

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 メッシュ生成向け形状特徴の分類

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

要 旨

本研究では、形状特徴に応じた FEM メッシュ分割支援のために、エンジンブロックのボスやリブなどの形状特徴を表面三角形メッシュから自動抽出し、特徴部のクラス分類を行う方法の開発を最終目的とする。本報では、エンジンブロックから切り離され、単体の形状特徴となったボス、リブ、その他の3クラスのメッシュモデルを分類する手法を局所形状記述子と機械学習を用いて開発し、その性能評価を行ったので報告する。

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に、CAE (Computer Aided Engineering) 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生成が必要となるが、その解析精度を担保できるメッシュ生成の自動化が強く求められている。通常、解析精度を保つため、リブやボスなどの形状特徴部では、特徴に適合した解析メッシュ分割の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、もしくは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 解析メッシュ生成を対象として、CAD モデル上から単純な形状特徴の抽出手法も提案されている[1,2]。しかし、リブ・ボス等の形状特徴は人間の主観で定義されていること、複数の形状特徴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あいまいであること、また、認識アルゴリズム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、機械学習を用いて、CAD モデル上からリブ・ボス等の形状特徴を自動抽出する手法の開発を最終目標とする。本報では、この自動抽出の主要処理の一部となる抽出済み特徴部のクラス分類を、局所形状記述子と Bag-of-feature を用いた特徴表現と、機械学習を組み合わせることで実現したので報告する。

2. 形状特徴分類手法

2.1. 提案手法の概要と特長

本手法では、手動抽出済みの単体特徴部の表面三角形メッシュを使用し、機械学習により「リブ」、「ボス」、「その他」の3クラス分類を行う。形状特徴の分類処理は図3に示された通り以下の①②により行われる。

①学習段階では、分類済みの形状特徴単体からなる表面三角形メッシュを入力とし、メッシュ上の計算点において局所形状記述子を計算する。局所形状記述子としては、ある1点近傍の近似曲率を符号化した Point Feature Histogram (PFH) [3]と離散主曲率[4]を用いる。次にすべてのモデルに対する局所形状記述子の集合から Bag-of-feature (BF) [5]を用いて、コードブックを作成する。コードブック作成には、k-means 法を用いた。そのコードブックを用いて各形状特徴に1対1に対応する BF 特徴ベクトルを作成する。最後に BF 特徴ベクトルをまとめ、データベース内に保存する。

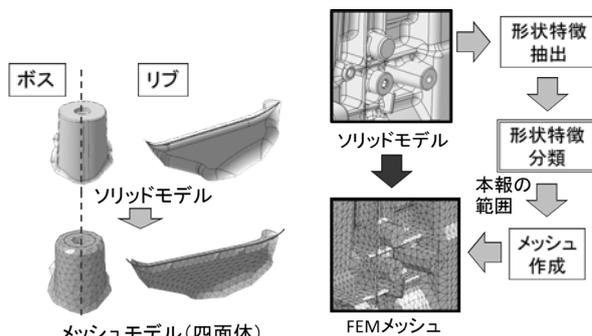


図1. 形状特徴に適合したメッシュ分割

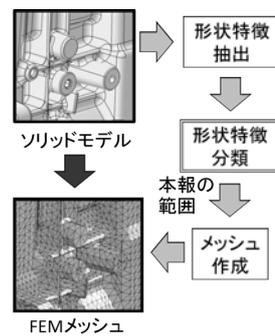


図2. 形状特徴抽出に基づく自動 FEM メッシュ分割の全体図

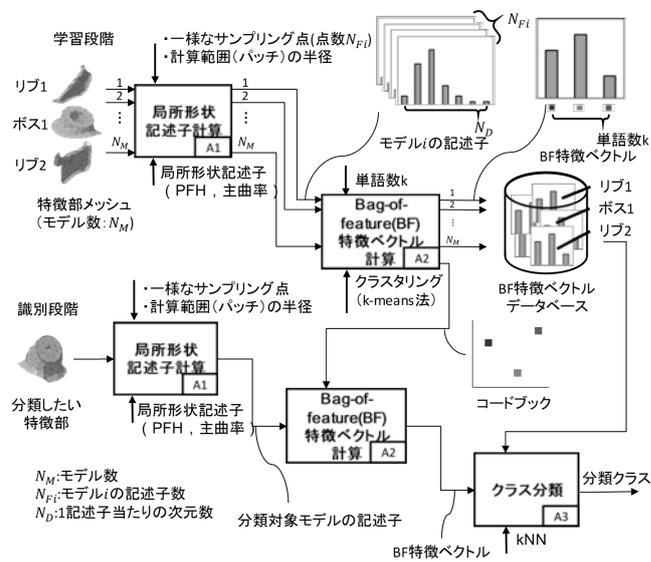


図3. 提案手法概要

②識別段階では、学習段階同様に識別したい形状特徴のメッシュ上の計算点上の局所形状記述子を計算し、BF 特徴ベクトルを算出する。その BF 特徴ベクトルと、データベース内にある BF 特徴ベクトル間の類似性を k 近傍法(kNN)を用いて評価し、分類クラスを決定する。

本手法には以下のような特徴がある。PFH および、主曲率に基づいた形状記述子を利用するため、形状特徴の位置・姿勢に不変な形で局所的な幾何特徴を符号化可能である。また、Bag-of-feature を使用することにより、局所形状記述子を形状特徴全体でまとめ、特定次元の特徴ベクトルを作

成することが可能なため、機械学習への適用が容易になる。また、局所形状記述子を形状特徴全体でまとめるため、特徴境界部の多少の変動に頑健な形状特徴認識が可能となる。さらに機械学習を使用することにより、抽出したい特徴の違いによらず、抽出アルゴリズムを汎用的に設計可能となる。

2.2. 局所形状記述子の計算

モデル $i \in I$ (I はモデル番号集合) の局所形状記述子 $q_i^j \in Q_i$ ($j \in J_i$, J_i はモデル i の記述子の番号集合, Q_i はモデル i の記述子集合) を計算するために、計算点 $p_i^j \in P_i$ (P_i : モデル i の計算点集合) をモデル上に一様に分布させる。この算出には、モデル i 上の全頂点に対する k -means 法を用いて、最終的な N_{fi} 個の重心の最近点を計算点とした。その後、求めた計算点上で、局所形状記述子を計算する。本研究では局所形状記述子として、Point Feature Histogram (PFH) [3] 及び離散主曲率を使用した。PFH とは、ヒストグラムを使用して点近傍の局所領域の一般化された平均曲率を表した 375 次元の記述子である。また主曲率の計算は Gabriel[4] の多面体近似を用いた方法で算出した。

2.3. Bag-of-feature による特徴ベクトルの算出および分類

図 4 に Bag-of-feature による特徴ベクトルの算出方法を示す。Bag-of-feature による特徴ベクトルを計算するには、学習データ全モデルの全ての局所形状記述子 $\{q_i^j\}_{i \in I}^{j \in J_i}$ に対し、指定単語数 N_w で k -means 法を行い、重心点 c_k ($k \in [1, N_w]$) を得る。その重心点集合がコードブック $\Gamma = \{c_k\}_{k \in [1, N_w]}$ である。また、コードブックの要素を視覚単語と呼ぶ。その後、BF 特徴ベクトルを求めるモデル i の局所形状記述子 q_i^j がどの視覚単語に最も近いかを計算し、その単語の出現頻度のヒストグラム化を行う。そのヒストグラムを合計が 1 になるように正規化したものがモデル i を表す Bag-of-feature による特徴ベクトル (BF 特徴ベクトル) $b_i = [b_i^1, b_i^2, \dots, b_i^{N_w}]$ ($b_i^k \in [0, 1]$) となる。学習段階では、 b_i をデータベースに登録し、識別段階では、データベース内の BF 特徴ベクトル b_i との比較を行うことによりクラス分類を行う。

クラス分類では識別機として、 k 近傍法を用いる。 k 近傍法とは、クエリに近い k 個の多数決でクラスを決定する方法である。 k 近傍法は機械学習の中でも簡単な方法ではあるが、記述子の影響が端的にわかる利点を持つ。

3. 分類結果

分類に用いるサンプルとして解析専門家の指示のもと、鋳鍛造自動車部品 30 個程度のソリッドモデル上から単体の形状特徴を CAD 上で手動により切り出しした。その手動抽出した形状特徴を表面三角形メッシュ化し、正解クラスを付与したデータを使用した。

分類結果は表 1 にまとめる。また、PFH を用いた分類結果の例を表 2 に示す。Bag-of-feature の単語数 N_w の設定は実験的に最も良い正解率となったものを採用した。局所形状記述子に PFH を使用した場合の正解率は 88%、主曲率を使用した場合は 76% であった。局所形状記述子の違いにより分類結果の正解率に差が出た理由として、主曲率は最大/最小曲率の 2 次元の記述子であるのに対し、PFH は 375 次元であり、形状表現能力に差があるからと考えられる。また、分類結果が 100% にならない理由としては、ボスの穴部分である内側円筒部とリブのフィレット部が同じクラスに分類され、それらの出現頻度が近くなってしまったためだと考えられる。

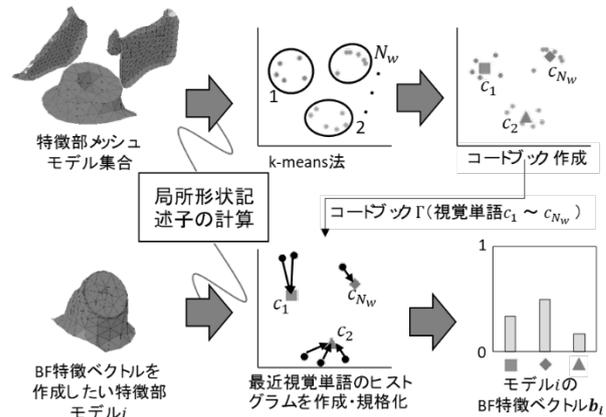


図 4. Bag-of-feature による特徴ベクトルの算出

表 1. 分類結果 (左: PFH 右: 主曲率)

PFH ($N_w=8$)	識別クラス			主曲率 ($N_w=10$)	識別クラス		
	ボス	リブ	その他		ボス	リブ	その他
正解 クラス	ボス 64	リブ 7	その他 1	正解 クラス	ボス 62	リブ 9	その他 4
	リブ 4	81	2		リブ 14	74	3
	その他 5	4	15		その他 11	6	15

図 2. PFH による分類結果の例

		識別クラス	
		ボス	リブ
正解 クラス	ボス		
	リブ		

4. おわりに

本研究では、局所形状記述子と機械学習を用いた FEM メッシュ生成のための形状特徴の分類手法を提案し、PFH を利用した場合、正解率は 88% となった。しかし、局所形状記述子では異なる計算点の間の幾何学的関係の表現が行えない。そこで、今後記述子間の幾何学的関係も記述するための拡張を行う。また、複合形状からの形状特徴抽出も行う。

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] Radu Bogdan Rusu, "Semantic 3D Object Maps for Everyday Robot Manipulation", Springer, pp.33-60, 2013.
- [4] Gabriel Taubin, "Estimating the tensor of curvature of a surface from a polyhedral approximation", *Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision*, 1995.
- [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.