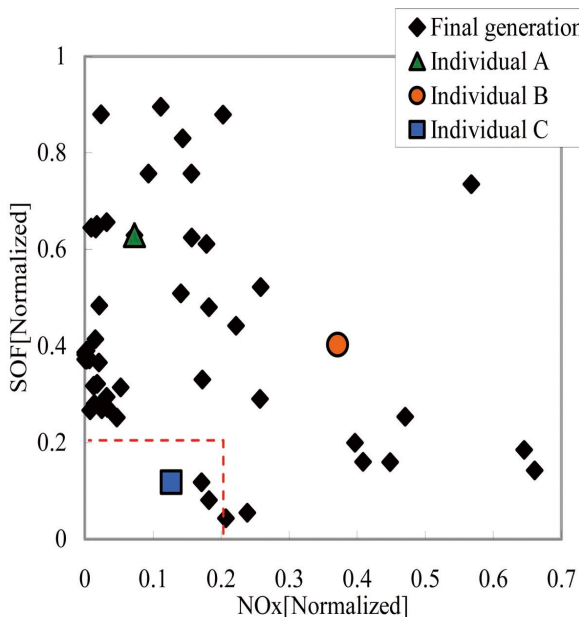


図3 NO<sub>x</sub>-SOF 目的関数空間の最終世代分布

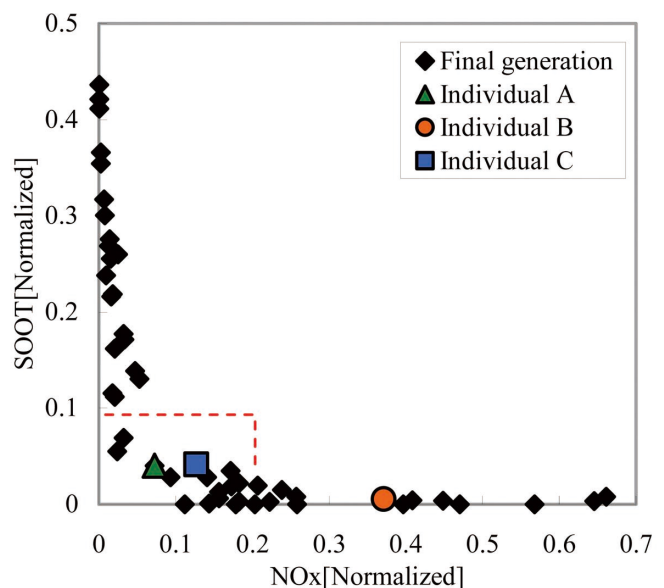


図4 NO<sub>x</sub>-SOOT 目的関数空間の最終世代分布

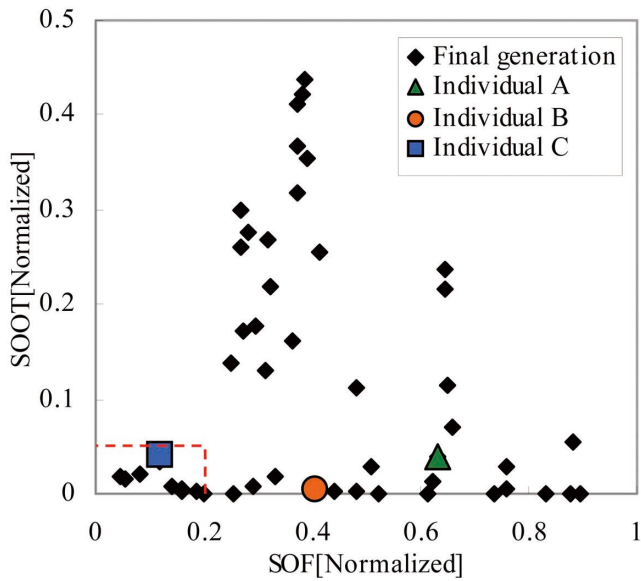


図5 SOF-SOOT 目的関数空間の最終世代分布

とSOFのみに関しては両者の値が小さい領域にトレードオフの傾向が見られる。SOFとSOOTについては両者を同時に低減するような個体が存在しうることがわかる。

次に、7つの制御パラメータに対する3つの目的の分布(◆)を図6に示す。制御パラメータは探索範囲を0.0から1.0に正規化してある。図から以下の特徴が見て取れる。

### 3.2.1 新気吸気量の傾向

- (1) FAMはNO<sub>x</sub>と単調増加の傾向が強く、特にNO<sub>x</sub>を0.1以下に抑えられる個体はFAMが0.4以下の領域のみ。
- (2)他の制御パラメータにおいてはNO<sub>x</sub>を0.1以下にする個体は幅広い範囲に存在。  
これらよりNO<sub>x</sub>の抑制にはFAMの低減が効果的であることがわかる。
- (3) FAMとSOOTとは単調減少の傾向が強く、特にSOOTを0.05以下に抑えられる個体はFAMが0.6以上の領域のみ。
- (4)他の制御パラメータにおいてはSOOTを0.05以下にするような個体は幅広い範囲に存在。  
これらよりSOOTの抑制にはFAMの増加が効果的であることがわかる。

### 3.2.2 多段噴射の傾向

FAMが大きい領域のNO<sub>x</sub>、FAMが小さい領域のSOOTはバラつく傾向がある。さらにSOFとFAMには明確な相関が見受けられないため、3つの目的の同時低減には3段噴射の最適化が重要と考える。以下に噴射関連の制御パラメータの傾向を述べる。

- (1) PLQ及びPPIとSOFは、いずれも単調増加傾向。

制御パラメータが大きいことは早期に多量に燃料噴射することに相当し、その場合は燃料がピストンキャ

ビティの外に噴射されたりシリンダ内壁に付着して燃焼が抑制され、結果的にSOFが増えてしまう。この現象が再現されたと考えられる。

(2)PLQとSOOTの最大値は単調減少傾向。

本実験ではトルク一定の条件で運転しているため、PLQが増えると相対的にメイン噴射量が減る。メイン噴射でのSOOTの生成量が減り、結果としてこのような傾向となったと考えられる。

(3)PPIが0.4以上ではPPIとSOOTの最大値は単調減少傾向。

予混合の度合いを強めるとSOOTは生成されにくくなるという現象が再現されたと考えられる。

(4)MILとNO<sub>x</sub>の最大値は単調増加、MILとSOOTの最大値は単調減少傾向。

今回の探索範囲においてはメイン噴射を進角させるほど、筒内での熱発生のピークがTDCに近づき、すなわち燃焼温度が高くなったものと思われる。

FAMが同等な個体のうちNO<sub>x</sub>の出方が大きく異なるものとして個体Aと個体Bの2つを選択した。図3～6に個体Aを(▲)、個体Bを(●)で示す。この2個体は噴射の傾向が異なっており、この違いが燃焼温度に影響し、ひいてはNO<sub>x</sub>生成に影響したと推測される。この点を確認するため、両者の筒内の熱発生率を図7にて比較する。

このように個体Aの方がTDC近辺での熱発生が小さく、燃焼温度も低くなっていたと考えられる。また、この評価・探索に要した時間は約1.7時間程度であり、実用にも耐えうる時間であると考えている。

以上の考察より、MOGAによって得られた最終世代個体群は物理的に妥当な結果であり、計測器応答遅れの影響や測定ノイズなどの不確実性を含む実機環境においても提案する手法が最適化に有効であると言える。

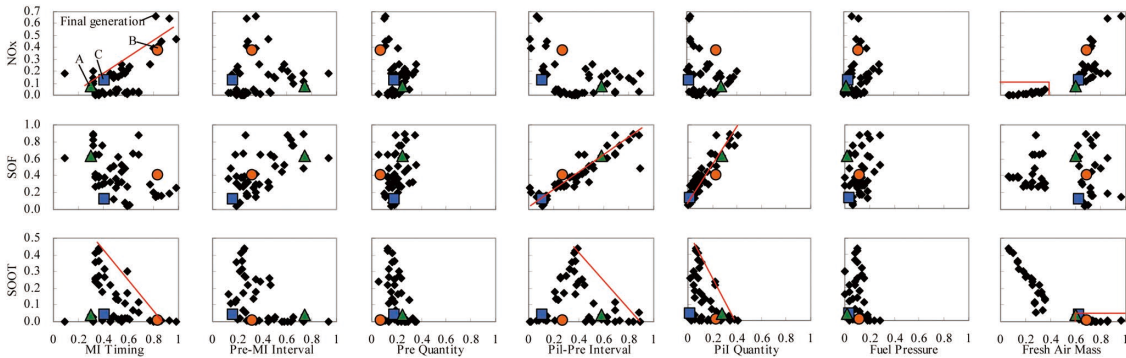


図 6 制御パラメータに対する目的変数の最終世代分布

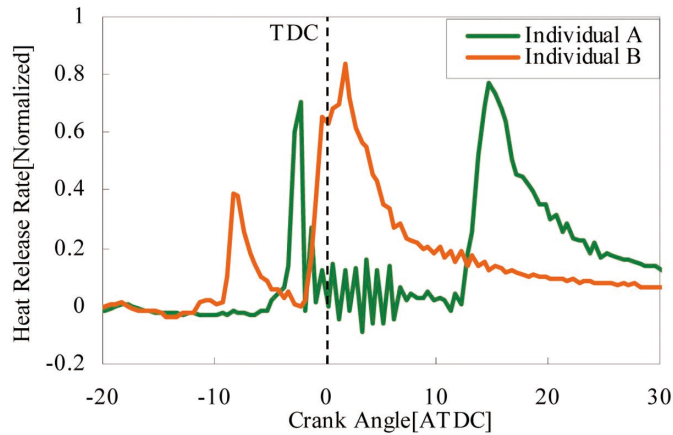


図7 熱発生率の比較

## 4 アイドリング制御のPIDゲイン最適化

近年のエンジン制御はシステムの複雑化に伴い、PID制御要素も増加し、PIDゲインチューニングは重要な課題となってきている。本章では提案手法による過渡運転の最適化事例として、ディーゼルエンジンのアイドリング制御のPIDゲイン最適化(以下、アイドリング最適化)を紹介する。

### 4.1. 実験の設定

本アイドリング制御は、**図8**に示すようなエンジン回転数のフィードバック制御であり、コントローラは切替型のPIDコントローラより構成され、エンジン回転数と目標アイドリング回転数の偏差より燃料噴射量が算出される。なお、PIゲインの値はエンジン回転数によって切り替わる。また、Dコントローラは条件によって有効・無効が切り替わる。また、安定化のために1次遅れ要素が組み込まれている。具体的な制御式は以下の通りである。

$$q_F = \begin{cases} q_{Fmin} & \dots\dots\dots (u < q_{Fmin}) \\ u & \dots\dots\dots (q_{Fmin} \leq u \leq q_{Fmax}) \dots\dots\dots (1) \\ q_{Fmax} & \dots\dots\dots (u > q_{Fmax}) \end{cases}$$

$$u = K_p(n, t, \tau)(n - n_{IDL}) + K_I(n, t, \tau) \int (n - n_{IDL}) dt + K_D(n, t, \tau) \frac{dn}{dt} \dots\dots\dots (2)$$

$$K_p = \begin{cases} K_p^{CENT} & (n_1 \leq n \leq n_2) \\ K_p^{OUT} & (n < n_1 \text{ or } n_2 < n) \dots\dots\dots (3) \end{cases}$$

$$K_I = \begin{cases} K_I^{CENT} & (n_3 \leq n \leq n_4) \\ K_I^{OUT} & (n < n_3 \text{ or } n_4 < n) \dots\dots\dots (4) \end{cases}$$

ここで、 $q_{Fmax}$  は燃料噴射量上限値、 $q_{Fmin}$  は燃料噴射量下限値、 $n$  はエンジン回転数、 $n_{IDL}$  は目標アイドリング回転数である。 $n_1, n_2$  はKpを切り替える際のエンジン回転数閾値、 $n_3, n_4$  はIゲイン $K_I$ を切り替える際のエンジン回転数閾値である。各ゲインはエンジン回転数の他、時間 $t$ 、時定数 $\tau$ にも依存する。実験に用いたエンジンシステムは3章と同じである。

表4 アイドリングの運転条件

Desired idling speed	900 rpm (constant)
Coolant temperature	80 degree C

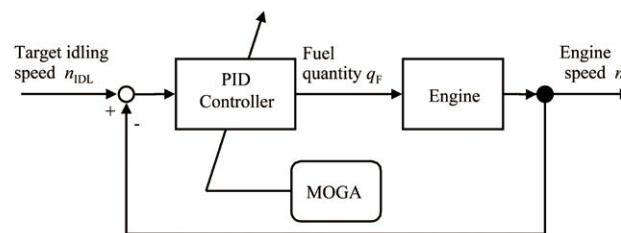


図8 アイドリング制御ロジック

エンジンの試験条件を表4に示す。ニュートラルギアでアイドリングしている状態から、アクセルのパルス入力操作でエンジン回転数を変動させ、その後の目標アイドリング回転数への収束の仕方を最適化する。2目的9変数の最適化問題と考え、詳細な設定は以下の通りとした。

- ・目的関数(計測値): 平均2乗誤差の最小化、平均2乗差分の最小化
- ・決定変数(制御パラメータ): Inner P Gain (IPG)、Outer P Gain (OPG)、Inner I Gain (IIG)、Outer I Gain (OIG)、D Gain (DG)、First order time Delay Constant(FDC)、Switching Controller Variant 1(SCV1)、Switching Controller Variant 2(SCV2)、Switching Controller Variant 3(SCV3)

IPGはP中心ゲイン、OPGはP外側ゲイン、IIGはI中心ゲイン、OIGはI外側ゲイン、DGはDゲイン、DFCは1次遅れ補償時定数、SCV1は制御切り替え変数1、SCV2は制御切り替え変数2、SCV3制御切り替え変数3である。中心ゲインはエンジン回転数が目標アイドル回転数に近いときのゲイン、外側ゲインは遠いときのゲインである。またDコントローラの切り替えを含め、その他制御を切り替えるための閾値変数を制御パラメータの中に3つ選択した。平均2乗誤差と平均2乗差分は、アイドリング収束時の一定期間のエンジン回転数の波形より算出される。平均2乗誤差は、エンジン回転数と目標アイドリング回転数との偏差の2乗値平均である。平均2乗差分は、エンジン回転数の微分値の2乗値平均である。平均2乗誤差の最小化はエンジン回転数が目標アイドル回転数を追従させるため、平均2乗差分の最小化はエンジン回転数が振動的になるのを防ぐためのものである。

エンジンストールや、アイドリング制御の不安定化を防ぐためにアンダーシュートが大きい個体は探索しないように制約を設けた。最適化の手順は以下ようになる。

- (1) 評価個体が切り替わるごとにECUに9つの制御パラメータを送信。
- (2) パルス入力のアクセル操作をするようにアクセル信号をECUに送信。
- (3) ECUからエンジン回転数を一定周期で受信。



- (4) 制約違反やエンジンストールが無いかチェック。
- (5) エンジンストールがあれば個体を初期設定値に戻し、エンジンの再始動の後、別の個体で探索。
- (6) 制約違反があれば、今後探索しないようにMOGAの探索を調整。
- (7) 制約違反がなければアクセル操作を終えてから一定時間のサンプリングデータをもとに目的を算出し、これを個体の評価値としてMOGAを実行。

制御パラメータの探索範囲は初期設定個体を含むように設定した。MOGAは表5のように設定して実行し、110個体を探索した。内、制約違反しない個体は100個だった。

表 5 MOGA 条件

Selection method	binary tournament selection
Mutation method	not used
Crossover method	UNDX [8]
Population size	30
Candidate offspring size	100
Evaluated offspring size	4

## 4.2 実験の結果と考察

探索した個体内、制約違反の無かった全100個体(\*)と最終世代30個体(◆)の適応度分布を図9に示す。図より探索を進めるに連れて個体がパレート境界へ集中していったことが伺える。また、最終世代の平均2乗誤差と平均2乗偏差がトレードオフの傾向となることが確認できる。図には探索の初期設定の個体(●)と、最終世代の中から選択した優越個体(■)も同時に示している。

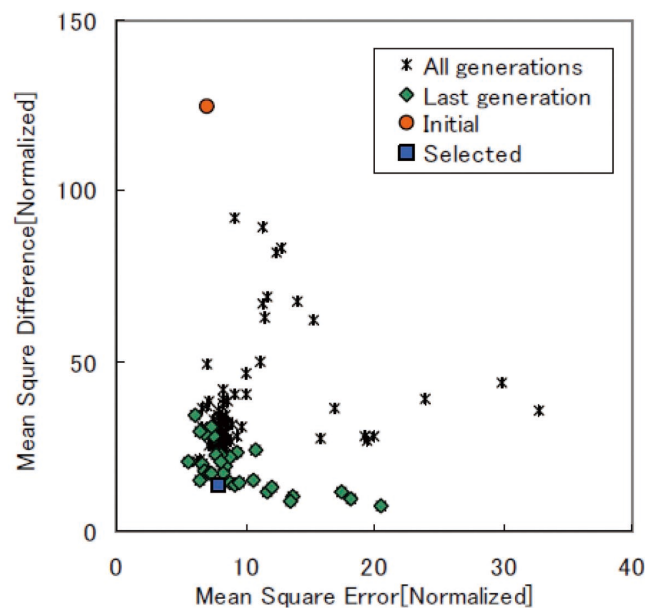


図 9 目的関数空間の最終世代分布

次に、制御パラメータと目的関数の関係の特徴的なものとして、OPGとDGに対する2つの目的の分布(全固体:\*,最終世代:◆)を図10に示す。本図にも初期設定個体(●)と最終選択個体(■)の2つを同時に表示している。図によるとOPGと平均2乗誤差は単調減少、OPGと平均2乗差分は単調増加の傾向がある。DGについても平均2乗差分とは単調増加の傾向がある。

一般に、制御対象やコントローラ自身が無駄時間を含んだり、複雑な周波数応答をする場合は、フィードバックループの位相遅れが大きくなり、共振周波数が潜在する。よって、PゲインやDゲインが大きくなるほど共振周波数での安定余裕が小さくなり、図10の平均2乗差分の傾向となると考えられる。また、Pゲインが小さくなると安定余裕は大きくなって振動挙動は抑えられるが、目標値へ収束させるための制御出力値が小さくなるため応答が遅くなり、図10の平均2乗誤差の傾向となると考えられる。

実際、初期設定個体に比べて最終選択個体のP外側ゲインは小さくなり、既述の傾向の通り振動を小さくしている。Dゲインも振動を抑えるよう小さくなっている。しかし、具体的にどの値を選択するかは、両者及び他の7変数の組み合わせの影響を考慮する必要があるため単純ではない。ハンドによる設定で最終選択個体に到達するのは難しいと予想される。

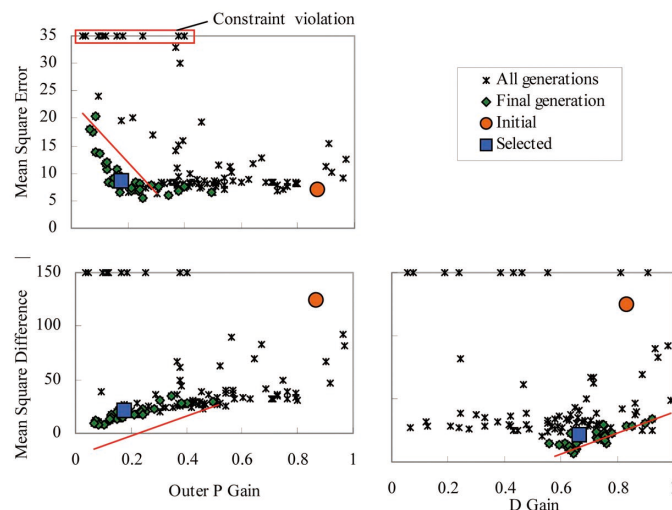


図10 制御パラメータに対する目的変数の分布

図9の最終選択個体と初期設定個体を比較すると、平均2乗誤差は両者同等であるのに対し平均2乗差分は最終選択個体の方が非常に小さい。よって最終選択個体ではアイドル回転数への追従性を損なわずに振動を低減できるものと期待される。前述のパルス入力アクセル操作をしたときの両者のアイドルへのエンジン回転数の収束波形を図11で比較する。初期設定個体ではアイドルへの収束の際に振動挙動が生じているが、最終選択個体では振動挙動がなく緩やかに収束している。聴感上でも最終選択個体が静かに収束していることが確認されている。また、本最適化に要した時間は30分程度であり、提案する手法は充分有益であると考えられる。

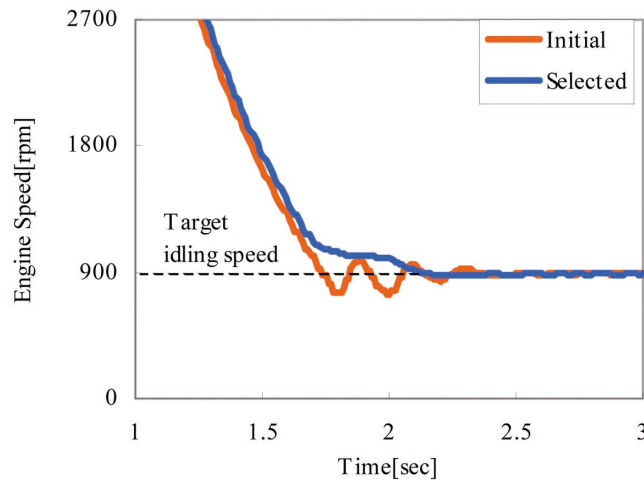


図 11 最終選択個体と初期設定個体の比較

## 5 まとめ

本論文では、多目的遺伝的アルゴリズムをオンラインで適用した自動最適点探索手法を、ディーゼルエンジンに適用し紹介した。そして、提案手法が実機の定常運転、過渡運転の双方の適合に有効であることを検証するために、定常・過渡適合の両面から以下の最適化を行った。

- ①3段噴射最適化では、目的関数をNO<sub>x</sub>, SOF, SOOTそれぞれの最小化とした、3目的7変数最適化を行い、約1.7時間でノイズを含む実機環境下でも物理的に妥当な傾向に基づいた多目的最適化ができた。
- ②アイドル制御のPIDゲイン最適化では、目的関数をエンジン回転数波形より算出した平均2乗誤差、平均2乗差分それぞれの最小化とした、2目的9変数最適化を行い、探索時間30分以内で、平均2乗誤差と平均2乗差分のパレート最適解集合を求めた。さらに最適解集合の中から1個体を選択し、良好なアイドル収束性能を確認できた。

今後、定常運転の最適化については、運転条件を変えながらの多目的最適化、運転条件ごとのパレート最適解集合の中から単一個体の選定、といったことでLook up Table等への対応に取り組んでいく。過渡運転の最適化についてはアイドル制御以外のPIDゲインチューニングやその他の制御パラメータチューニングへも適用していく。

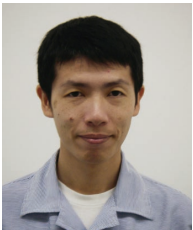
最後に、これらの技術がヤマハ発動機グループ内に広く認知され、よりよい商品開発につながっていくことを期待したい。

## 参考文献

- (1) C. G. Atkeson, A. W. Moore, and S. Schaal: "Locally Weighted Learning", Artificial Intelligence Review, Vol. 11, pp. 11-73 (1997)
- (2) K. Deb, S. Agrawal, A. Pratab, and T. Meyarivan: "A Fast and Elitist Multi-objective Genetic Algorithm: NSGA-II", IEEE Trans. on Evolutionary Computation., Vol. 6, No. 2, pp. 182-197 (2002)

- (3) D. E. Goldberg: "Genetic Algorithms in Search", Optimization, and Machine Learning, Addison-Wesley (1989)
- (4) H. Kaji, and H. Kita: "Individual Evaluation Scheduling for Experiment-Based Evolutionary Multi-objective Optimization", Proc. of EMO 2007, pp. 645-659 (2007)
- (5) H. Kaji, and H. Kita: "Acceleration of Experiment-Based Evolutionary Multi-objective Optimization of Internal-Combustion Engine Controllers Using Fitness Estimation", Proc. of CEC 2007, pp. 1777-1784 (2007)
- (6) R. Myers, and D. Montgomery: "Response Surface Methodology 2nd edition", John Wiley & Sons (2002)
- (7) K. Röpke (Ed.): "Design of Experiments (DoE) in Engine Development II", Expert Verlag (2005)
- (8) M. Kanazaki, M. Morikawa, S. Obayashi, and K. Nakahashi: "Multiobjective Design Optimization of Merging Configuration for an Exhaust Manifold of a Car Engine", Proc. of PPSN VII, LNCS 2439, pp. 281-287, Springer (2002)

■ 著者



阪脇 篤  
Atsushi Sakawaki  
技術本部  
研究開発統括部  
システム技術研究部



迫田 茂穂  
Shigeo Sakoda  
技術本部  
研究開発統括部  
システム技術研究部