

ロバスト PCA を用いた市街地レーザ計測点群の高精度特徴抽出とセグメンテーションへの応用

北海道大学 ○吉村玲二, 伊達宏昭, 金井理
国際航業株式会社 武田浩志

要旨

MMS による市街地レーザ計測点群の点特徴（法線，曲率等）をロバスト PCA（Principle Component Analysis：主成分分析）により高精度に推定することを目的とする。また，求めた点特徴を用いた点群の点分類とセグメンテーション結果について報告する。

1. はじめに

近年，中長距離レーザ計測器の普及により，室内環境・市街地・プラントなどの3次元計測が可能となってきた。また，中長距離レーザスキャナを車両に搭載した MMS（Mobile Mapping System）により，大規模市街地環境を高効率に計測することが可能となってきた。MMS による計測で得られた市街地計測点群の法線や曲率等の特徴抽出は，市街地環境の物体認識，モデリングなど，様々な点群利用アプリケーションの前処理として極めて重要な役割を果たす。計測点群の特徴量をノイズにロバストかつ高精度に求める手法として，Nurunnabi ら[1]は射影追跡法と MCD（Minimum Covariance Determinant）を組み合わせたロバスト PCA（Principle Component Analysis：主成分分析）を提案している。しかし，法線が頑健に推定される保証がなく，また処理時間が長い（90分/28万点）という問題点がある。

本研究では Nurunnabi ら[1]のロバスト PCA の精度および計算効率改善を目的とした，インライア率評価と射影追跡法の点投影方法の改善に基づく適応的ロバスト PCA を提案する。また適応的ロバスト PCA の応用例として計測点群の点分類とセグメンテーションを実施し，その有効性を確認する。

2. ロバスト PCA による点特徴抽出

2.1 PCA と提案手法概要

レーザ計測点群に対する PCA は，点分類や法線・曲率などの特徴量抽出に用いられている。PCA では，式(1)により定義される各点 i の近傍点群 i^* の分散共分散行列 C_i の固有値解析により，主成分軸を表す e_1, e_2, e_3 とその軸に沿った分散を表す固有値 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3 (\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3)$ を得る。

$$C_i = \frac{1}{|i^*|} \sum_{j \in i^*} (\mathbf{x}_j - \bar{\mathbf{x}}_i)(\mathbf{x}_j - \bar{\mathbf{x}}_i)^T \quad (1)$$

ここで， \mathbf{x}_j は点 j の位置， $\bar{\mathbf{x}}_i$ は近傍点群 i^* の重心を表す。点 i の近傍点群が平面状に分布する場合 ($\lambda_1 \approx \lambda_2 \gg \lambda_3$)， e_3 は法線ベクトル， $\lambda_3(\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3)$ は曲率（形状の湾曲度）とみなせる。本研究では，各点の法線ベクトルと曲率を点特徴と呼ぶ。

PCA は，点 i の近傍点群 i^* に点 i が乗っている物体・構成部品以外の点やスパイクノイズのようなアウトライアが含まれる場合，点特徴が正しく推定されないという問題がある。そこで Nurunnabi ら[1]は射影追跡法と MCD を組み合わせたロバスト PCA により近傍点群 i^* からアウトライアを除去して頑健に点特徴を推定する手法を提案している。しかし，アウトライア除去処理においてアウトライアが除去される理論的保証がなく，また処理時間が長いという問題点がある。そこで本研究では近傍点群 i^* のインライア率の推定と射影追跡法の点投影方法の改善に基づく適応的ロバスト PCA によりこれらの問題を解決する。

本研究で提案する適応的ロバスト PCA の概要を図1に示す。本手法は MMS 計測点群を入力とし，はじめに点 i の近傍点群

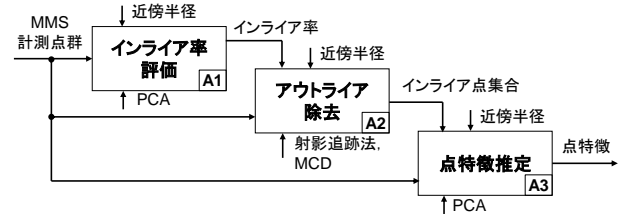


図1 ロバスト PCA 概要



図2 第三固有値分散
(黒：小，白：大)

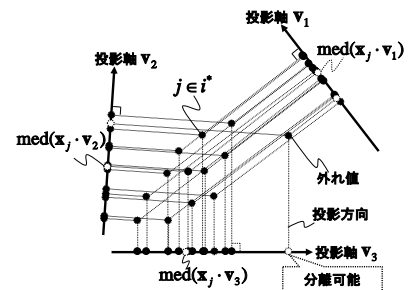


図3 射影追跡法

i^* においてインライア率を求める (A1)。次にインライア率に基づき，射影追跡法と MCD (Minimum Covariance Determinant) によりインライア点集合を得る (A2)。最後に，アウトライア含まない点集合に対する PCA により各点の点特徴を頑健に推定する (A3)。

2.2 インライア率評価

本研究では，同一物体・構成部品上では，曲率などの形状特徴量が局所的に一定であると仮定する。これにより形状の湾曲度を表す第3固有値 λ_3 の分散 σ_i (図2) を近傍点群 i^* 内のアウトライアの量に比例するとみなせ，点 i の近傍点群 i^* に対するインライア率 d_i^m を式(2)で定義する。

$$d_i^m = \begin{cases} 1 - \frac{1-\alpha}{\tau_\sigma} \sigma_i & (\sigma_i \leq \tau_\sigma) \\ \alpha & (\sigma_i > \tau_\sigma) \end{cases} \quad (2)$$

ここで， α はインライア率の最小値， τ_σ は閾値を表す。点 i と同一の物体・構成部品上の点のみを含む近傍点群 i^* では， $\sigma_i = 0$ なので $d_i^m = 1$ となる。アウトライアを含む近傍点群 i^* では， σ_i が大きくなり， d_i^m は α に近づく。本研究では，近傍点集合内に点 i を含む物体上の点最低でも半分含まれていると仮定し， $\alpha = 0.5$ と設定した。

2.3 射影追跡法

射影追跡法は，最適に定められた投影軸に外れ値を含む近傍点群を投影した場合，その1次元の投影点集合において外れ値の投影点は分離可能であるという考え方に基づいている(図3)。射影追跡法は以下の手順で行われる。

1. 点 i の一定距離内の近傍点群 i^* を抽出し，各点の外れ値度を0に設定

2. 投影軸単位方向ベクトル \mathbf{v}_k の決定
3. 投影軸単位方向ベクトル \mathbf{v}_k に対して各点 $p \in i^*$ の外れ値度 $\text{outl}(\mathbf{x}_p, \mathbf{v}_k)$ を式(3)で計算

$$\text{outl}(\mathbf{x}_p, \mathbf{v}_k) = \frac{|\mathbf{x}_p \cdot \mathbf{v}_k - \text{med}_{j \in i^*}(\mathbf{x}_j \cdot \mathbf{v}_k)|}{\text{med}_{q \in i^*} |\mathbf{x}_q \cdot \mathbf{v}_k - \text{med}_{j \in i^*}(\mathbf{x}_j \cdot \mathbf{v}_k)|} \quad (3)$$

4. 各点 p の外れ値度 $\text{outl}(\mathbf{x}_p, \mathbf{v}_k)$ が現在の値より大きい場合に、点 p の外れ値度を $\text{outl}(\mathbf{x}_p, \mathbf{v}_k)$ に更新
5. 投影試行回数 n まで以上を繰り返す
外れ値度 $\text{outl}(\mathbf{x}_p, \mathbf{v}_k)$ の高い点からインライア率 d_i^m に従い近傍点群 i^* から除去し、部分近傍点群 i_{pp}^* を得る。

本研究では、近傍点群 i^* からランダムに3点を選択し、その3点を通る平面の法線を投影軸とする。これによりインライア点が3点選択されたとき、投影軸が点の乗っている曲面の法線ベクトルを近似し、その曲面から外れた位置にある点の外れ値度が大きくなる。

また、投影試行回数 n はインライア率 d_i^m を利用した式(4)により定める。

$$n = \frac{\log(1-z)}{\log(1-(d_i^m)^3)} \quad (4)$$

ここで、 z は適切な投影軸が選択される確率(=0.99)を表す。インライア点を選択される確率を考慮して投影試行回数を定めるため、アウトライア除去が理論的に保証される。

2.4 MCD (Minimum Covariance Determinant)

射影追跡法後の近傍点群 i_{pp}^* を入力点群として、MCDを行う。MCDは、分散共分散行列の行列式が最小となるような近傍点群 i_{MCD}^* を得ることを目的としており、以下の手順で行われる。

1. 入力点群 i_{pp}^* の重心 $\bar{\mathbf{x}}_{pp}$ と分散共分散行列 \mathbf{C}_{pp} の算出
 2. 点 $j \in i_{pp}^*$ のマハラノビス距離 $d_M(\mathbf{x}_j)$ を式(5)で計算
- $$d_M(\mathbf{x}_j) = \sqrt{(\mathbf{x}_j - \bar{\mathbf{x}}_{pp})^T \mathbf{C}_{pp}^{-1} (\mathbf{x}_j - \bar{\mathbf{x}}_{pp})} \quad (5)$$
3. マハラノビス距離 $d_M(\mathbf{x}_j)$ の小さい方から $\beta\%$ の点を用いて近傍点群 i_{MCD}^* を作成
 4. 近傍点群 i_{MCD}^* の重心 $\bar{\mathbf{x}}_{MCD}$ 、分散共分散行列 \mathbf{C}_{MCD} の算出
 5. $\det(\mathbf{C}_{MCD}) < \det(\mathbf{C}_{pp})$ ならば、 $\bar{\mathbf{x}}_{pp} = \bar{\mathbf{x}}_{MCD}$ 、 $\mathbf{C}_{pp} = \mathbf{C}_{MCD}$ とし2へ。 $\det(\mathbf{C}_{MCD}) = \det(\mathbf{C}_{pp})$ なら処理を終了

PCAでは一定以上の数の点が近傍に含まれなければその精度が下がるため、本研究では $\beta = 75$ と定めた。最後に、MCDにより求められた部分近傍点群 i_{MCD}^* に対してPCAを行い、点 i の特徴量を推定する。

3. ロバスト PCA の応用

3.1 点分類

各点 i の近傍点群 i^* の分布状態に応じ、線状点 (linear)、平面状点 (planar)、立体状点 (volumetric) の3クラスに分類する。本研究ではロバスト PCA により得られた固有値を用いて、Bremerら[2]の点分類手法を参考に点分類を行う。まず、各点 i の固有値 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ を $\hat{\lambda}_j = \lambda_j / (\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3)$ により 0~1 に正規化し、実計測点群から各クラスの基準固有値 (表1) を実験により定める。そして、各点を固有値の空間内でユークリッド距離の最も小さな基準固有値に対応するクラスへと分類する。

3.2 セグメンテーション

ロバスト PCA により得られた法線ベクトルに基づく領域成長法により、点群を滑らかな領域ごとに分割する。はじめにSeed点をランダムに選択し、後述の領域成長条件を満たすSeed点の近傍点をSeed点と同じ領域に追加する。追加した点の近傍点に対し同じ処理を繰り返し、領域に点が追加されなくなった場合新たなSeed点を未処理点からランダムに選択し同様の処理を続ける。

表1 基準固有値

	λ_1	λ_2	λ_3
linear	0.9414	0.0546	0.0041
planar	0.6039	0.3958	0.0002
volumetric	0.5666	0.3458	0.0876

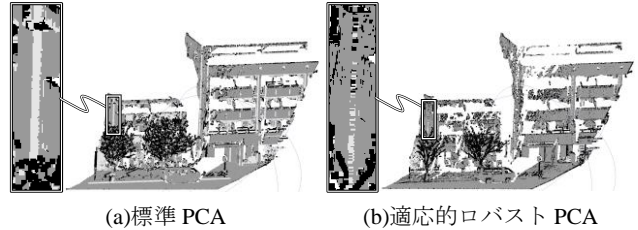


図4 点分類結果 (■ linear, ■ planar, ■ volumetric)

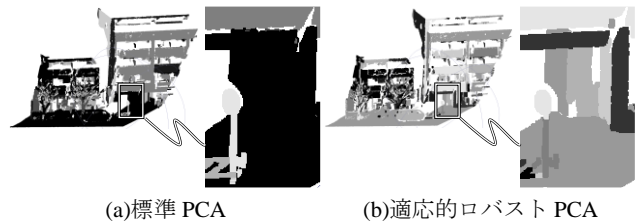


図5 セグメンテーション結果

領域成長条件は、新たに加えようとする点 i が、未処理の点であること、MCD終了後に i_{MCD}^* に含まれている (インライアである) こと、そして領域境界の点と点 i との法線ベクトル間の角度が閾値 θ_m 以下であること、である。

4. 結果

東京都調布市で計測された点群において、標準 PCA と適応的ロバスト PCA を用いた点分類結果をそれぞれ図4(a)(b)に示す。標準 PCA では壁と壁の交差部分において volumetric クラスと分類された平面上の点が多いが、適応的ロバスト PCA では planar クラスへと分類された点が増えていることがわかる。しかし、射影追跡法・MCDによりアウトライアとして分類された点も多い。

また、図5(a)(b)に標準 PCA と適応的ロバスト PCA によるセグメンテーション結果を示す。標準 PCA では分割できていない建物の各壁面や道路標識の支柱と看板などにおいて、適応的ロバスト PCA では正確に点群を分割可能であることがわかる。また約80万点の点群に対する処理時間は、従手法[1]が約80分であったが適応的ロバスト PCA では約35分であり、処理時間を約44%に短縮することができた。

5. おわりに

本報では、近傍点群のインライア率の推定と、推定インライア率を用いた適応的ロバスト PCA により、MMS計測点群の各点において頑健に点特徴を推定する手法を提案し、点分類手法と法線に基づく領域成長法によるセグメンテーション手法へ適用した。その結果、適応的ロバスト PCA により物体や物体構成部品境界でアウトライアの影響を受けにくい点分類やセグメンテーションを従手法[1]よりも短時間でできることが確認できた。

参考文献

- [1] Nurunnabi, A., Belton, D. West, G., "Robust Segmentation in Laser Scanning 3D Point Cloud Data", In: 2012 International Conference on Digital Object Identifier, pp. 1-8 (2012)
- [2] M. Bremer, V. Wichmann, M. Rutzinger, "EIGENVALUE AND GRAPH-BASED OBJECT EXTRACTION FROM MOBILE LASER SCANNING POINT CLOUDS", ISPRS Annals-Vol II-5/W2, pp.55-60 (2013)