

リアルタイム空力デザインシステムの開発

Development of Real-time Aerodynamic Design System

福 重 貴 浩*
Takahiro FUKUSHIGE
大 熊 友 貴*
Yuki OKUMA

有 吉 斗紀知*
Tokitomo ARIYOSHI
岡 部 達 哉*
Tatsuya OKABE

宇 田 有 佑*
Yusuke UDA
山 本 幸 一**
Koichi YAMAMOTO

Lars GRAENING ***

Stefan MENZEL ***

Markus OLHOFFER ***

要 旨

自動車の空力性能と形状感度をリアルタイムに計算する「リアルタイム空力デザインシステム」を開発した。本システムは、近似モデル、カテゴライジング、特徴量抽出、感度解析、及び自動更新機能付 Database (DB) 等の技術要素から構成され、近似モデルとカテゴライジング技術の組合せによるリアルタイム空力性能計算、感度解析技術による形状感度表示、自動追加学習機能による継続的な精度向上機能を実現している。

開発したシステムと従来の空力性能評価手法である Computational Fluid Dynamics (CFD) の計算結果を比較し、計算時間の大幅な短縮と有効性を確認した。

ABSTRACT

A real-time aerodynamic design system has been developed. The new system makes possible real-time computation of the aerodynamic performance and shape sensitivity of passenger cars. The system is made up of technological elements including approximation modeling, categorizing, extraction of feature values, sensitivity analysis and automatic database update. It realizes real-time computation of aerodynamic performance through the combination of approximation modeling and categorizing technologies, computation of shape sensitivity by means of on-line sensitivity calculations, and continuous increase in accuracy by means of automatic learning.

Computational results for Computational Fluid Dynamics (CFD) and the real-time aerodynamic design system were compared in order to evaluate the performance of the system, verifying its effectiveness and ability to reduce computation time.

1. まえがき

近年、自動車の燃費低減の要求に伴う空力抵抗低減の重要性が著しく高まっている。なかでも、商品性に大きな影響を及ぼす外観形状と空力性能の両立は大きな課題である。

現状、空力性能の評価は風洞試験、及び CFD が用いられている。風洞試験は、設備をはじめ車体モデルの製作等に多大な時間と費用を要している。一方、CFD は風洞試験と比較し大規模な設備は必要としない。さらに、飛躍的なコンピュータの高速化により計算時間が短縮され、設計ツールとして実用の域に達している。また、計算格子の生

成アルゴリズムの改良による計算準備工数の飛躍的低減により、車体デザインの初期段階における空力性能評価手法として期待が大きく高まっている。車体デザインの初期段階では、形状変更の量も大きく試行回数も多くなり、計算時間短縮に対する要求も厳しくなる。CFD は流体現象の支配方程式である質量保存、運動量保存、エネルギー保存の非線形方程式を空間に生成した計算格子を用いて線形化し解くため、計算格子数の増大と共に計算時間も増大する特性を有している。現状、車体の空力性能を十分に再現する格子解像度の CFD 計算は、最新の並列計算機を用いても数時間程度を要している。計算時間以外の課題として、

* 基礎技術研究センター

** 四輪 R&D センター

*** HONDA RESEARCH INSTITUTE EUROPE GMBH

CFDの計算結果は流速, 圧力等の物理量であり, これらの結果から現象を理解し性能改善のための指針決定するプロセスの困難さが挙げられる。

これらの課題を克服するために, 機械学習をベースとした近似的統計モデル (以下, 近似モデル) とオンライン感度解析を主要構成要素とするリアルタイム空力デザインシステムを開発した。本報において, システム構成技術, 性能について述べ, 本システムの有用性をデータと共に示す。

2. システム構成

本章において, リアルタイム空力デザインシステムの構成技術を示す。

2.1. システム設計

Fig. 1に, リアルタイム空力デザインシステムのシステム概念図を示す。図の左側緑枠内は, ユーザ画面のイメージ, 右側はシステム計算部を各々示している。図の左側緑枠部分に示すとおり, ユーザが形状を入力すると空力性能と形状感度をリアルタイムに表示する。図の右側は, システム計算部を示している。計算は, 図に示すとおり以下の手順で実施される。

- (1) 車体形状から形状特徴量を抽出する。
- (2) 事前計算 DB から適切な所属カテゴリを選定する。
- (3) 所属カテゴリの近似モデルを使用し性能計算する。

2.1.1. 事前 DB の作成

リアルタイム空力デザインシステムで計算を実施するためには, 事前に DB を構築し近似モデルを生成する必要がある。本節において, 事前DBの構築法を述べる。Fig. 2に, 事前DB作成の概要を示す。事前DB生成のために, まずベースラインの車両形状をもとに Free Form Deformation (FFD) ⁽¹⁾にて変形形状を生成する。変形形状が偏らないために, 実験計画法 (Design Of Experiments: DOE) の一種である Latin Hypercube Sampling (LHS) ⁽²⁾を用いて FFD の変形を制御する。変形した形状に対し, CFD を用いて空力性能値を算出し, DB に特徴量と共に追加する。その後,

DB 内のデータを用いて近似モデルを生成する。以上が事前DBの生成手順であり, ベースラインの形状データ入力すれば自動的に生成される。

2.1.2. 自動精度向上機能

車体形状が事前に用意したDB内データとの差異が大きい場合, 生成した近似モデルでは十分な予測精度が得られない可能性がある。リアルタイム空力デザインシステムでは, 予測精度が低いと判断される場合, 2.1.1. 項で述べた処理を自動的におこないDBの追加を実施する。自動追加計算は, 以下の二つの条件を満たした場合実行される。

- (1) 新形状がDB内設計空間の外にある場合
- (2) 新形状がDB内設計空間の疎な部分にある場合

なお, 設計空間の内外判定, 疎密判定にはDB内の特徴量重心からのユークリッド距離を用いている。

2.1.3. GUI 設計

ユーザの利便性を向上するために, リアルタイム空力デザインシステムは, AutoDesk 社製のソフトウェア Alias にプラグインされている。Fig. 3に, リアルタイム空力デザインシステムの表示画面を示す。Alias のツールバーからシステムを選択し, 車体諸元を入力することによりシステムの実行が可能となる。ユーザは, 形状感度画面を考慮し所望の空力性能値達成まで形状変更と計算実行をおこなう。

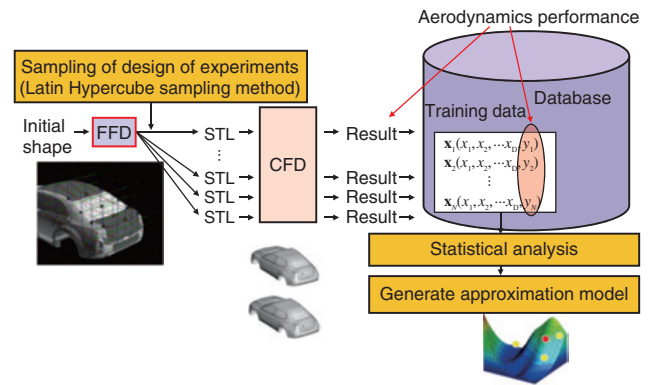


Fig. 2 Procedure of off-line learning for real-time aerodynamic design system

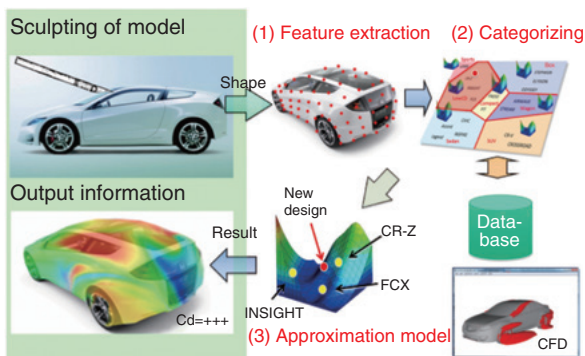


Fig. 1 Conceptual figure of real-time aerodynamic design system

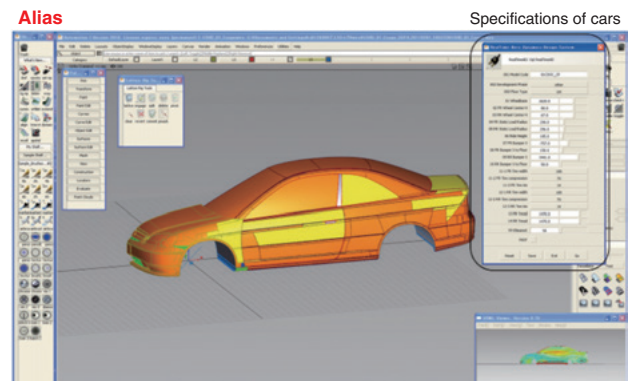


Fig. 3 GUI of real-time aerodynamic design system

2.2. データ管理

リアルタイム空力デザインシステムのDBに蓄積されるデータは、2.1.1. 項で示した事前DB作成のプロセス、及び2.1.2. 項で示した自動性能向上に伴うプロセスから生成される。それらのデータ管理は、オープンソースのデータ管理ソフトウェア PostgreSQL を用いておこなう。リアルタイム空力デザインシステムのDBは、形状ポリゴンデータ、特徴量データ、性能値データから構成される。DBへの書き込み等のインタフェースを含む処理のために次項以降に示す Database Management System (DBMS) を開発し実施している。DBMSの利用は、効率的なDB内の検索や管理を可能とする。DBMSは、近似モデル、カテゴリライジング、自動精度向上機能、及び感度解析等への対応も可能となっている。

2.2.1. DB 構造

リアルタイム空力デザインシステムのDB構造は、一般的なDBと同様に空力性能値に限定せず利用可能である。Fig. 4に、DBの階層構造を示す。リアルタイム空力デザインシステムのDBは、projectsとdesign processesの二つから構成されている。ここで、projectsは異なるdesign processesをグループ化する役割を担っている。

projectsは、開発段階と開発機種名をもとに生成される。実際の特徴量、空力性能等のデータはdesign processes内へ開発段階、車体データ、ユーザ名と共に蓄積される。design processes内に蓄積された各々のデータは三角形非構造格子で定義された車体表面形状データとリンク構造を形成する。

2.2.2. カテゴリの管理

DB内のデータは、形状の類似性にもとづきいくつかのカテゴリに分類される。これらは、近似モデルの精度向上と信頼性向上のために完全に自動で生成される。カテゴリ分類のために、DB内に仮想的なカテゴリの境界が実装されている。

データが追加されるたびに、カテゴリレイヤは再構築される。デザインデータの変位量の計算と近似モデルの学習は、カテゴリごとに実施される。また、変位量の計算と近似モデルの学習はカテゴリが再構築されるごとに再計算される。

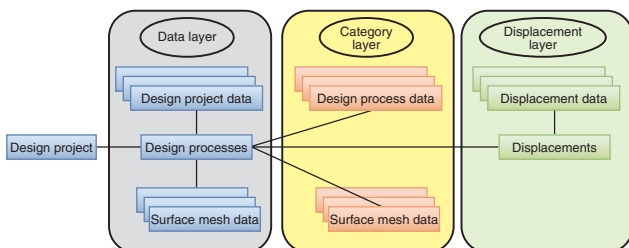


Fig. 4 Visualization of the three-layered database structure for managing design categories within the database

3. 近似モデル

リアルタイム空力デザインシステムの近似モデルは、車体形状から抽出された特徴量を入力値として空力性能を出力する関数である。近似モデルには複数のパラメータが含まれる。それらの値はDB内データを用い機械学習によって推定される。リアルタイム空力デザインシステムではKriging^{(3), (4)}とVariational Bayesian Sparse Regression (VBSR)⁽⁵⁾の二つの近似モデル手法を用いている。以下に、近似モデル手法の概要と特徴を各々示す。

3.1. Kriging

Krigingは高精度な近似モデルを作ることが可能であるため、工学分野で広く用いられている手法の一つである。式(1)にKrigingの予測近似式を示す。

$$\hat{y} = C_0 + \sum_{n=1}^N C_n f_n(\mathbf{x}_p). \quad (1)$$

ここで、 $\hat{y}$ は近似性能値、 $\mathbf{x}_p$ は予測データの特徴量、 N はサンプリング点数、 $C_n, f_n(\mathbf{x}_p)$ は任意の係数と放射基底関数を各々示す。式(1)はKrigingによる予測がバイアス C_0 に放射基底関数の重み付け和(右辺第二項)を加えたものであることを示している。Fig. 5にKriging予測の概念図を示す。

式(2)、(3)に、Krigingで使用する放射基底関数を各々示す。

$$f_n = \mathbf{R}(\mathbf{x}_p, \mathbf{x}_m), \quad (2)$$

$$\mathbf{R}(\mathbf{x}, \mathbf{x}_j) = \prod_{d=1}^D e^{-\theta^d |x_i^d - x_j^d|^{p^d}}. \quad (3)$$

ここで、 $\mathbf{x}_m$ は学習データの特徴量、 d は特徴量のインデックス、 D は特徴量数、そして $\mathbf{R}(\mathbf{x}, \mathbf{x})$ は空間相関関数(Spatial Correlation Function: SCF)を各々示す。また、 $\mathbf{R}(\mathbf{x}, \mathbf{x})$ に含まれる p と θ はそれぞれ放射基底関数の広がりや滑らかさを決定付けるパラメータである。Fig. 6に p と θ を各々変化させた時の放射基底関数の変化を示す。左図は、 p の値が大きくなるほど放射基底関数が滑らかな凸形状になることを示している。また、右図は、 θ が大きいほど対応する学習点の影響がより狭い範囲に現れることを示している。

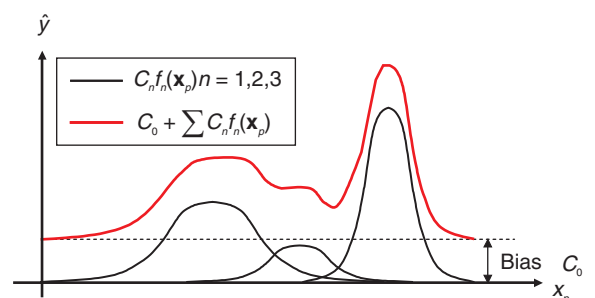


Fig. 5 Conceptual figure of Kriging

p と θ は特徴量の数だけ存在する未知のパラメータであり、推定する必要がある。パラメータ推定は尤度の最大化 (Maximum likelihood estimation: MLE) に基づいておこなう。局所解に収束するのを防ぐため、まず遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA) で大域的探索をおこない、その後、局所的探索手法である Hill-climbing を用いて値を収束させる。Kriging は他の近似モデル手法に比べパラメータ数が多く近似関数の設計自由度が高いため、高精度なモデルの構築が期待できる。しかし、パラメータの推定に要する学習時間が長いことが問題である。パラメータの推定時間は学習データの数に大きく依存する。

3.2. VBSR

VBSR は脳活動の弁別において用いられている手法で、モデル学習時に予測に有効な特徴量が自動的に決定される特徴を有している。そのため、特徴量が非常に多い (数千以上) 問題にも対処することが可能である。式 (4) に VBSR の予測近似式を示す。

$$\hat{y} = \mu + \sigma_y \sum_{i=1}^{D_{act}} w_i x_i. \quad (4)$$

ここで、 μ は学習データの平均値、 σ_y は学習データの標準偏差、 i は有効な特徴量、 D_{act} は有効な特徴量の数、 w は各特徴量の重みを各々示す。式 (4) は、VBSR による予測がバイアス (右辺第一項: μ) と線形重み付け和を足し合わせたものであることを示している。予測近似式は特徴量と重みの単純な線形結合である。Fig. 7 に、次元問題における Kriging と VBSR の比較例を示す。図に示すとおり、Kriging では学習データ上をほぼ通過するような曲線が生

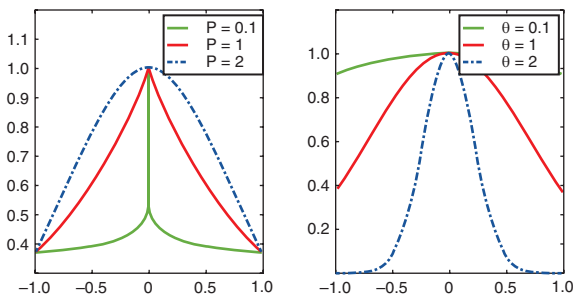


Fig. 6 Correlation of radial basis function with varying p (left), θ (right)

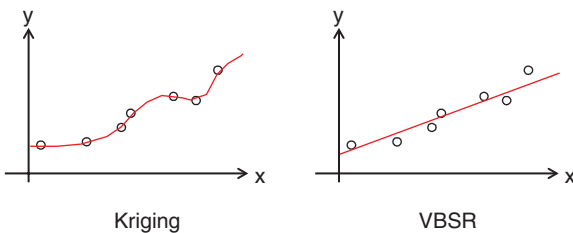


Fig. 7 Comparing phenomena of Kriging and VBSR

成される。一方、VBSR では全ての学習データに対して距離的な偏りのない直線が生成される。

VBSR は、パラメータ推定にベイズ推定を用いる。ベイズ推定も Kriging のパラメータ推定で用いられている最尤推定と同様、統計学的なパラメータ推定法であり、パラメータを確率変数として扱うため、データの偏りなどにも対応可能である。さらにベイズ推定の大きな特徴として、パラメータのパラメータ (ハイパーパラメータ) も推定することが可能である。VBSR ではベイズ推定の特徴を生かし、パラメータ w に加え w が予測において有効か判定をするハイパーパラメータ α を導入し推定することでモデル学習の際にパラメータ削減をおこなう。 α は自動関連決定事前分布 (Automatic Relevance Determination Priors: ARD) と呼ばれる。

VBSR のモデル学習では、 w と α を同時に未知数にすることを避け、変分ベイズ法を用いてそれぞれの事後分布を交互に最大化し、その値が収束するまでそれぞれのパラメータの値を更新し続ける。ここで w の更新時、しきい値を下回った w があった場合、モデル学習から除外する。これが VBSR における特徴量削減の仕組みである。VBSR は Kriging と比べて学習時間が非常に短い。さらに、Kriging 同様、パラメータは使用者の経験を必要とせず自動的に求められる。また、VBSR の学習時間は特徴量数に大きく依存する。

リアルタイム空力デザインシステムでは Kriging と VBSR を予測領域に応じて使い分けしている。また、Kriging の学習時間を短くするため、Kriging の学習の際には VBSR によって削減された特徴量を用いている。

4. カテゴリライジング

Fig. 8 にカテゴリライジングの概要を示す。カテゴリライジングは、左側に示すクラスタリングと右側に示すクラス分類の二つに大別される。事前に用意した多数のデータを類似データごとにクラスと呼ぶグループにまとめ、分類することがクラスタリングである。一方、既に分類したデータに対し新データの所属カテゴリを予測することがクラス分類である。クラスタリング手法として、Self-Organizing Map (SOM)⁽⁶⁾、K-means⁽⁷⁾ 等、クラス分類手法として Neural Network (NN)⁽⁸⁾、Sparse Logistic

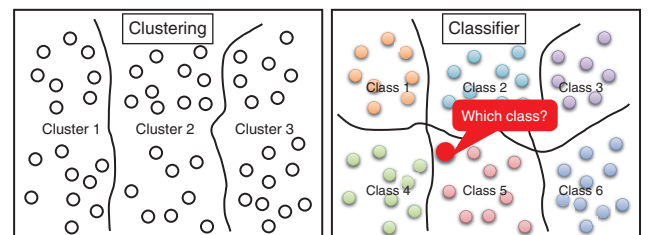


Fig. 8 Clustering and Classifier

Regression (SLR)⁽⁵⁾, Support Vector Machine (SVM)⁽⁹⁾等が挙げられる。

4.1. システムにおけるカテゴリライジング

リアルタイム空力デザインシステムでは、近似モデルによる空力性能予測の精度向上のため形状の類似性の高いもの同士をクラスタリングし、クラスごとに近似モデルを生成している。Fig. 9 に、リアルタイム空力デザインシステムにおけるカテゴリライジング技術の適用イメージを示す。図の左側はDB内の全てのデータに対し近似モデルを生成した例を示している。図の右側は、DB内のデータを形状によりクラスタリングし、クラスごとに近似モデルを生成した例を示している。

Fig. 10 に、リアルタイム空力デザインシステムDB内に蓄積されたデータのイメージを示す。実際の運用においては、ベースライン形状ごとにクラス分を生成する。各クラス内のデータは、ベースライン形状データを2.1.1. 項で述べた方法で生成される。

新しい形状データを入力した際には、SLRを用いて所属クラスを決定する。SLRは、ロジスティック回帰分析にベイズ推定による拡張をおこなった手法であり、SLRから出力されるクラス判別のための重み推定結果を分類するクラスへの所属確率とし、クラスを割り当てる手法として適用している。

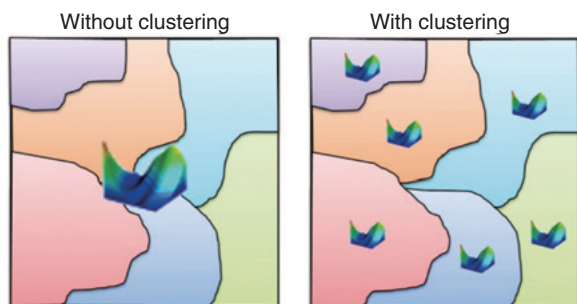


Fig. 9 Application of categorizing technique

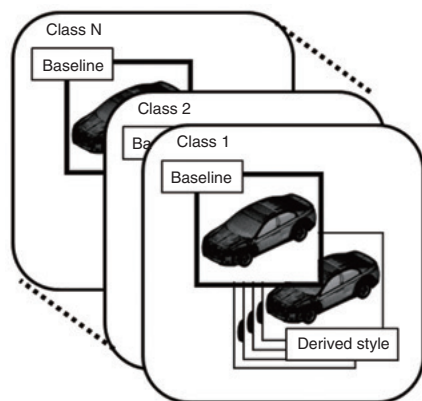


Fig. 10 Data structure image of DB

4.2. カテゴリ境界の取扱

Fig. 11 に、クラス境界部分のイメージを示す。全体データを複数クラスに分類し、カテゴリごとに生成された近似モデルで予測する場合、クラス境界部分での予測精度に問題が生じる。

Fig. 12 に、リアルタイム空力デザインシステムで用いたクラス境界の取扱いイメージを示す。リアルタイム空力デザインシステムでは、近似モデル精度向上のため、SLRから出力されるクラス所属確率を利用して全予測近似モデルの線形加重和を求める方法(確率利用法)で空力性能を予測している。確率利用法は、クラス所属確率を利用することにより、境界線領域を各クラスで線形に補間することが可能である。

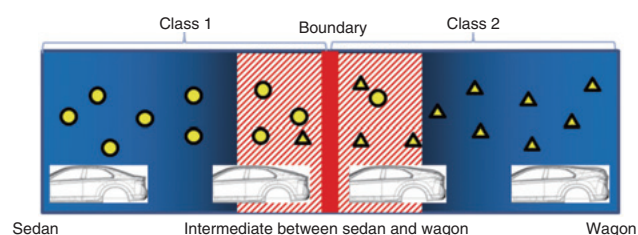


Fig. 11 Image of category boundary

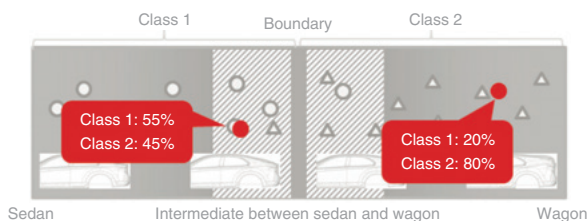


Fig. 12 Boundary treatment of real-time aerodynamic design system

5. 特徴量抽出

リアルタイム空力デザインシステムでは、近似モデル、及びカテゴリライジングの入力値として、車体形状を数値パラメータで表記した特徴量を使用している。特徴量として車体表面上の位置座標、表面角度、及び曲率を抽出している。以下に抽出手法の詳細を示す。

5.1. 手法の概要

リアルタイム空力デザインシステムでは、任意な車体形状の取扱を可能とするため、車体形状によらず安定的に所望の位置の特徴量を抽出する必要がある。今回、Dynamic Programming (DP) マッチング⁽¹⁰⁾⁻⁽¹²⁾をベースとして改良することにより車体形状の変化に対してロバストな特徴量抽出技術を開発した。DP マッチングとは、二つの異なる時系列パターンの各要素を紐付けする手法であり、音声認識

などで広く利用されている。Fig. 13 に DP マッチングの例を示す。図左側の二次元グラフは、予め用意しておいた参照パターン、下側の二次元グラフはマッチング対象の参照パターンを各々示す。図、中央のカラーコンタは、参照パターンとマッチング対象の要素間の距離差の絶対値を示す。DP マッチングは、各要素間の誤差が最小となるように、参照パターンを非線形に伸縮させながら紐付けの最適経路を決定する手法である。複数の参照パターンのうちから最適経路の累積距離が最小となるものを入力パターンに最も類似したものとし選択する。DP マッチングの特徴として以下の二点が挙げられる。(1) 少数の参照パターンでも入力パターンの非線形な形状変化を吸収できる点。(2) 未知の入力パターンについても自動的に特徴点を求めることができる点。また、計算時間についても、DP マッチングを用いることで最適化問題を部分問題に分解して解くことができ、少ない計算量で効率的に計算をおこなうことが可能である。

DP マッチングをリアルタイム空力デザインシステムの特徴量抽出部に適用するにあたり、三次元形状から二次元断面を抽出した。精度向上のため、抽出した断面線の重心からの距離に加え、角度も考慮した一次元複素特徴ベクトル生成し DP マッチングを適用した。

5.2. 計算手順

Fig. 14 に DP マッチングの手順を示す。図に示すとおり、以下の四つの手順で特徴量を抽出する。

- (1) 三次元形状データから車体の 2 次元断面線を抽出する。
- (2) 二次元断面線を一次元複素特徴ベクトルへ変換する。
- (3) DB 内のテンプレートとマッチングを実施し、特徴量抽出する。
- (4) (3) で求めた特徴点を基準に車体全体から格子状に特徴量を抽出する。

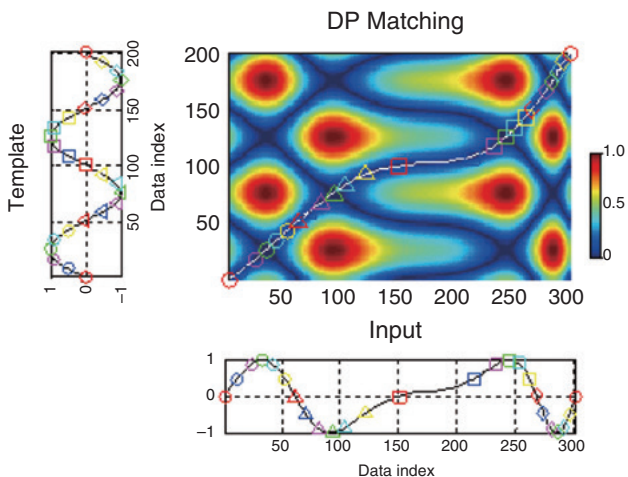


Fig. 13 DP matching method

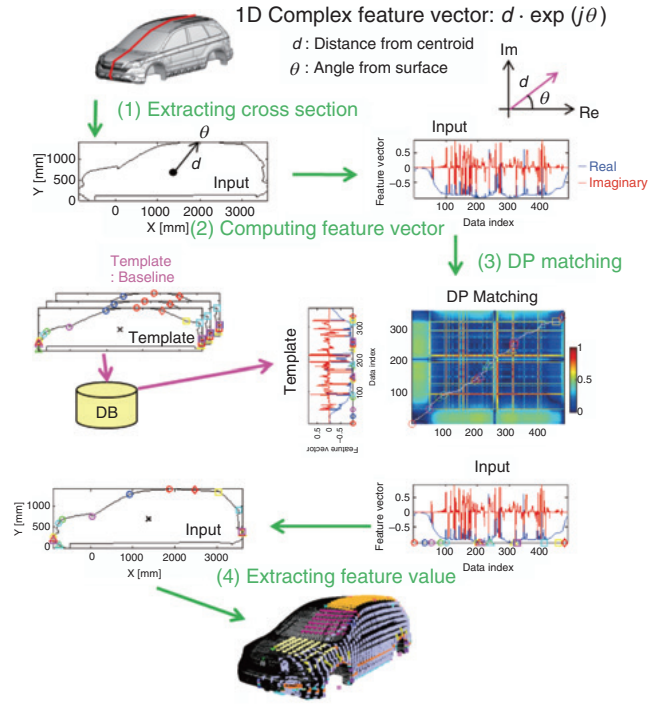


Fig. 14 Procedures of DP matching

6. 感度解析

形状変更と空力性能の相関は、ユーザにとって非常に重要である。感度解析手法は、現在さまざまな手法⁽¹³⁾が提案されている。手法を大別すると主に二つからなる。多種多様なデータ中から感度を求める大域的手法と、着目形状との勾配を計算する局所的手法である。大域的手法は大変形を考慮できるのに比べ adjoint⁽¹⁴⁾に代表される局所的手法は小変形にしか対応できない。

リアルタイム空力デザインシステムでは、高速に大域的な感度情報を計算するためにオンライン感度解析システムを使用している。オンライン感度解析システムは、事前計算、及び自動精度向上時に蓄積された DB に直接アクセスすることで高速計算を実現している。なお、相関係数の計算手法は、Spearman⁽¹⁵⁾の相関係数を使用した。

6.1. 変位量の計算

変位量の計算は、二つの車体表面の非構造三角形データの変位を計算することにより算出している。各頂点の変位量は以下のように定義される。

$$\delta_{i,j} = (v_j - v_i) \cdot n_i \quad (5)$$

ここで、 δ 、 v 、 n は、変位量、頂点、法線ベクトルを各々示す。また、添え字 i, j は変位元の形状、変位先の形状を各々示す。変位先の頂点は、変位元の頂点から距離最小点を対象として選択する。

6.2. オンライン感度解析

Fig. 15 に、オンライン感度解析処理の計算手順を示す。図中のオレンジの四角が処理の内容、灰色の四角が結果、データを各々示す。図に示すとおり、車体形状から抽出した特徴量、近似モデルから出力された空力性能値がオンライン感度解析の入力となる。以下に各処理の詳細を示す。

(1) Find the best matching category

ユーザが与えた車体形状がどのカテゴリに属するか、特徴量から決定する。所属カテゴリの判別は、所属カテゴリのベースラインデータと入力形状の特徴量からユークリッド距離を求めた後、ユークリッド距離が最小なカテゴリを所属カテゴリとする。ユークリッド距離は以下のように計算する。

$$d(f^{new}, f^{base}) = \sqrt{\sum_n \left| \frac{f_i^{new} - f_i^{base}}{f_i^{new} + f_i^{base}} \right|}. \quad (6)$$

ここで、 f^{new} , f^{base} は、ユーザ入力形状、カテゴリ内のベースラインデータの特徴量を各々示す。

(2) Approximate displacements

ユーザが与えたデザインと同一カテゴリに所属するデータとの表面形状の変位量は、感度解析をする上で必要である。通常一つのカテゴリには、数千個以上のデータが存在し、全ての変位を求めるためには非常に長い計算時間を要する。そこで、変位量の計算を概算することにより計算時間を大幅に短縮する手法を開発した。まず、ユーザが与えたデータに対し所属カテゴリ内のベースラインデータとの変位 $\delta^{n,b}$ を計算する。 $\delta^{n,b}$ をオフセット値とし、同一カテゴリの残りの形状との変位量を概算する。以下に、ユーザが与えた形状データ n と同一カテゴリデータの変位量の計算式を以下に示す。

$$\tilde{\delta}^{n,m} = \delta^{n,b} + \delta^{b,m} + e^{n,m}. \quad (7)$$

ここで、 $\delta^{n,b}$ は、ベースラインとの変位量を式 (6) を用いて計算した値である。 $\delta^{b,m}$ は、DB から抽出した変位量を示す。 $e^{n,m}$ は、エラーである。

Fig. 16 に、変位量の計算結果を示す。左側のカラーコンタは、式 (6) を用いて変位量を計算した結果であり、右側

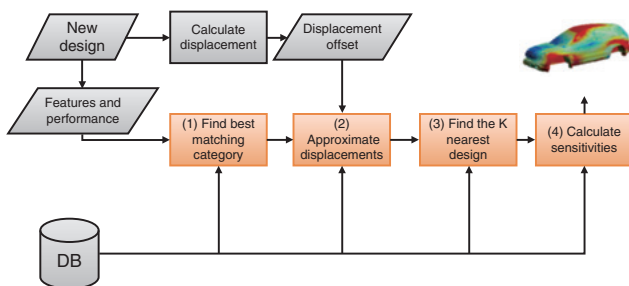


Fig. 15 Flow chart of the online sensitivity approximation

のカラーコンタは、式 (7) を用いて計算した結果である。変位量のエラーは 1.8% である。

(3) Find the K nearest designs

ユーザが入力した形状に対して、類似形状を求めるために K-Nearest Neighbor (KNN) を導入した。KNN では、車体の特徴量から類似デザインを探索するのではなく、変位量から類似データを探索する。類似形状数を表す K は、経験的に決まる値であり、計算時間や探索の範囲を鑑みて設定する。

(4) Sensitivity Calculation

類似形状数 K の探索と各々の形状の変位量 $\tilde{\delta}^n$ 、及び空力性能値をもとに、Spearman の相関係数を計算する。ユーザが入力した形状 n 上の頂点 v_i の感度 ρ_i^n は、変位量と空力性能値の変位分を線形近似し計算する。Fig. 17 に感度解析結果を示す。出力結果は、空力性能値の増減の方向性を示す。正の値が出力された場合、車体表面の法線方向に変形させた場合空力性能値の値が増大することを示している。

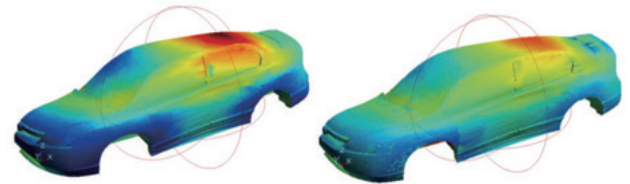


Fig. 16 Qualitative comparison between the calculated displacements on the left and the estimated displacements on the right. The displacement values are projected onto a color value between minimum (blue) and maximum (red) displacement value

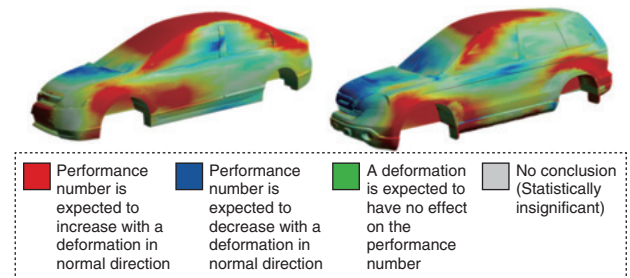


Fig. 17 Visualization of the sensitivity information, calculated concerning the Civic coupe model (left) and the CRV model (right)

7. システム性能

リアルタイム空力デザインシステムの性能を評価した。Fig. 18 に、評価法の概略を示す。まず、近似モデル生成用データと性能評価用データを 2.1.1. 項で示した手順で各々生成する。その後、生成した近似モデルを用いて性能評価用データに対する性能値を予測し、近似モデル性能を評価

する。近似モデル生成用のデータは、五つのベースラインから計 15,942 ケース生成した。同様に、評価用テストデータは五つのベースラインから 1,201 ケース生成した。なお、近似モデルの性能評価は以下の指標を用いた。

(1) 正答率 τ

任意に抽出された二つのデザインの性能について、その大小関係を適切に判定できた割合で評価をおこなう。具体的には性能評価用データの中から取り出せる全てのペアについて傾向予測の成否数を調べ、その累積比率を正答率とする。この評価方法は一般的にケンドールの順位相関係数 (Kendall rank correlation coefficient) と呼ばれる。正答率 τ は以下の形で表される。

$$\tau = N_{cp} / \frac{1}{2} n(n-1) \quad (8)$$

ここで N_{cp} は傾向予測に成功したペアの数である。

(2) 相関係数 r_p

相関係数 r_p は二つのデータ群 (評価用データの予測値と実測値) の相関を示す指標で以下の式で表される。

$$r_p = \frac{\sum_{n=1}^N (y_n - \bar{y})(\hat{y}_n - \bar{\hat{y}})}{\sqrt{\sum_{n=1}^N (y_n - \bar{y})^2} \sqrt{\sum_{n=1}^N (\hat{y}_n - \bar{\hat{y}})^2}} \quad (9)$$

ここで y は N 個からなる評価用データの実測性能値 (CFD 計算値) で $\hat{y}$ はそれに対する予測値である。また $\bar{y}$ は y の平均値、 $\bar{\hat{y}}$ は $\hat{y}$ の平均値である。相関係数の値が 1 に近いほど相関が強く、モデルの再現性が高いことを示し、0 に近いほど相関が弱く、モデルの再現性が悪いことを示す。

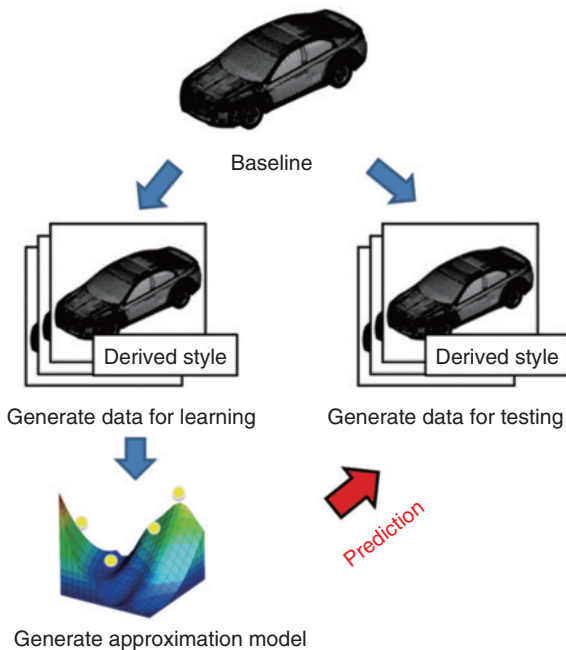


Fig. 18 Procedure of evaluation for real-time aerodynamic design system

(3) 平均二乗誤差 (Root Mean Square Error: RMSE)

平均二乗誤差は式 (10) のように計算され、この値が大きいほど予測誤差も大きいことを示す。

$$RMSE = \sqrt{\sum_{n=1}^N (y_n - \hat{y}_n)^2 / N} \quad (10)$$

以上の評価指標を用いてシステムの性能を評価した。近似モデルの性能値を以下に示す。

- ・正答率 : 91%
- ・相関係数 : 0.95
- ・RMSE : 1.1%

また、表示時間等を除く空力性能予測時間は数秒以内である。

以上の結果より、精度、計算時間の観点からリアルタイム空力デザインシステムの有効性が示された。

8. まとめ

リアルタイムに、車体空力性能と形状感度を計算する「リアルタイム空力デザインシステム」を開発した。開発したシステムの特徴は以下のとおりである。

- ・近似モデルによる高速計算
- ・カテゴリライジング技術による複数近似モデル高精度計算
- ・オンライン感度計算
- ・自動精度向上機能

以上のシステムの性能評価を実施し以下の性能を得た。

- ・正答率 : 91%
- ・相関係数 : 0.95
- ・RMSE : 1.1%
- ・計算時間 (表示部分等を除く): 数秒以内

参考文献

- (1) Sederberg, T.W., Parry, S.R.: Free-Form Deformation of Solid Geometric Models, Proceedings of ACM SIGGRAPH in Computers & Graphics, 20 (4), p. 151-160(1986)
- (2) Tang, B.: Orthogonal Array-Based Latin Hypercubes, Journal of the American Statistical Association, Vol. 88 (424), p.1392-1397(1993)
- (3) Forrester, A., Keane A., Sobester, A.: Engineering Design via Surrogate Modelling: A Practical Guide, Wiley, 228p.(2008)
- (4) Sasena, M.J.: Flexibility and Efficiency Enhancements for Constrained Global Design Optimization with Kriging Approximations, Doctoral paper of University of Michigan(2002)
- (5) Yamashita, O., Sato, M., Yoshioka, T., Tong, F.,

- Kamitani, Y.: Sparse estimation automatically selects voxels relevant for the decoding of fMRI activity patterns, *Neuroimage*, Vol. 42, Issue 4, p. 1414-1429(2008)
- (6) Kohonen, T.: *Self-Organizing Maps*, Springer, 501p. (2001)
- (7) MacQueen, J. B.: Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations, *Proceedings of Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*. University of California Press, MR0214227, p. 281-297(1967)
- (8) Hopfield, J. J.: Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities, *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*, Vol. 79, p. 2554-2558 (1982)
- (9) Cortes, C., Vapnik, V.: Support-Vector Networks, *Machine Learning*, Vol. 20, Issue 3, 273-297(1995)
- (10) 迫江博昭, 千葉成美 : 動的計画法を利用した音声の時間正規化に基づく連続単語認識, *日本音響学会誌*, Vol. 27, no. 9, p. 483-490(1971)
- (11) Sakoe, H., Chiba, S.: A Dynamic Programming Algorithm Optimization for Spoken Word Recognition, *IEEE Trans. on Acoust. Speech and Signal Proc.*, Vol. 26, Issue 1, p. 43-49(1978)
- (12) Sakoe, H.: Two-level DP-matching- -A dynamic programming-based pattern matching algorithm for connected word recognition, *IEEE Trans. on Acoust. Speech and Signal Proc.*, Vol. 27, No. 6, p. 588-595(1979)
- (13) Ascough II, J. C., Green, T. R., Ma, L., Ahjua, L. R.: Key criteria and selection of sensitivity analysis methods applied to natural resource models, In *International Congress on Modeling and Simulation Proceedings*(2005)
- (14) Othmer, C.: CFD Topology and Shape Optimization with Adjoint Methods, *VDI-Berichte*, 1967, p. 61(2006)
- (15) Graening, L., Menzel, S., Hasenjaeger, M., Bihrer, T., Olhofer, M., Sendhoff, B.: Knowledge Extraction from Aerodynamic Design Data and its Application to 3D Turbine Blade Geometries, *Journal of Mathematical Modelling and Algorithms*, Vol. 7, Issue 4, p. 329-350(2008)

■ 著 者 ■



福重貴浩



有吉斗紀知



宇田有佑



大熊友貴



岡部達哉



山本幸一



Lars GRAENING



Stefan MENZEL



Markus OLHOFFER