

## 自動車衝突時の乗員挙動評価のための近似モデル構築

堀井 宏祐<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 山梨大学工学部機械システム工学科

本研究では非線形性が強く、多峰性応答を示す自動車衝突時の乗員挙動を効率的に評価するために、マルチボディ解析手法によって構築した乗員挙動解析モデルの計算結果をトレーニングデータとして、ガウシアンプロセスおよび異方性クリギングによって近似モデルを構築した。構築した近似モデルについて、トレーニングデータとテストデータを用いてその近似精度を検証した結果、頭部傷害基準値、胸部合成加速度、大腿部圧縮荷重について、高い近似精度が得られた。

## Approximation Modeling for Evaluation of Occupant Behavior at Vehicle Crash

Hirosuke Horii<sup>†</sup>

<sup>†</sup> Dept. of Mechanical Systems Engineering, University of Yamanashi

In this paper, approximation models of an occupant behavior at a vehicle crash are constructed by using Gaussian Process and Anisotropy Kriging. The approximation models are used for efficient evaluation of the occupant behavior which has high nonlinearity and multimodal response. Training data sets are obtained by using an analytical model of Multi-body Dynamics simulation. Then accuracies of the approximation models are verified by using training data set and test data set. The results shows the approximation response is in good agreement with HIC, ChestG and Femur Load.

### 1 はじめに

自動車の設計開発においては、実車の試作、試験には多くの時間と費用がかかるため、設計段階において数値解析による仮想試作が行なわれる。仮想試作においては、多数の設計案の安全性能、強度、重量等の評価指標が算出され、設計者は各指標のトレードオフや制約条件を参照し、候補となる設計案を選択する。

乗員保護システム設計においては、有限要素解析やマルチボディ解析によって、衝突時の乗員挙動解析モデルが構築され、人体各部の衝撃応答や保安基準に基づく評価指標が算出される。衝突現象は非線形性が強く、衝突安全性能の評価指標は多峰性応答を示すため、数理的最適化手法では最適化は困難であり、応答曲面法を用いた最適化事例<sup>1, 2)</sup>や進化的計算を用いた最適化事例<sup>3, 4)</sup>が報告されている。

著者らは現在までに、マルチボディ解析を用いて衝突解析モデルを構築し、乗員保護システムの進化的多目的最適化を行い、安全性能のトレードオフ情報の把握や、パレート解の分析による設計変数の安全性能に対する寄与の把握など、乗員保

護システム設計における有用な設計情報を得てきた<sup>5)</sup>。

マルチボディ解析は比較的計算負荷が低いため、繰返し計算が必要とされる進化的計算に適しているが、著者らの構築した解析モデルでは、Pentium4 3GHz / 2GB RAM の計算機で1個体あたりの評価計算に約15分、1回の最適化で2000個体程度の評価計算に20コアのPCクラスタ環境で約1日の時間を要していた。

本報ではより効率良く設計案の評価を行なうために、限られた実計算結果から応答曲面法によって近似モデルを構築し、近似精度を検証した結果を報告する。

### 2 近似モデル構築

本研究では、応答曲面生成手法としてガウシアンプロセス (Gaussian Process, GP)<sup>6)</sup> と異方性クリギング (Anisotropy Kriging, AKR)<sup>7)</sup> を用いて、乗員挙動評価のための近似モデルを構築する。評価指標として、保安基準で定められている指標を用いる。また、マルチボディ解析手法によって構築した乗員挙動解析モデルの計算結果をトレーニングデータとして用いる。

## 2.1 乗員挙動の評価指標

日本の保安基準では「前面衝突時の乗員保護の技術基準」において下記の判定基準が定められている。

- 頭部傷害基準値  $\leq 1000$
- 胸部合成加速度  $\leq 588\text{m/s}^2(60\text{G})$
- 大腿部圧縮荷重  $\leq 1000\text{daN}(1021\text{kgf})$

頭部傷害基準値 (Head Injury Criterion, *HIC*) は頭部傷害の程度を示す指数であり、実車試験においては、ダミー人形の頭部重心位置に3軸方向に取り付けられた加速度計によって計測される衝突時の頭部加速度の時間波形  $a(t)$  を用いて次式で算出される。

$$HIC = \left[ \left( \frac{1}{t_2 - t_1} \int_{t_1}^{t_2} a(t) dt \right)^{2.5} (t_2 - t_1) \right]_{\max} \quad (1)$$

ただし  $t_2 - t_1 \leq 0.036\text{sec}$ .

また、胸部合成加速度 (*ChestG*) は胸部重心位置に取り付けられた3軸加速度計、大腿部圧縮荷重 (*Femur Load*, *FL*) は左右大腿部に取り付けられた1軸ロードセルによって得られた計測値により算出される。

本研究では *HIC* と *ChestG*、左右 *FL* (*FL\_L*, *FL\_R*) を乗員挙動評価指標として近似推定を試みる。

## 2.2 乗員挙動解析モデル

マルチボディ解析を用いて図1に示す前面衝突時の乗員挙動解析モデルを構築した。マルチボディ解析は構造物や機械を剛体や弾性体の複数の要素の結合によってモデル化し、各要素の運動と接触による相互作用を計算することで挙動や振動現象をシミュレートする。以下に、構築した解析モデルの構成について述べる。

日本の保安基準で定められているフルラップ前面衝突試験を想定した解析モデルを構築した。解析モデルは前面衝突用ダミー人形の Hybrid-III ダミーのマルチボディモデルを中心に、シート、ステアリング等の乗員回りの機材と、エアバッグ、シートベルトの乗員保護装置によって構成され、フルラップ前面衝突時の加速度の時間波形を解析モデルに与えることで衝突後、0.12秒間の乗員挙動をシミュレートする。

本研究では *HIC*、*ChestG*、*FL* に強い影響を及ぼすエアバッグ、シートベルト、ニーボルスター

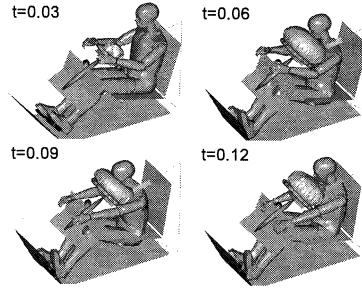


図 1: 前面衝突解析モデル

に関する6つの変数を設計変数とする。設計変数を表1に示す。

エアバッグでは、衝突検知の *AB\_TTF* 秒後にインフレーターがガス発生剤が着火され、発生したガスがエアバッグを展開する。通常、ガスの発生後、エアバッグが展開を完了するまでの時間は約0.04-0.05秒であり、発生ガスの質量流量 *AB\_MFR* で展開速度を制御する。エアバッグ展開後、乗員頭部がエアバッグと接触し、エアバッグに設置されたベントホールからエアバッグ内のガスを放出することで、乗員の運動エネルギーが消費される。ベントホール径の設定係数 *AB\_VHF* でガスの放出効率を制御する。

シートベルトではプリテンション機構とロードリミッタ機構をモデル化している。プリテンションは衝突時にシートベルトを引き込むことで乗員をシートに固定し、シートベルトの効果を高める機構であり、衝突検知の *SB\_TTF* 秒後に作動する。ロードリミッタはシートベルトに規定の荷重が掛かった後、規定荷重を保ちながらシートベルトを繰り出すことで胸部への衝撃を緩和する機構であり、規定荷重を *SB\_LL(N)* で制御する。

ニーボルスターは衝突時に乗員の膝からの荷重を受ける。剛性係数 *KB\_SF* でニーボルスターの剛性を制御する。

## 3 数値実験

GP と AKR によって構築した近似モデルの精度を検証する。

### 3.1 評価方法

表1の6設計変数を入力値、*HIC*、*ChestG*、*FL\_L*、*FL\_R*を応答値として、トレーニングデータ数を100、200、300、400と変化させた時の近似モデルの精度を平均相対誤差 (Mean magnitude of relative error, *MMRE*) を用いて評価する。平均

表 1: 設計変数

	Variable	Range and Name
Air Bag:	Time to Fire (sec.)	$0.015 \leq AB\_TTF \leq 0.035$
	Mass Flow Rate	$0.5 \leq AB\_MFR \leq 2.0$
	Vent Hole Factor	$0.5 \leq AB\_VHF \leq 2.0$
Seat Belt:	Time to Fire (sec.)	$0.01 \leq SB\_TTF \leq 0.03$
	Load Limit (N)	$2000 \leq SB\_LL \leq 6000$
Knee Bolster:	Stiffness Factor	$0.5 \leq KB\_SF \leq 2.0$

相対誤差はサンプル点  $\mathbf{x}_i$  の実計算値を  $f(\mathbf{x}_i)$ , 推定値を  $\hat{f}(\mathbf{x}_i)$ , データ数を  $n$  として, 次式で算出される.

$$MMRE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|f(\mathbf{x}_i) - \hat{f}(\mathbf{x}_i)|}{f(\mathbf{x}_i)} \times 100 \quad (2)$$

サンプル点の取得方法は, 外挿を避けるためにまず設計変数空間の頂点を  $2^6$  点取得し, 残りのデータを設計変数空間内部からランダムに取得する. また, テストデータは設計変数空間内部からランダムに 100 点取得する.

### 3.2 実験結果

表 2 にトレーニングデータにおける実計算値と推定値との平均相対誤差を, 表 3, 図 2 にテストデータにおける実計算値と推定値との平均相対誤差を示す.

トレーニングデータについては, GP においては 7.06E-12 % から 1.99E-05 %, また, AKR においては GP に劣るが 1.97E-05 % から 1.68E+00 % の平均相対誤差であり, 両手法共に高精度に近似している.

テストデータについては, 全体的な傾向としてトレーニングデータ数が増えると近似精度が向上しているが, *HIC* の平均相対誤差は GP で 6.21 % から 18.09 %, AKR で 4.08 % から 6.35 % となり, GP においてその傾向が顕著である. 一方, *ChestG* は 1.27 % から 2.56 %, *FL\_L* は 2.89 % から 3.64 %, *FL\_R* は 2.25 % から 3.07 % と, GP, AKR の両手法共にデータ数の多少によらず, 十分な近似精度が得られた.

*HIC* は頭部とエアバッグの接触応答から算出される. 頭部とエアバッグは自由度が高いため, 他の指標よりも非線形性が強く, 近似が困難であると考えられる. このことから, *HIC* の近似精度の向上が, 近似モデルの高精度化に重要であることが解った.

## 4 おわりに

本研究ではガウシアンプロセスおよび異方性クリギングによって自動車衝突時の乗員挙動の近似モデルを構築し, その近似精度を検証した. 検証の結果, 頭部傷害基準値 (*HIC*) の近似精度の向上が近似モデルの高精度化に重要であることが解った.

## 参考文献

- 1) 矢島秀起ほか: 自動車の安全装備に対する統計的設計支援システムの適用, 日本機械学会論文集 (A 編), Vol. 65, No. 637, pp. 1874-1880 (1999).
- 2) 施勤忠, 萩原一郎, 高島太, 戸倉直: 多峰性最適化解析技術を用いた車体と乗員拘束装置の適合に関する研究, 自動車技術会論文集, Vol. 31, No. 3, pp. 107-113 (2000).
- 3) Fu, Y., Yang, R.J. and Yeh, I.: A Genetic Algorithm for Optimal Design of an Inflatable Knee Bolster, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, Vol. 26, No. 3-4, pp. 264-271 (2004).
- 4) Fu, Y. and Abaramoski, E.: Robust Design for Occupant Restraint System, *Reliability and Robust Design in Automotive Engineering 2005*, SAE Technical Papers 2005-01-0814 (2005).
- 5) 堀井宏祐, 大谷朝彦, 野間宏平: 進化的多目的最適化による自動車乗員保護システム設計, 情報処理学会論文誌 数理モデル化と応用, Vol. 1, No. 1, pp. 53-59 (2008).
- 6) Rasmussen, C.E., and Williams, C.K.I.: *Gaussian Processes for Machine Learning*, MIT Press (2006).
- 7) Wackernagel, H.: 地球統計学, 森北出版 (2002).

表 2: GP と AKR のトレーニングデータにおける実計算値と推定値との平均相対誤差

Num. of training data	GP: Training data				AKR: Training data			
	100	200	300	400	100	200	300	400
<i>HIC</i>	4.85E-11	3.35E-11	2.15E-11	1.06E-11	4.95E-01	1.12E+00	1.97E-05	1.68E+00
<i>ChestG</i>	1.22E-11	7.06E-12	7.37E-12	4.41E-11	1.00E+00	1.12E+00	1.12E+00	1.09E+00
<i>FL_L</i>	1.70E-05	2.92E-11	8.46E-08	3.35E-06	5.01E-01	3.94E-01	5.61E-01	8.00E-01
<i>FL_R</i>	1.99E-05	3.31E-11	1.30E-11	3.21E-06	5.07E-01	4.80E-01	6.25E-01	7.92E-01

表 3: GP と AKR のテストデータにおける実計算値と推定値との平均相対誤差

Num. of training data	GP: Test data				AKR: Test data			
	100	200	300	400	100	200	300	400
<i>HIC</i>	18.09	8.56	6.21	6.77	6.35	4.12	5.24	4.08
<i>ChestG</i>	2.30	1.87	1.35	2.56	1.66	1.34	1.30	1.27
<i>FL_L</i>	3.33	2.89	3.07	3.13	3.32	3.64	3.64	3.24
<i>FL_R</i>	3.07	2.55	2.78	2.35	2.55	2.85	2.71	2.25

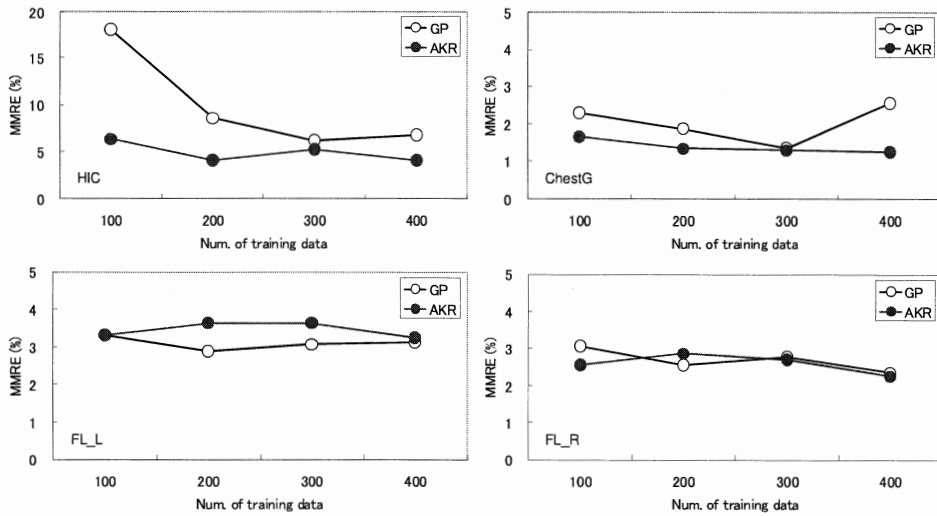


図 2: GP と AKR のテストデータにおける実計算値と推定値の平均相対誤差