MPOD 法を用いたエンジンマウントの配置最適化*

福島 広隆^{*1}, 鎌田 慶宣^{*2}, 萩原 一郎^{*3}

Optimum Engine Mounting Layout using MPOD

Hirotaka FUKUSHIMA, Yoshinobu KAMADA and Ichiro HAGIWARA^{*4}^{*4} Department of Mechanical Sciences and Engineering, Tokyo Institute of Technology,
2-12-1 O-okayama, Meguro-ku, Tokyo, 152-8552 Japan

The Engine Mounting Layout is very important to provide the performance of NVH (Noise, Vibration, Harshness). In the conventional studies, the only un-coupling engine with the vehicle body is optimized. But we sometimes can't secure the performance of NVH when this engine is coupled with the body. So we need to use the analysis model made of the engine and the vehicle body. Usually these models need a long time for analysis. So we use CMS (Component Mode Synthesis) for the efficiency of the calculation. We use the MPOD (Most Probable Optimum Design) method using HNN (Holographic Neural Network) as the basic functions for this optimization problem of Engine Mounting Layout. Since this problem has as many design variables as 15, it is needed many sampling data to get the global optimum design using any optimizing method. So we improve the MPOD to get the local optimum design with the fewer sampling data for reducing the cost of the calculation. We also improve HNN, because its theory has problem when we use higher order system of the basic functions.

Key Words: Engine Mounting Layout, NVH (Noise, Vibration, Harshness), CMS (Component Mode Synthesis), MPOD (Most Probable Optimum Design), HNN (Holographic Neural Network)

1. 結 論

自動車の開発では、騒音や振動、乗り心地といった NVH 性能の確保や耐久面への配慮から、エンジンマウントも振動絶縁や振動エネルギー吸収を考えて設計されている。

従来のエンジンマウントの研究としては、パワートレインとエンジンマウントから成るマウント系の固有モードをまず非連成化し⁽¹⁾、その非連成化された固有モードを車体モデルに組み込み、マウント特性を再調整することが一般的であった。しかしこの方法では、非連成化された 1 つのモードにエネルギーが集中する現象が生じ、その共振域レベルが急峻となり 2 つ以上のモードが連成した場合より悪化することが、実車の開発ではよく経験されている。そこで車体との連成を考慮し、アイドリング振動レベルなどの最終的な性能を直接的に目標値にできる方法が必要である。これまでもエンジンマウント系と車体系との連成を考慮した報告もあるが車体は剛

体と扱われていたり⁽²⁾、車軸方向第 1 次曲げモードと第 1 次ねじりモードの和でその特性を表現する⁽³⁾など厳密性を欠いている。

本報では車体との連成を考慮した、パワートレイン、エンジンマウント、車体からなる車両系を解析し、その振動レベルを目標値として、エンジンマウントの配置位置とその特性の最適化を試みている。その際、車体モデルは 50Hz までに含まれる全モードを表現できる程度に詳細な有限要素モデルとしている。ただし大規模な車両系 FEM モデルを繰り返し解くのではなく、車体 FEM モデルとパワートレイン FEM モデルを非拘束モーダルモデルに変換し、エンジンマウントを線形バネ要素と等価粘性減衰要素としてモデル化して、部分構造合成法⁽⁴⁾によって諸特性を求めている。最適化計算の中で変更されるのはエンジンマウントのみであり、予め計算されている車体、パワートレインの非拘束モードを用いれば、短時間で振動応答を計算することができる。

FEM モデルの節点にエンジンマウントを配置するので、その値は離散値になる。設計変数が離散値をとる最適化問題への解法として GA (遺伝的アルゴリズム) がよく利用されている。本報では、HNN (Holographic Neural Network) を基底関数とした最大確率最適設計 (Most Probable Optimal Design, 以下

* 原稿受付 2003 年 3 月 20 日。

^{*1} 東京工業大学大学院 (〒152-8552 東京都目黒区大岡山 2-12-1)。^{*2} 正員、三菱自動車工業(株)車両実験部 (〒444-8501 岡崎市橋目町中新切 1)。^{*3} 正員、フェロー、東京工業大学大学院理工学研究科。
E-mail: hagiwara@mech.titech.ac.jp

MPOD⁶⁾ 法を利用する。HNN の理論では、基底の拡張に伴い、回帰係数を一意的に推定できないという問題点を解決し、また最適化では、目的関数の呼び出し回数を低減するために、必ずしも大域的な最適解とはならないが、効果のある解、つまり次善の解への即収束性を強めた MPOD 法を提案する。

2. HNN の理論とその拡張

2.1 HNN の基礎理論 HNN は、入出力データを複素平面に写像する事により、入出力関係が線形になることを利用したニューラルネットワークであり、Sutherland⁶⁾により開発され、萩原らにより最適化解析へ利用する方法が検討されている⁷⁾。

実数変数ベクトル $\mathbf{x}$ 及び $\mathbf{y}$ を考える。 $\mathbf{x}, \mathbf{y}$ は l 個の入力をもつ入力ベクトルと m 個の出力をもつ出力ベクトルであり、次式になる。

$$\mathbf{x} = \{x_1, x_2, \dots, x_l\}^T \quad (1)$$

$$\mathbf{y} = \{y_1, y_2, \dots, y_m\}^T \quad (2)$$

n 組の入出力ベクトルをサンプリングデータとして用いるとすれば、入力マトリクス $\mathbf{X}$ 及び出力マトリクス $\mathbf{Y}$ はそれぞれ式 (3), (4) のようになる。

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1^T \\ \vdots \\ \mathbf{x}_n^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1l} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2l} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nl} \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} \mathbf{y}_1^T \\ \vdots \\ \mathbf{y}_n^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_{11} & y_{12} & \cdots & y_{1m} \\ y_{21} & y_{22} & \cdots & y_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{n1} & y_{n2} & \cdots & y_{nm} \end{bmatrix} \quad (4)$$

$\mathbf{X}, \mathbf{Y}$ の各要素は、任意の変換関数により位相 θ 及び ϕ へ変換される。

$$\theta_{kh} = f(x_{kh}) \quad (5)$$

$$\phi_{kj} = g(y_{kj}) \quad (6)$$

次に指数関数により、複素平面上に写像される。

$$s_{kh} = \lambda_{kh} e^{i\theta_{kh}} \quad (7)$$

$$r_{kj} = \gamma_{kj} e^{i\phi_{kj}} \quad (8)$$

ここで i は虚数単位 ($i^2 = -1$) である。式 (5)~(8) の操作により、入出力マトリクス $\mathbf{X}, \mathbf{Y}$ はそれぞれ複素平面上に写像され、 $\mathbf{S}, \mathbf{R}$ になる。

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} s_{11} & s_{12} & \cdots & s_{1l} \\ s_{21} & s_{22} & \cdots & s_{2l} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{n1} & s_{n2} & \cdots & s_{nl} \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1m} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{n1} & r_{n2} & \cdots & r_{nm} \end{bmatrix} \quad (10)$$

$\mathbf{S}$ と $\mathbf{R}$ の間にある線形関係を回帰係数マトリクス $\mathbf{H}$ 、誤差マトリクス Δ を用いて、表現すると次式になる。

$$\mathbf{R} = \mathbf{S} \cdot \mathbf{H} + \Delta \quad (11)$$

回帰係数 $\mathbf{H}$ は誤差 Δ が最小になるように推定される。

$$\mathbf{H} = (\mathbf{S}^* \mathbf{S})^{-1} \mathbf{S}^* \mathbf{R} \quad (12)$$

ここで * 印は共役転置を表す。ここで $\mathbf{H}$ を推定することを学習という。また求められた $\mathbf{H}$ を用いて、未学習入力データ $\mathbf{U}$ に対して、その出力の予測値 $\tilde{\mathbf{V}}$ を次式から求めることを予測という。

$$\tilde{\mathbf{V}} = \mathbf{U} \cdot \mathbf{H} \quad (13)$$

$\tilde{\mathbf{V}}$ の実空間上の値は、式 (6) の写像関数の逆変換により求まる。

2.2 基底関数の拡張 HNN の学習能力、つまり関数の近似能力は学習入力マトリクス $\mathbf{S}$ の列数、自由度に大きく依存する。自由度が増えれば、複雑な関数近似も容易となり、近似誤差の減少が可能となる。HNN では、低次の基底関数から高次の基底関数を合成し、関数の自由度を増やしている。高次基底関数は低次基底関数の積、その積の共役からなる。例えば $l=2$ の入力データは、2 次までの拡張により、基底関数の総数は 12 個となる。

$$\{\mathbf{S}\} = \{e^{i\theta_1}, e^{i\theta_2}\}$$

$\Downarrow$

$$\{\bar{\mathbf{S}}\} = \{e^{i\theta_1}, e^{i\theta_2}, e^{-i\theta_1}, e^{-i\theta_2}, e^{2i\theta_1}, e^{2i\theta_2}, e^{-2i\theta_1}, e^{-2i\theta_2}, e^{i(\theta_1+\theta_2)}, e^{i(\theta_1-\theta_2)}, e^{i(-\theta_1+\theta_2)}, e^{-i(\theta_1+\theta_2)}\}$$

(14)

つまりフーリエ変換のように高次関数を重ね合わせる事により、近似誤差を減少させている。この拡張された入力マトリクス $\bar{\mathbf{S}}$ を用いて、 $\mathbf{H}$ を推定すると次式になる。

$$(\bar{\mathbf{S}}^* \bar{\mathbf{S}}) \mathbf{H} = \bar{\mathbf{S}}^* \mathbf{R} \quad (15)$$

ここで問題となるのが、 $(\bar{\mathbf{S}}^* \bar{\mathbf{S}})$ に逆行列が存在するかどうかである。逆行列が存在しない場合、式 (15) を満たす $\mathbf{H}$ が無限に存在し、一意的に求めることができない。このような問題に対する解法として、ムーアペンローズ一般化逆行列の利用も考えられる。この逆行列は近似誤差と $\|\mathbf{h}_k\|^2$ ($k=1, \dots, m$) が最小になるように決定され、次式になる。 $\mathbf{h}_k$ は $\mathbf{H}$ の列ベクトルである。

$$\hat{\mathbf{H}}_{MP} = \bar{\mathbf{S}}^* \bar{\mathbf{S}} (\bar{\mathbf{S}}^* \bar{\mathbf{S}} \bar{\mathbf{S}}^*)_G^{-1} \bar{\mathbf{S}}^* \mathbf{R} \quad (16)$$

ここで $(\)_G^{-1}$ は任意の一般化逆行列を表す。

しかしこの $\hat{\mathbf{H}}_{MP}$ を用いて、予測を行うと、予測の悪化する場合がある。その例として、図 1 にあるような関数例を用いた。この関数は設計変数を 2 つもつ。この関数上から図 2 の●印で示す 23 点のサンプリングデータを用いて、近似関数を作成する。ムーアペンローズ一般化逆行列を用いて作成した近似関数を図 3 に示す。HNN の基底関数は 3 次まで拡張され、基底の総数は 24 個となる。図 1 と比較して、曲面がかなり異なることが確認できる。これは NN に特有な現象であるオーバーフィッティング現象が生じているからである。この現象は、サンプリングデータを与えられた基底関数に無理やり適合させた結果、サンプリング点の近似は良くなるが、それ以外の領域が悪化するものである。この現象が生じると予測としては、利用できない。

23 ペナルティー係数を用いる方法 ムーアペンローズ一般化逆行列を用いる代わりに、次のようなペナルティー関数を定義する。

Fig.1 Visualization of Function used for Test

Fig.2 Layout of Sampling Point on Design Space

$$f(\mathbf{h}_k) = (\mathbf{r}_k - \mathbf{S}\mathbf{h}_k)^T (\mathbf{r}_k - \mathbf{S}\mathbf{h}_k) + \rho_1 \mathbf{h}_k^T \mathbf{O} \mathbf{h}_k + \rho_2 \mathbf{h}_k^T \mathbf{h}_k \quad (k=1, \dots, m) \quad (17)$$

ここで式中の行列 $\mathbf{O}$ は要素がすべて 1 の正方行列である。この関数内の各項の意味は、第 1 項が出力に対する近似誤差、第 2 項は回帰係数 $\mathbf{h}_k$ の平均、第 3 項はバラツキを表し、それぞれ係数 ρ_1 、 ρ_2 により重み付けされている。式(15)に対して $\mathbf{H}$ に何らかの制約がないと一意的に推定できないことから、このような条件を追加した。理論上、第 2 項が無くても $\mathbf{H}$ は一意的に推定できるが、有るほうが安定的であった。式(17)からペナルティー関数が最小になるように、 $\mathbf{H}$ を推定すると次式になる。

$$\hat{\mathbf{H}}_p = (\mathbf{S}^T \mathbf{S} + \rho_1 \mathbf{O} + \rho_2 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{S}^T \mathbf{R} \quad (18)$$

ここで $\mathbf{I}$ は単位行列である。この $\hat{\mathbf{H}}_p$ を用いて、同様に 23 点のサンプリングデータから作成した近似関数を図 4 に示す。係数 ρ_1 、 ρ_2 は共に 1.0 とした。図 4

Fig.3. Approximated Function using
Moore and Penrose Generalized Inverse

Fig.4 Approximated Function using
Penalty Coefficient Method

Table 1. Comparison between two methods
by Square-Mean-Error

	$\hat{H}_{MP}$	$\hat{H}_p$
Error in Learning	0.0447	0.4993
Error in Prediction	1.8681	0.9373

ではオーバーフィッティング現象が生じずに、近似関数を作成できている。

両手法による近似関数を数値的に平均 2 乗誤差を用いて評価する。

$$E = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y_k - \hat{y}_k)^2} \quad (19)$$

ここで N は評価点の数であり、評価点における真の関数値 y_i と近似関数上の値 $\hat{y}_i$ の差を用いている。

誤差の評価点として、サンプリング点である 23 点だけを用いたものを近似誤差、設計領域を各 50 等分した 2601 点を用いたものを予測誤差と呼ぶことにする。まとめたものを表 1 に示す。ムーアペンローズ一般化逆行列を用いた場合、サンプリング点のみの誤差である近似誤差は非常に小さいが、予測誤差は悪化していることが判る。一方、提案したペナルティ係数を用いる方法では、近似誤差はムーアペンローズ一般化逆行列によるものより小さくないが、予測誤差を適度に抑えられていることが判る。

2.4 ペナルティ係数の大きさ 提案した手法では係数 ρ_1 、 ρ_2 の大きさをいくらにするかが重要となる。係数 ρ_1 、 ρ_2 を非常に小さくした場合、ペナルティ関数内の第 1 項、近似誤差の重みが大きくなり、近似誤差がより小さくなるように H が推定されるので、得られる近似関数はムーアペンローズ一般化逆行列による近似関数に近づく。逆に係数 ρ_1 、 ρ_2 を大きくしすぎると、第 1 項の重みが小さくなり、せっかくのサンプリングデータの情報が活かせるなくなる。そこで、サンプリングデータが多く設計領域から満遍なく採られている場合は、係数 ρ_1 、 ρ_2 を小さくし、近似誤差を減少させ、サンプリングデータによる情報を有効に活用できるようにする。一方、サンプリング数を減らしたい場合は、係数 ρ_1 、 ρ_2 を適度に大きくし、オーバーフィッティング現象が生じないように、少ない情報で設計領域を大まかに近似する。

3. HNN を用いた最適化手法

3.1 MPOD 法の概要 MPOD 法は応答曲面を求めるためのサンプリング点の選択法を定義した方法である。サンプリング数の増減と得られる最適解の良し

悪しとのトレードオフの関係をとった確率的探索法である。一般に多くの最適化手法では、設計変数の数が増えると、そのサンプリング数、つまり目的関数の計算回数は増加する。この MPOD 法も例外ではなく、設計変数が増えた時のサンプリング数の増加をなるべく低減することが、計算コストの面から望まれる。

本研究で扱うエンジンマウントの最適配置問題は、後で詳細を述べるが、設計変数が 15 個と多い。そこで MPOD 法の局所解への収束性のある程度強めて、サンプリング数の増加を抑えた即収束性をもつ MPOD 法を提案する。

3.2 即収束性をもつ MPOD 法の概念 ここでは、サンプリング数を抑制するために、以下のような考え方を利用している。始めに用意した複数のサンプリングデータにより、HNN により近似関数を作成する。その近似関数により予測された最適解に保証が存在すれば、終了とする。ここで保証とは、最適解と予想されたものが、本当に効果があるかどうかである。HNN で近似させた場合に、サンプリング点のある領域は近似が良いので、予想された最適解と似たようなサンプリング点が既に存在すれば、その最適解の効果は保証されていると考えられる。稀に、予想された最適解の付近にサンプリング点が無くても、応答の予測値と正解値が近い場合もあるが、他の領域にサンプリング点が追加され、近似関数が更新された場合に、また同じ予測値を返すという保証はない。そこで予測された最適解に似たようなサンプリング点が存在しない場合は、保証がないと判定し、その最適解をサンプリング点として追加する。

この手法は、大域的最適解を探索するものではなく、与えられたサンプリング情報からなるべく良いものを予想する手法である。

3.3 即収束性をもつ MPOD 法の流れ 各操作を説明し、文献 (3) の MPOD 法の各ステップを基本とする流れを図 5 に示す。

【Step0：初期サンプリング点の選択】

設計範囲から一様分布乱数により、 N 個の初期サンプリング点を選択する。この時、似たような点を選ばないように、各点間の距離を制限した式(20)の条件を付加する。ここで d_{min} は許容最短距離であり、始めは大きく設定されている。式(20)を満たす点が存在しない場合には、次第に d_{min} の大きさを小さくする。ただし M は現在のサンプリング点の総数である。設計変数の大きさによる影響を避けるために、距離を計算する時は、無次元化して用いている。

$$d_{\min} \leq \min(\|x_i - x_j\|), \quad (i, j = 1, 2, \dots, M : i \neq j) \quad (20)$$

また点数 N をいくつにするかも重要な問題である。 N を大きくすれば、設計領域から多くサンプリング点を探ることができるので、局所解に陥る危険性を低減できるが、その分の計算コストが掛かってしまう。

【Step1.1: HNN への学習と最適解の予測】

得られた学習点とその応答値の関係を HNN に学習させ、近似関数を作成する。次に近似関数上の最適解を探す。このときの探索手法としては、GA や SQP (逐次 2 次計画) 法などが利用できる。GA のように繰り返し計算の多い手法でも、近似関数上の応答値の計算は速いので、十分に対応できる。また設計変数が離散値をとるような最適化問題でも、近似関数上では連続なので、感度を必要とする SQP 法などの手法も利用できる。

【Step1.2: Step1 の収束判定】

今得られた最適解を x_k^* とする。もしこの最適解と似たようなサンプリング点が存在すれば、Step2 に行く。そうでなければ、この最適解をサンプリング点として追加して、Step1.1 に行く。この時の判定条件は式(21)で表せる。

$$\min(\|x^* - x_i\| | i = 1, 2, \dots, M) \leq \delta_1 \quad (21)$$

ここで δ_1 は近接度を表す値である。無次元化して現在の最適解と各サンプリング点との距離を求めている。

【Step2: 最適化の終了判定】

現在の最適解を $sx_k = x^*$ とおく。もし式(22)を満たしていれば終了である。

$$\|sx_k - sx_{k-1}\| \leq \delta_2 \quad (22)$$

ここで sx_{k-1} は前回 Step2 に来た時の最適解であり、 δ_2 は最適点の収束判定のしきい値である。

もし式(22)を満たさなければ、 sx_k を中心とする正規分布乱数により、 L 個の学習点を追加する。このとき分散 σ_i は式(23)で決定する。

$$\sigma_i = \alpha_i (sx_{ki} - sx_{k-li}) \quad (i = 1, 2, \dots, L) \quad (23)$$

ただし L は設計変数の個数であり、このときも式(20)の条件は付加される。

4. 車両の数値解析モデル

4.1 エンジンマウントのモデル化 本研究では、図 6 に示すような重心支持マウントレイアウト

Fig.5 Flowchart of Optimal Method using MPOD

を想定している。これは主マウント 3 個でパワートレイン自重を支持するのが特徴である。このエンジンマウントを並進方向 x , y , z の線形バネ要素と等価減衰要素でモデル化する。質量はパワートレイン系や車体系に比べて小さいので、無視する。

4.2 パワートレインの解析モデル パワートレインは車体に比べ剛性が十分に大きいので、剛体とみなして、6 自由度の運動方程式で表し、6 個の剛体モードでこの部分要素を表現する。

4.3 車体解析モデル 図 7 に車体 FEM モデルを載せる。このモデルを MSC/NASTRAN により固有値解析して、50Hz 以下の解析周波数領域で抽出される 44 個の固有モードで車体部分を表現する。

4.4 完成車解析モデル エンジンマウントのバネ定数と減衰値、パワートレイン系と車体系それぞれの固有モード、固有値と固有減衰係数を用いて、部分構造合成法により完成車解析モデルを作成する。この完成車モデルは 50 個 (=6+44) の自由度を持ち、物理座標系の自由度に比べて、非常に少ない自由度で表現されている。また最適化の繰り返し計算の中で、変更される個所はエンジンマウントのみなので、一度計算されたパワートレイン、車体の固有値、固有モードはそのまま利用できる。

5. 最適化問題の設定

5.1 設計変数の設定

Fig.6.3 Mounts Model

Fig.7 Vehicle FEM Model

Fig.8. Candidates for Location of Mounts

a. マウントの配置位置 図8にマウントの配置候補の34箇所を示す。この候補地はパワートレインを囲むように配置されており、この中から3点を選択する。3個のマウントの配置場所の番号を P_{t1} , P_{t2} , P_{t3} とおくと次式の関係が成り立つ。

$$1 \leq P_{t1} < P_{t2} < P_{t3} \leq 34 \quad (24)$$

3個のマウントが近接して配置されると、パワートレイン自重の支持が不安定になる。そこでこれに対処するために、

$$\begin{cases} P_{t2} - P_{t1} \geq 5 \\ P_{t3} - P_{t2} \geq 5 \\ P_{t1} + 34 - P_{t3} \geq 5 \end{cases} \quad (25)$$

という制約をつける。

b. マウントのパネ定数と減衰値 各マウントが絶対座標系の x , y , z 方向のパネ定数と減衰値を持つ。これらの値は連続値として与える。マウント剛性に

は、アイドリング振動以外の性能を保証するために、以下の静的な制約条件を設定する。

- ・エンジン始動時の過渡振動や加減速ショックに影響する前後剛性

$$\sum_{i=1}^3 k_{xi} = 35.0 [\text{kgf/mm}] \quad (26)$$

- ・操縦安定性に影響する左右剛性

$$\sum_{i=1}^3 k_{yi} = 45.0 [\text{kgf/mm}] \quad (27)$$

- ・エンジンシエークに影響する上下剛性

$$\sum_{i=1}^3 k_{zi} = 45.0 [\text{kgf/mm}] \quad (28)$$

ただし、 k_{di} ($d = x, y, z; i = 1, 2, 3$) は i 番目のマウントの d 方向の剛性である。また各剛性値、減衰値には上下限值があり、それらをまとめると以下のようになる。

$$\begin{cases} 7.0 \leq k_{xi} \leq 21.0 \\ 9.0 \leq k_{yi} \leq 27.0 \\ 9.0 \leq k_{zi} \leq 27.0 \\ 0.02 \leq c_{di} \leq 0.1 \end{cases} \quad (d = x, y, z; i = 1, 2, 3) \quad (29)$$

安定性のために、減衰値にも剛性値同様の制約条件を設けると、次式になる。

$$\sum_{i=1}^3 c_{di} = 0.1 \quad (d = x, y, z) \quad (30)$$

全設計変数はマウント配置位置が3つに、各マウントが3方向の剛性値、減衰値をもつので、計21個になる。しかし各方向の剛性値、減衰値には線形等式制約条件があるので、式(26)、(29)から

$$\begin{cases} k_{x3} = 35.0 - (k_{x1} + k_{x2}) \\ 14.0 \leq k_{x1} + k_{x2} \leq 28.0 \end{cases} \quad (31)$$

のように変形できる。つまり計21個の設計変数と6個の線形等式制約条件が、計15個の設計変数と6個の境界条件に変形できる。表2に15個の設計変数を、表3に6個の境界条件をまとめる。

5.2 目的関数の設定 アイドリング振動は主に、乗員の着座しているシート取り付け位置で計測されることから、座席を取り付ける車体クロスと左右のサイドシルとの交点、2点を観測点とする。この点における上下方向の振動加速度の周波数応答関数ゲインは図9になる。

エンジンの冷態時までのアイドリング振動を考慮すると、エンジン回転数は600～900rpmの範囲になり、図9では20～30Hzの周波数範囲の振動に相当する。つまりこの周波数範囲の振動応答を下げたいので、目的関数はこの範囲の周波数応答関数を、周波数で

Table2. 15 design variables

	Mount1	Mount2	Mount3
Location	P_{t1}	P_{t2}	P_{t3}
Stiffness (x)	k_{x1}	k_{x2}	k_{x3}
Stiffness (y)	k_{y1}	k_{y2}	k_{y3}
Stiffness (z)	k_{z1}	k_{z2}	k_{z3}
Damper(x)	c_{x1}	c_{x2}	c_{x3}
Damper(y)	c_{y1}	c_{y2}	c_{y3}
Damper(z)	c_{z1}	c_{z2}	c_{z3}

Table3. Boundary conditions

Lower		Upper
14.0	$k_{x1}+k_{x2}$	28.0
18.0	$k_{y1}+k_{y2}$	36.0
18.0	$k_{z1}+k_{z2}$	36.0
0.04	$c_{d1}+c_{d2}(d=x,y,z)$	0.08

Table4. Comparison between result of MPOD and one of GA

		MPOD	GA
A	Response of Optimum Design	0.244	0.240
B	Number of Sampling Points	189	5000
C	Total Calculation Time [sec]	1571.8	1256.8
D	Calculation Time of Response for all Sampling Points [sec]	43.7	1150.0
E	Rete of D for C [%]	2.78	91.50

積分したものをを用いる。ただし観測点が2点あるので、2点のこの積分値を足したものを目的関数とする。積分は0.2Hz刻みの台形積分を用いている。

6. 最適化結果

6.1 MPOD を用いた最適化手法への適用 まず初期サンプリング点として、 N 種類のマウントレイアウトとその目的関数の応答値を求める。 N は式(32)より求める。式(32)は2次の多項式で近似するのに、最低限必要な点数を表す。ここで L は設計変数の数である。

$$N = \frac{(L+1)(L+2)}{2} \quad (32)$$

$L=15$ とすると、 $N=136$ となる。各サンプリング点は式(24)、(25)、(29)と表2、3からなる実行可能領域内から採取する。実行不能領域から集めないのは、近似を良くしたい実行可能領域にサンプリング点を集中させたいからである。

式(21)、(22)の δ_1, δ_2 を共に0.05に設定し、式(23)の α_i を1.5としている。またHNNにより補間した近似関数上の最適解を探索するのに、GAとSQP法を併用している。SQP法は、GAによって得られた解を初期点とした場合、前回の最適解を初期点にした場合とサンプリング点の中で最良のものを

Fig.9 Acceleration Response for Frequency at Observing point

Fig.10 Optimized Response

初期点とした場合とで、計3回の実行をしている。ただしSQP法によって得られる解は連続値なので、最後にこの解の周りで離散値の解を探索している。そして、これらの最適候補の中で、最小のものを各繰り返しでの最適解としている。

6.2 GAとの比較 MPOD法で得られた最適解の有効性を確認するために、同様の問題にGAを適用した結果を示す。GAについては、問題により様々な方法が提案されている⁹⁾が、ここでは基本的なものを利用する。実数型遺伝子でエリート保存戦略を採用し、母集団サイズを50、世代数を100としている。表4にGAとMPOD法の結果を比較する。A項では、得られた最適解の目的関数値を比較しているが、2つの値は近く、MPOD法がGAと同程度の解を得られることの確認ができる。B項では、必要としたサンプリング数、つまり目的関数の計算回数を比較しているが、MPOD法がGAより少ない。しかし全計算時間(C項)では、逆転していることが判る。今回の問題では1回あたりの目的関数の計算時間は約0.23秒である。これを用いて、全目的関数の計算時間を求めると、D項になり、これが全計算時間に占める割合(E項)は、MPOD法が約3%、GAが約90%となる。つまりGAの場合、1回あたりの目的関数の計算時間が全計算時間に与える

影響が大きい。一方、MPOD法で最も時間のかかったプロセスは、毎回更新される近似関数上の最適解を探すときであった。近似関数に対してのGAは、毎回数秒で終了するが、SQP法は、初期点によっては数分かかる場合もあった。つまりMPOD法では、いかに効率よく近似関数上の最適解を探すかが計算コストに大きな影響を与えることが判る。

目的関数の計算時間がかかるような問題に対しては、サンプリング数、つまり目的関数の呼び出し回数の少ないMPOD法が有効であるといえる。

6.3 最適化問題の拡張 図10に最適化された観測点における周波数加速度応答ゲインを示す。アイドリング振動域である20～30Hzの応答は下げられているが、それより低い5～15Hzの領域で悪化傾向にある。そこで5.2節で定義した目的関数の積分範囲を0～30Hzに拡張した最適化問題を考える。他の問題設定は同じである。

今回は収束するまでに、サンプリング点は189点を必要とし、全計算時間は1547.6秒であった。この最適化問題では、1回あたりの目的関数の計算時間は約0.69秒であり、最初の問題と比べて約0.46秒の増加となる。仮にGAを適用した場合に、 $5000 \times 0.46 = 2300$ 秒の計算時間の増加となることから、MPOD法の計算時間での有効性が確認できる。

最適化された応答を図11に示す。問題となっていた低周波数域の悪化を抑えて、アイドリング振動域の低減が確認できる。

7. 結 論

(1) HNNの基底関数の拡張に伴い、回帰係数を一意的に推定できない問題点に対して、サンプリングデータの近似誤差と回帰係数のバラツキをペナルティ係数で重み付けした誤差関数を定義した。この誤差関数により推定される回帰係数が、予測精度を悪化させるオーバーフィッティング現象を回避しやすいことから、その有効性を示した。

(2) 多設計変数の最適化問題にMPOD法を適用するにあたり、サンプリング数の増大を抑制する方法を提案した。GAとの比較により、この手法がサンプリング数を抑えて、GAと同程度の解が得られることを確認した。計算時間に関しては、両手法の特徴を示すことにより、問題に依存することを確認した。

Fig.11 Optimized Response considering Lower Frequency

(3) アイドリング振動の低減を目的としたエンジンマウントの最適配置問題では、低周波数域の悪化を抑えたアイドリング振動の低減化ができた。

文献

- (1) 酒井哲也・岩原光男・白井 裕・萩原一郎, 大型車のエンジンマウントの最適設計(第5報, 遺伝的アルゴリズムを用いたエンジンレイアウトの最適配置), 機論(C), 63巻664号, pp.3815-3822, 2001
- (2) T. Arai, T. Kubozuka and S. D. Gray, Development of An Engine Mount Optimization Method Using Modal Parameters, SAE Technical Paper 932898(1993).
- (3) M. Ishihama, S. Satoh, K. Seto and A. Nagamatsu, Vehicle Vibration Reduction by Transfer Function Phase Control on Hydraulic Engine Mounts, JSME International Journal Series C, Vol.37, No.3(1994), pp.536-541.
- (4) 長松昭男・大熊政明, 部分構造合成法, 培風館, 1991
- (5) 施 勤忠・萩原一郎・高島 太, 応答曲面法による多峰性問題の最適設計法の開発, 機論(A), 65巻630号, pp.232-239, 1999.
- (6) J. G. Sutherland, The Holographic Model of Memory, Learning and Expression, International Journal of Neural System, Vol.1, pp.259-267(1990).
- (7) 萩原一郎・施勤忠・小机わかえ, 目的関数のニューラルネットワーク推定による衝撃最適設計法の開発, 機論(A), 63巻616号, pp.2510-2517, 1997.
- (8) 坂和正敏・田中雅博, 遺伝的アルゴリズム, 日本ファジィ学会編「ソフトコンピューティングシリーズ」, 朝倉書店, 1996.