

# 機械学習を用いたリバースエンジニアリングのための 形状測定点群データのセグメンテーション

松田 優也<sup>†</sup> 小高 知宏<sup>‡</sup>

福井県工業技術センター<sup>†</sup> 福井大学工学研究科<sup>‡</sup>

## 1. はじめに

近年の製造業の現場での3D スキャナやX線CT等の普及に伴い、形状測定点群データを元にして3次元CADデータのサーフェスを生成するリバースエンジニアリング技術の開発がこれまで行われてきた。リバースエンジニアリングでは点群データを元にしてサーフェスを生成するため、CADデータのサーフェス構成に合わせた点群のセグメンテーションが必須となる。しかし既存手法では手動による作業が必要になる場合が多い。点群のセグメンテーションがリバースエンジニアリングのボトルネックとなっており、コスト削減のため自動化が求められている。そこで本研究では教師なし機械学習を用いることで点群のセグメンテーションを自動化する手法を考案したので報告する。

## 2. 従来手法

実用化されているものも含め、従来手法では点群の曲率分布を算出し、立体物のエッジ部に対応する特徴部分の抽出を行うものが多い[1]。それらの手法では抽出したエッジ部を境界線として点群のセグメンテーションを行う。曲率は2次微分量でありノイズの影響を受けやすいため、はじめに点群から測定データのノイズ除去や凹凸のスムージングを行うことが必要となる。それゆえノイズ除去が不十分など、何らかの理由で特徴抽出に失敗した場合はセグメンテーションができないという問題がある。また領域成長法を用いた方法も考案されているが、ノイズの影響により同一領域の誤抽出が発生する場合がある。一方、機械学習のみでセグメンテーションを自動化した研究はこれまでで見られない。

## 3. 提案手法

### 3.1 エッジ部分の点群の扱い

実用的には、リバースエンジニアリングではエッジやフィレット部分などの細かな部分につ

いては点群から忠実に再現する必要は無い場合が多い。むしろサーフェスを生成した段階ではサーフェス間にはフィレットが無いほうがデータを扱いやすい。必要であればフィレットをリバース後に追加することは一般的には容易である。以上のことから、リバースエンジニアリングという目的に特化すれば、サーフェスを生成する段階でサーフェス同士の連続性が保証されるのであれば、点群のセグメンテーションの段階ではエッジ部分の点群は除外してもさほど問題ではない。次節以降で述べるように、提案手法ではノイズ除去と同時にエッジ部分の点群を除外してセグメンテーションを行う。

### 3.2 法線の推定

点群のセグメンテーションには機械学習のうち教師なし学習に大別されるクラスタリングを利用する。クラスタリングでは点群の何らかの特徴量ベクトルが入力となる。点群ははじめ座標値の3成分しか持たないが、近隣の点群を利用して法線を推定し、特徴量とすることができる。法線の推定には注目点の近隣の任意の半径内の点群を利用する。

### 3.3 変分混合ガウス分布によるクラスタリング

まず法線成分のみに着目しクラスタリングを行う。法線空間でのクラスタリングには変分混合ガウス分布[2]を用いる。変分混合ガウス分布はクラスタ数を事前に指定する必要が無いというメリットがある。簡単な例として、立方体点群(図1)について生成したクラスタをウェイト(要素数)順にソートすると、図2のようにノイズおよびエッジ部と立方体面上の点群が判然とする。ウェイトが数%以下のクラスタはエッジ部またはノイズとして除外する。

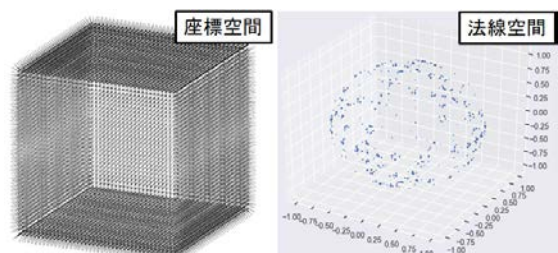


図1 立方体点群(左)とその法線成分の法線空間での分布(右)

Segmentation of point clouds for Reverse Engineering based on machine learning

<sup>†</sup>Yuya Matsuda

<sup>‡</sup>Tomohiro Odaka

<sup>†</sup>Industrial Technology Center of Fukui Prefecture

<sup>‡</sup>Graduate School of Engineering, University of Fukui

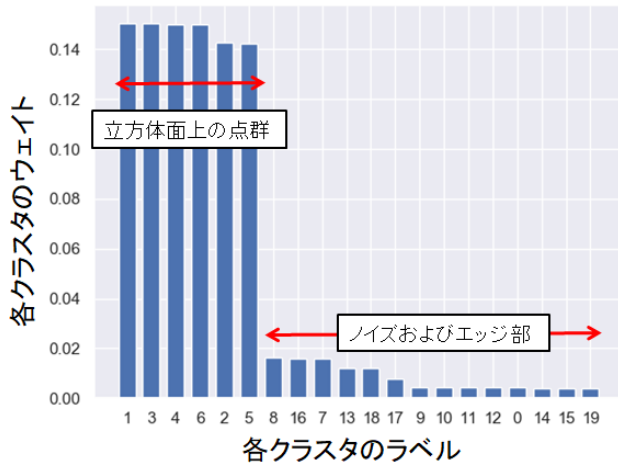


図2 法線空間でのクラスタリング結果の各クラスタのウェイト

これによりクラスタリングとノイズの除去を同時に実行できる。しかし点群の形状が非凸包の場合は、法線空間でのクラスタリングの結果、座標空間では別のクラスタに属する点群が同一クラスタに併合されてしまう。(図3)。

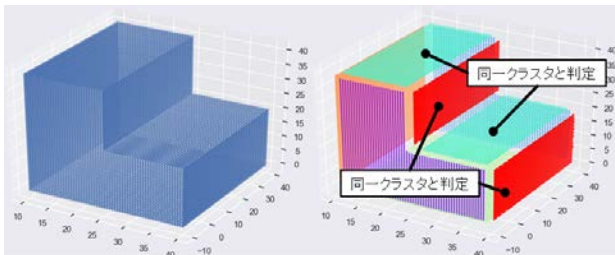


図3 非凸包の点群(左)と法線空間でのクラスタリング結果(右)

### 3.4 DBSCANによるクラスタリング

前節でエッジ部とノイズを除外した点群に対し、座標空間においてDBSCAN[3]によるクラスタリングを行う。DBSCANはクラスタ数の指定が不要であるのに加えてクラスタ形状が球状でなくとも適用可能である。図3で法線空間では併合されてしまった点群が正しく別クラスタに分類される(図4)。

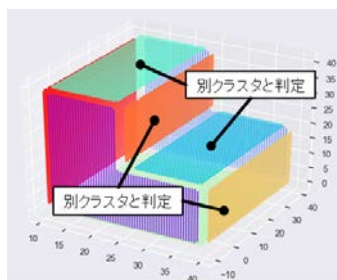


図4 座標空間でのDBSCANによるクラスタリング結果

## 4. 実験および結果

提案手法を実際の形状測定点群データに適用し、セグメンテーションを行った。図5は非凸包形状および曲面を含む形状の実験結果である。提案手法により平面部分および曲面部分のセグメンテーションを行うことができた。

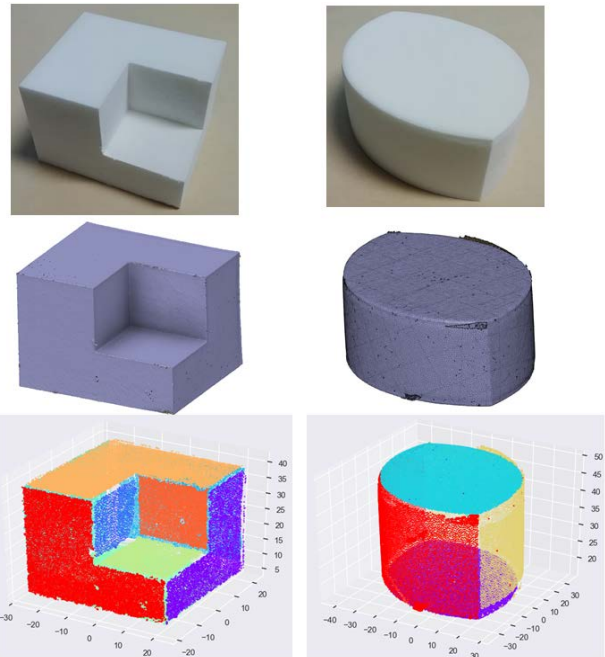


図5 非凸包形状(左)と曲面を含む形状(右)の例(上から順に、実物写真、形状測定データ、セグメンテーション結果を示す)

## 5. おわりに

リバースエンジニアリングという目的に特化し、点群の法線空間では変分混合ガウス分布によるクラスタリングを、座標空間ではDBSCANによるクラスタリングを併せて適用することで、位置連続で接続した曲面に関する点群のセグメンテーションを自動化する手法を考案した。今後は接線連続、曲率連続で接続した曲面に関する点群のセグメンテーションの自動化を目指す。

## 6. 参考文献

- [1] S. Gumhold, X. Wang, and R. S. MacLeod, "Feature Extraction from Point Clouds," in *Proceedings. IMR*, 2001.
- [2] C. M. Bishop, *Pattern Recognition and Machine Learning*. 2006.
- [3] M. Ester, H.-P. Kriegel, J. Sander, and X. Xu, "A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise," in *Proceedings. KDD-96*, 1996.