(17) 屋内空間を対象に計測した特性の異なる点群データの重畳に関する一考察

小宮　涼[1]・今井　龍一[2]・中村　健二[3]・塚田　義典[4]・梅原　喜政[5]

[1]学生会員　法政大学大学院　デザイン工学研究科（〒162-0843 東京都新宿区市谷田町 2-33）
E-mail: ryo.komiya.5p@stu.hosei.ac.jp

[2]正会員　法政大学教授　デザイン工学部（〒162-0843 東京都新宿区市谷田町 2-33）
E-mail: imai@hosei.ac.jp

[3]正会員　大阪経済大学教授　情報社会学部（〒533-8533 大阪府大阪市東淀川区大隅 2-2-8）
E-mail: k-nakamu@osaka-ue.ac.jp

[4]正会員　摂南大学准教授　経営学部（〒572-8508 大阪府寝屋川市池田中町 17-8）
E-mail: yoshinori.tsukada@kjo.setsunan.ac.jp

[5]正会員　摂南大学講師　経営学部（〒572-8508 大阪府寝屋川市池田中町 17-8）
E-mail: yoshimasa.umehara@setsunan.ac.jp

我が国では，先進技術を有効活用するため，PLATEAU 等のデジタルツインの整備が進んでいる．PLATEAU は，建物の外形と高さ情報を持つ 3 次元都市モデルであり，地域課題の解決を目的としたシミュレーションやユースケースの創出に活用されている．これらの都市モデルに対し，屋内空間や外観形状を補完できれば，より高度な活用が期待できる．本研究では，スマートフォンで計測した点群を活用して屋内空間を補完する手法の考案に向けて，その基礎技術である点群重畳手法を調査した．その結果，TLS とスマートフォンで取得した特性の異なる点群の重畳には，GICP が有用であることが示唆された．さらに，GICP の汎用性を検証するため，TLS の点群をダウンサンプリングし，スマートフォンの点群と TLS の点群を重畳する際の GICP の適用限界を明らかにした．

Key Words: *digital twin，indoor space，LiDAR，point cloud data，registration*

1. はじめに

近年，IoT や AI，ビッグデータといった革新的な技術の進展がさらに加速化している．我が国では，これらの先進技術を有効活用する新たな社会「Society 5.0」[1]の実現を目指し，現実世界で蓄積される膨大な情報をサイバー空間に反映するデジタルツインの構築が進められている．こうした背景の下，国土交通省では，2020年に Project PLATEAU（以下，「PLATEAU」とする．）の運用が開始されている[2]．PLATEAUは，都市情報を統合，可視化したデジタルツインの基盤を担う3次元都市モデルである．全国100都市以上の3次元都市モデルがオープンデータとして公開され，社会や地域の課題解決を目指したユースケースが数多く考案されている．しかし，整備済みの都市モデルの多くは，建物の外形と高さ情報で構成される LOD1である．現状の都市モデルの屋内空間や外観形状を効率的に補完できれば，屋内外をシームレスに繋ぐ位置情報サービス等において，より高度な都市モデルの活用が可能となり，Society5.0の実現にむけたデジタルツインとしての有用性の向上が期待できる．

著者らは，スマートフォンで計測される点群データ（以下，「点群」とする．）に注目し，屋内空間の3次元形状の取得に取り組んできた[3]．先述した近年の技術革新により，スマートフォンの LiDAR や動画像を活用することで，地上設置型レーザスキャナ（以下，「TLS」とする．）や高価な LiDAR を使用しなくても点群が計測できるようになった．スマートフォンを用いた計測は，安価かつ容易であるため，鮮度の高い屋内空間の3次元形状を効率的かつ網羅的に取得しやすい．蓄積した点群は，公共測量成果等の精度や品質が十分に保証

された点群との重畳やグローバルな座標を持つ基準点を使用することで，現実世界での位置を反映できる．しかし，異なる機器で計測された点群は，点密度や点のばらつき等の特性が異なり，一様に重畳できない場合も多い．中でも，スマートフォンで計測した点群は，高価な機器で計測した点群と比較して計測精度が劣るため，正確な重畳が難しい．

以上より本研究の目的は，スマートフォンで計測した点群と異なる機器で計測した点群とを正確に重畳可能な手法を明らかにすることとした．屋内空間を対象に TLS とスマートフォンの LiDAR アプリで点群を計測し，4種類の重畳手法の適用結果を比較する．特性の異なる点群を高精度に重畳できる手法が明らかになれば，スマートフォンを活用した屋内空間の補完手法を開発できる．

2. 検証に使用する点群と重畳手法

点群の重畳には既存の重畳手法を採用する．2 つの点群を重畳する場合，一方の点群をベースとして，もう一方の点群に座標変換を適用する．以下，本稿では，ベースとなる点群をターゲット点群，座標変換を適用する点群をソース点群とする．本章では，検証に使用する 2 種類の点群の計測方法とその詳細を示す．また，検証に使用する点群の重畳手法のアルゴリズムを整理する．

(1) 検証に使用する点群の計測方法

検証に使用する 2 種類の点群は，異なる機器で計測した．ターゲット点群は TLS の Leica BLK360，ソース点群は iPhone の LiDAR アプリ「Polycam」を使用して計測した．計測対象は，法政大学市谷田町校舎の教室とし，計測日や机の配置等は同一である（**図-1** 参照）．なお，今回の検証では，両方の点群から，同一箇所を計測した部分を切り出し使用した．検証に使用した点群の詳細を**表-1** に示す．点群の加工には，無償の点群処理ソフトウェアである CloudCompare [4]を使用した．点数は，ターゲット点群が約 2,000 万点，ソース点群が約 70 万点である．**表-1** より，それぞれの点群は，機器によって点数や密度，欠損箇所が異なっている．特に，TLS で計測した点群は，机や椅子の死角となる床面の欠損が多い．一方で，iPhone で計測した点群は，机や椅子の死角部分を重点的に計測したため，天井や壁面に欠損が発生している．また，TLS で計測した点群は，iPhone で計測した点群に比べて机や椅子の形状がより鮮明である．

(2) 点群の重畳手法

本検証では，次の 4 種類の手法を用いて点群の重畳結果を比較する．

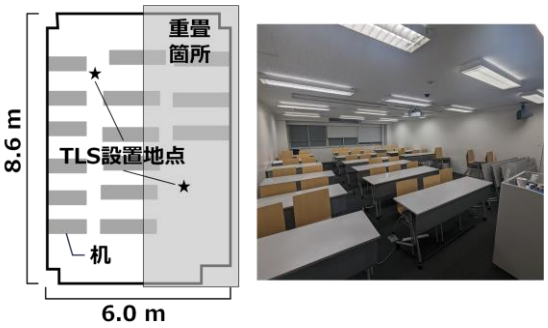
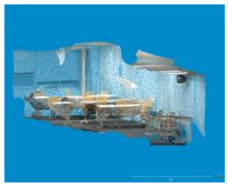


図-1 計測環境

表-1 検証に使用した点群の詳細

種別 / 仕様	ターゲット点群	ソース点群
外形		
計測機器	Leica BLK360	Polycam (iPhone 13 Pro)
点数（点）	23,096,581	674,040
点密度 (点/m³)	約 113,000	約 1,500

a) Iterative Closest Point (ICP)

ICP [5]は，ターゲット点群とソース点群の点同士の座標値を参照し，近傍点の対応関係を推定する．推定した対応点の距離が最小となる変換行列を算出し，剛体変換により点群を重畳するアルゴリズムである．ICP は，アルゴリズムが単純で計算コストが低いため，CloudCompare 等の点群処理ソフトにも搭載されている．しかし，点群の初期位置の誤差が大きい場合は，正しい対応関係を推定できず，局所解に収束する．

b) Generalized ICP (GICP)

GICP [6]は，点群同士の形状を考慮した ICP の発展形のアルゴリズムである．GICP では，点群の共分散行列から法線を算出し，点群の局所的な形状を取得する．点の座標に加え法線情報も考慮することで，点群の対応関係を推定する．そのため，ICP よりも良好な変換行列を算出できる．しかし，ICP と同様に，点群の初期位置の誤差が大きい場合，局所解に収束する．

c) Voxelized ICP (VGICP)

VGICP [7]は，点群をボクセル化することで，ボクセル分布同士の対応関係から変換行列を算出するアルゴリズムである．ボクセル同士での対応関係を算出することで，近傍点探索の計算効率の向上と低密度な点群同士であっても良好な対応関係を算出できる利点がある．なお，既存研究では，ボクセルサイズを 0.5m，1.0mおよび

2.0mに設定しており，重畳精度はボクセルサイズによらないことが報告されている [7]．本検証では，既存研究より，最も解像度の高い 0.5m のボクセルを採用する．

d)　Globally Optimal ICP (GOICP)

GOICP [8]は，ICP による距離誤差の最小化と Branch and Bound (BnB)によるグローバルな最適化を組み合わせることで，ICP で課題となる局所解への収束を解決するアルゴリズムである．GOICP は，上記の 3 手法と異なり，アルゴリズムにグローバルな最適化を組み込んでおり，ICP による剛体変換を最適化する．そのため，既存研究では 3 次元空間上での物体検出にも応用されている [8]．

3.　重畳手法の比較検証

本検証では，2 章で整理した既存手法による点群の重畳精度を比較する．正解値は，点群のエッジを基準にターゲット点群に手動で重畳したソース点群とする．検証では，正解値の点群に任意の回転，平行移動およびその両方を与え（**図-2** 参照），各重畳手法を適用する．2 章 (2) より，点群の初期位置の誤差が大きい場合，ICP および GICP は正確に重畳できないことがわかっている．そのため，本検証では，初期位置の誤差が大きくなりすぎないようソース点群を作成する．

(1)　評価方法

重畳精度は，各手法による重畳後のソース点群と正解値との対応点間の距離の二乗平均平方根誤差 (RMSE)を算出し評価する．手動で重畳した点群が正解値となるため，重畳手法適用後の RMSE が 0 に近いほど，重畳の精度が高いと評価する．

(2)　検証結果および考察

検証の結果を**表-2** に示す．**表-2** より，いずれのパターンにおいても GICP による重畳の RMSE が最も小さく，高精度に重畳できていることがわかる．また，GICP では，RMSE がすべての結果でほぼ同一の値となった．このことから，GICP は，特性の異なる点群同士でも良好な変換行列を推定できることがわかった．これは，局所的な形状を考慮して対応点を推定することで，ターゲット点群とソース点群の重複箇所を特定し，対応関係を算出できたためだと考えられる．そのため，GICP は，点群の欠損に頑健な手法であるといえる．

ICP および VGICP は，平行移動させたソース点群に VGICP を適用した場合を除き RMSE が減少した．しかし，GICP との比較により局所解に収束したことがわかる．ICP は，対応点同士の距離を最小化する変換行列を推定する．しかし，使用した点群には欠損があり，本来

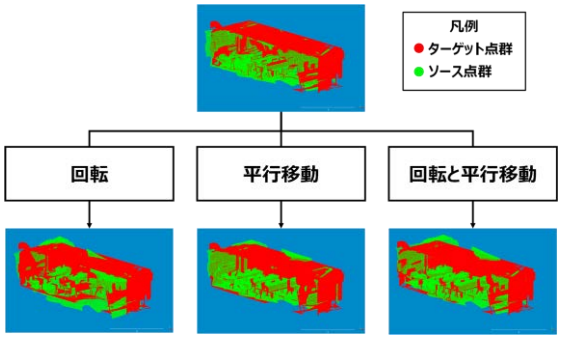


図-2　ソース点群の作成パターン

表-2　各手法の重畳結果

結果 / 手法	RMSE (m)		
	回転	平行移動	回転と平行移動
変換前	0.398	0.223	0.350
ICP	0.340	0.200	0.312
GICP	0.094	0.094	0.095
VGICP	0.236	0.229	0.233
GOICP	3.217	3.087	3.088

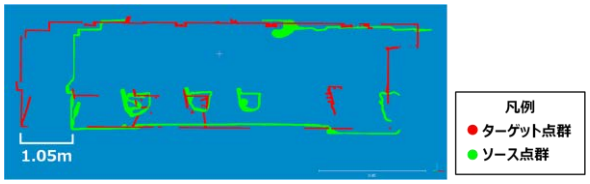


図-3　GOGICP による重畳結果の断面（平行移動）

対応すべき点がどちらか一方の点群に存在しない場合がある．その場合，適切な対応点を選択できないため，正確な変換行列を推定できなかったと考えられる．VGICP は，ボクセルの分布に基づく手法のため，GICP に比べ，スパースな推定となる．そのため，欠損のある点群同士の重畳では良好な結果を得られなかった．

GOICP は，変換前に比べ大幅に RMSE が増加している．例として，GOICP による平行移動を加えたソース点群の変換結果を**図-3** に示す．**図-3** より教室の天井および床面の高さは一致しており，鉛直方向では正確に重畳されていることがわかる．しかし，水平方向では，座席一列分 (1.05 m) のずれが確認できる．この要因として，教室内に同一形状の座席が複数存在していること，ターゲット点群において教室の後方に欠損があることがあげられる．このことから，グローバルな最適化がアルゴリズムに組み込まれている GOICP は，計測対象の形状や点群の欠損の影響を受け，正確な変換が推定できないケースがあることがわかった．

以上より，屋内空間を対象に計測した異なる特性を持つ点群の重畳においては，GICP が有用であることが示唆された．

4. ダウンサンプリングを用いた追加検証

3 章より，GICP により異なる機器で計測された特性の異なる点群を高精度に重畳できることがわかった．本章では，GICP の汎用性を明らかにするため，ターゲット点群のみをダウンサンプリングして重畳精度を評価する．ターゲット点群が低密度な場合でも GICP で良好な重畳が可能であれば，スマートフォンで取得した点群の活用の幅が広がると考えられる．

(1) 点群のダウンサンプリング処理

本検証では，ボクセルを活用したダウンサンプリングを採用し，点群を等間隔に間引く．検証に使用するボクセルサイズは，0.1m から 1.0m まで，0.1m ずつ増加させた合計 10 種類である（**表-3** 参照）．ダウンサンプリングしたターゲット点群と 2 章で作成した回転と平行移動を与えたソース点群を重畳し，その結果を 3 章と同様に RMSE で評価し，GICP の適用限界を明らかにする．

(2) 検証結果および考察

検証の結果を**図-4** に示す．**図-4** より，最も RMSE が大きくなったのはボクセルサイズが 1.0m の場合であった．しかし，1.0m の場合でも 2 章で使用したほかの重畳手法の結果を上回っていることがわかった．ボクセルサイズが 0.8m の場合に，RMSE はダウンサンプリングを適用しない場合の約 2 倍の値となった．一方，ボクセルサイズが 0.7m 以下の場合は，ダウンサンプリングを適用しない場合と同等の精度で重畳が可能であることがわかった．以上より，屋内空間を計測した点群において GICP のアルゴリズムは，ターゲット点群が 0.7m³に 1 点以上存在すれば，特性の異なる点群でも良好な重畳結果を得られることがわかった．一般的な計測機器であれば，この点密度は容易に満たすことが可能であるため，本検証結果はスマートフォンで計測した点群をあらゆる計測機器と容易に重畳できる可能性を示唆している．

5. おわりに

本研究では，屋内空間で計測した特性の異なる点群を重畳するため，既存の重畳手法の精度を評価した．その結果，欠損の影響により，各手法の精度に大きな差が生まれた．特性の異なる点群の重畳に最も頑健な手法は，GICP であった．GICP は，点群の局所的な形状を考慮して点群の対応関係を推定するため，重畳の対象となるターゲット点群の点密度を低下させた場合でも，良好な結果を示した．今後は，GICP を活用し，スマートフォンで計測した屋内空間の点群を用いて，屋内空間のデジタルツインを効率的に補完する手法を考案する．

表-3 ダウンサンプリング後の点数

ボクセルサイズ (m)	点数 (点)
0.1	9,998
0.2	2,834
0.3	1,219
0.4	638
0.5	489
0.6	303
0.7	210
0.8	174
0.9	155
1.0	107

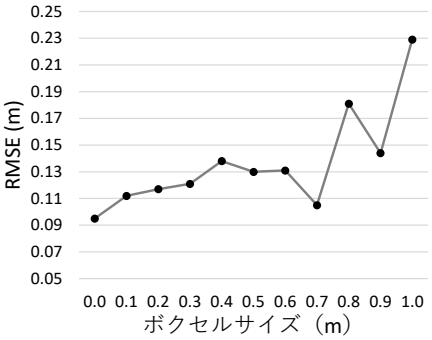


図-4 ボクセルサイズごとの RMSE

謝辞：アジア航測株式会社の松林豊氏，新名恭仁氏，山本一二郎氏には，本研究を進めるにあたり貴重なご意見を賜った．ここに記して感謝の意を表す．

参考文献

1) 内閣府：第 5 期科学技術基本計画，<https://www8.cao.go.jp/cstp/kihonkeikaku/5honbun.pdf>，（入手 2023.6.12）．
2) 国土交通省：PLATEAU [プラトー]，<https://www.mlit.go.jp/plateau/>，（入手 2023.6.12）．
3) 今井龍一，中村健二，塚田義典，小宮涼：可搬型端末の廉価な LiDAR を用いたボクセル表現による屋内 3 次元モデルの生成に関する基礎的研究，土木学会論文集 F3（土木情報学），79 巻 22 号，pp.1-9，2023．
4) Open Source Project: CloudCompare, Project，<https://www.danielgm.net/cc/release/>，（入手 2023.6.12）．
5) Paul, B. and Neil, M.: A Method for Registration of 3-D Shapes, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.14, No.2, pp.239-256, 1992.
6) Aleksandr, S., Dirk, H. and Sebastian, T.: Generalized-icp, *Robotics: Science and Systems (RSS)*, Vol.25, pp.26-27, 2009.
7) Koide, K., Yokozuka, M., Oishi, S. and Banno, A.: Voxelized GICP for Fast and Accurate 3D Point Cloud Registration, *2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp.11054-11059, 2021.
8) Jiaolong, Y., Hongdong, L., Dylan, C. and Yunde, J.: Go-ICP: A Globally Optimal Solution to 3D ICP Point-Set Registration, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.38, No.11, pp.2241-2254, 2016.