

形状記述子を用いたソリッドモデルからの FEM メッシュ生成向け形状特徴抽出

北海道大学 ○高石 一平, 金井 理, 伊達 宏昭
(株) AIS 北海道 高嶋英巖

要 旨

本研究では、形状特徴に適合した FEM メッシュ生成自動化のため、鋳鍛造部品の CAD モデル上から自由曲面を持つボスやリブなどの形状特徴を表面三角形メッシュ表現に変換して抽出し、抽出特徴部に適合する FEM メッシュ分割を自動化することを目的とする。本報では、前報[3]の機械学習に基づく形状特徴分類の手法を応用し、形状記述子の一致性を利用しスケールが必ずしも一致していない抽出対象形状特徴のボス・リブを全体形状モデル上から自動抽出する基本機能を実現したので報告する。

1. はじめに

近年、自動車等の様々な設計開発の効率化と高品質化のため、CAE の活用が必要不可欠となっている。CAE の主な解析手法である有限要素法 (FEM) では、CAD モデルからの解析メッシュ分割が必要となるが、その解析精度を担保できるメッシュ分割の自動化が強く求められている。企業では解析精度を保つため、リブやボスなどの形状特徴部に対し、特徴に適合したメッシュ分割仕様が定められているケースが多い。例えば、図 1 のように、ボスならば中央軸に対し同心円状に節点を配置、リブならば尾根線に節点を配置したメッシュ分割などが規定されている。

FEM 解析メッシュ分割を対象として、CAD モデル上から単純境界を持つ形状特徴の抽出手法も提案されている[1,2]。しかし、リブ・ボス等の特徴が解析者の主観で定義されていること、複数の自由曲面が重なりあう複雑な形を持つこと、フィレットにより形状特徴境界がシャープな稜線とはならないこと、また、認識アルゴリズム実装がアドホックとなるなどの理由から、これら既存手法での自動特徴抽出は困難である。

そこで本研究では、図 2 に示すように、CAD モデル上からリブ・ボス等の形状特徴を自動抽出し、抽出した形状特徴に適合した FEM メッシュを生成することを最終目標とする。本報では、前報[3]の機械学習に基づく形状特徴分類の手法を応用し、形状記述子を利用し、スケールが必ずしも一致しない抽出対象形状特徴を全体形状モデル上から自動抽出する基本機能を実現したので報告する。

2. 形状特徴抽出手法

2.1. 提案手法の概要

提案する形状特徴抽出手法の流れを図 3 に示す。本手法では、全体形状モデル M^E と抽出したい形状特徴モデル M^S の 2 つを、高密度表面三角形メッシュモデルに変換したモデル P^E 及び P^S を入力として用い、以下の手順で処理を行う。

① 入力 P^E, P^S 上の頂点から単位面積当たりのキーポイント数を指定し、k-means 法によるサンプリングを行い、キーポイント集合 K^E, K^S を決定する。

② 各キーポイント ($k_i^E \in K^E, k_j^S \in K^S$) において多次元ベクトルの局所形状記述子 d_i^E, d_j^S を計算する。記述子計算時には P^E, P^S を参照する。記述子としては、ある頂点近傍の近似曲率を符号化した Point Feature Histogram (PFH) [4]を用いる。本研究では M^S のスケール違いの特徴も M^E から抽出可能にするため、PFH 計算時に 3 種類の角度値のみで符号化、

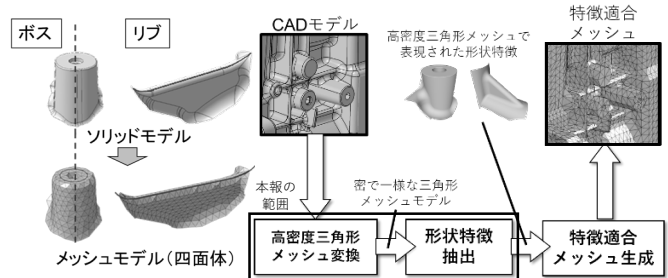


図 1. 形状特徴に適合したメッシュ分割

図 2. 形状特徴抽出に基づく自動 FEM メッシュ分割の全体図

位置、姿勢、一様スケールに不変な符号化を行った。

③ 特徴の少ない平面上のキーポイントを、後述する変換行列推定の安定性向上のため、利用するキーポイントから除外する。これは平面上のキーポイントを残すと抽出時に誤マッチが起こりやすくなるためである。

④ K^S 内の各キーポイント k_j^S 毎に、 $\|d_i^E - d_j^S\|$ を最小化するキーポイントを K^E 内で見つけ、最近キーポイント対 $(k_i^E, k_j^S) \in M$ (M :最近キーポイント対集合) として保存する。

⑤ M からキーポイント対を選択し、 M^S から M^E への座標変換行列を RANSAC を用いて推定し、 M^S が一致する可能性の高い部分メッシュの抽出を行う。

⑥ 抽出を行った M^E 上の部分メッシュに対して Bag-of-feature (BF) [5]を用いて BF 特徴ベクトルを計算し、 M^S の BF 特徴ベクトルと比較を行い、対象形状上の形状特徴抽出部として確定する。なお、本報では、上記の①～⑤までの実装を行った。以下では⑤の詳細を述べる。

2.2. RANSAC を用いた特徴部に一致する領域の推定

文献[6]で提案されたスケール可変点群位置合わせ手法を用いて、 M^S に一致する M^E 上の領域の抽出を以下の手順(1)～(5)に従って行う。

(1) 最近キーポイント対集合 M 内から距離比が同一で相似関係にある m 組の点对をランダムに選択する。その点对の座標値を q_i^E, q_i^S とする。式(1)の点对全体の位置合わせ誤差二乗和の最小化問題の解として回転行列 $R \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ 、並進ベクトル $t \in \mathbb{R}^3$ および一様スケール倍率 s が求まる。

$$\operatorname{argmin}_{R,s,t} \sum_{i=1}^m \|q_i^E - sRq_i^S - t\|^2 \quad (1)$$

この最適化では重心 \bar{q}^E, \bar{q}^S が各モデル座標系での原点となるように平行移動し、移動後の点 q_i^E, q_i^S を得る。各点を

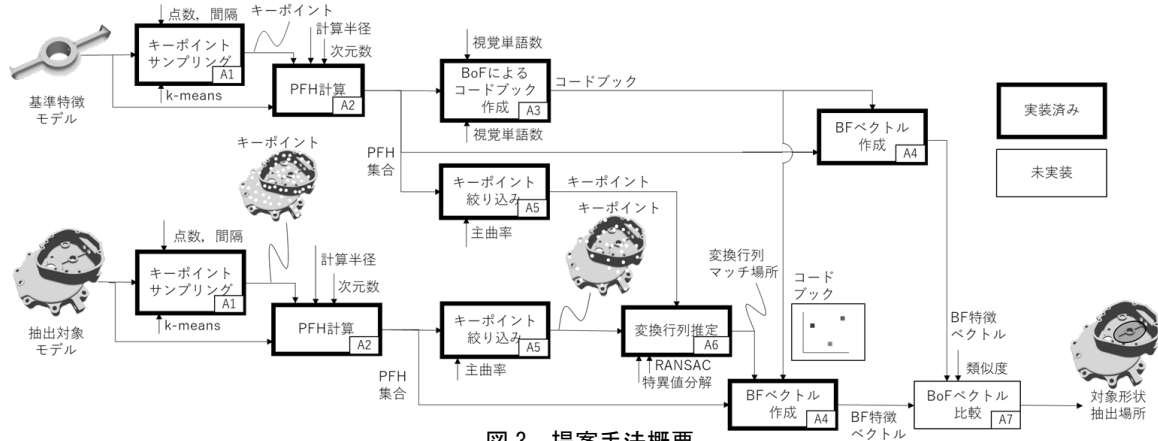


図3. 提案手法概要

並べた行列を $Q^E = [q_1^E q_2^E \dots q_m^E]$, $Q^S = [q_1^S q_2^S \dots q_m^S]$ とすると, $Q^S Q^{E^T}$ の特異値分解を行うことで式(1)の最小値を与える回転行列 R が式(2), (3)より求まる.

$$Q^S Q^{E^T} = U \Sigma V^T \quad (2)$$

$$R = V U^T \quad (3)$$

ここで, U , V は正規直交行列, Σ は特異値を対角成分に持つ行列である. その後, 一様スケール倍率 s 及び並進ベクトル t が式(4), (5)より求められる.

$$s = \frac{\sum_{i=1}^m q_i^E \cdot R q_i^S}{\sum_{i=1}^m R q_i^S \cdot R q_i^S} \quad (4)$$

$$t = \bar{q}^E - s R \bar{q}^S \quad (5)$$

従って, 求める相似変換行列 $T_H \in \mathbb{R}^{4 \times 4}$ は式(6)で表される.

$$T_H = \begin{bmatrix} sR & t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

- (2) K^S 内のキーポイント k_i^S の位置 q_i^S を, 相似変換行列 T_H を用いて変換し, 変換後の位置 \tilde{q}_i^S を求める.
- (3) $\|\tilde{q}_i^S - q_j^E\| < \epsilon$ を満たすキーポイント k_j^E の数 (適合キーポイント組数) n を K^E 上でカウントする.
- (4) n が閾値を上回る場合は, 変換行列 T_H を適合変換行列集合 H の中に保存する.
- (5) 反復が所定回数に到達した場合は終了, そうでない場合は手順(1)に戻る.

以上の手順により, 基準特徴形状 M^S を全体形状 M^E の特徴形状に合致させる適合変換行列の集合 H 及び, 適合キーポイント対集合が導出される.

3. 抽出結果

実験を行ったテストモデルを図4に示す. 適合キーポイント組数が最大時の形状特徴モデルの変換結果を図5に示す. モデル上の点が形状特徴モデルの各キーポイントををを変換した結果である. スケールが違う場合の抽出結果を得るために, 形状特徴モデルを 0.5, 0.8, 1.0, 1.2, 1.5, 2, 3, 5 倍のスケールに変化させて実験を行った. その結果 0.5~2 倍までのスケールでは抽出したい形状特徴部にマッチした. しかし, 3 倍では完全には一致しなくなり, 5 倍になると, 距離比が同一で相似関係にあるキーポイント対を発見することができなかった. これは, 形状特徴モデルの頂点を補間せずに拡大縮小し, メッシュの解像度に著しい差が生じたため, また, PFH の値がの計算近傍半径に依存し, 完全なスケール不変にはなっていないためであると考えられる.

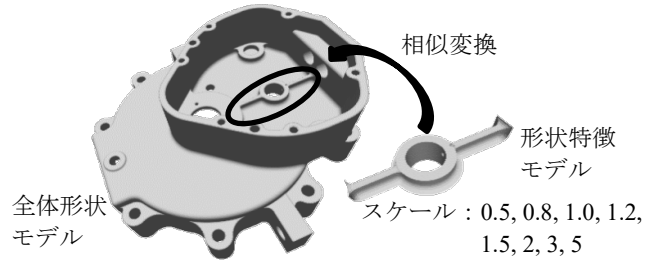


図4. 形状特徴抽出のテストモデル

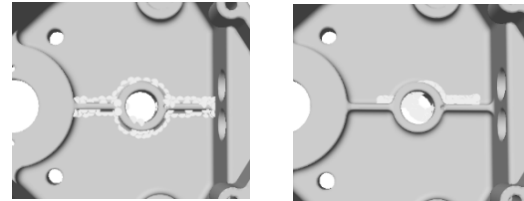


図5. 形状特徴モデル変換結果
(左: $s = 1.0$, 右: $s = 3.0$)

4. おわりに

本研究では, RANSAC を用いた変換行列の推定を実行し, 形状特徴モデルが 0.5~2 倍程度のスケールでは抽出対象モデル上の同一形状特徴箇所にマッチすることを確認した. 今後は, 提案手法の未実装部分と PFH の計算半径を複数にするなどして完全にスケール不変な抽出を目指す. また, 現在は形状特徴モデルの相似形の部分しか抽出することができないので, 今後はさらに大きな変形関係にある形状に対して抽出を行いたい.

謝辞

本研究のデータは株式会社 AIS 北海道からご提供いただいた. 記して感謝する.

参考文献

- [1] Jiing-Yih Lai, Ming-Hsuan Wang, Yu-Kai Chiu, Chia-Hsiang Hsu, Yao-Chen Tsai, Chung-Yi Hung, "Recognition of depression and protrusion features on B-rep models based on virtual loops", Computer-Aided Design & Applications, 13(1), pp.95-107, 2016.
- [2] Yong Lu, Rajit Gadh, Timothy. J. Tautpes, "Feature based hex meshing methodology: feature recognition and volume decomposition", Computer-Aided Design, 33(3), pp.221-232, 2001.
- [3] 高石一平, 金井理, 伊達 宏昭, 高嶋英敏, "局所形状記述子と機械学習を用いたソリッドモデルからの FEM メッシュ晴雨性向け形状特徴の抽出・分類," 2019 年度精密工学会春季大会学術講演会講演論文集, pp.107-108, 2019.
- [4] Radu Bogdan Rusu, "Semantic 3D Object Maps for Everyday Robot Manipulation", Springer, pp.33-60, 2013.
- [5] Guillaume Lavoué, "Bag of Words and Local Spectral Descriptor for 3D Partial Shape Retrieval", 3DOR '11 Proceedings of the 4th Eurographics conference on 3D Object Retrieval, pp.41-48, 2011.
- [6] Timo Zinber, Jochen Schmidt, Heinrich Niemann, "Point Set Registration with Integrated Scale Estimation," International Conference on Pattern Recognition and Image Processing, 2005, pp.116-119.