

## 進化計算による3次元レジストレーションのための高効率なリサンプリング

植西 一馬†<sup>1</sup> 岩切 宗利†<sup>2</sup> 田中 清†<sup>3</sup>  
 †<sup>1</sup> 信州大学総合工学系研究科 †<sup>2</sup> 防衛大学校情報工学科 †<sup>3</sup> 信州大学工学部

## 1 はじめに

3次元センサーの普及により、いまや3次元点群処理はコンピュータビジョンの主要な研究となりつつある。3次元点群とは、オブジェクトの表面形状を多数の点で表現するデータ構造である。しかし、センサから取得した点群は、オクルージョンによる欠損やセンサノイズによる散乱を多く含む問題がある。また、センサによっては点の解像度が低く、十分に形状を表現できない場合もある。

これらの問題解決のために、複数の点群を位置合わせするレジストレーションが注目されている。視点を変えて取得したふたつの点群は、センサーやオブジェクトの回転  $R$  や並進  $t$  といった変換パラメータによって点群の位置に差がある。これは、各点群がそれぞれのセンサ座標系に属しているためである。レジストレーションは、点群の変換パラメータを推定し、一方の点群を座標系変換して位置合わせする方式である。本報告は、外部センサやテクスチャ情報を使用せず、点群のみでレジストレーションする方式について示すものである。

進化計算によるレジストレーション [1] は、点群の初期位置関係に依存せず、高精度に位置合わせできる一方式である。ただし、この方式の計算量は莫大なので、計算量の低減策が必要である。この低減策として、我々はキーポイントパッチ (KeyPoint Patches: KPP) を提案した [2]。KPP は、ソース点群側におけるキーポイントの周囲の点を、ある一定の半径で抽出した点群である。図1はスタンフォード・ドラゴンから抽出したKPPの一例である。橙点がKPP、赤点(大)がキーポイントである。

Self-adaptive Differential Evolution (SaDE) と KPP を用いた文献 [2] の手法は、進化計算によるレジストレーションの精度と計算量を大きく改善できていた。しかし、KPPの周辺にオクルージョン領域があるときは、誤差を含んだまま収束する場合があった。図2は、レジ



図1. KPPの抽出例

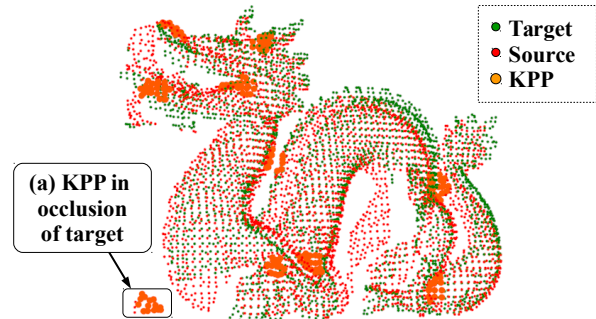


図2. レジストレーション失敗例と KPP [2]

ストレーションの失敗例である。緑の点がターゲット点群、赤の点がソース点群、橙の大きい点が KPP である。また、図中の (a) はターゲット点群のオクルージョン周辺にある KPP である。これが進化計算に悪影響を与え、ずれた位置に収束したと考えられる。

本報告は、オクルージョンの影響の低減を図るために、KPP を点群の境界から離隔し、計算量を削減するために、KPP の抽出半径と解像度を適応化させる手法を提案するものである。

## 2 提案手法

## 2.1 境界点からの離隔

単一の視点からセンシングした場合、対象の裏面や突起物に隠れた領域が発生する。このような領域はセンサに露出されないため、部分的又は裏側が欠損したオープンな点群となる。この欠損した部分を、オクルージョン領域と呼ぶ。そこで我々は、点群の境界点の付近には、オクルージョンが発生しているものと仮定し、境界点付近にあるキーポイントを除去してから、KPP を抽出することとした。図3(a)は本手法の一例であり、水色の点は境界点である。図1と比較して、図3(a)では境界点から離れたところにキーポイントが検出されていることが確認できる。

## 2.2 解像度の適応化

文献 [2] の手法では、キーポイントの周囲の点をそのまま KPP として抽出していた。我々は抽出した KPP をリサンプリングして解像度を適応化する、計算量低減手法を提案する。図3(b)は、図3(a)の KPP をボクセルサンプリングした結果である。これらの比較から、KPP を示す橙点の減少が確認できる。

## 2.3 抽出半径の適応化

文献 [2] の手法では、KPP の抽出半径を固定していたため点群の局所的な分布に KPP が適応しない場合があった。そこで我々は、キーポイントの突出値に基づいた抽出半径の適応化手法を提案する。本研究では、その基礎的な試みとして3番目に大きい突出値と、各キーポイントの突出値の割合を抽出半径の係数とした。3番目の突出値を基準とした理由は、最大の突出値が極端に大きい場合に対応するためである。図3(c)は図3(a)

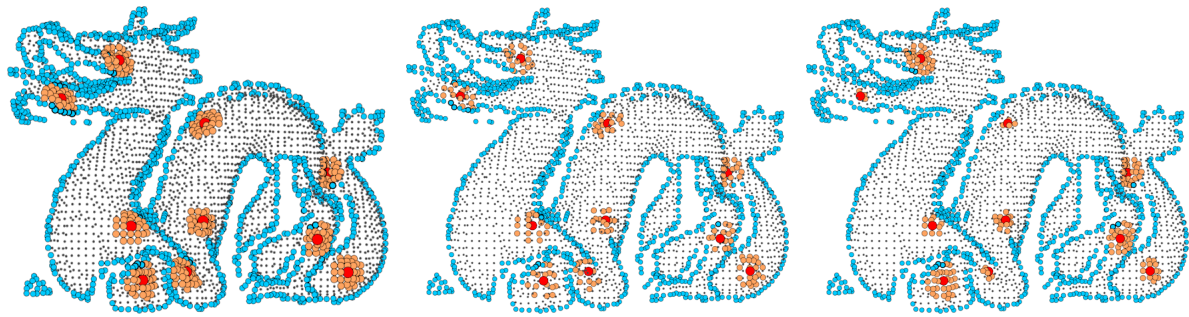
Efficient Resampling for 3D Registration with Evolutionary Computation

†<sup>1</sup> Kazuma UENISHI †<sup>2</sup> Munetoshi IWAKIRI †<sup>3</sup> Kiyoshi TANAKA

†<sup>1</sup> Interdisciplinary Graduate School of Science and Technology, Shinshu University

†<sup>2</sup> Department of Computer Science, National Defense Academy

†<sup>3</sup> Faculty of Engineering, Shinshu University



(a) オクルージョンからの分離 (b) KPP の解像度適応化 (c) KPP の抽出半径適応化

図 3. 提案手法の抽出例 (dragonStandRight\_336)

表 1. 実験結果

Border	Res.	Radius	Points	Suc.	$E$ (mm)	Time(s)
OFF	2.0	Fix	194	0	5.17 (0.00)	5.83
ON	2.0	Fix	306	30	1.00 (0.01)	9.51
ON	2.0	Adaptive	180	27	2.18 (3.45)	5.65
ON	3.0	Fix	165	30	1.01 (0.01)	5.25
ON	3.0	Adaptive	101	30	1.21 (0.01)	3.29

の抽出半径を適応化させた KPP 抽出例である。図 3(a)と比較して、半径の小さい KPP の存在が確認できる。さらに、これと解像度の適応化を併用させることで、より一層の計算量削減が可能である。

### 3 評価実験

#### 3.1 前提条件

実験対象はスタンフォードドラゴンであり、ターゲット点群は dragonStandRight\_0, ソース点群は dragonStandRight\_336 を使用した。また、解像度が約 2.0mm になるように、両方の点群をユニフォームサンプリングした。

キーポイント検出器は、文献 [2] と同様に、Intrinsic Shape Signatures (ISS)[3] である。我々は ISS の半径は 16.0mm, 境界点検出の半径は 6.0mm とし、NMS の半径を調整してそれぞれ 10 個のキーポイントを得た。また、KPP の最大抽出半径は 8.0mm, KPP の解像度は 2.0mm 及び 3.0mm の 2 種類とした。

進化計算のアルゴリズムは SaDE である [2]。母集団の初期位置は、回転が  $[-180, 180]$ deg, 並進が  $[-40, 40]$ mm の範囲でランダムに配置された。個体数は 30 である。収束の評価式は、点群間の最近傍点距離の Root Mean Squared Error ( $E$ ) である。文献 [2] では、 $E$  がある程度収束したところで評価式を変更する手法を用いていたが、評価式を変更する前に進化計算が全て終了したので、実験条件は本報告と同一にした。進化計算の終了条件は、 $E$  が更新されたときの差分が  $1.0 \times 10^{-10}$  以下とした。このときの  $E$  は、レジストレーションの収束精度である。

#### 3.2 実験結果

表 1 は 30 回の試行の平均値をまとめた表である。表中の Border は境界点検出の有無, Res. は KPP の解像度, Radius は KPP 半径の適応化の有無, Points は KPP を構成する点の総数, Suc. は  $E < 2.0$ mm となった回数,  $E$  は収束精度の平均値であり、括弧内はその標準偏差, Time は処理時間である。表 1 の第 1 行目は、文献 [2]

の手法の処理結果であり、その他は本報告の提案手法によるものである。

従来手法は、毎回収束したものの、成功とみなされる  $E$  には至らなかった。この傾向は、文献 [2] と同様である。一方、提案手法は、全て 90% 以上の成功率を示した。これは、境界点から特徴点を分離させたことにより、オクルージョンの影響を低減できたためと考えられる。提案手法のなかでは、固定半径の 2 つの手法が最も高精度であり、半径適応化ありで解像度 3.0mm のとき高精度かつ低計算量であった。適応化半径のときに精度が低下した原因は、KPP の半径内にオクルージョン領域が含まれたためである。固定半径の場合、他の KPP がオクルージョンの影響を低減していた。しかし、適応化半径では他の KPP の半径が小さいので、この影響を低減しきれなかったと考えられる。解像度が 3.0mm のときに精度が改善された原因は、悪影響をもたらした KPP の点数が減少したためである。

以上から、本実験では境界点からの分離によるレジストレーション精度の向上と、解像度や抽出半径の適応化による計算量の低減を確認できた。

### 4 おわりに

本研究では、進化計算レジストレーション法 [1] に用いる KPP に、次の改善を加えた。まず、我々はオクルージョンの影響を低減するために、KPP を境界点から分離した。次に、計算量を削減するために、KPP の解像度や抽出半径を適応化させた。これらを組み合わせた手法は、文献 [2] の従来手法でレジストレーションに失敗した条件において、90% 以上の成功率を達成し、最大で約 44% の計算量を削減できた。

### 参考文献

- [1] Santamaría, J., Cordon, O. and Damas, S.: A comparative study of state-of-the-art evolutionary image registration methods for 3D modeling, *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 115, No. 9, pp. 1340–1354 (2011).
- [2] Uenishi, K., Iwakiri, M. and Tanaka, K.: Efficient Point Clouds Registration Based on Differential Evolution with Keypoint Patches, *proc. International Workshop on Image Electronics and Visual Computing* (2014).
- [3] Zhong, Y.: Intrinsic shape signatures: A shape descriptor for 3d object recognition, *proc. International Conference on Computer Vision Workshops*, pp. 689–696 (2009).