



KYUSHU UNIVERSITY

高速深度計測デバイスによる 形状計測に関する研究

株式会社大島造船所（九州大学大学院工学府） 中村 匠
九州大学 大学院工学研究院 木村 元

2017年 5月23日

JASNAOE 春季講演会



九州大学



・ 発表の流れ

1. 研究の背景と目的

⇒既存の技術の紹介

⇒先行研究での取り組みと課題について

2. Kinectについて

3. 成果の報告

4. 結果・考察

5. 結論・課題

・ 研究の背景と目的

造船所での形状計測

- ・ブロックの精度管理
- ・船舶修繕時に新たな機材を搭載のための形状計測
- ・現場合わせ管の位置計測etc



データ化することで形状計測の
効率化・省力化をしようとする動きがある

- ・計測に時間がかかる
- ・レーザースキャナが非常に高価
価格は500万円以上

レーザースキャナ FARO-FocusX130 <http://www.faro.com/ja-jp/home>

・ 研究の背景と目的



機器	レーザースキャナ(FARO-FocusX130)
価格	約500万円
対象物	0.5~130[m](測定条件による)
精度	±2[mm]
計測速度	約500,000点/秒 1視点約4分

レーザースキャナ FARO-FocusX130 <http://www.faro.com/ja-jp/home>

安価なものでより速く同等の精度を得たい！



Microsoft KinectV2 ≪約2万円≫

- ・ 点群の取得速度がレーザースキャナより早い
 ≪スペック上約5,000,000点/秒≫
- ・ 非常に安価≪約2万円≫

1視点 1/30秒

作業時間と設備投資の大幅なコスト削減

・ 先行研究

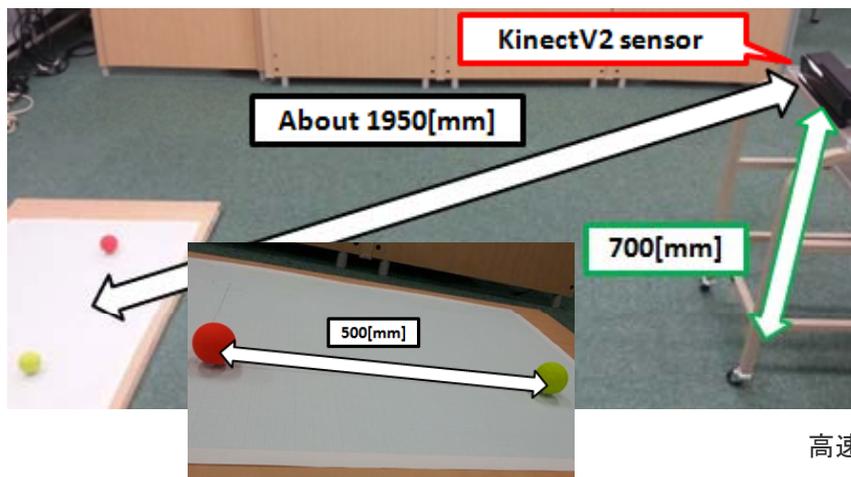
- ・ KinectV2センサーを用いてノイズの多い点群データからの球体マーカの位置の計測手法を提案.
- ・ 実際にKinectV2を用いて直径50[mm]の球の計測を100回行い,誤差・標準偏差1[mm]程度で位置の推定に成功.

問題点

- ・ 計測範囲がKinectV2の視野に依存
- ・ 障害物に隠れた部分の計測が不可能
- ・ 点群の量が少ないため1回の計測データでは球の検出が不可能

平成27年度秋季講演会 : KinectV2センサーを用いた現場合わせ管の計測システムの開発

中村 匠, 木村 元 <http://sysplan.nams.kyushu-u.ac.jp/gen/papers/paper2015/NakamuraKimura/JASNAOE2015NakamuraKimura.pdf>



Experiment No.		Position	Standard Deviation
Sphere 1 parameters [mm]	x-coordinate	217.866	8.490×10^{-1}
	y-coordinate	-412.877	8.183×10^{-1}
	z-coordinate	1937.814	7.010×10^{-1}
Sphere 2 parameters [mm]	x-coordinate	-282.619	6.721×10^{-1}
	y-coordinate	-408.165	1.048
	z-coordinate	1945.664	8.790×10^{-1}
Distance [mm]		499.572	1.209

・ 先行研究

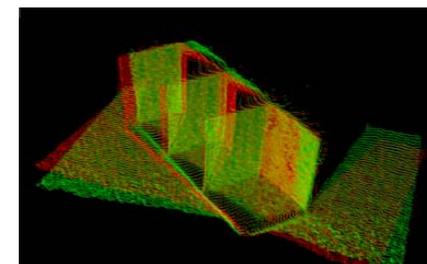
これに対する解決策として

【重ね合わせ処理:レジストレーション】

無料で利用できる点群処理ライブラリPCL(Point Cloud Library)の重ね合わせ機能
2視点で対応する点群の位置情報のみを手掛かりに点群の重ね合わせ処理を行う。

問題点

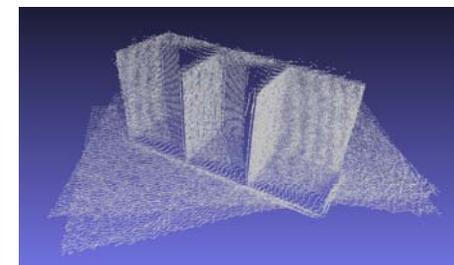
- ・精度が不十分である



これに代わる新たな手法が提案されたが...

問題点

- ・基準とする平面が3平面のみ,それによる重ね合わせ精度の不安
- ・対応する平面の探索が全数探索であり時間を要する



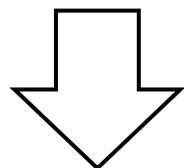
平成28年度春季講演会:高速3Dスキャンデータの重ね合わせ処理による高精度計測に関する研究

岩内 也樹, 中原 勇登 <http://sysplan.nams.kyushu->

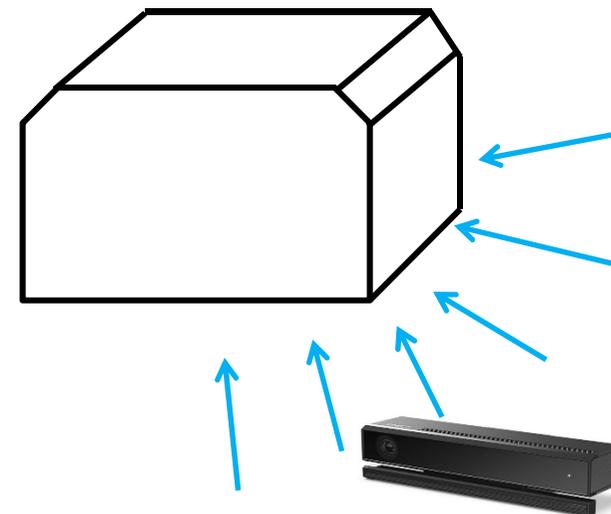
u.ac.jp/gen/papers/paper2016/lwauti_nakahara/KimuralwautiNakahara2016JASNAOE.pdf

・ 研究の背景と目的

- ・ Kinectを用いて精度の高い死角のない形状・寸法推定を行いたい
- ・ 精度の高いレジストレーション(重ね合わせ)処理の実装が必要



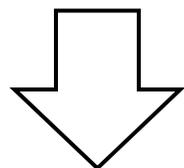
- 多数の重ね合わせ処理、統計処理により
- ・ Kinectのもつ計測精度以上の精度が確保される
 - ・ 計測範囲の狭いKinectでも 広範囲を計測できる



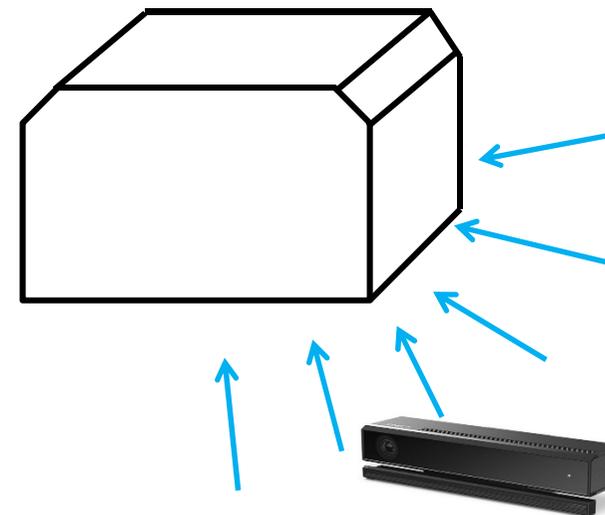
Kinectを固定する必要がない
手に持ったままでも計測可能なほど計測が早い

・ 研究の背景と目的

- ・ Kinectを用いて精度の高い死角のない形状・寸法推定を行いたい
- ・ **精度の高いレジストレーション(重ね合わせ)処理の実装が必要**



- 多数の重ね合わせ処理、統計処理により
- ・ **Kinectのもつ計測精度以上の精度が確保**される
 - ・ 計測範囲の狭いKinectでも**広範囲**を計測できる



マーカーを設置すれば既存技術により座標が検出可能



・ 発表の流れ

1. 研究の背景と目的

2. Kinectについて

⇒Kinect V2センサーとは

⇒得られるデータの特徴について

3. 成果の報告

4. 結果・考察

5. 結論・課題

・ KinectV2センサーとは



- ・高速深度計測デバイスの1つ
- ・Microsoft社が発売したゲームコントローラ「Kinect」の新型
- ・旧型と比較し解像度などスペック上昇
- ・デプス方向の計測方式の変化

		Kinect v1	Kinect v2
色 (Color)	解像度 (Resolution)	640×480	1920×1080
	fps	30fps	30fps *3
深度 (Depth)	解像度 (Resolution)	320×240	512×424
	fps	30fps	30fps
人物領域 (Player)		6人	6人
人物姿勢 (Skeleton)		2人	6人
関節 (Joint)		20関節/人	25関節/人
手の開閉状態 (Hand State)		△ (Developer Toolkit)	○ (SDK)
深度の取得範囲 (Range of Depth)		0.8~4.0m (Near Mode 0.4m~) (Extended Depth ~10.0m)	0.5~8.0m
人物の検出範囲 (Range of Detection)		0.8~4.0m (Near Mode 0.4~3.0m)	0.5~4.5m
角度 (Angle) (Depth)	水平 (Horizontal)	57度	70度
	垂直 (Vertical)	43度	60度
チルトモーター (Tilt Motor)		○	× (手動)
複数のアプリ		× (単一のアプリ)	○

KinectV1:
ステレオビジョン画像処理
KinectV2:
ToF(Time Of Flight)計測方式

... 投光した赤外線が反射して戻るまでの時間からデプスを算出する方式
... 深度の取得範囲が大幅に増加しているのはこのため

・得られるデータの特徴について

1. 赤外線使用によるノイズ

赤外線吸収率の影響: 赤外線の反射率が低い材質・色の場合では50[mm]以上の値のばらつきが出る場合がある

鏡面反射の影響: 物体表面に光沢がある場合、鏡面反射により計測が困難になる

対策

計測に不利な部分のデータは外れ値として扱い、計測可能な部材の計測データのみを参照する

赤外線使用による影響



赤外線が吸収され
反射しにくい

鏡面反射により全て
他方向に跳ね返る

・得られるデータの特徴について

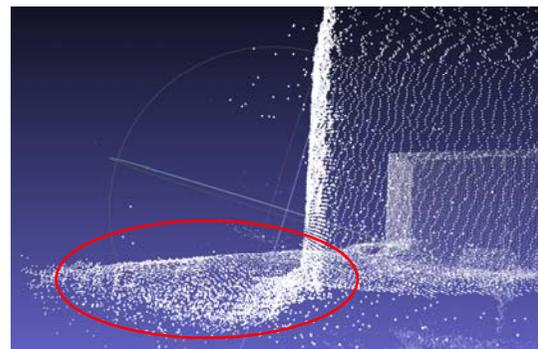
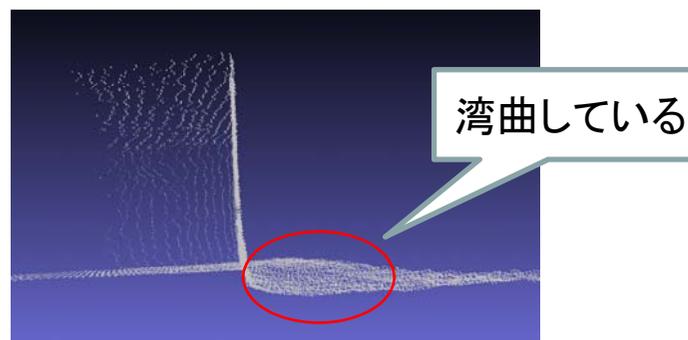
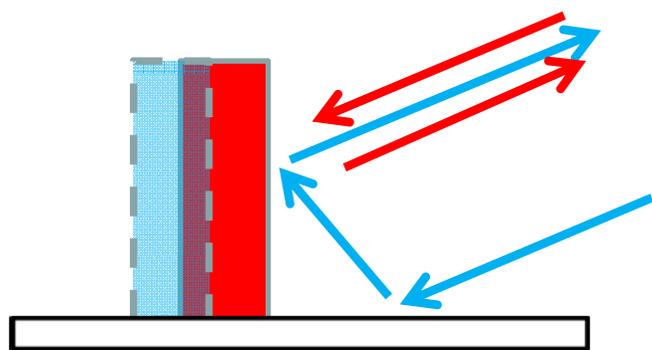
2. マルチパス(多重反射)ノイズ

多重反射の影響で実際より数ミリ程度遠くに出る現象
 赤外線反射率が高い材質・色の物体がある場合
 や凹面形状の場合に起きやすい

対策

湾曲した一部の部分は外れ値として扱う
 外れ値に強い処理を行う

マルチパスの影響





・ 発表の流れ

1. 研究の背景と目的

2. Kinectについて

3. 成果の報告

⇒新たなレジストレーション手法の提案

⇒従来手法との比較・精度の検証

⇒多視点のレジストレーションについて

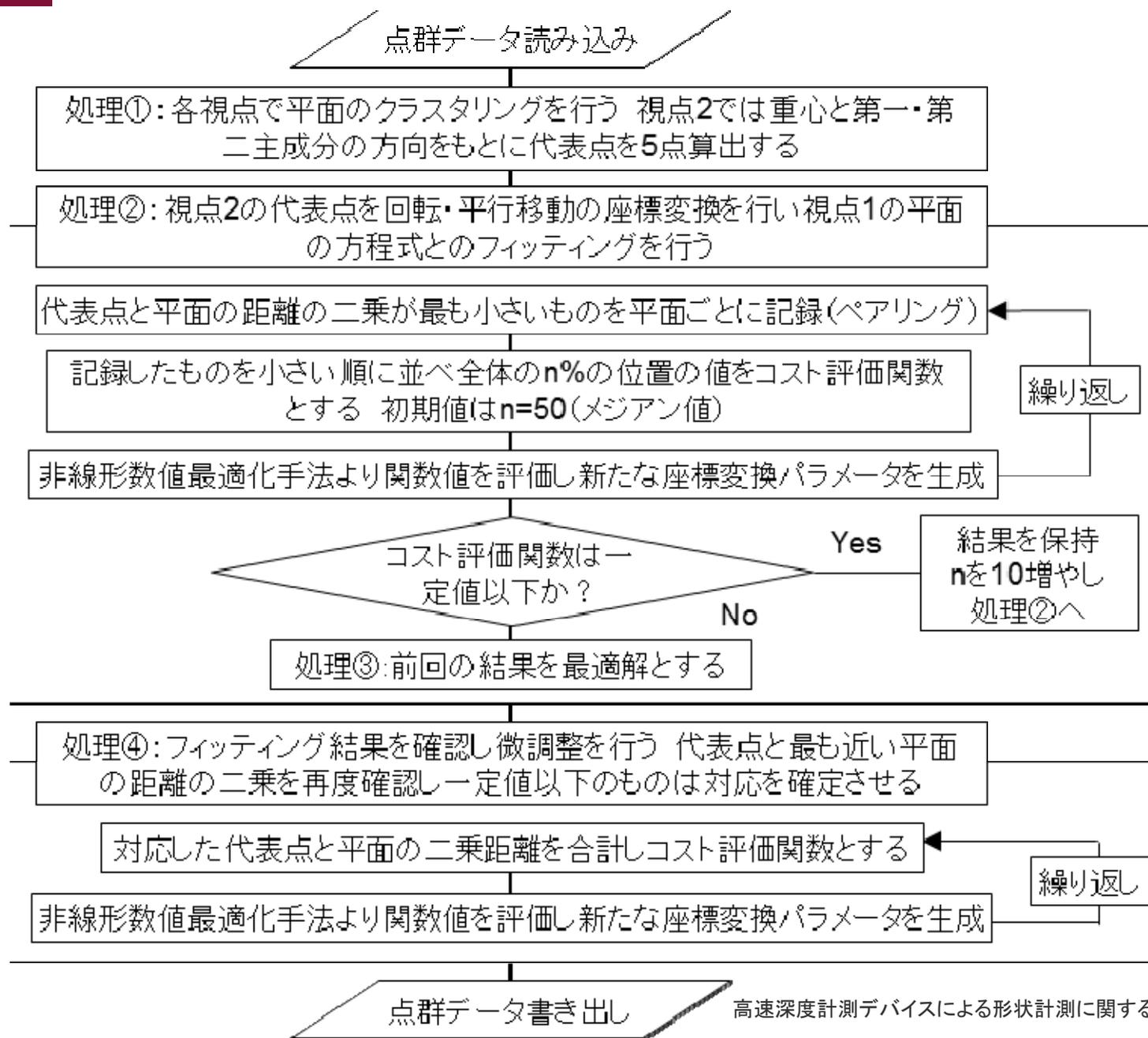
⇒実験

4. 結果・考察

5. 結論・課題



・ 新たなレジストレーション手法の提案





・新たなレジストレーション手法の提案

点群データ読み込み

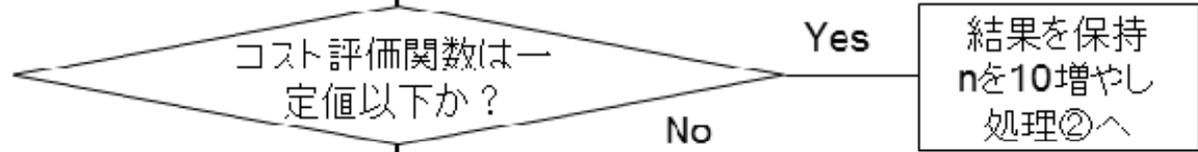
処理①:各視点で平面のクラスタリングを行う 視点2では重心と第一・第二主成分の方向をもとに代表点を5点算出する

処理②:視点2の代表点を回転・平行移動の座標変換を行い視点1の平面の方程式とのフィッティングを行う

代表点と平面の距離の二乗が最も小さいものを平面ごとに記録(ペナリング)

記録したものを小さい順に並べ全体のn%の位置の値をコスト評価関数とする 初期値はn=50(メジアン値)

非線形数値最適化手法より関数値を評価し新たな座標変換パラメータを生成



処理③ 前回の結果を最適解とする

処理④:フィッティング結果を確認し微調整を行う 代表点と最も近い平面の距離の二乗を再度確認し一定値以下のものは対応を確定させる

対応した代表点と平面の二乗距離を合計しコスト評価関数とする

非線形数値最適化手法より関数値を評価し新たな座標変換パラメータを生成

点群データ書き出し

解説点

- ・平面のクラスタリングについて
- ・代表点の算出について

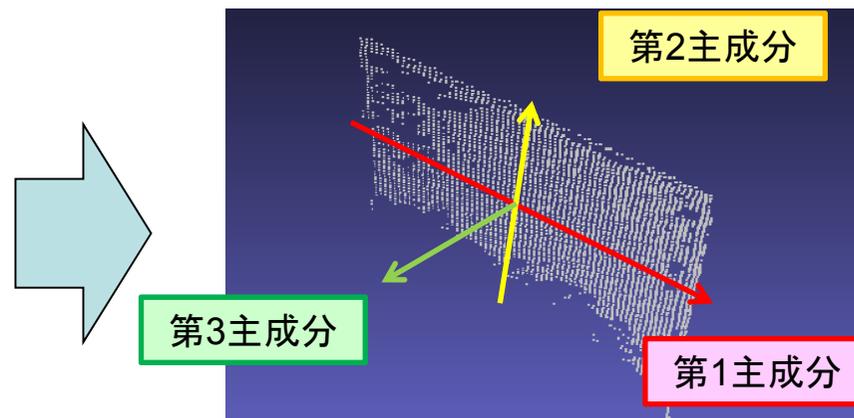
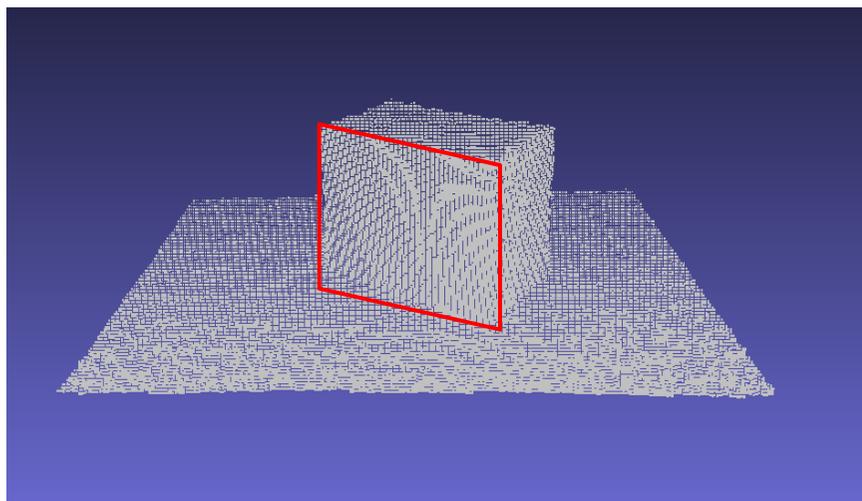
繰り返す

繰り返す

・ 平面のクラスタリング

大規模な点群データから誤差を無視して平面を取り出す処理

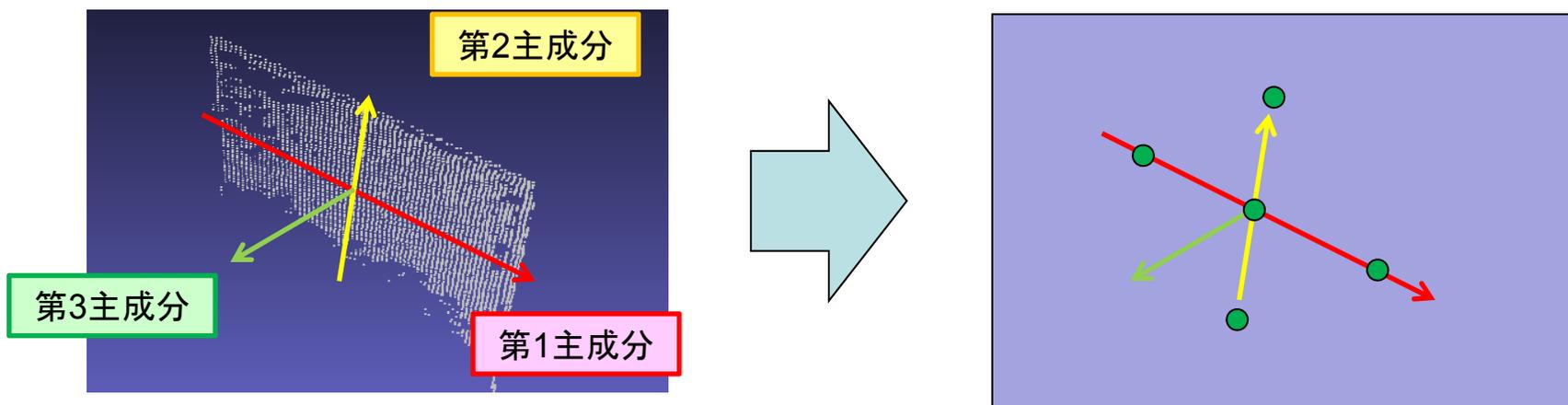
先行研究で提案された手法を使用
主成分分析とRANSAC法を用いた誤差に強い平面検出手法



・代表点の算出

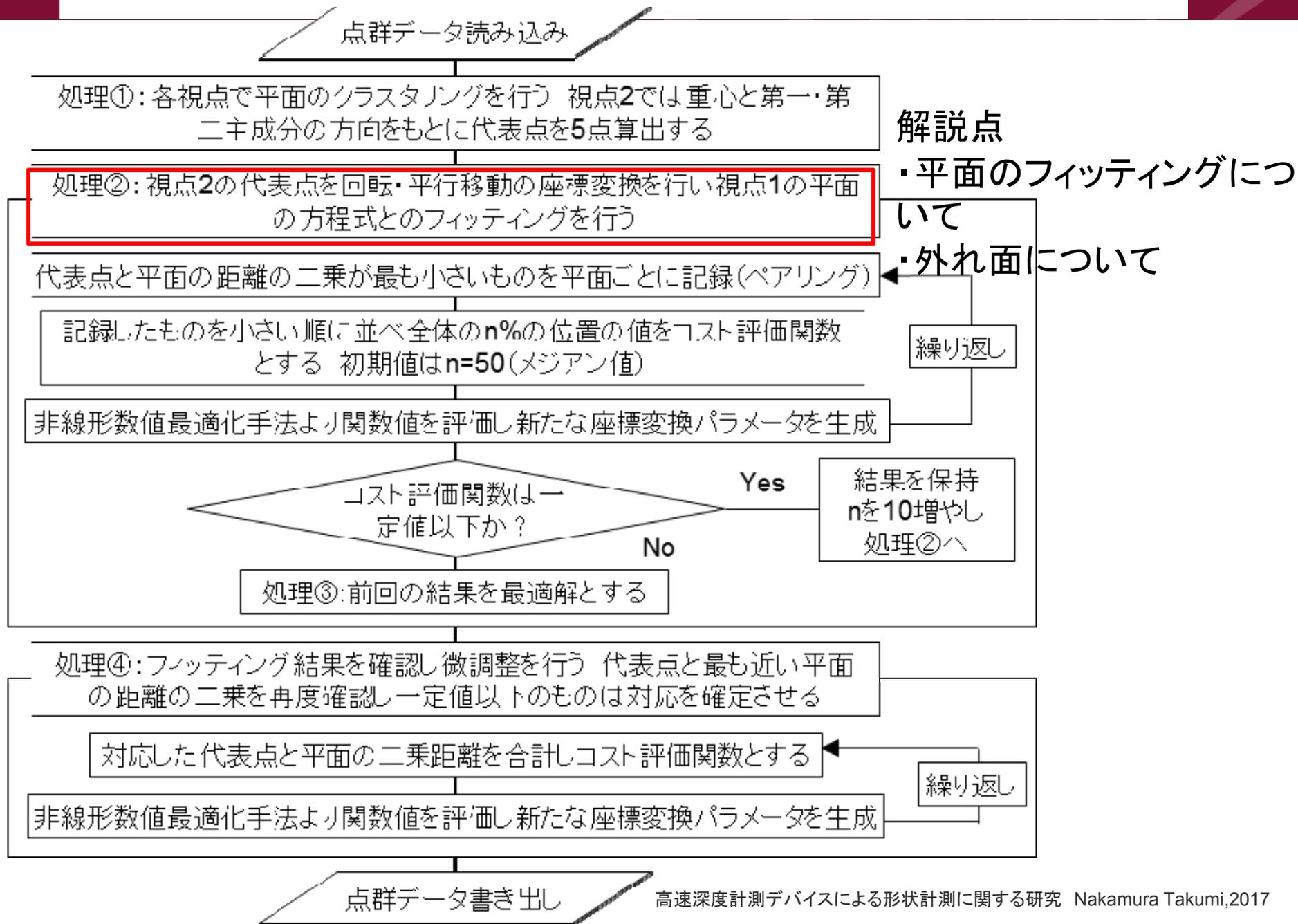
平面のクラスタリングで求められた重心と第一主成分・第二主成分上の一定距離離れた点の合計5点を**平面の代表点**とする
 今後の計算は全てこの代表点の座標と平面の方程式を用いて行う

計算時間の大幅な短縮





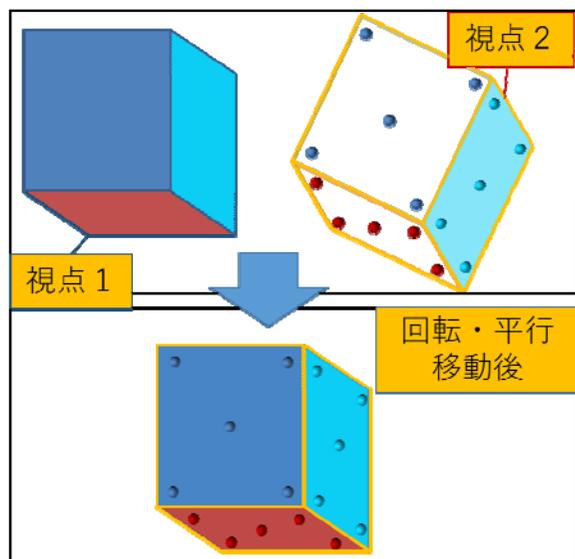
・新たなレジストレーション手法の提案



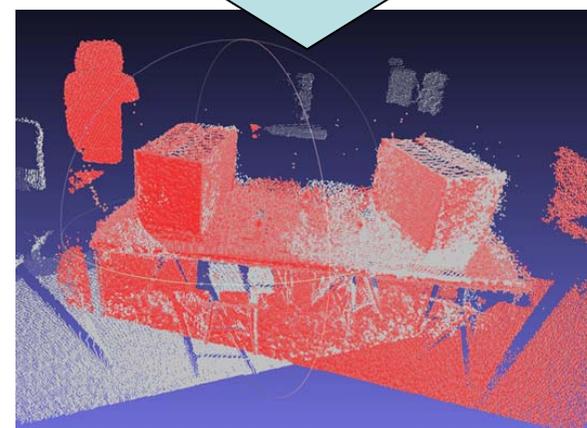
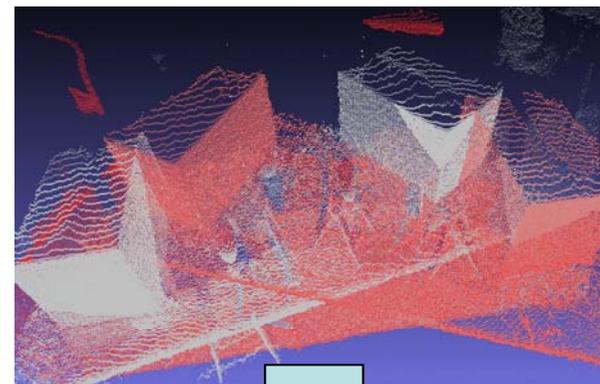
・ 平面のフィッティング

視点1の平面の方程式と視点2の平面の代表点を回転・平行移動によりうまく当てはめる処理

非線形数値最適化手法による探索で理想の回転・平行移動パラメータを探索する



イメージ図

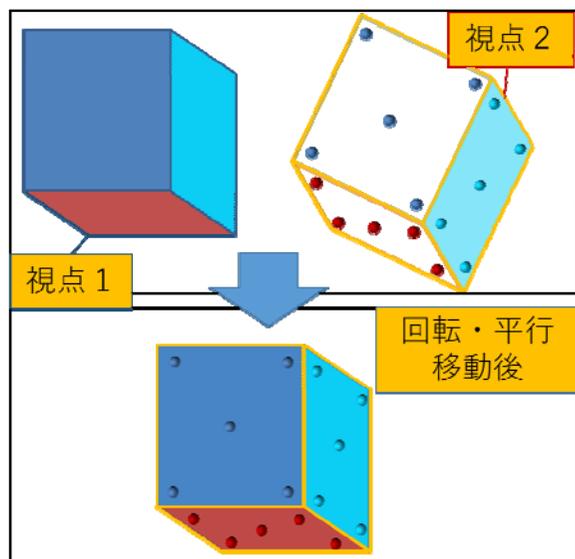


回転にはクォータニオン回転を用いる
任意の正規化したベクトル S 周りの回転角 γ を
表現する方法.

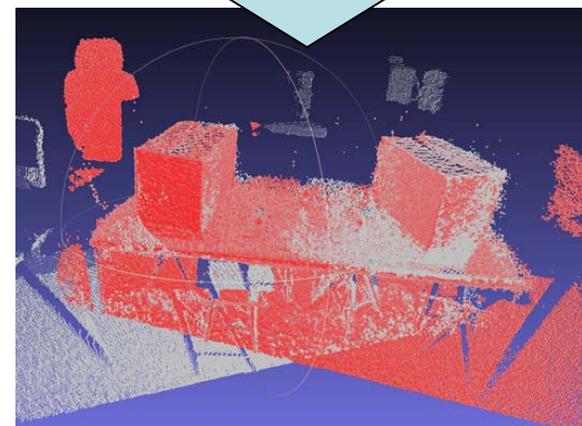
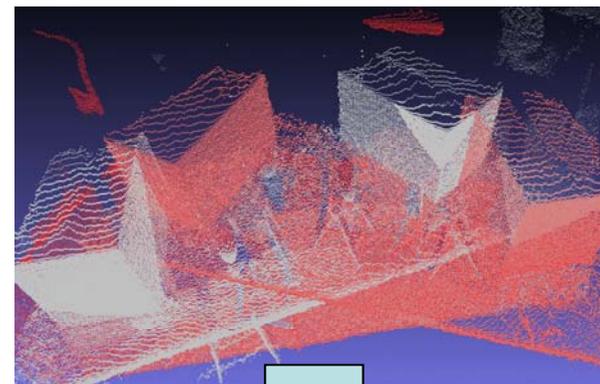
・ 平面のフィッティング

視点1の平面の方程式と視点2の平面の代表点を回転・平行移動によりうまく当てはめる処理

非線形数値最適化手法による探索で理想の回転・平行移動パラメータを探索する



イメージ図

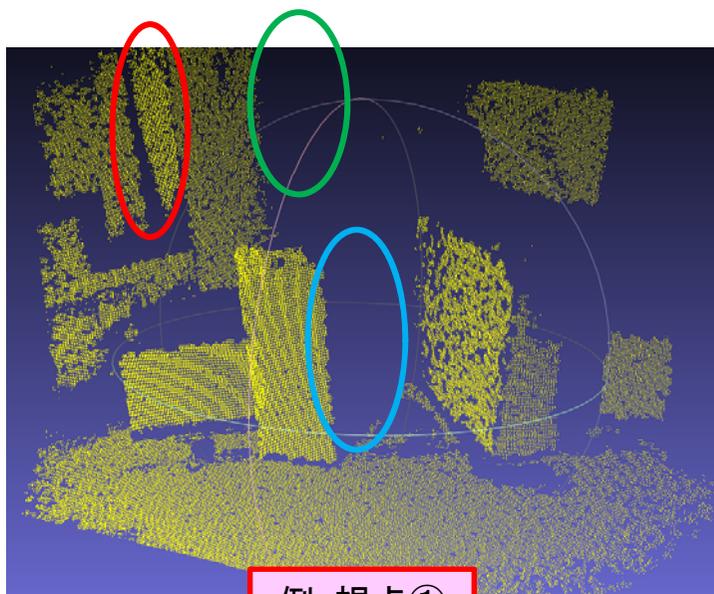


三次元であるため上下,左右,前後の3方向移動を固定できる平面が最低でも3面必要

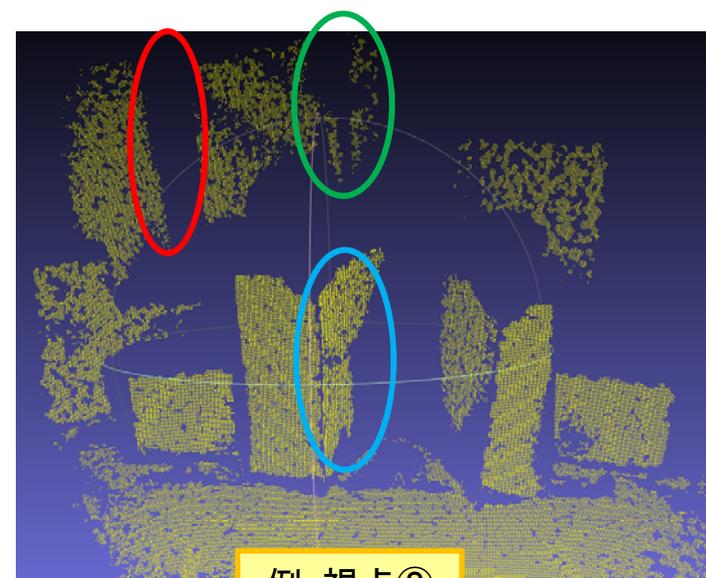
・外れ面とは

一方の視点から見えるが他方の視点からは見えない面、または誤検出された面
 本研究ではこれを外れ面と呼ぶ

点群の重ね合わせ処理の自動化にあたって必ず対策が必要となる
 誤差の多いKinectでは特に重要



例:視点①

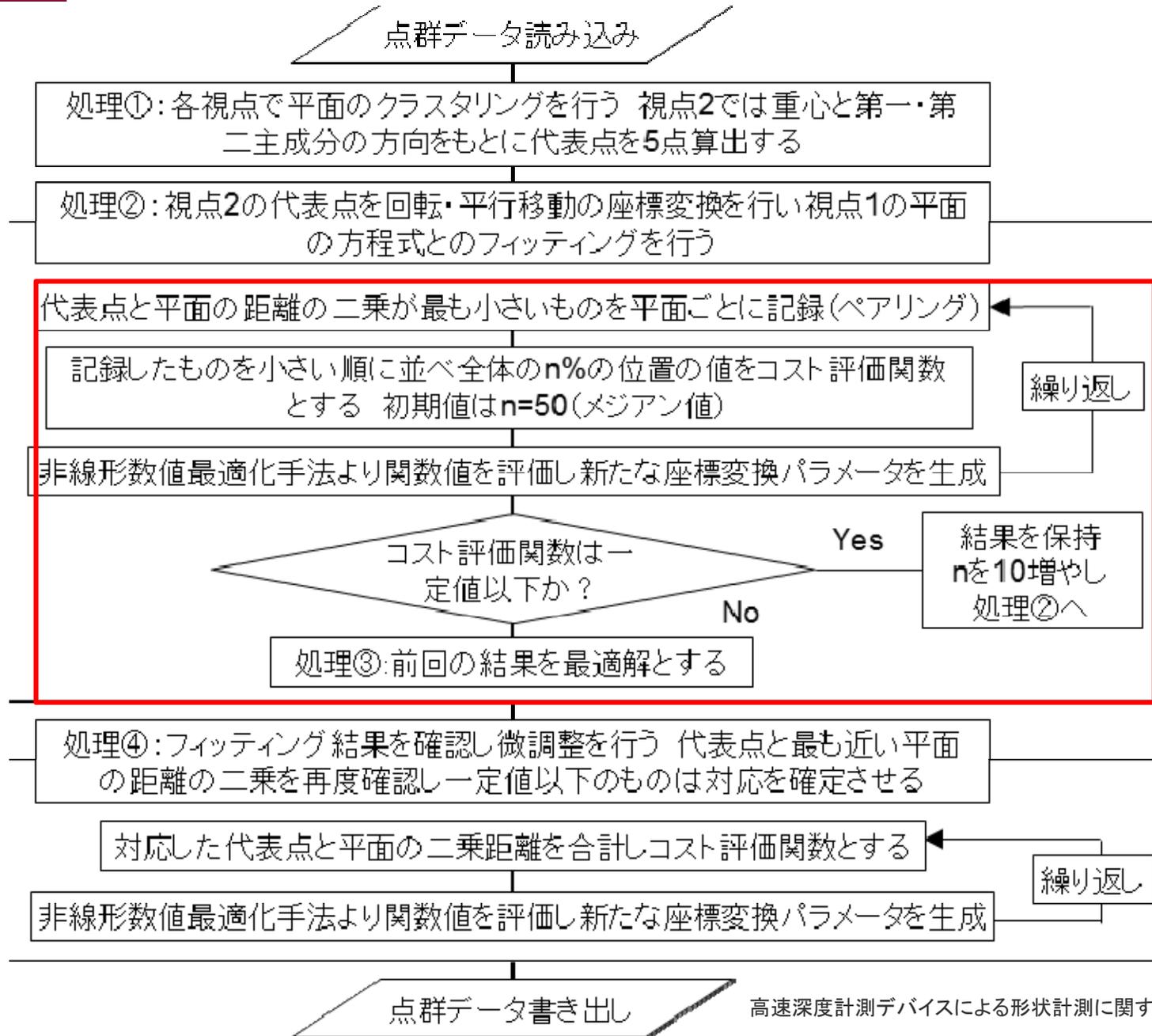


例:視点②



・ 新たなレジストレーション手法の提案

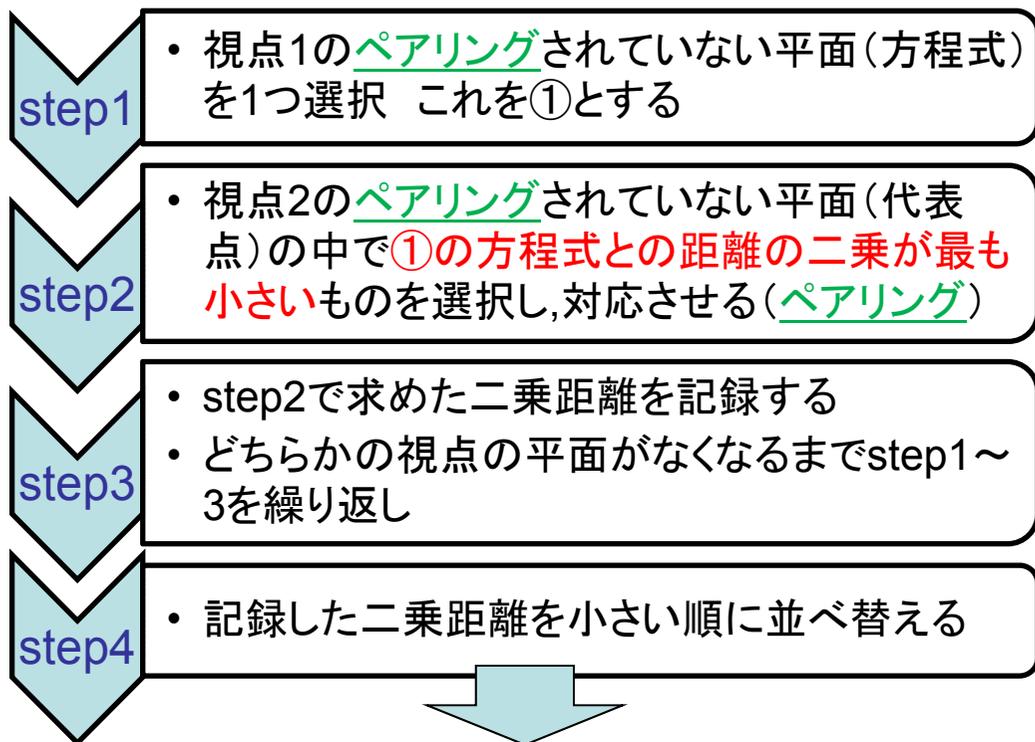
解説点
 ・平面のペアリングについて
 ・最小メジアン法を改善した手法



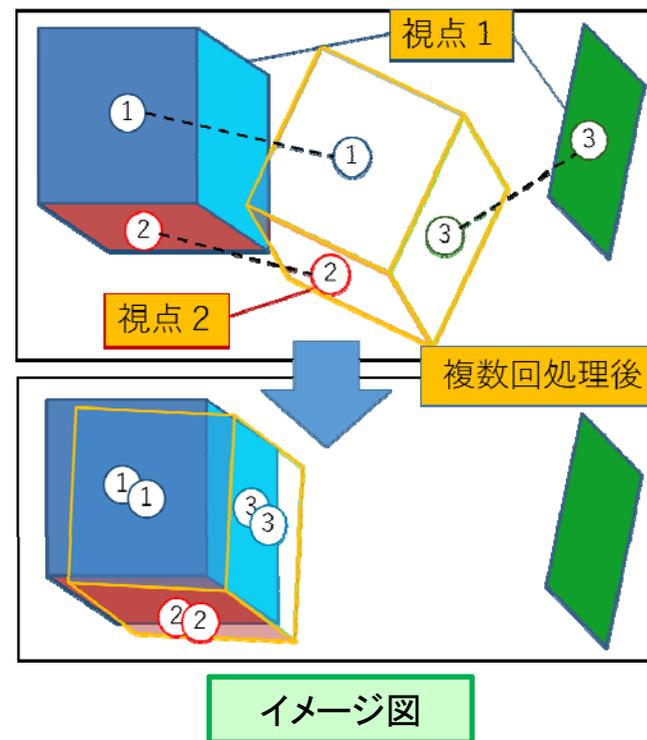
・ 平面のペアリング

視差のあるデータでどの平面とどの平面が対応するかを推定する.

ランダム探索に比べ計算時間の大幅な短縮が可能となる.



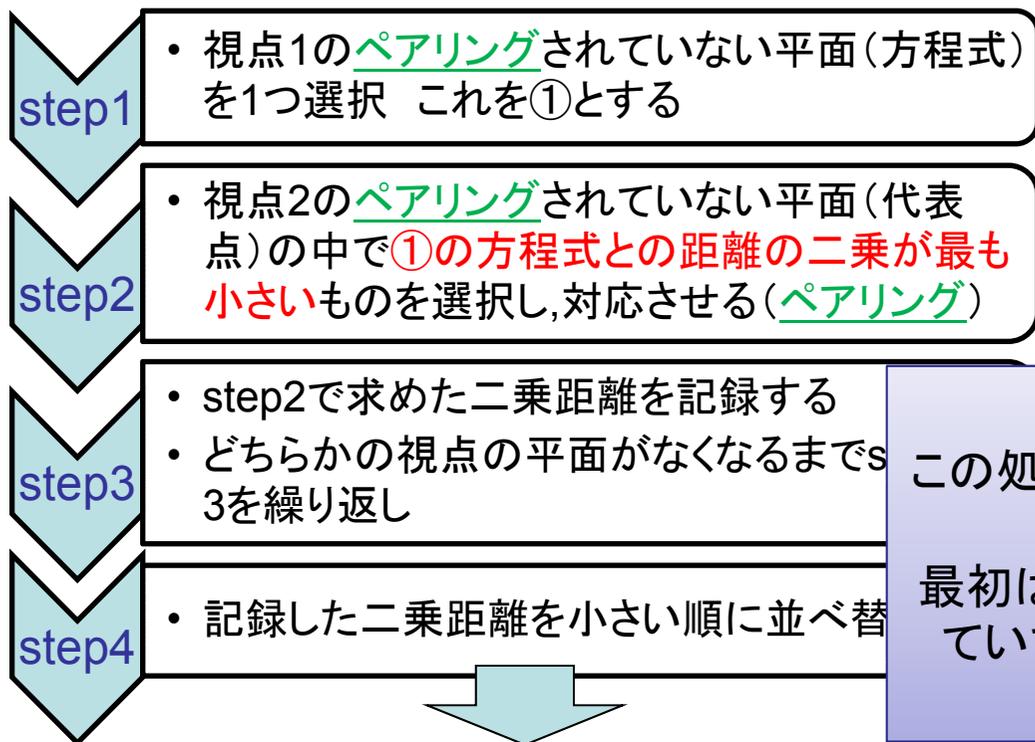
次の処理へ



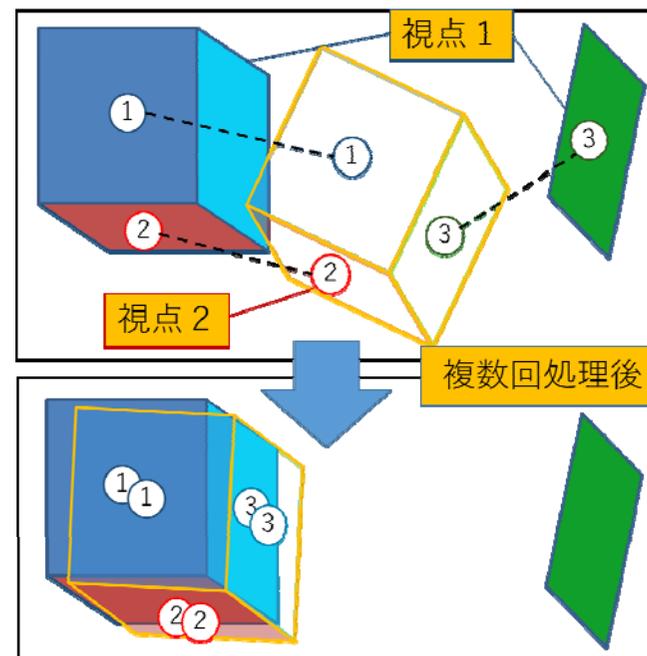
・ 平面のペアリング

視差のあるデータでどの平面とどの平面が対応するかを推定する。

ランダム探索に比べ計算時間の大幅な短縮が可能となる。



次の処理へ

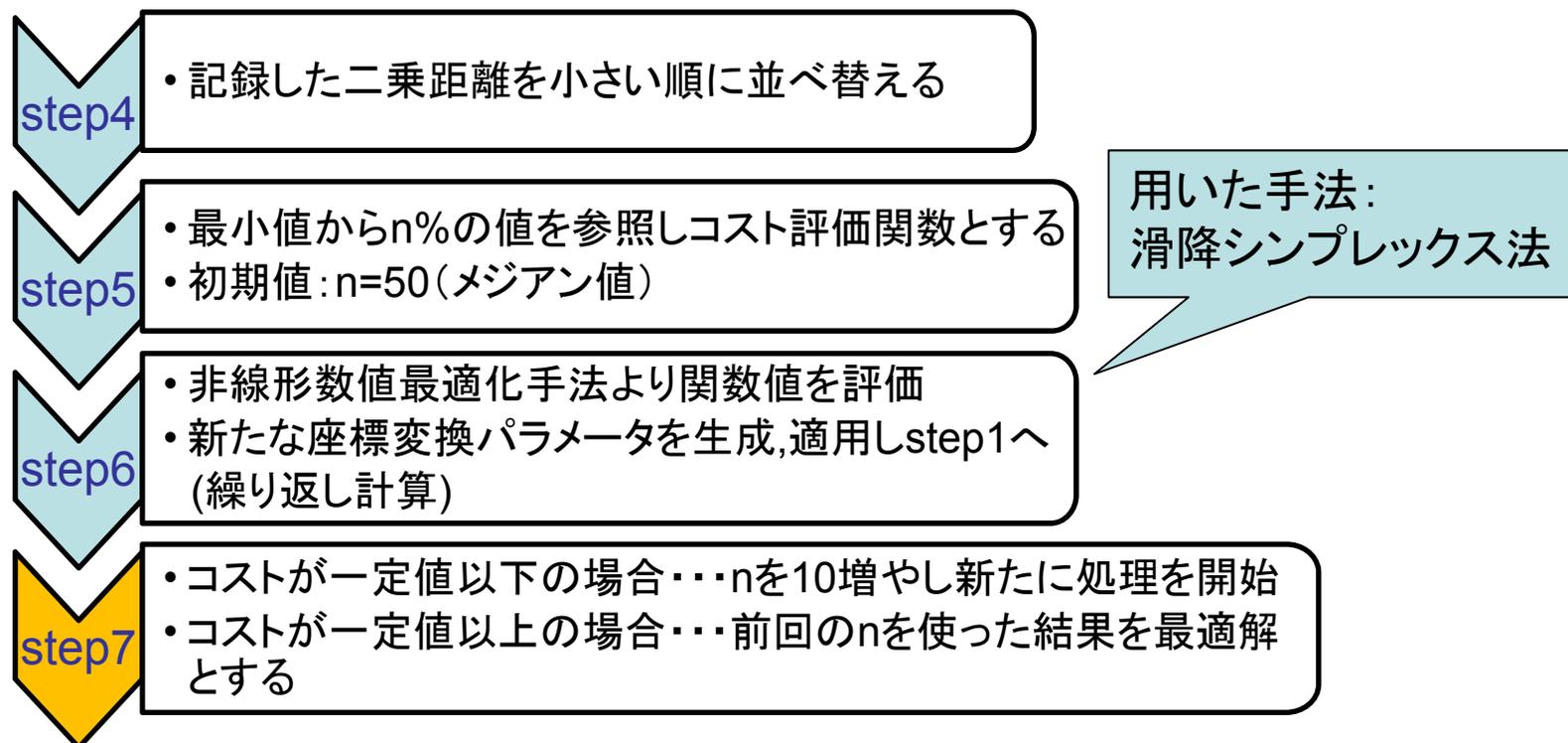


イメージ図

この処理は平面の当てはめ(フィッティング)中に何度も行われる。
最初は間違った平面同士がペアリングされていても処理中に徐々に修正されていく。

・ 平面のペアリング

非線形数値最適化手法で最小化するためのコスト評価関数を与える。
 ロバスト推定的一种である最小メジアン法を応用した方法を用いることで外れ面を無視する。

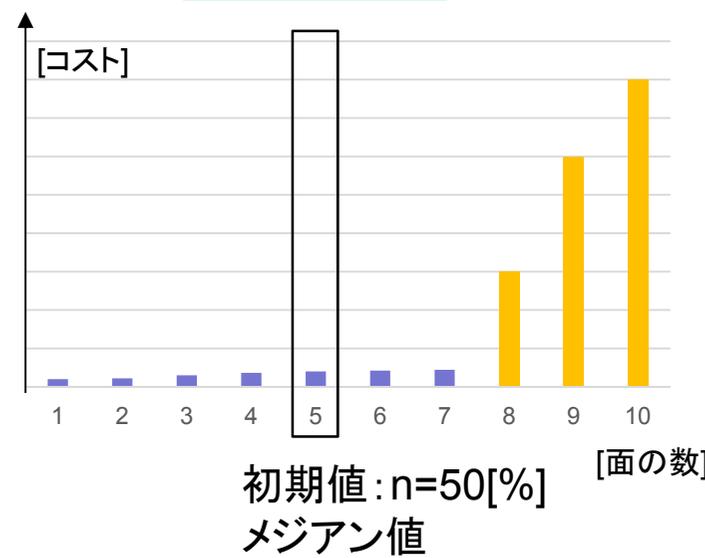


・ 最小メジアン法を改善した処理

最小メジアン法: メジアン値をコストとして最小化する手法。
外れ値に対し頑強(ロバスト)である。

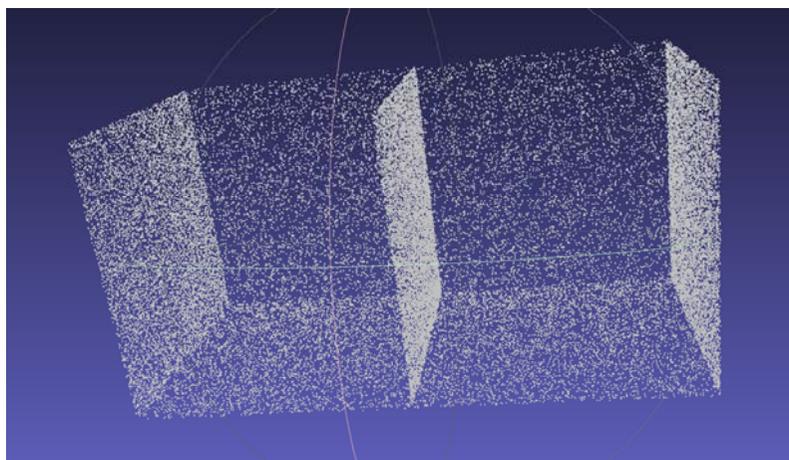
- step4
 - ・ 記録した二乗距離を小さい順に並べ替える
- step5
 - ・ 最小値からn%の値を参照しコスト評価関数とする
 - ・ 初期値: n=50(メジアン値)
- Step6
 - ・ 非線形数値最適化手法より関数値を評価
 - ・ 新たな座標変換パラメータを生成,適用しstep1へ(繰り返し計算)
- step7
 - ・ コストが一定値以下の場合...nを10増やし新たに処理を開始
 - ・ コストが一定値以上の場合...前回のnを使った結果を最適解とする

イメージ図



・ 最小メジアン法を改善した処理

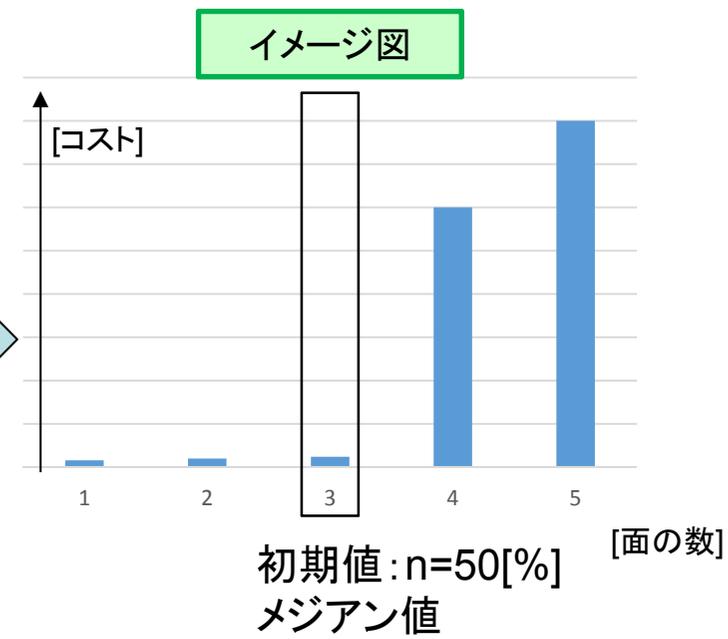
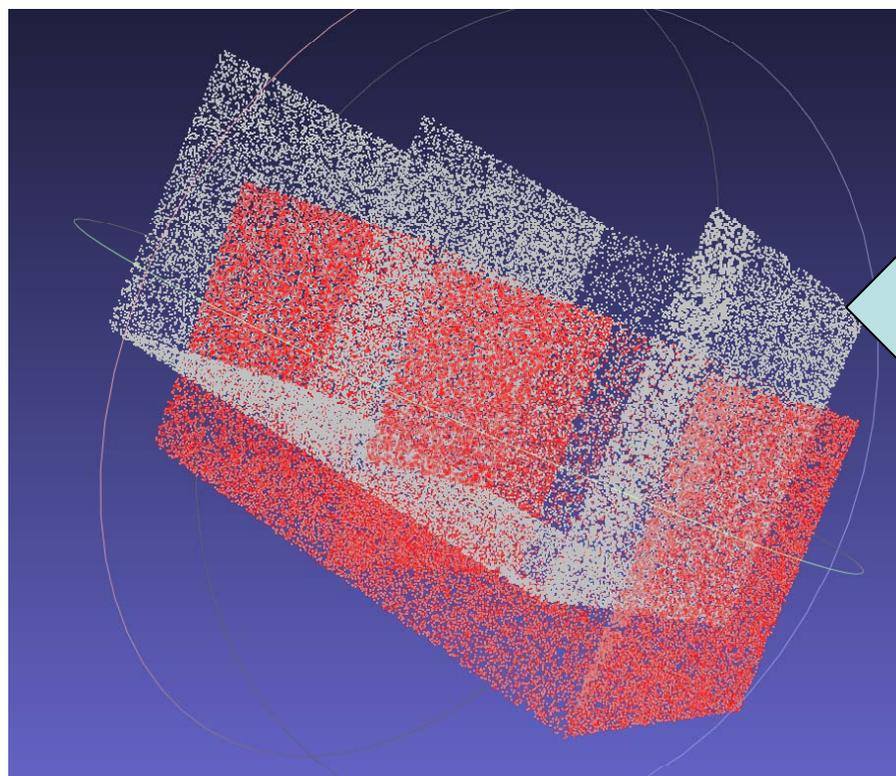
しかし、メジアン値のみを使用すると...



メジアン値参照でうまくいかない形状の例
全5平面に対し同じ向きの面が3面.

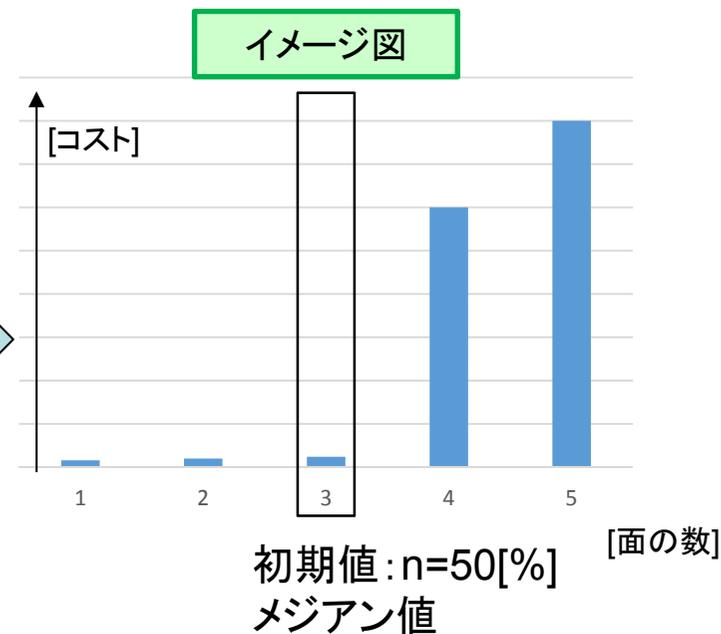
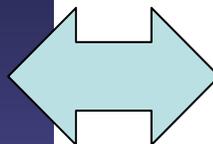
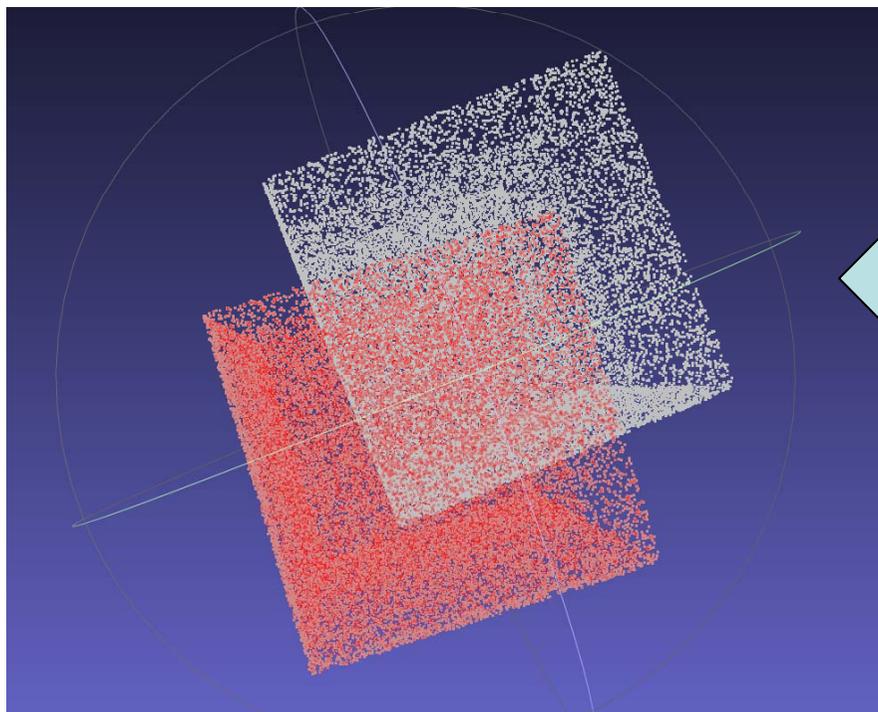
・ 最小メジアン法を改善した処理

しかし、メジアン値のみを使用すると...



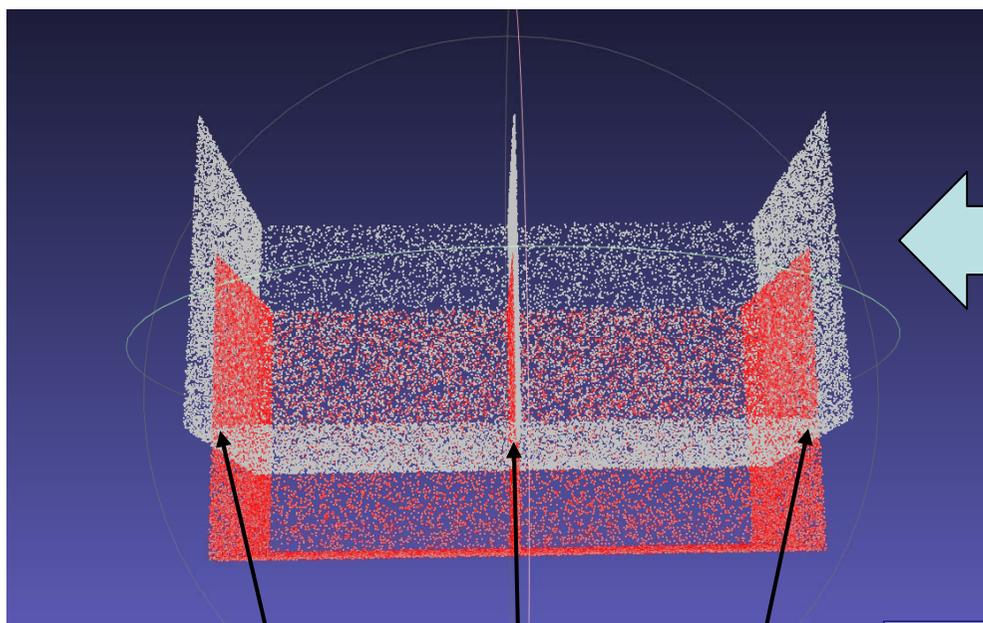
・ 最小メジアン法を改善した処理

しかし、メジアン値のみを使用すると...

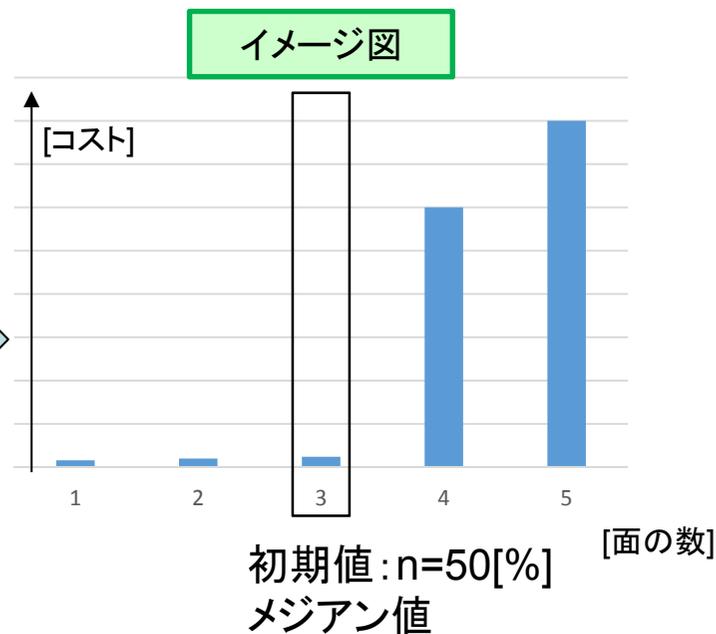


・ 最小メジアン法を改善した処理

しかし、メジアン値のみを使用すると...



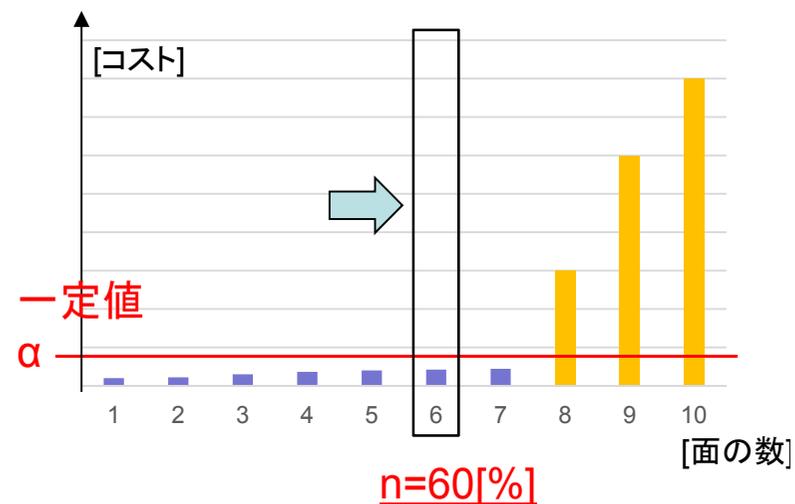
この3面のみ一致している



平面が少ない場合や同じ向きの平面が多い
場合はこの問題が起きる可能性がある

・ 最小メジアン法を改善した処理

イメージ図



step4 記録した二乗距離を小さい順に並べ替える

step5 最小値からn%の値を参照しコスト評価関数とする
初期値:n=50(メジアン値)

Step6 非線形数値最適化手法より関数値を評価
新たな座標変換パラメータを生成,適用しstep5(繰り返し計算)

step7 コストが一定値以下の場合...nを10増やし新たに処理を開始
コストが一定値以上の場合...前回のnを使った結果を最適解とする

参照する場所をメジアン値からずらしていく

・ 最小メジアン法を改善した処理

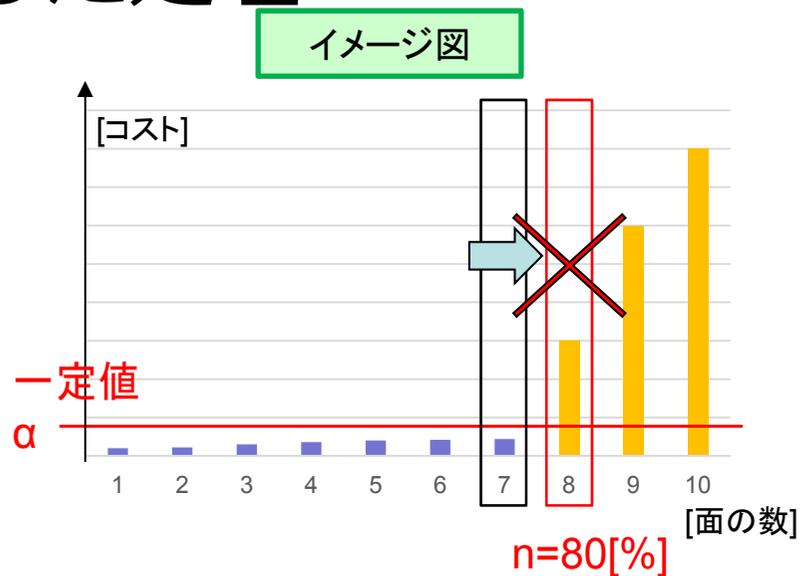
- step4**

 - ・ 記録した二乗距離を小さい順に並べ替える
- step5**

 - ・ 最小値からn%の値を参照しコスト評価関数とする
 - ・ 初期値:n=50(メジアン値)
- Step6**

 - ・ 非線形数値最適化手法より関数値を評価
 - ・ 新たな座標変換パラメータを生成,適用しstep1へ(繰り返し計算)
- step7**

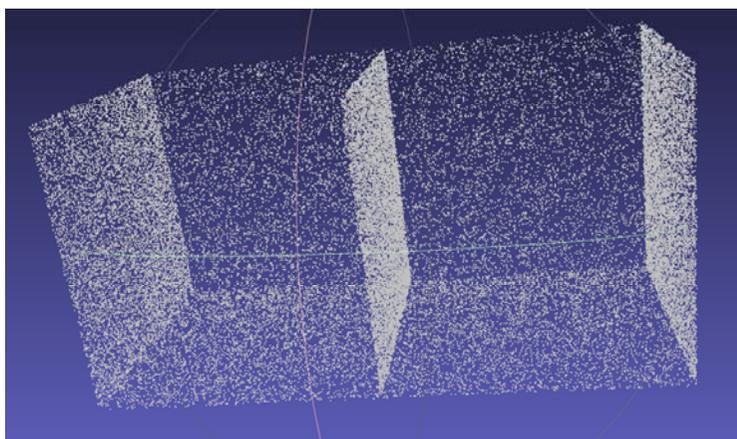
 - ・ コストが一定値以下の場合...nを10増やし新たに処理を開始
 - ・ コストが一定値以上の場合...前回のnを使った結果を最適解とする



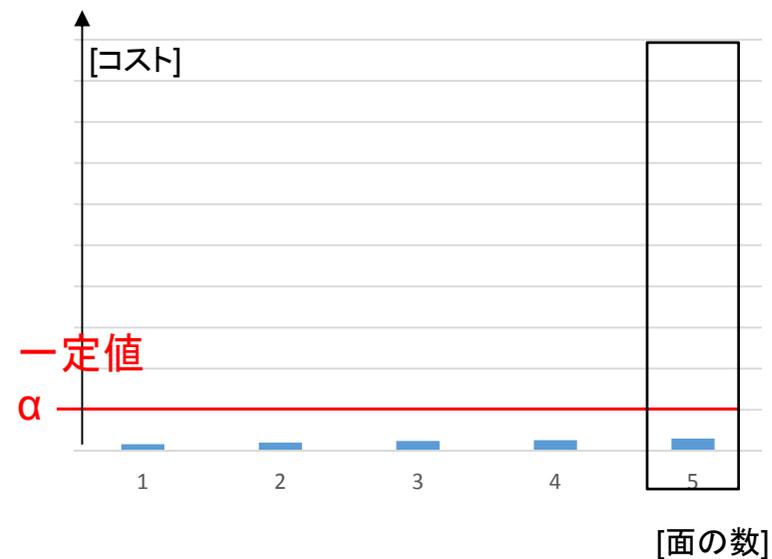
コストが設定値を上回った場合,前回のnの値の結果を最適解とする.
ここではn=70[%]

・ 最小メジアン法を改善した処理

処理適応後の重ね合わせ結果

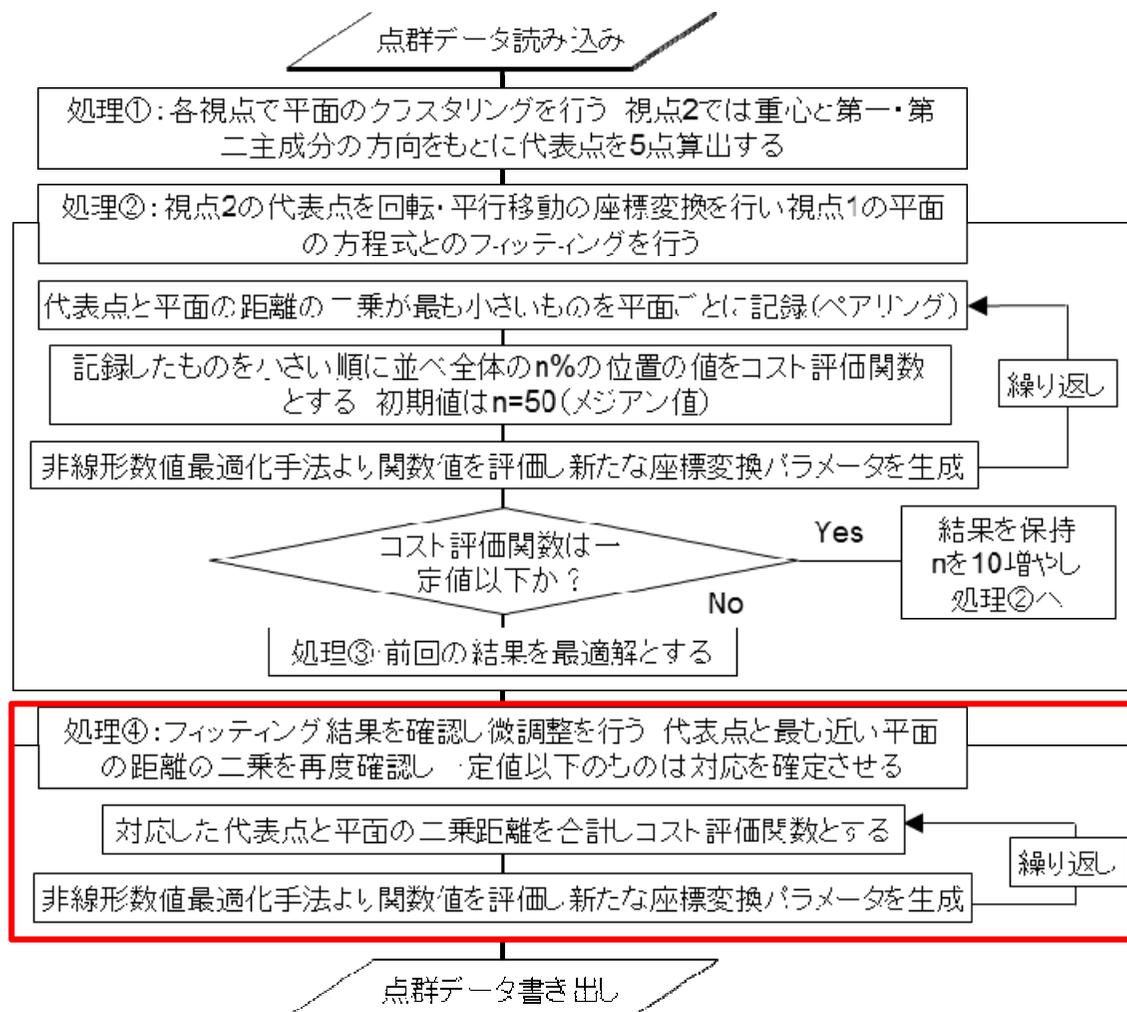


イメージ図



外れ面でない面の情報をなるべく多く用いる
精度の向上

・ 新たなレジストレーション手法の提案



解説点

・ 処理④の理由について



・ 発表の流れ

1. 研究の背景と目的

2. Kinectについて

3. 成果の報告

⇒新たなレジストレーション手法の提案

⇒従来手法との比較・精度の検証

⇒多視点のレジストレーションについて

⇒実験

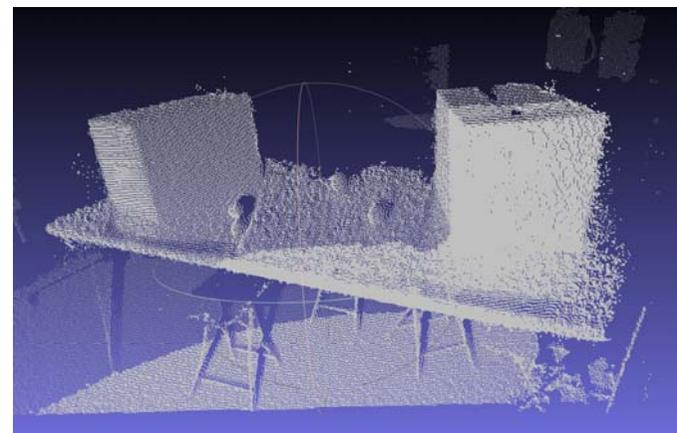
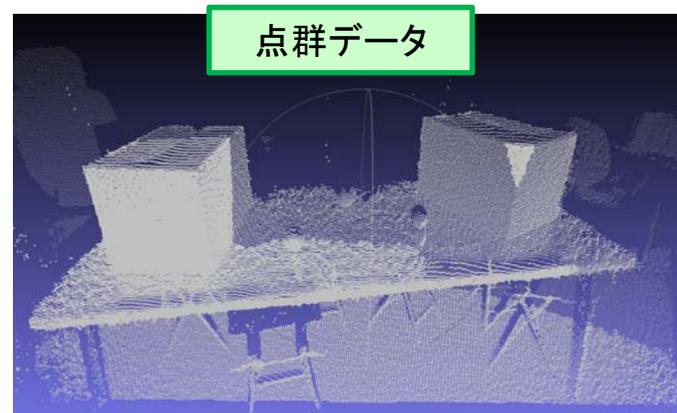
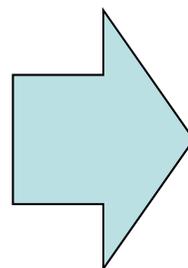
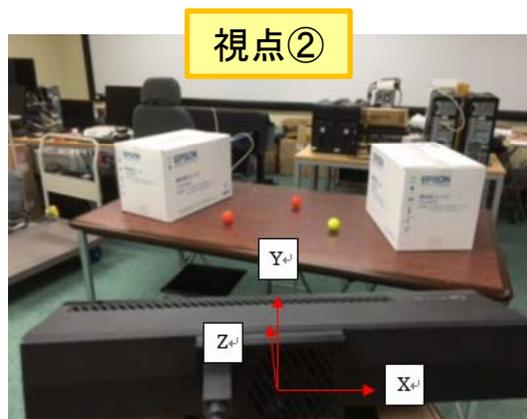
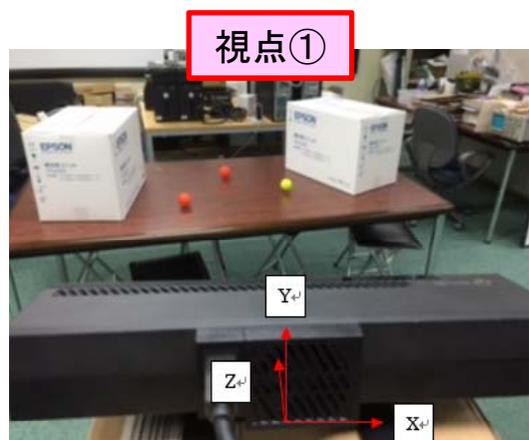
4. 結果・考察

5. 結論・課題

従来手法との比較

【検証実験】

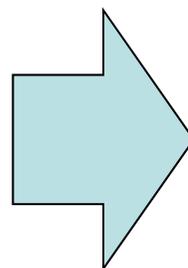
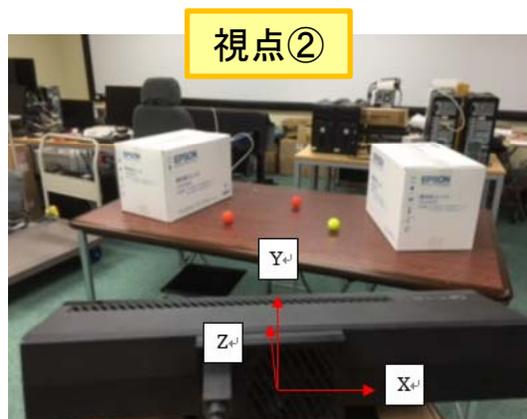
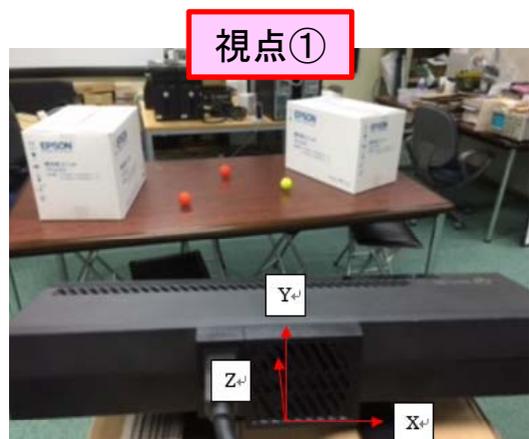
以下のような2視点から計測し,レジストレーションを行う。
従来手法と提案手法でそれぞれ処理を行う。



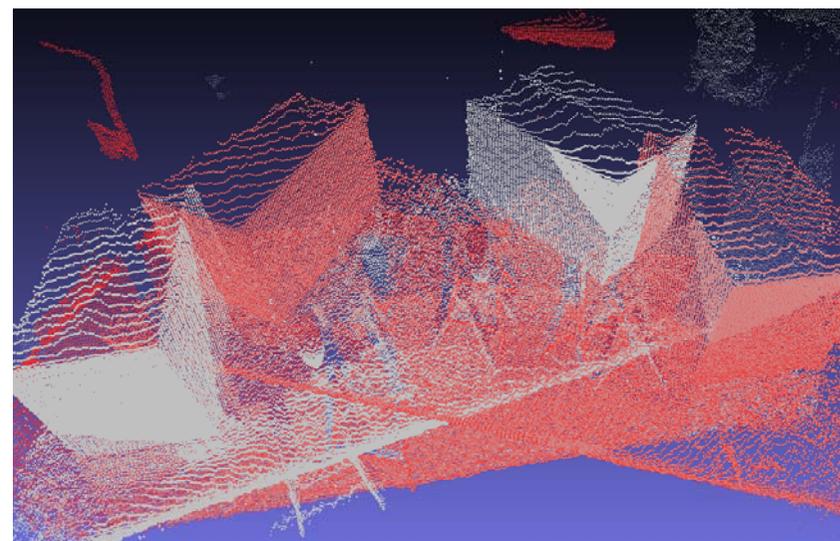
従来手法との比較

【検証実験】

以下のような2視点から計測し,レジストレーションを行う.
従来手法と提案手法でそれぞれ処理を行う.



点群データ

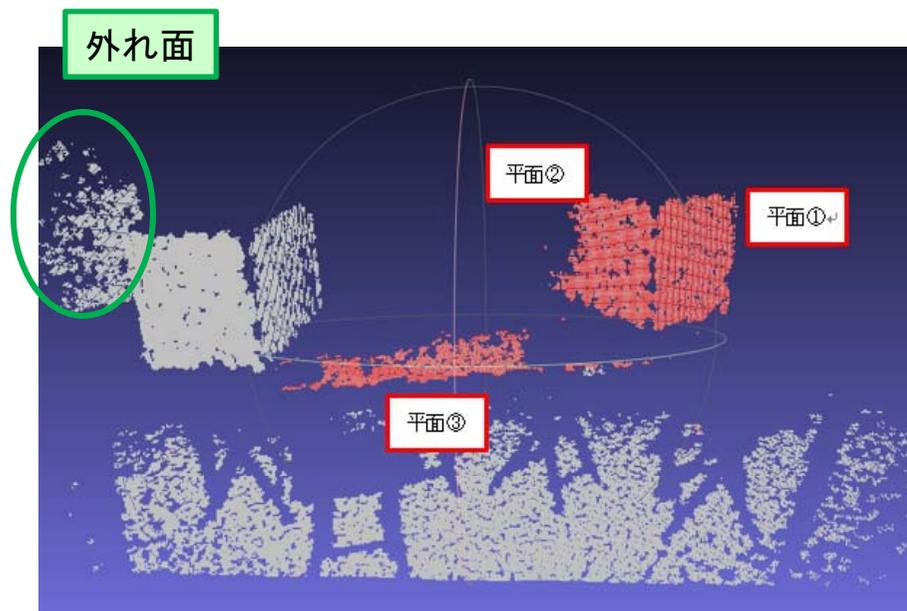


・従来手法との比較

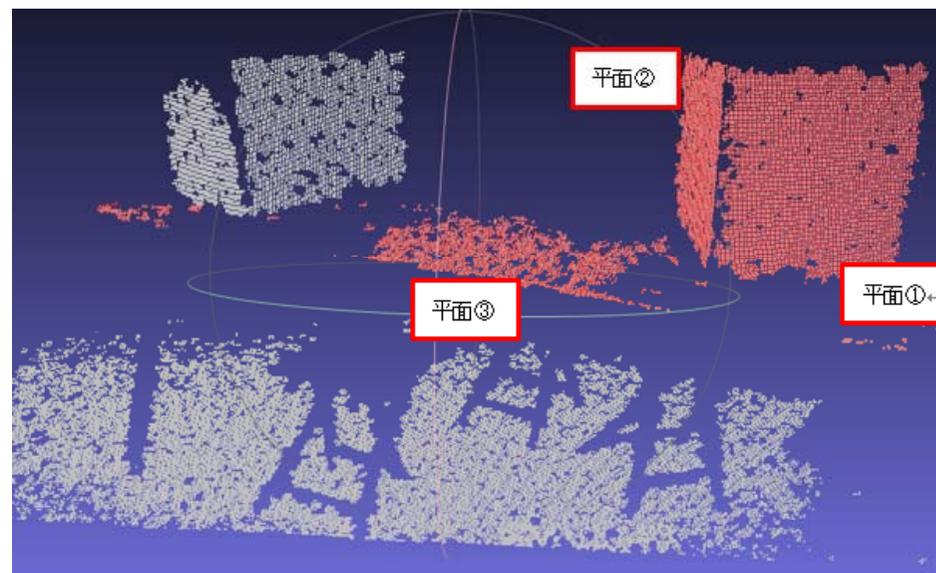
【処理手順の補足】

従来手法では,対応する異なる向きの3平面を手動で選択する必要がある.
この実験では以下に示した3平面のパラメータを用いた.

提案手法では,検出された平面全て(外れ面含む)を読み込み計算する.



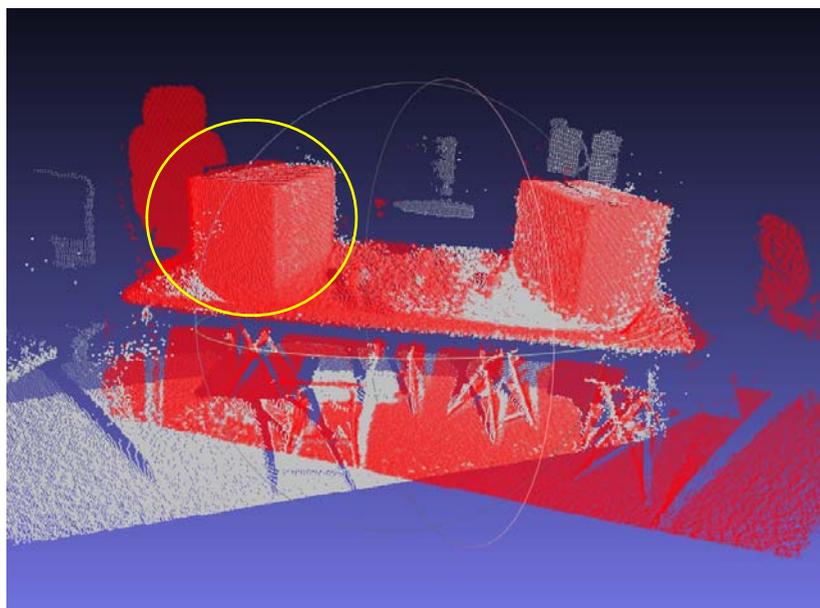
視点① クラスタリング後



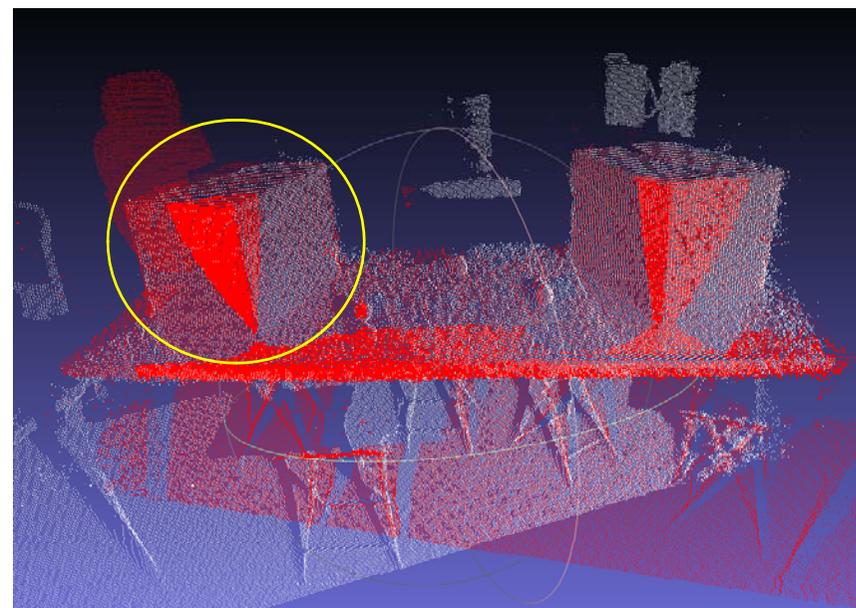
視点② クラスタリング後

従来手法との比較

レジストレーション結果
以下の場所を拡大表示し上から表示



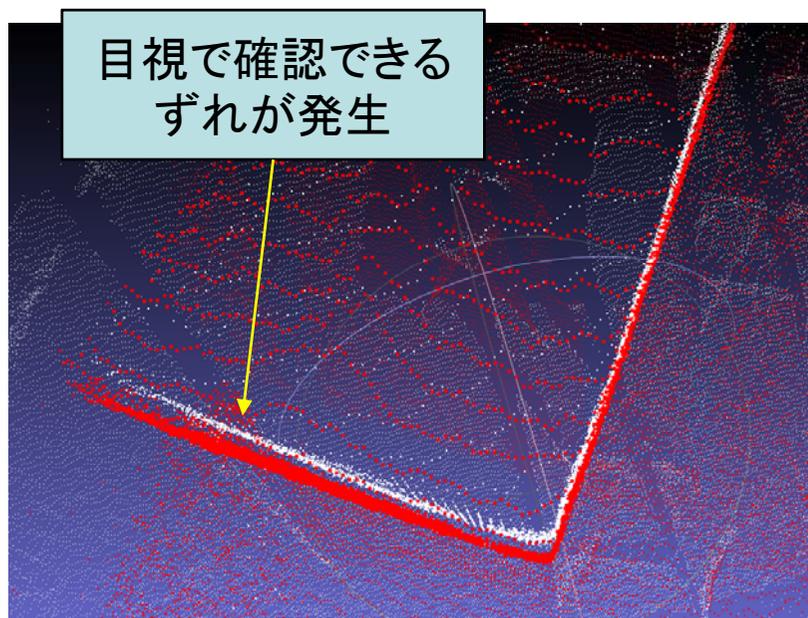
従来手法 結果



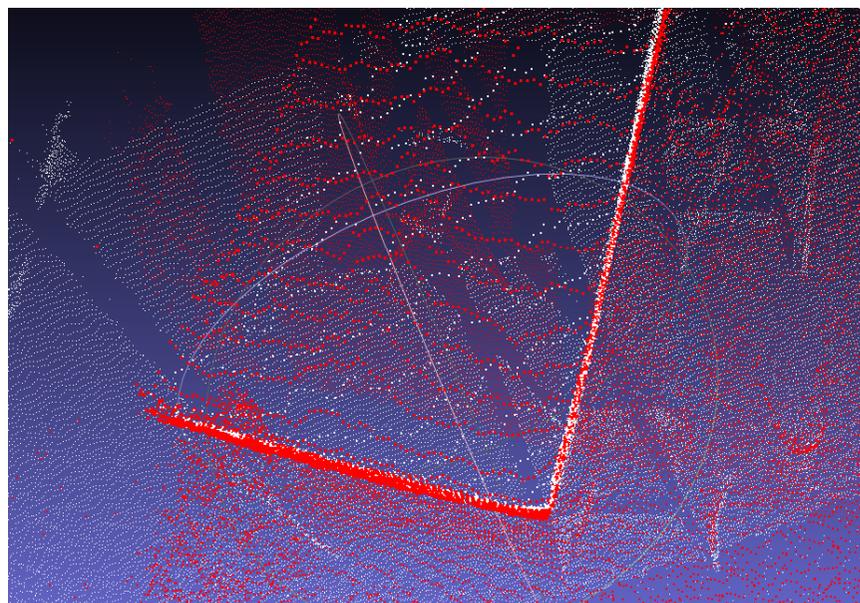
提案手法 結果

・従来手法との比較

レジストレーション結果 拡大図



従来手法 結果



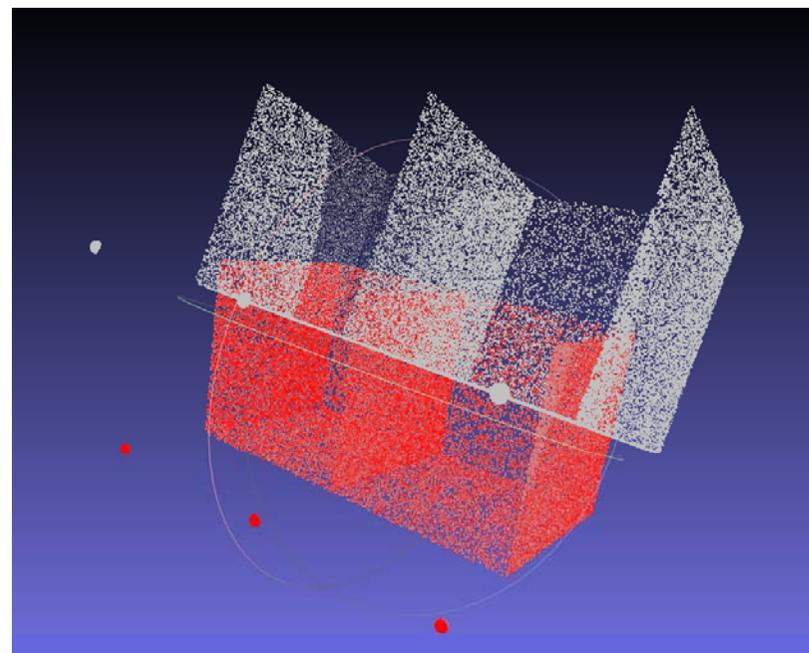
提案手法 結果

提案手法では従来手法より精度が高く
自動計算も可能である。

・ 精度の検証

- ・ 点群の人工データを作成し設定値で座標変換
- ・ 平面ごとに ± 3 [mm]の一様分布ノイズをのせ点群生成
- ・ 球体マーカーを模した点群を1000[mm]間隔で生成

座標変換の設定値との誤差と球体マーカーが正確に検出できるかどうかを検証.



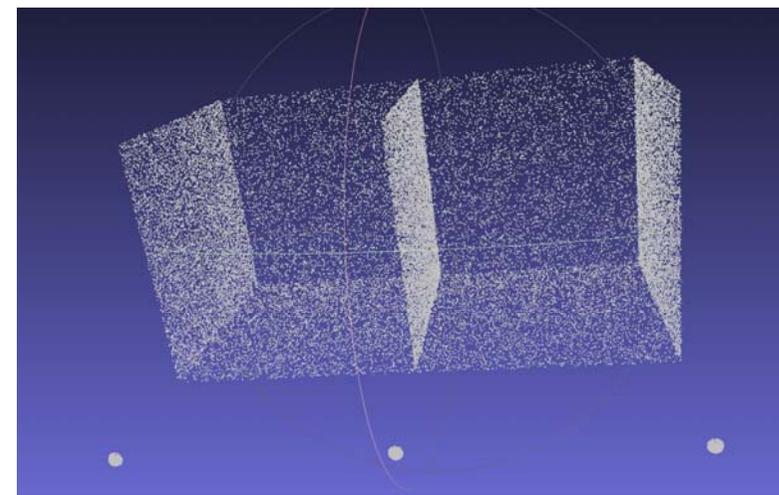
物体寸法: 1000[mm](高さ) × 2000 [mm] (幅) × 1000[mm](深さ)
マーカー寸法: 50[mm] (直径)

座標変換値が自明な人工データを用いることで手法の精度を確認.

・ 精度の検証

座標変換値の誤差

15回計算の平均		設定値	結果	標準偏差
軸角度 [rad]	α	0.100	0.100	1.61×10^{-15}
	β	0.200	0.200	5.44×10^{-15}
回転角度 [rad]	γ	0.300	0.300	1.01×10^{-14}
平行移動距離 [m m]	dx	400	400	8.25×10^{-10}
	dy	500	500	1.21×10^{-9}
	dz	600	600	4.68×10^{-10}



レジストレーション後データ

球の中心座標の誤差

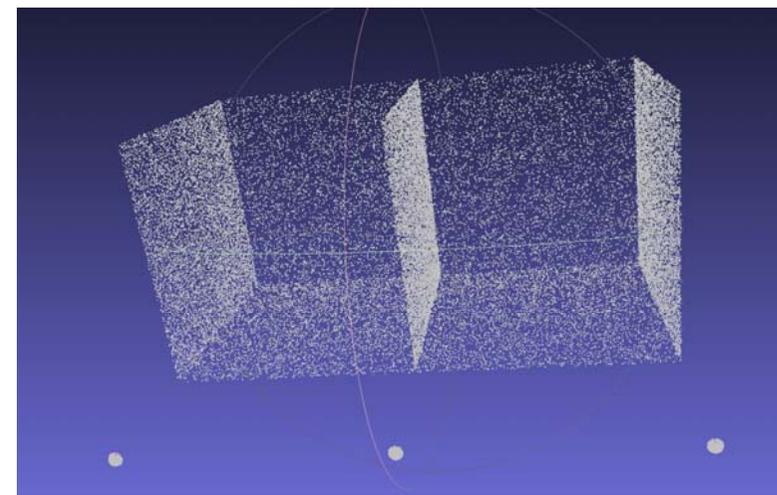
50回計算 平均値	球①			球②			球③		
	x [m m]	y [m m]	z [m m]	x [m m]	y [m m]	z [m m]	x [m m]	y [m m]	z [m m]
設定値	0	0	1500	1000	0	1500	2000	0	1500
視点 1	-0.0000507	0.000871	1500	1000	0.000050	1500	2000	0.000036	1500
標準偏差	0.00233	0.00214	0.00203	0.00242	0.00187	0.00145	0.00205	0.00228	0.00197
視点 2	0.000473	0.0000663	1500	1000	0.0000413	1500	2000	-0.000215	1500
標準偏差	0.00199	0.00193	0.00200	0.00190	0.00198	0.00177	0.00224	0.00210	0.00178
視点 1 と 2 のずれ	0.000964			0.000343			0.000553		

座標変換値の誤差は小数点第12位まで無し
球の座標も誤差は小さい

・ 精度の検証

座標変換値の誤差

15回計算の平均		設定値	結果	標準偏差
軸角度 [rad]	α	0.100	0.100	1.61×10^{-15}
	β	0.200	0.200	5.44×10^{-15}
回転角度 [rad]	γ	0.300	0.300	1.01×10^{-14}
平行移動距離 [m m]	dx	400	400	8.25×10^{-10}
	dy	500	500	1.21×10^{-9}
	dz	600	600	4.68×10^{-10}



球の中心座標の誤差

高精度かつ自動で行える
重ね合わせ処理の実装

50回計算 平均値	球の中心座標の誤差							z [m m]
設定値								0
視点 1								86
標準偏差	0.00233	0.00214	0.00203	0.00242	0.00187	0.00145	0.00205	0.00228
視点 2	0.000473	0.0000663	1500	1000	0.0000413	1500	2000	-0.000215
標準偏差	0.00199	0.00193	0.00200	0.00190	0.00198	0.00177	0.00224	0.00210
視点 1 と 2 のずれ	0.000964			0.000343			0.000553	

座標変換値の誤差は小数点第12位まで無し
球の座標も誤差は小さい



・ 発表の流れ

1. 研究の背景と目的

2. Kinectについて

3. 成果の報告

⇒新たなレジストレーション手法の提案

⇒従来手法との比較・精度の検証

⇒多視点のレジストレーションについて

⇒実験

4. 結果・考察

5. 結論・課題

・多視点のレジストレーションについて

・多視点のレジストレーション(重ね合わせ)
 ...2視点のレジストレーションが正確に行え
 れば理論上可能であるが誤差がある場合は
 誤差が蓄積する

視点1と2を重ね合わせ,それを視点3に重ね
 合わせる場合...

視点1と視点3の間で誤差が発生!
 視点1と3でも重ね合わせの確認を行うべき.

しかし...現在は3方向移動が固定できる共
 通の3面が得られない場合はレジストレーシ
 ョンが行えないため,視差に限度がある

本研究ではレジストレーション可能な視点
 同士のみを確認し,ずれを補正する.



視点1,2,3の視差



・ 発表の流れ

1. 研究の背景と目的

2. Kinectについて

3. 成果の報告

⇒新たなレジストレーション手法の提案

⇒従来手法との比較・精度の検証

⇒多視点のレジストレーションについて

⇒実験

・ 実験① 計測データを用いた実験

・ 実験②

4. 結果・考察

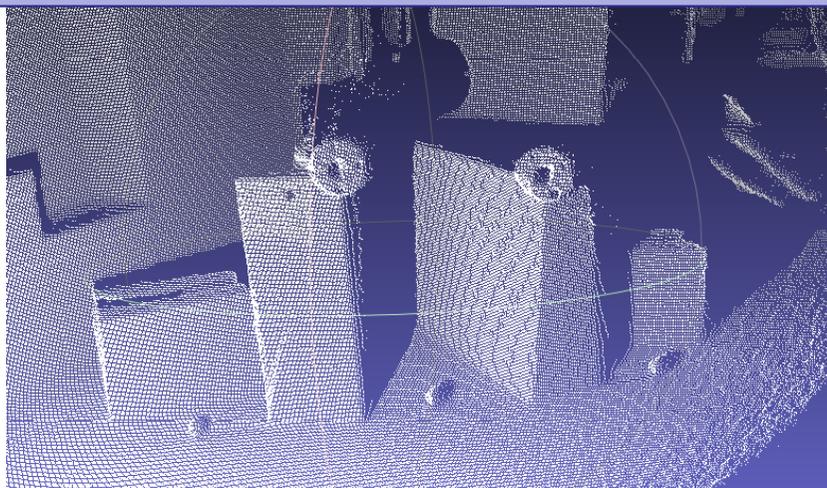
5. 結論・課題

・ 実験①

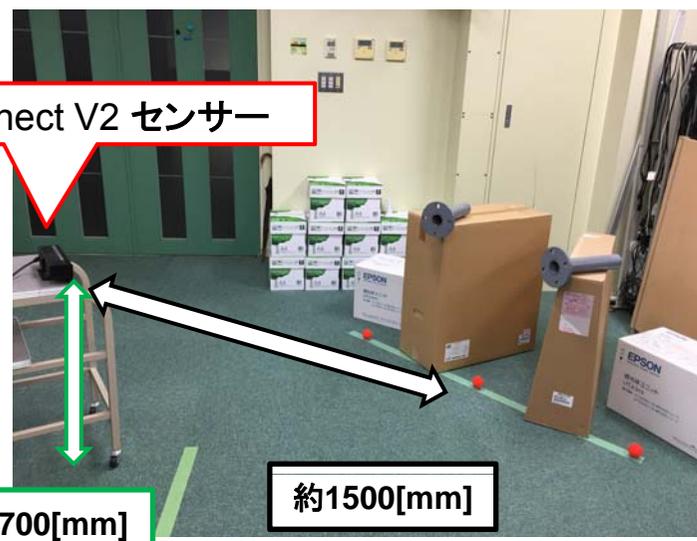
- ・対象物を8視点から計測したデータを用意
- ・直径50[mm]の球体マーカーを700[mm]間隔で配置

レジストレーション後にマーカーの座標を計算

- ・そもそも計測は可能か
(重ね合わせ処理に成功するか?)
- ・実距離を正確に測れるか



1視点分の点群データ

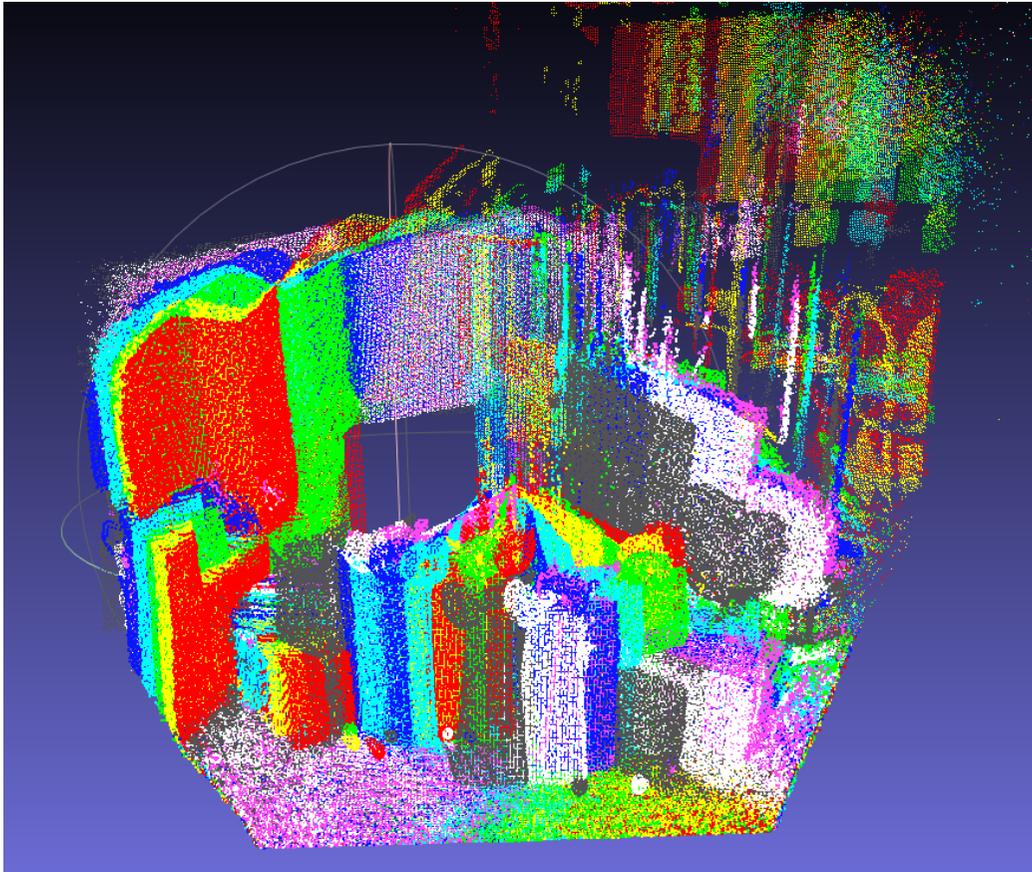


Kinect V2 センサー

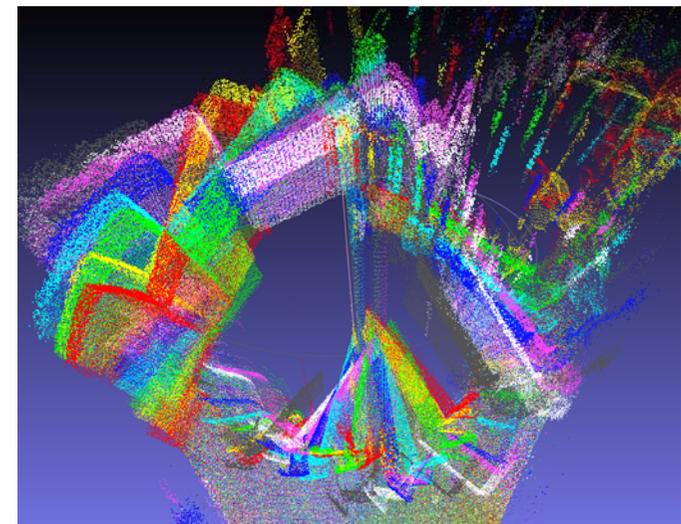
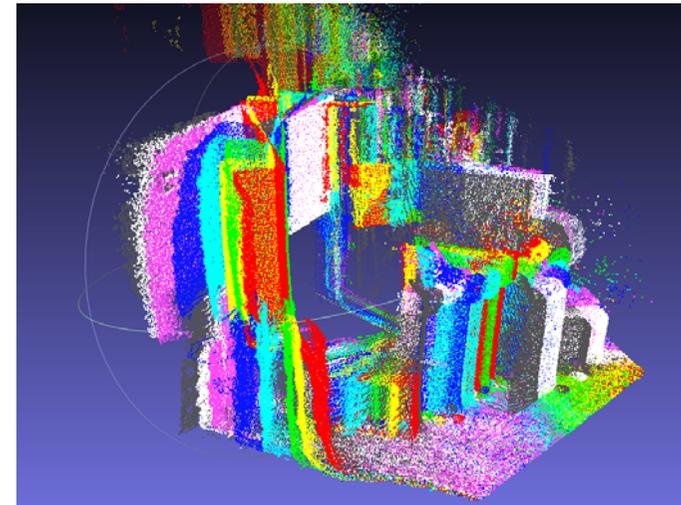
約700[mm]

約1500[mm]

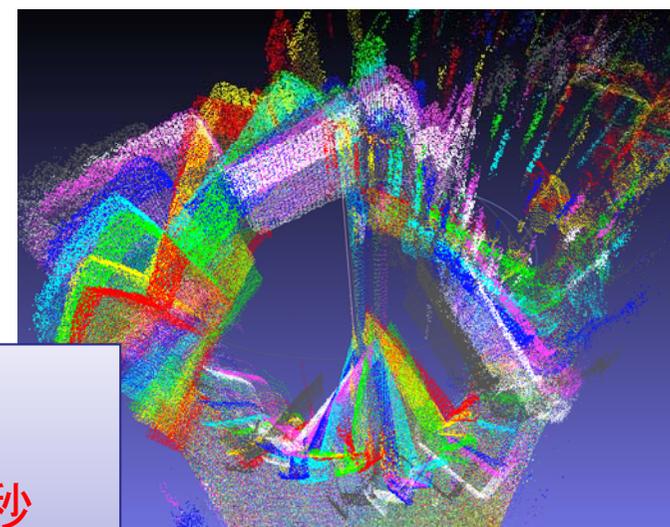
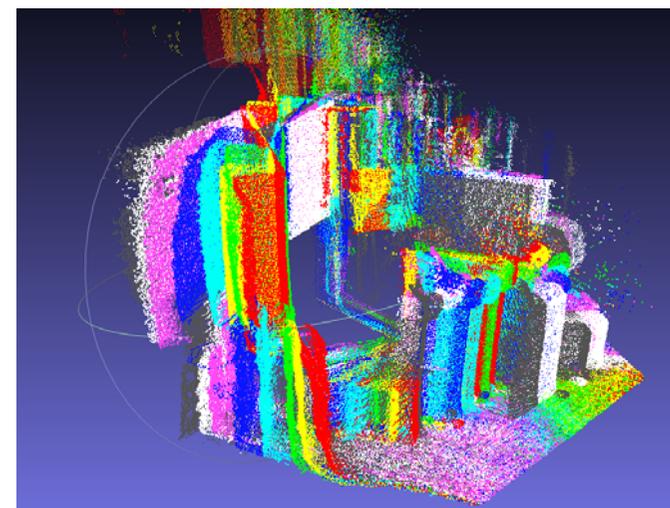
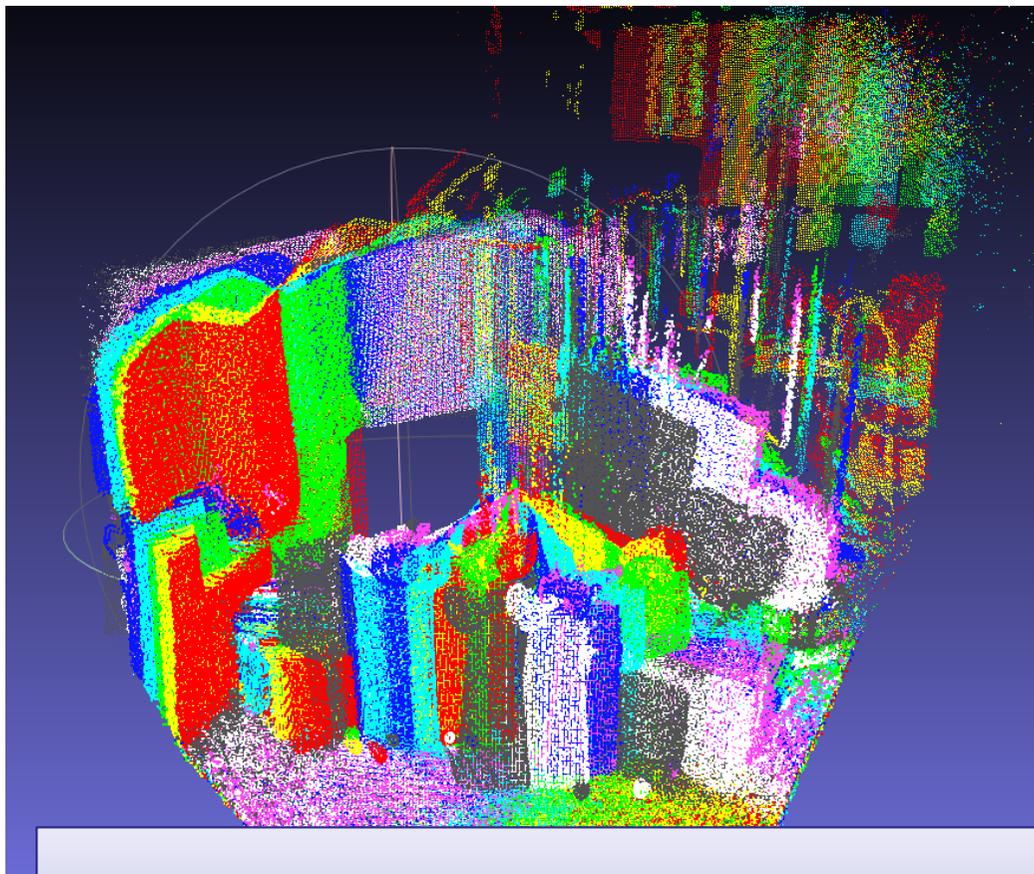
・ 実験①



8視点分の点群データを色分け表示したもの

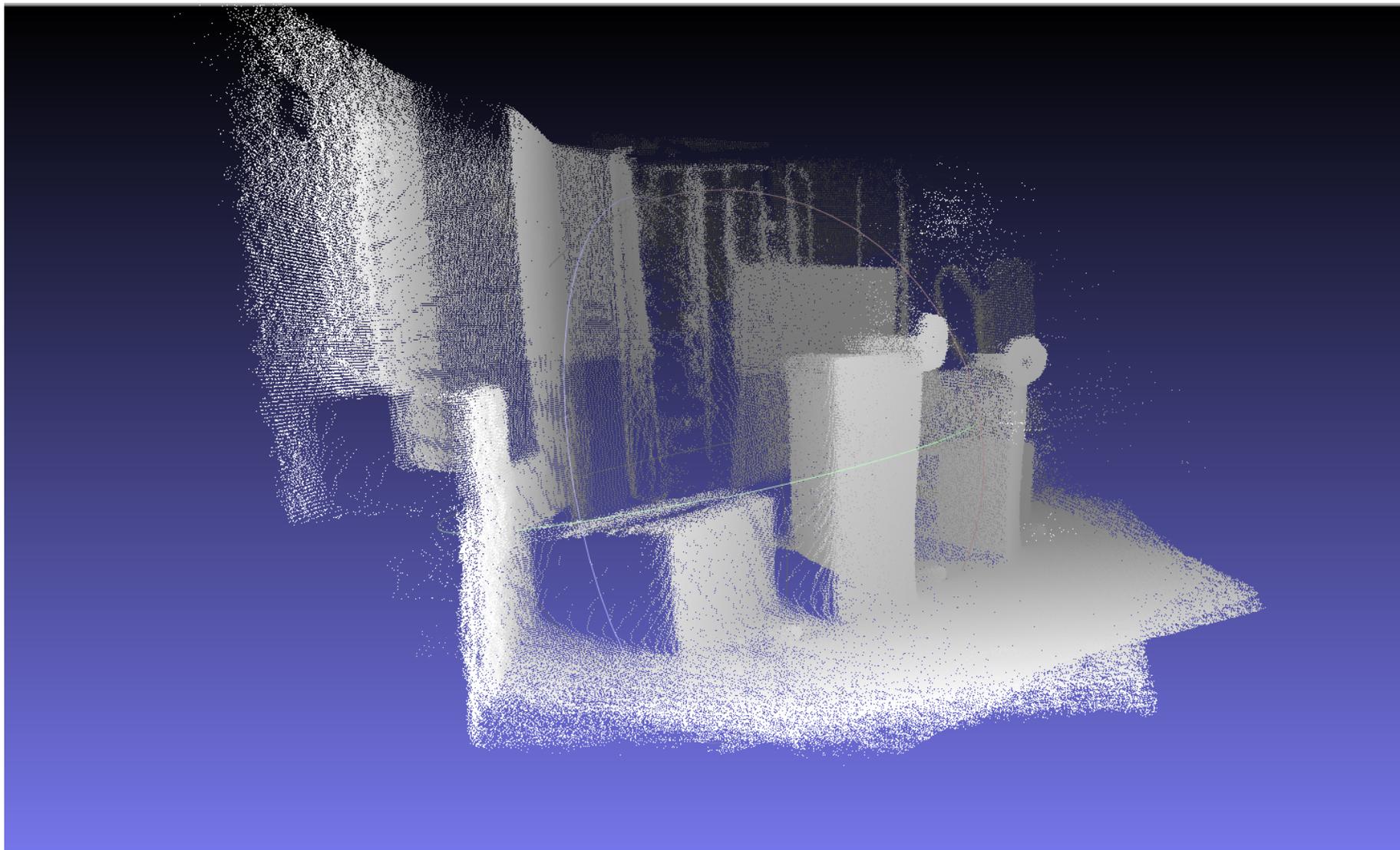


・ 実験①

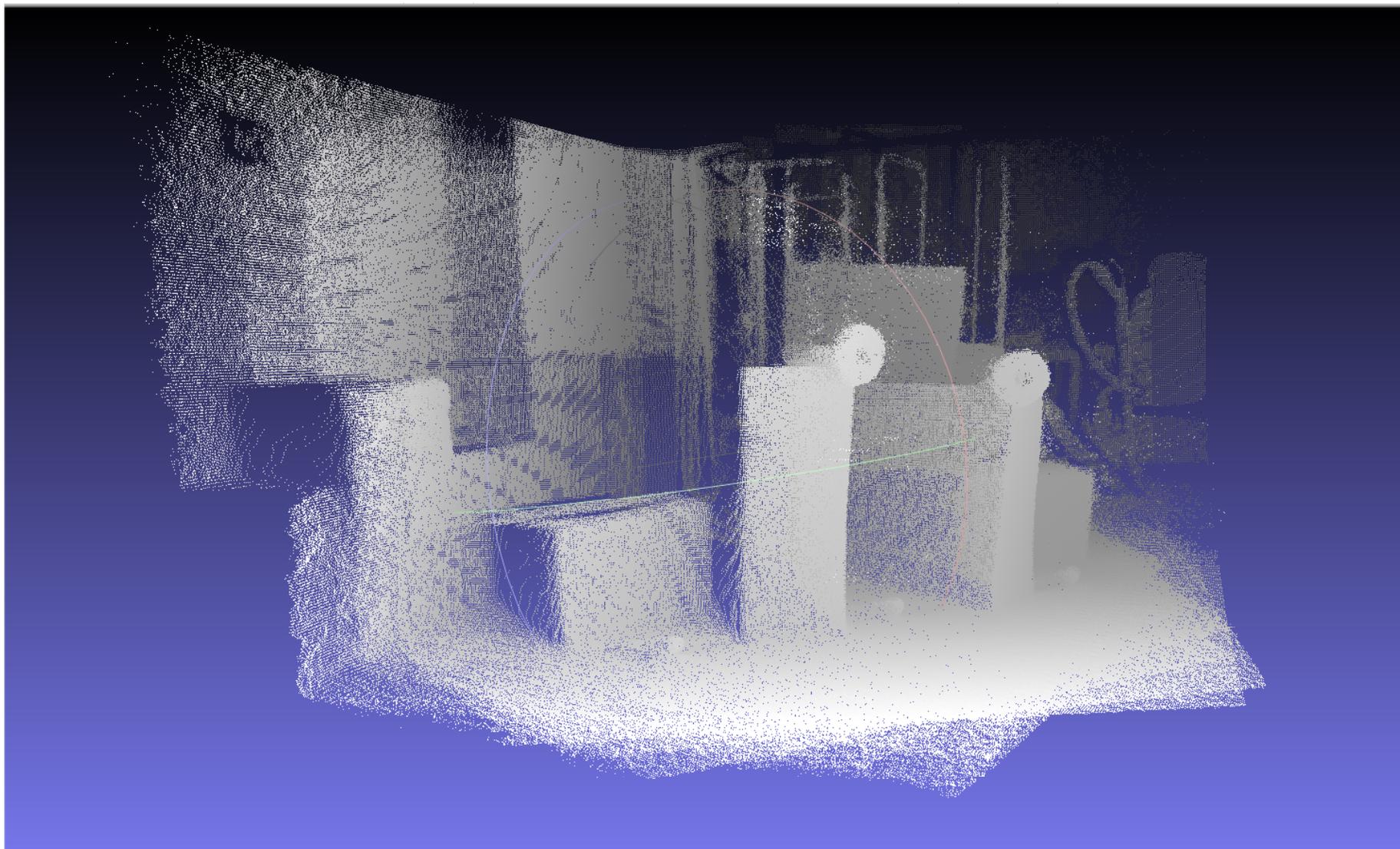


計測に要した時間：
キネクトの準備時間・移動時間含めて約20秒

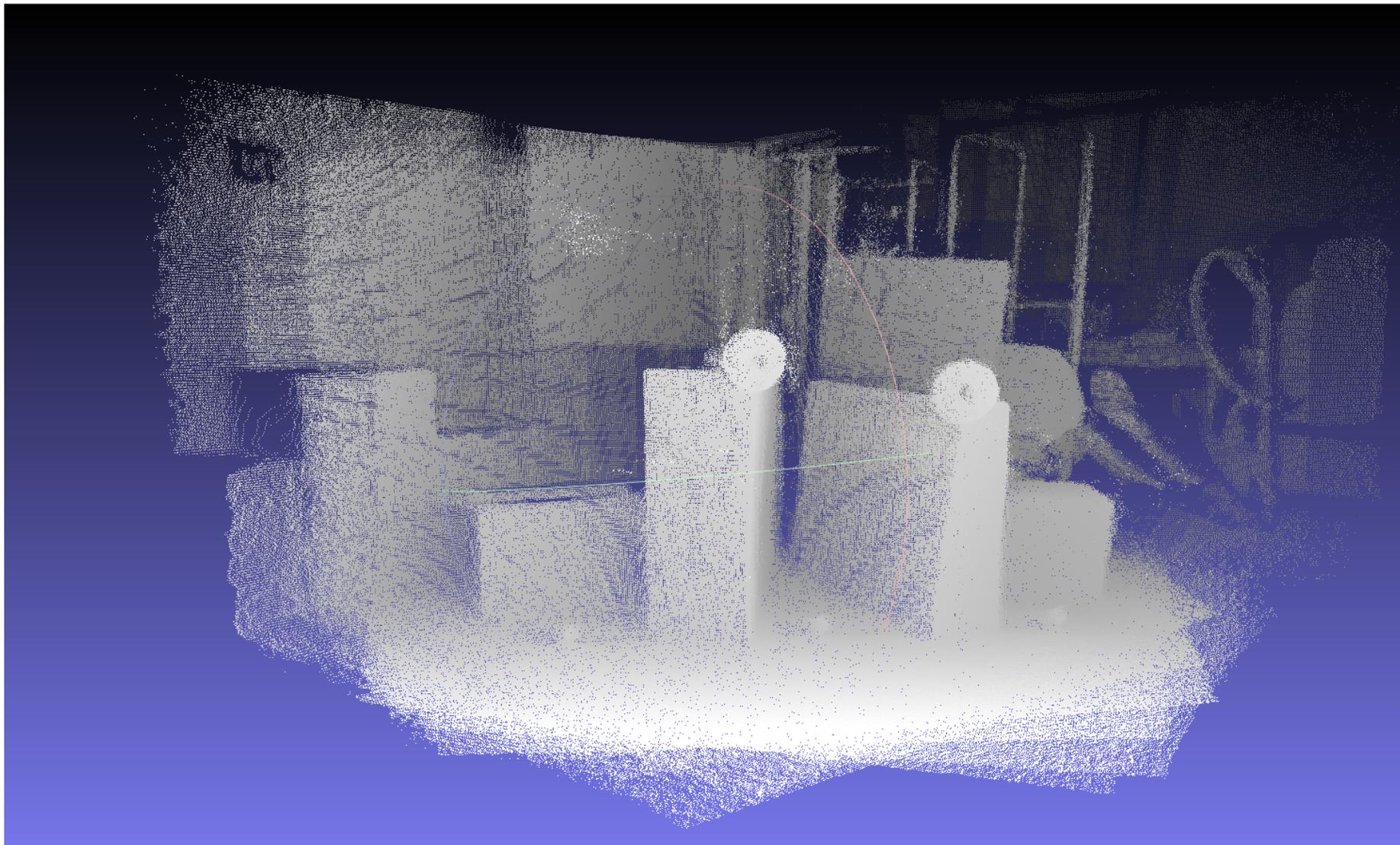
- 実験①



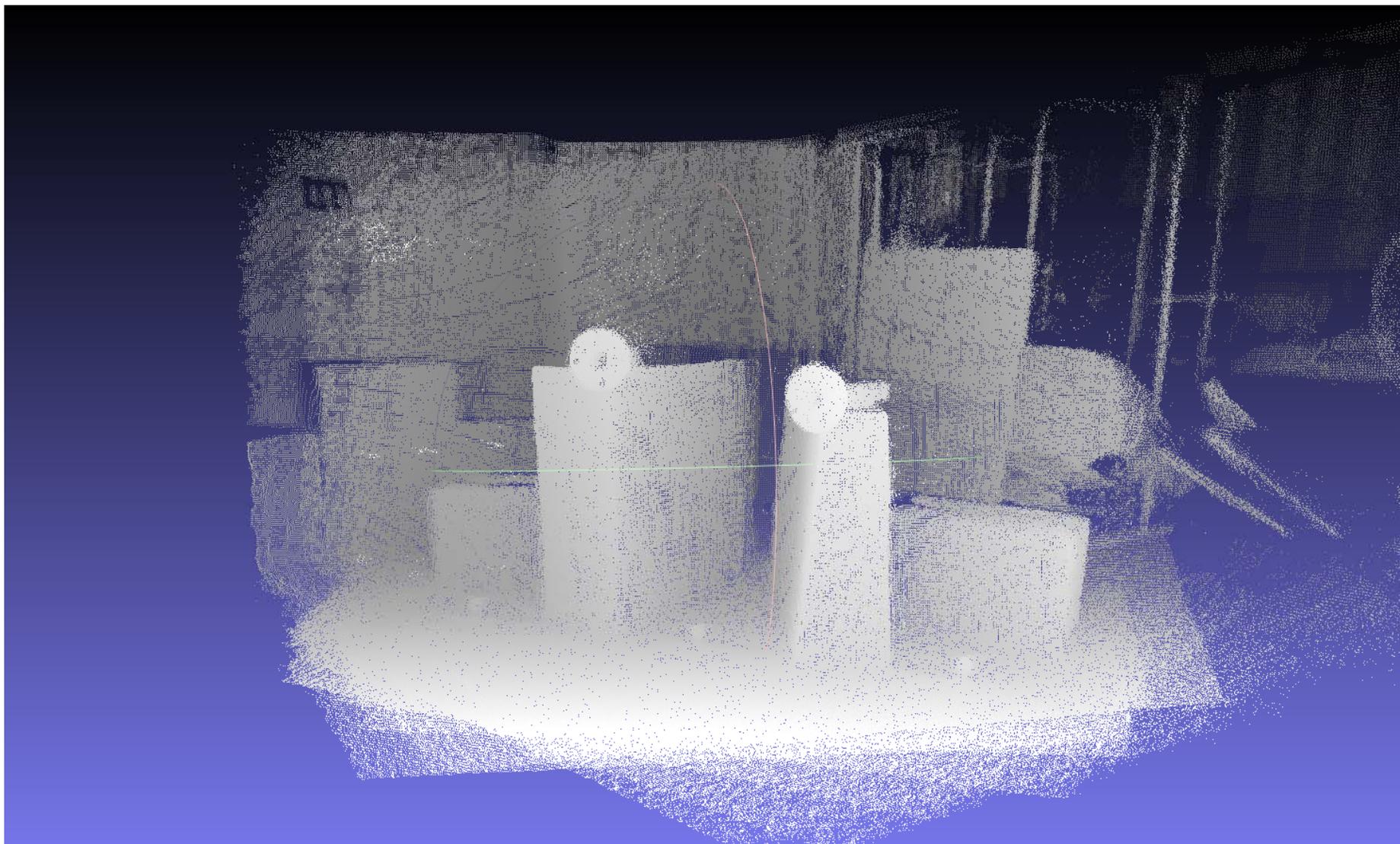
• 実験①



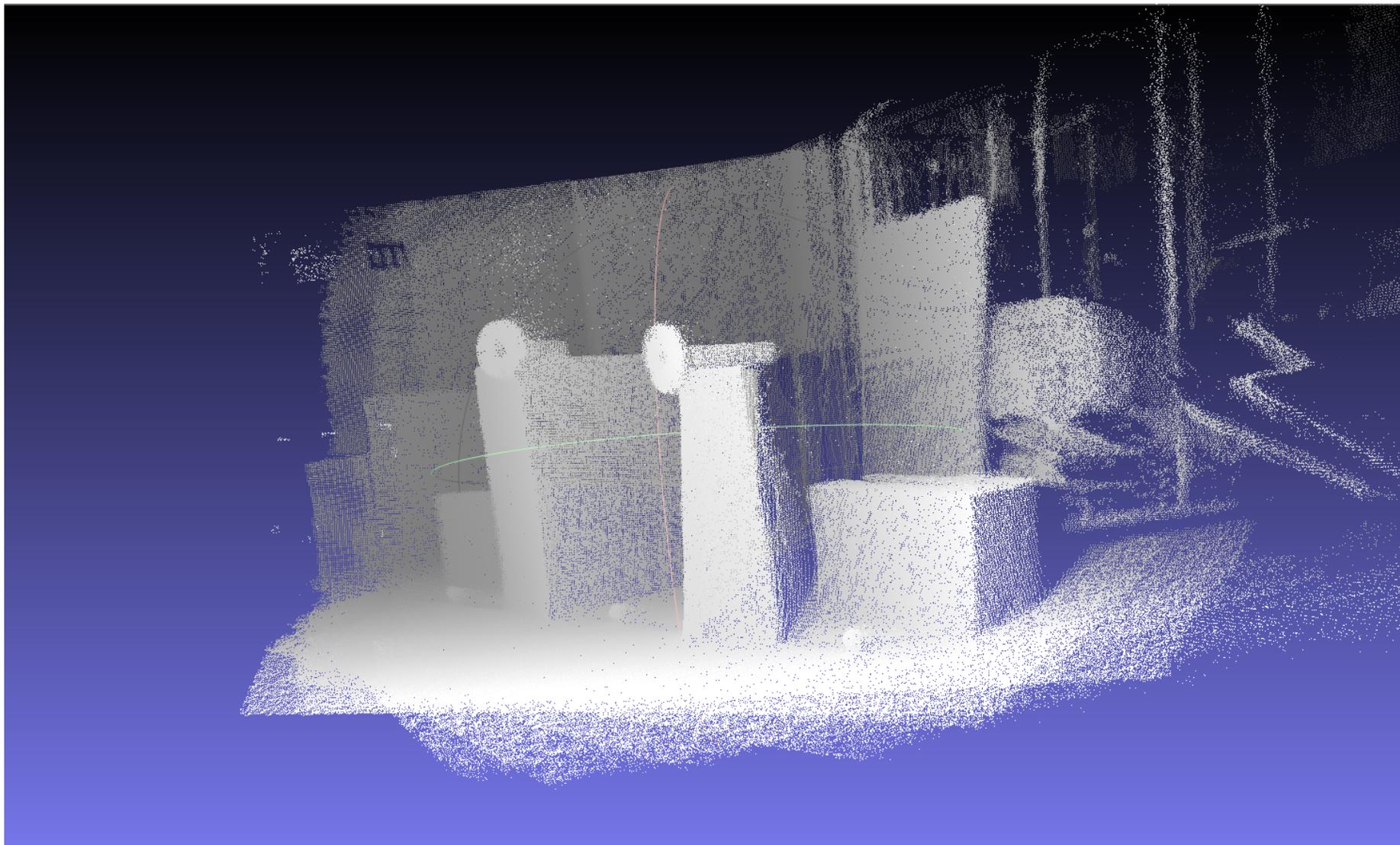
• 実験①



• 実験①

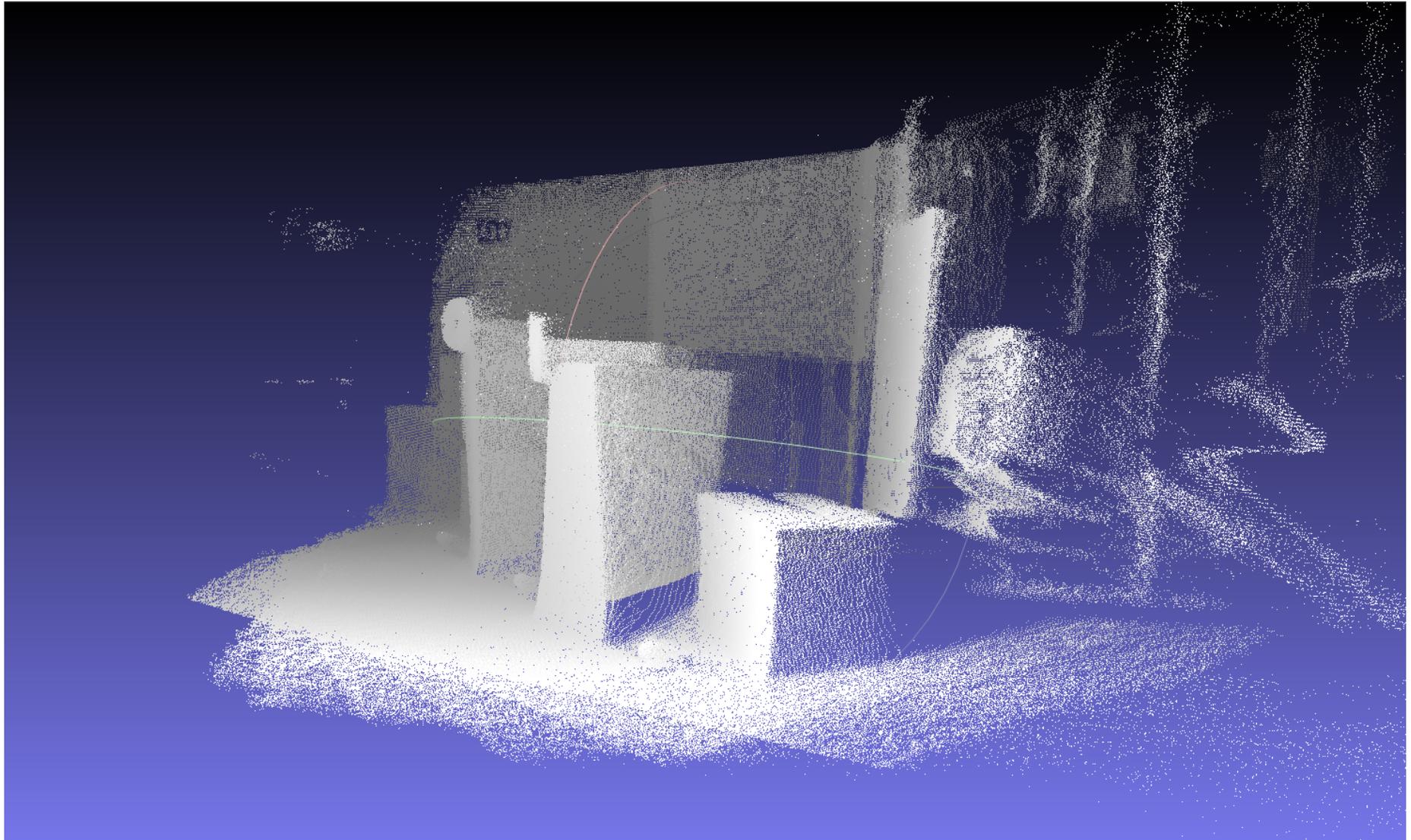


• 実験①

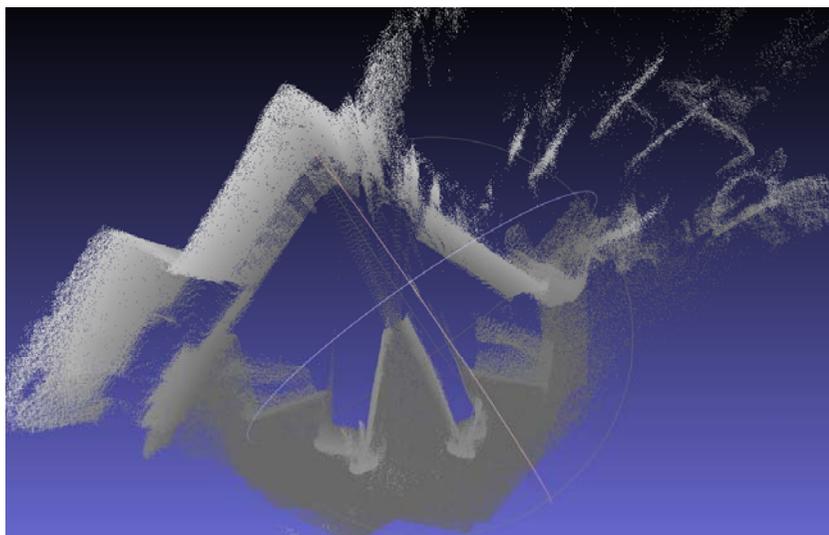




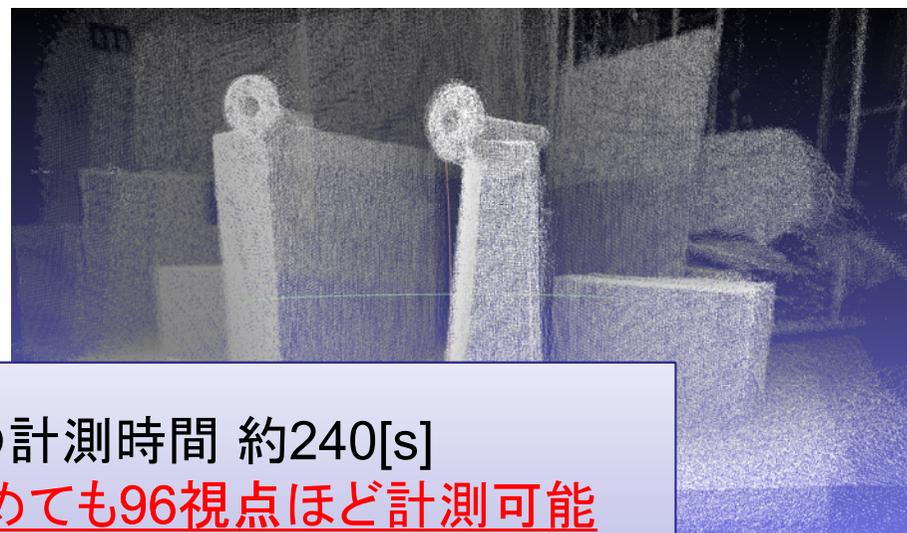
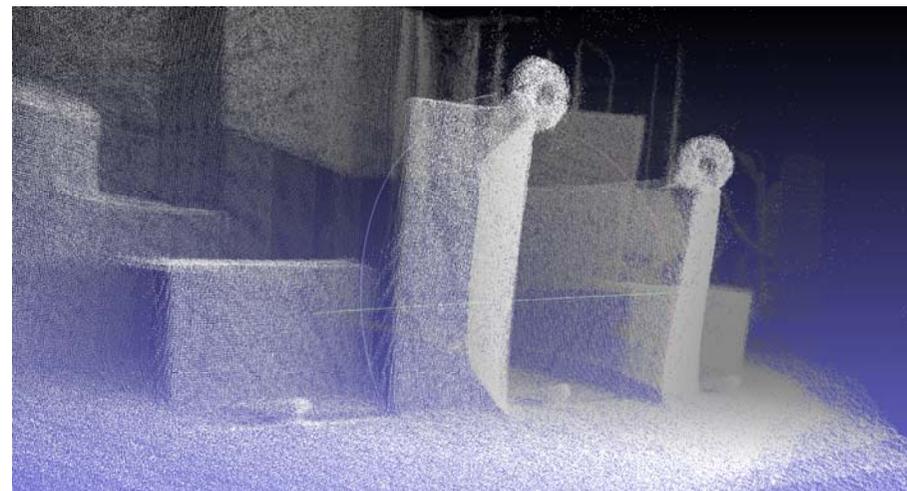
- 実験①



・ 実験①



点群データの重ね合わせ結果



レーザースキャナ...1視点の計測時間 約240[s]
Kinectではその間に移動時間を含めても96視点ほど計測可能
・短い計測時間で物体の全体形状を把握できる

・実験①

・マーカの座標検出結果 50回計算

横軸:[計算回数] 縦軸:[mm]

50回計算 平均値	球①			球②			球③		
	x[m m]	y[m m]	z[m m]	x[m m]	y[m m]	z[m m]	x[m m]	y[m m]	z[m m]
球座標	-434.624	-461.966	1266.23	181.638	-407.561	1590.10	798.408	-354.093	1920.69
標準偏差	1.04246	1.03523	1.23767	1.23398	1.16087	0.721848	2.69922	1.79016	1.52693

計測50回 平均値	球①と球②	球②と球③	球①と球③
実距離[m m]	700.000	700.000	1400.00
計測距離[m m]	698.304	701.821	1400.11
標準偏差[m m]	1.48765	2.81340	3.00224



・実験①

・マーカの座標検出結果 50回計算
横軸:[計算回数] 縦軸:[mm]

50回計算 平均値	球①			球②			球③		
	x[m m]	y[m m]	z[m m]	x[m m]	y[m m]	z[m m]	x[m m]	y[m m]	z[m m]
球座標	-434.624	-461.966	1266.23	181.638	-407.561	1590.10	798.408	-354.093	1920.69
標準偏差	1.04246	1.03523	1.23767	1.23398	1.16087	0.721848	2.69922	1.79016	1.52693

計測50回 平均値	球①と球②	球②と球③	球①と球③
実距離[m m]	700.000	700.000	1400.00
計測距離[m m]	698.304	701.821	1400.11
標準偏差[m m]	1.48765	2.81340	3.00224

マーカの座標の計測に成功 しかし...
 ・誤差が2[mm]程度発生
 ・計算ごとに値にばらつきが発生
 処理過程で有意な誤差が発生している





・ 発表の流れ

1. 研究の背景と目的

2. Kinectについて

3. 成果の報告

⇒新たなレジストレーション手法の提案

⇒従来手法との比較・精度の検証

⇒多視点のレジストレーションについて

⇒計測

・ 実験①

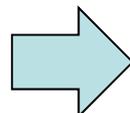
・ 実験② ブロックを模した人工データを用いた実験

4. 結果・考察

5. 結論・課題

・ 実験②

2視点間のレジストレーションで誤差が発生し蓄積



多視点のレジストレーションで誤差が発生

...簡単な人工データによる精度検証でレジストレーション(重ね合わせ処理)自体の精度は示されている

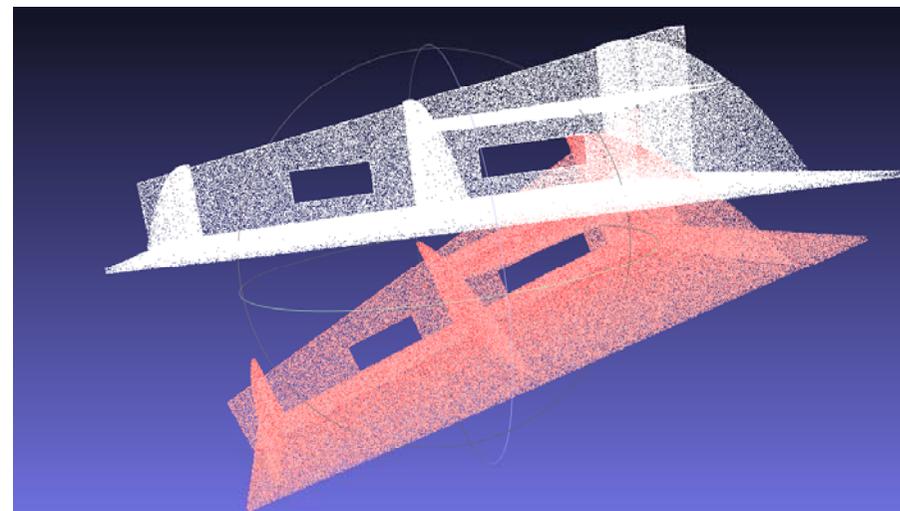
⇒この誤差は

- ①点群から平面の取り出し(クラスタリング)処理時に発生
 - ②Kinectから得られるデータの定量的なずれ
- のいずれかが原因であると予想

②が原因の場合はKinectのカメラ校正が必要となる.
本研究では①の可能性を考慮し実験を行った.

・実験②

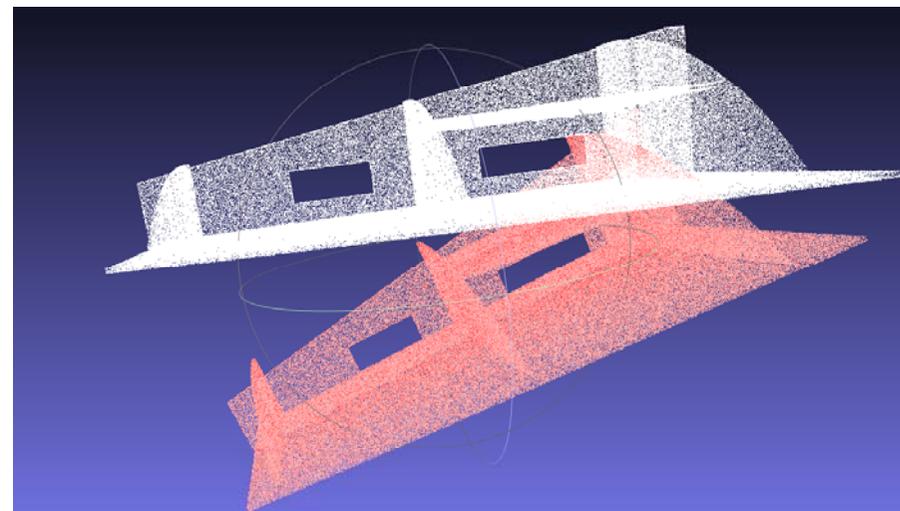
- ・CADのブロックデータからブロックを模した複雑な人工点群データを作成し座標変換
- ・平面ごとに±3[mm]の一様分布ノイズ
- ・全12平面からなる平面ごとの理想平面データとそれらを統合したデータを用意



物体寸法: 約1000[mm](高さ) × 約3500 [mm] (幅) × 約2000[mm](深さ)
板厚: 20[mm]

・実験②

- ・CADのブロックデータからブロックを模した複雑な人工点群データを作成し座標変換
- ・平面ごとに±3[mm]の一様分布ノイズ
- ・全12平面からなる平面ごとの理想平面データとそれらを統合したデータを用意



全点群から取り出した平面を用いた点群重ね合わせ結果と
理想平面を用いた点群重ね合わせ結果を比較する。

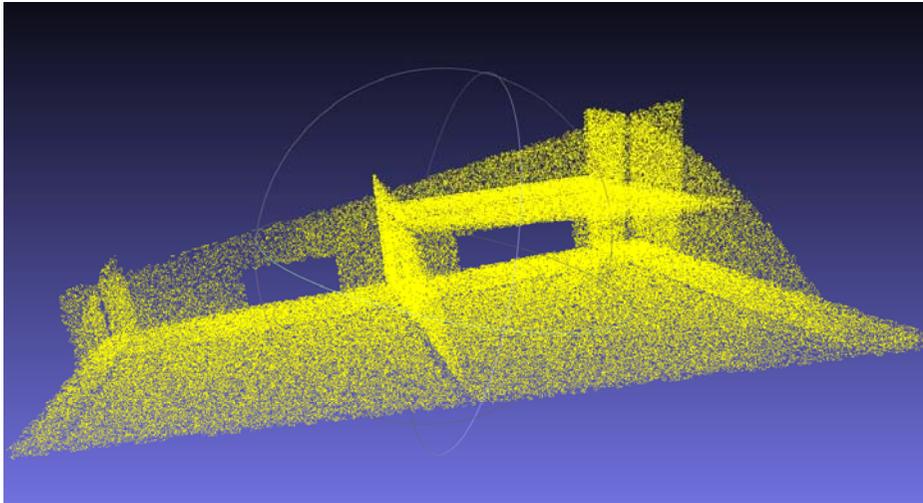
この結果に差があれば平面の取り出し処理(クラスタリング)時に誤差が発生していると言える。

処理は15回行う。

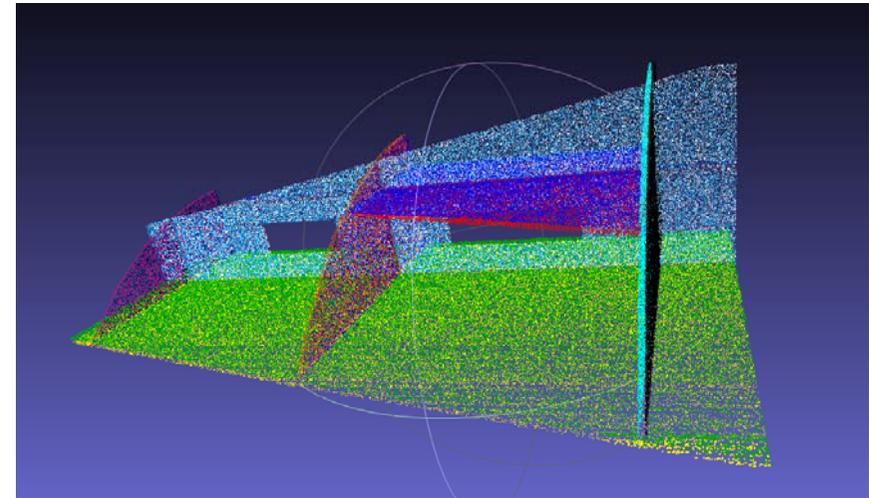
板厚:20[mm]

さ)

・実験②



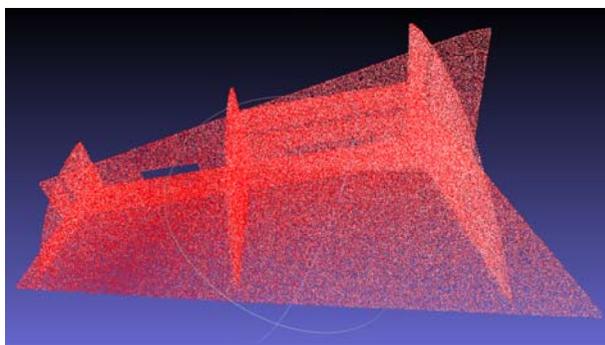
全点群から取り出された平面



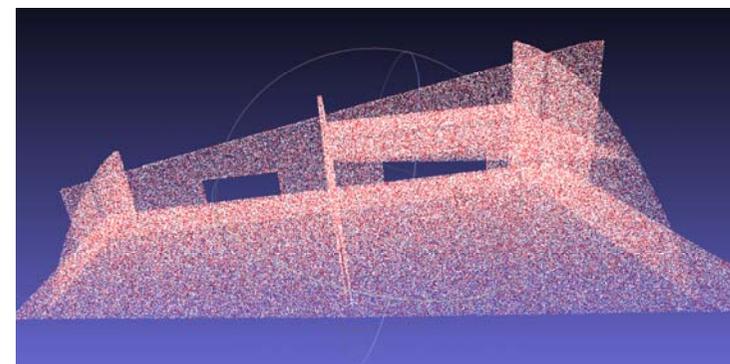
理想平面(色分け)

- ・左図では平面取り出し処理は上手くいっているように見えるが
実際は1平面が複数に分かれて検出されており,約40平面が存在する.
- ・理想平面は12平面が存在しており,データごとに色分けしたものが右図となる.

・ 実験②



結果 全点群→平面



結果 理想平面

15回処理 平均値		座標変換値	結果1 (理想平面)	結果2 (クラスタリング)
軸角度 [rad]	α	0.100000	0.100000	0.0995972
	β	0.200000	0.200000	0.195870
回転角度 [rad]	γ	0.300000	0.300000	0.300994
平行移動距離 [m m]	dx	400.000	400.000	399.752
	dy	500.000	500.000	499.143
	dz	600.000	600.000	600.633
		座標変換値	標準偏差	
軸角度 [rad]	α	0.100000	0.000000144078	0.000691766
	β	0.200000	0.0000000367909	0.000420112
回転角度 [rad]	γ	0.300000	0.000000360665	0.000546921
平行移動距離 [m m]	dx	400.000	0.00000969585	0.0296437
	dy	500.000	0.0000121549	0.0376872
	dz	600.000	0.00000847657	0.0333630

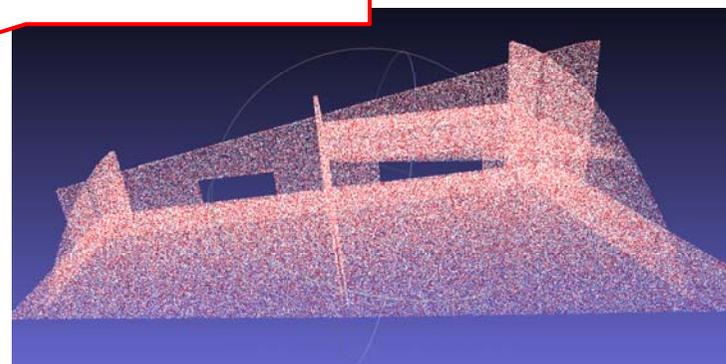
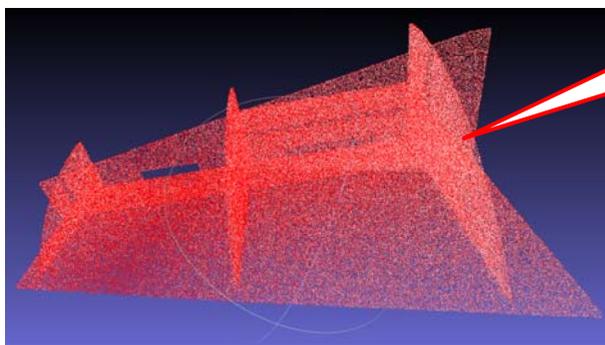
理想平面の結果について

- ・15回の施行で同様の結果
- ・距離誤差は0.00008[mm]以下
- ・角度[rad]も極めて微小な誤差

誤差の蓄積を考えてもほぼ理想の結果

・ 実験②

片方の赤い点群が多く見えるのは完全に重なっていない為



結果 全点群→平面

結果 理想平面

15回処理 平均値		座標変換値	結果1(理想平面)	結果2(クラスタリング)
軸角度[rad]	α	0.100000	0.100000	0.0995972
	β	0.200000	0.200000	0.195870
回転角度[rad]	γ	0.300000	0.300000	0.300994
平行移動距離[m m]	dx	400.000	400.000	399.752
	dy	500.000	500.000	499.143
	dz	600.000	600.000	600.633
		座標変換値	標準偏差	
軸角度[rad]	α	0.100000	0.000000144078	0.000691766
	β	0.200000	0.0000000367909	0.000420112
回転角度[rad]	γ	0.300000	0.000000360665	0.000546921
平行移動距離[m m]	dx	400.000	0.00000969585	0.0296437
	dy	500.000	0.0000121549	0.0376872
	dz	600.000	0.00000847657	0.0333630

全点群→平面の結果について

- ・15回の施行で同様の結果
- ・距離誤差平均0.579[mm]
- ・角度[rad]は[°]換算で約0.2[°]

蓄積を考えると有意な誤差
つまり...

全点群からの平面取り出し処理で
誤差が発生している



・ 発表の流れ

1. 研究の背景と目的

2. Kinectについて

3. 成果の報告

⇒新たなレジストレーション手法の提案

⇒従来手法との比較・精度の検証

⇒多視点のレジストレーションについて

⇒実験

・ レジストレーションに失敗した状況

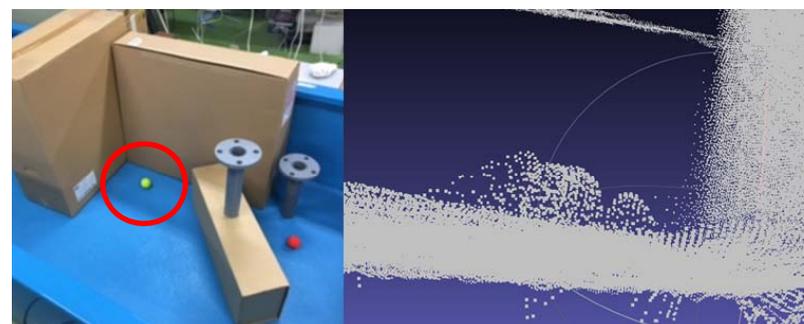
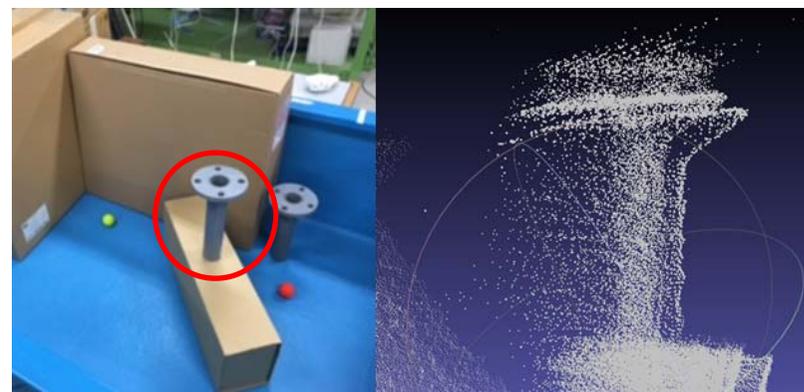
4. 結果・考察

5. 結論・課題

レジストレーションに失敗した状況

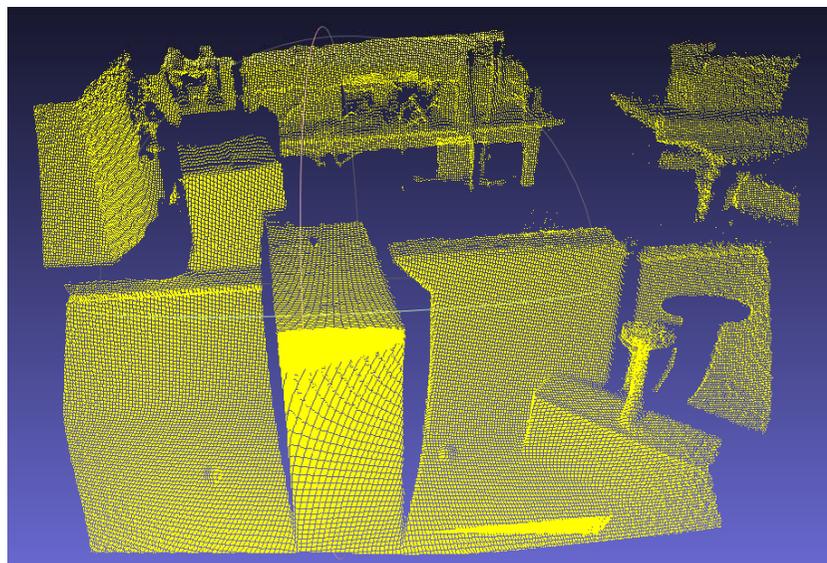


計測状況

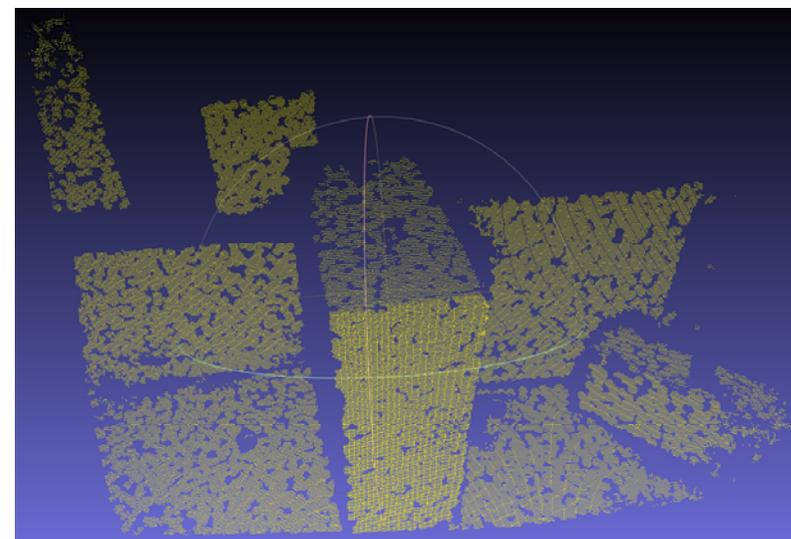


- ・Kinectの計測範囲を深さ3000[mm]以内に制限し計測実験を行った.
- ・16視点から得た点群データを重ね合わせようと試みたが失敗した.
- ・設置物の点群が大きくずれていることが分かる.

・レジストレーションに失敗した状況



8番目の視点の点群データ



平面取り出し後

原因: クラスタリング時に上下, 左右, 前後の3方向移動を固定する
平面が得られなかったこと

横方向の移動を固定する平面がほぼ得られていない
このような視点が複数存在すると本手法では重ね合わせが不可能となる



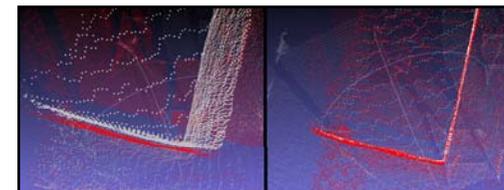
・ 発表の流れ

1. 研究の背景と目的
2. Kinectについて
3. 成果の報告
4. **結果・考察**
5. 結論・課題

・結果と考察

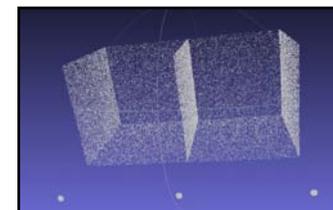
従来手法との比較

- ・従来手法ではずれが発生したが提案手法ではずれが見られず、精度が改善された。



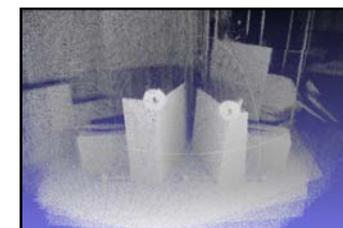
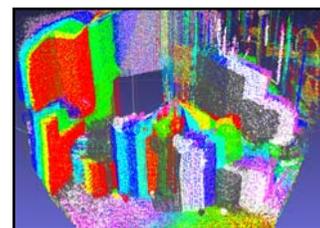
精度の検証実験

- ・簡単な人工データを用いて精度の検証を行い、精度の高さを実証した。



実験①

- ・対象を複数視点から計測した実データを用い、重ね合わせに成功した。
- ・球体マーカーの座標検出にも成功したが、値がばらつき約2[mm]の誤差が発生した。



・結果と考察

従来手法との比較



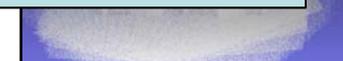
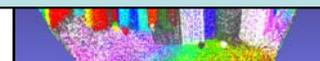
レーザーキャナが1視点計測する間に
Kinectは約100視点の計測が可能

- ・短い計測時間で物体の全体像を把握できる
- ・計測回数を増やすことにより誤差が少なくなる可能性

実験①

・対象を複数視点から計測した実データを重ね合わせに成功し,球体マーカーの計測にも成功したが,値がばらつき約2[mm]発生した.

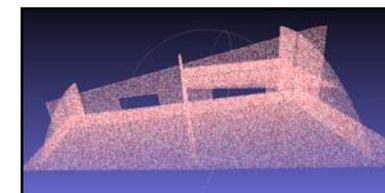
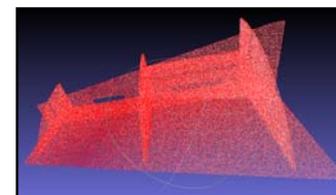
正規分布であれば
100回計測すれば誤差は $1/\sqrt{100}$ となる



・結果と考察

実験②

- ・実験①の誤差の原因が平面取り出し処理にあると予想し,複雑な人工データを用いて検証した.
- ・平面取り出し処理時に誤差が発生していることが確認できた.



失敗例

- ・本レジストレーション手法で点群重ね合わせに失敗する状況を実際に確認できた.





・ 発表の流れ

1. 研究の背景と目的
2. Kinectについて
3. 成果の報告
4. 結果・考察
5. **結論・課題**

・ 結論と課題

本研究の成果

- ・点群重ね合わせ処理における従来手法の問題点を改善した.
→平面探索の自動化,精度の向上
- ・高速深度計測デバイスの利用による形状計測コスト削減の可能性を示した.
→Kinectを用いた実験,レーザーสキャナと比較した利点を指摘

今後の課題

- ・点群からの平面取り出し処理の見直し,改善
- ・点群重ね合わせに失敗する場合の重ね合わせ手法の考案 ⇒ 物体形状を取得して手がかりにする 等
- ・Kinectから得られるデータの正確さの確認 ⇒ Kinectのカメラ校正を行う

付録：重ね合わせ(レジストレーション)

画像をつなぎ合わせるための位置合わせの手法

色やエッジ等の特徴量を基につなぎ合わせる



+



=

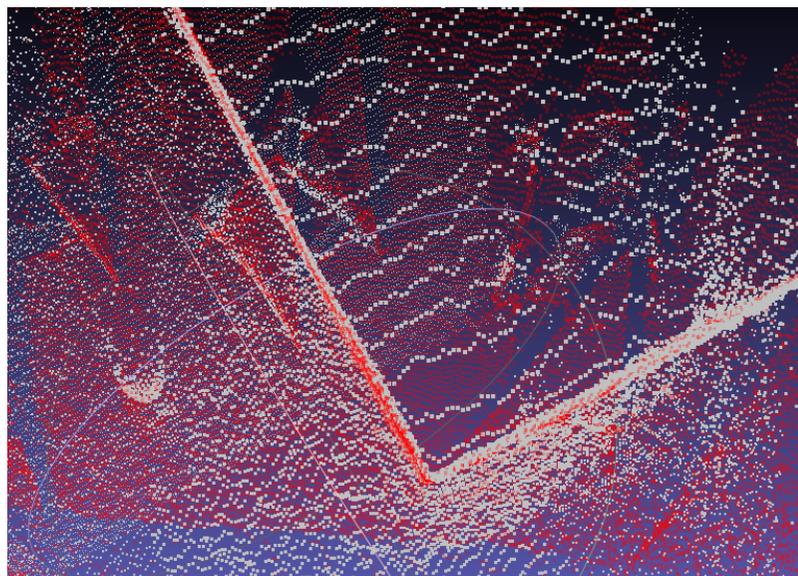


本研究では特徴量に平面ベクトルを用いる

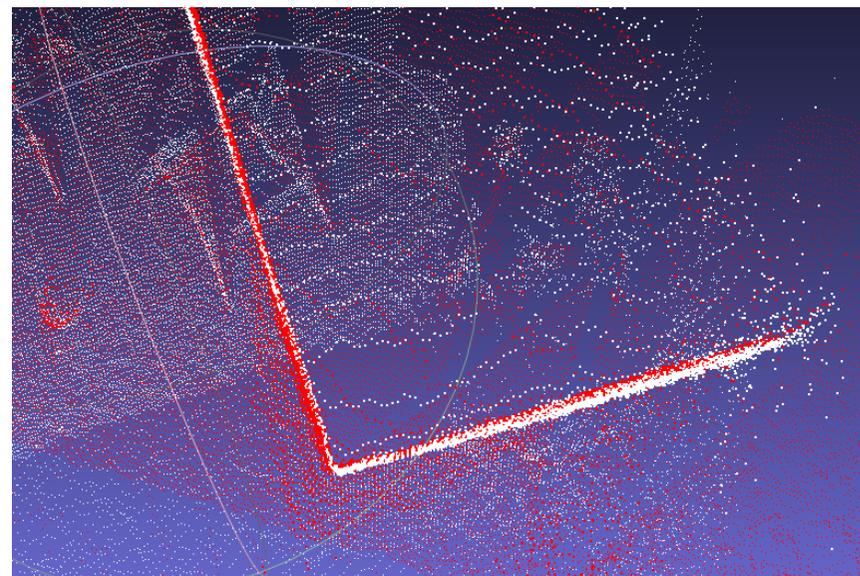
・ 補足 従来手法との比較

レジストレーション結果

右側(従来手法でパラメータを用いた側)の拡大図



従来手法 結果



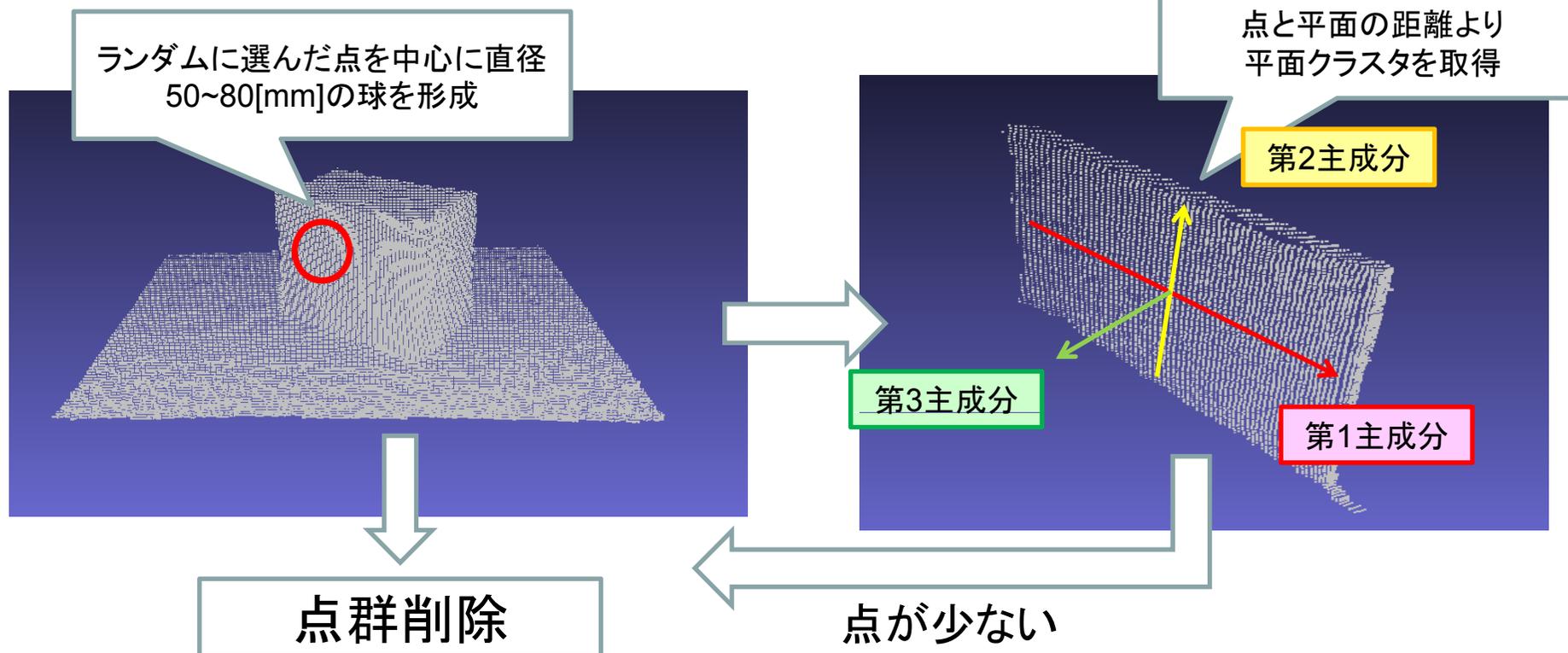
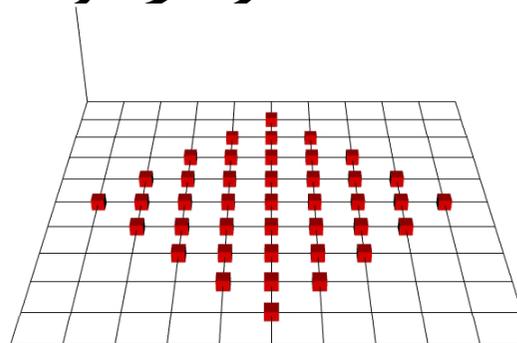
提案手法 結果

・ 付録：平面のクラスタリング

【主成分分析】

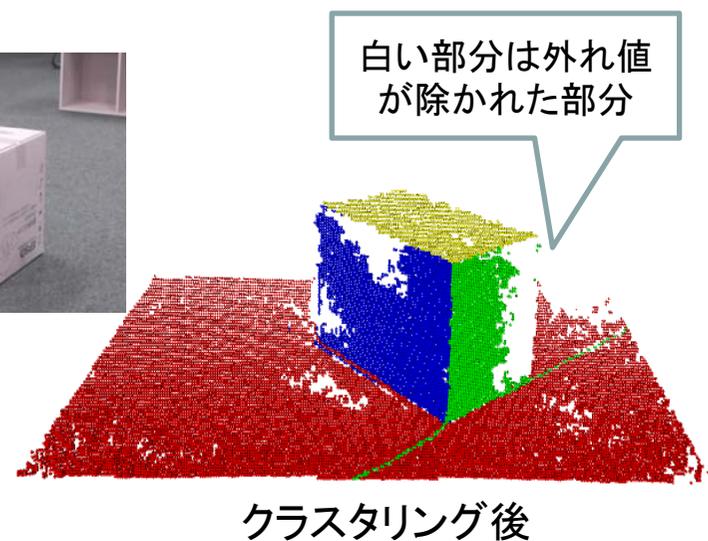
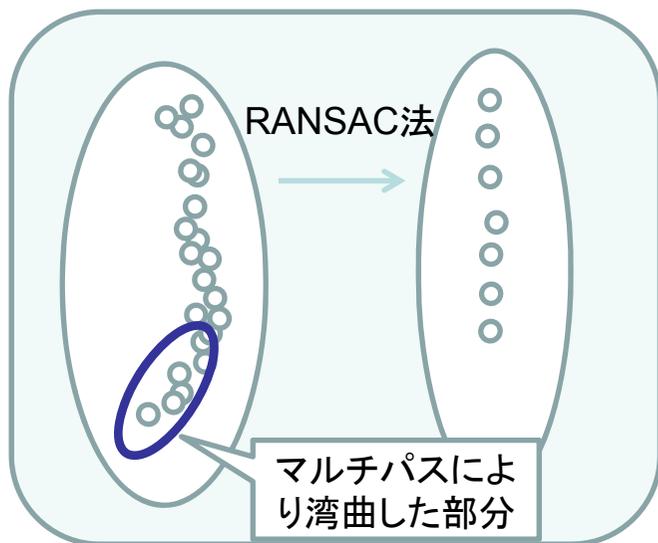
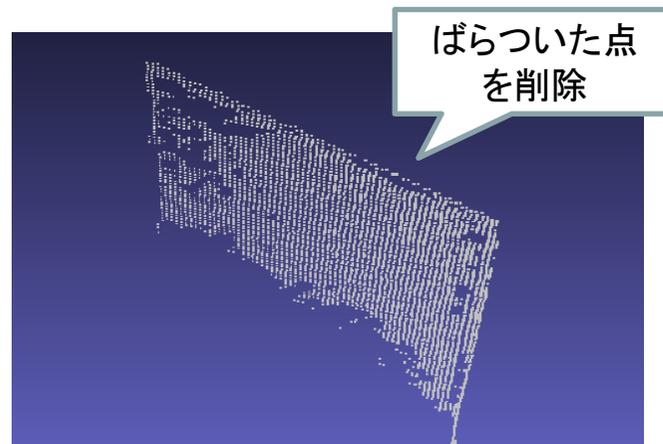
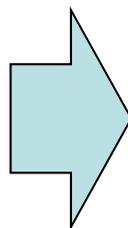
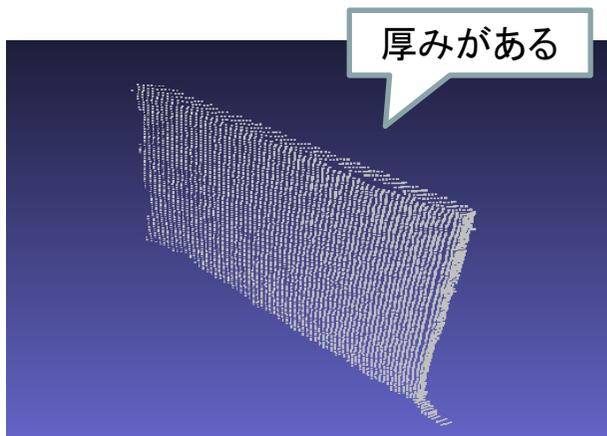
データを無相関な(少数の)特性値: **主成分**に縮約する統計処理.

データが3次元空間中の点列の場合、第3主成分の分散が第1・第2主成分に比べて極端に小さければ点群は平面に分布している.



・ 付録：平面のクラスタリング

【RANSAC法による湾曲部の除去】



【制約のない関数最適化】 滑降シンプレックス法

関数の勾配を計算せずに最小値を得る

N次元変数関数に対してN+1点以上のシンプレックス(探索点) x_j について以下を定義

- 1) 目的関数値が最大の点 x_h ← 関数最小化なので、最悪の点
- 2) 目的関数値が2番目に大きい点 x_s
- 3) 目的関数値が最小の点 x_l ← 関数最小化なので、最良点
- 4) $i = h$ なる点を除いた全ての x_j の重心 x_g

(操作1: 反射) x_h を以下の x_r で置き換える:

$$x_r = (1 + \alpha)x_g - \alpha x_h, \text{ ただし } \alpha > 0 \text{ は反射係数}$$

(操作2: 拡大) $x_g - x_r$ 方向に沿って x_r を以下の x_e に置き換える:

$$x_e = \gamma x_r + (1 - \gamma)x_g, \text{ ただし } \gamma > 0 \text{ は拡大係数}$$

(操作3: 縮小) x_h を以下の x_c で置き換える:

$$x_c = \beta x_h + (1 - \beta)x_g, \text{ ただし } 0 < \beta < 1 \text{ は縮小係数}$$

(操作4: 収縮) シンプレックス全体を x_l の方向へ半分に縮小する

$$x_i = 0.5(x_i + x_l), \text{ ただし } i = 1, \dots, n+1$$

これらの操作を、次に述べる手順で組合せ、シンプレックスを更新する。

基本的に、最悪点をシンプレックス重心の逆側へ移動して関数値を小さくしていく。

$\alpha = 1, \beta = 0.5, \gamma = 2$ が経験的に良い

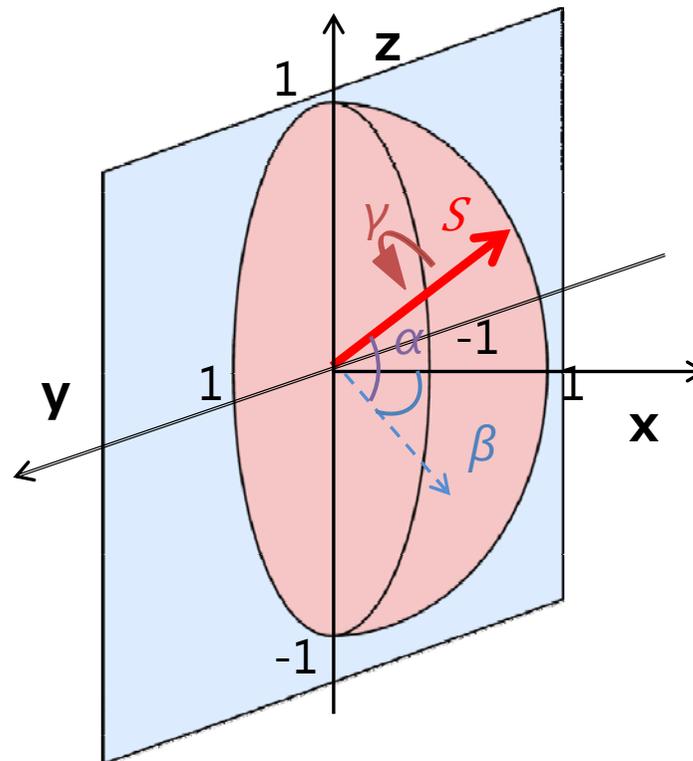
パラメータ数が5~6個程度の最適化であればGA等よりもいい結果を得ることができる。コスト関数が局所解だらけではないなら滑降シンプレックス法が良い結果が得られる可能性が高い。

一方の平面にあてるように他方の点群を変換する座標変換パラメータを探索する
 本研究では回転には**クォータニオン回転**を用いる。

クォータニオン回転

任意の正規化したベクトル S 周りの回転角 γ を表現する方法。

本研究では制約条件が加わることで回転軸と回転角度を3つのパラメータ (α, β, γ) で表現することができる。



$\alpha \cdot \beta \cdot \gamma$ の3つの角度と平行移動距離の $dx \cdot dy \cdot dz$ の3つ合わせて
 6つのパラメータを**滑降シンプレックス法**で探索する



クォータニオン回転

正規化したベクトル S 周りに γ 回転させる.
 $S = (S_x, S_y, S_z)$

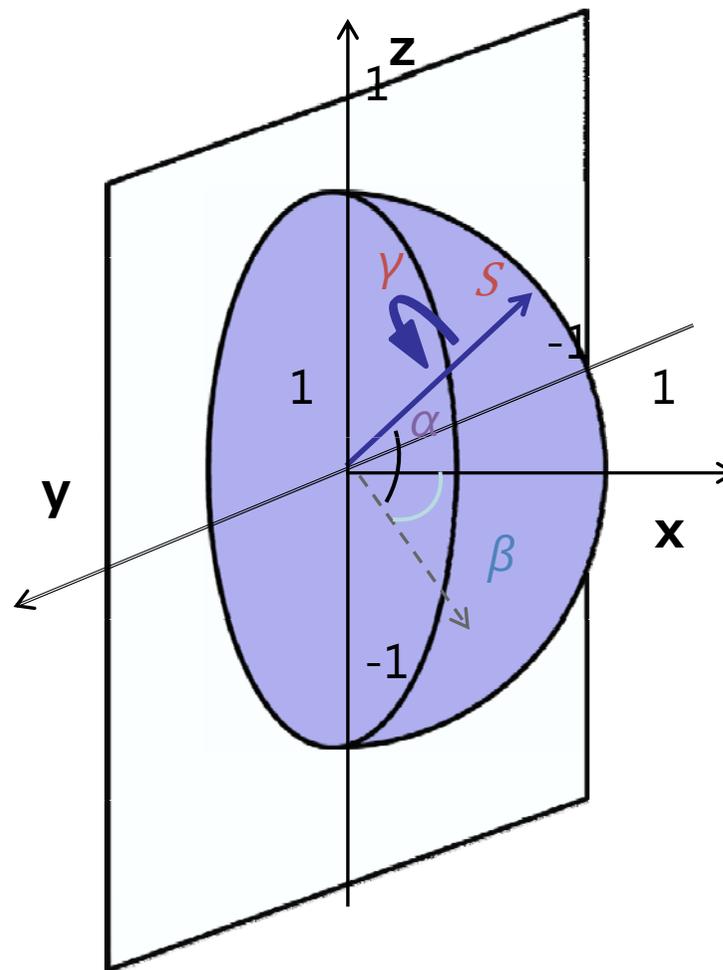
$$\begin{cases} S_x = \cos \alpha \sin \beta \\ S_y = \cos \alpha \cos \beta \\ S_z = \sin \alpha \end{cases}$$

角度範囲は,

$$-\pi/2 \leq \alpha, \beta, \gamma \leq \pi/2$$

平行移動

範囲は2点間の最大の距離





クォータニオン回転

長所

- **「直感的」**
回転角・回転軸が与えられれば計算できる
- **「メモリ効率が良い」**
四つの数値で回転を表現できる
- **「連続性」**
ジンバルロックがない（オイラー角では自由度を落としてしまう）

短所

- **「多数回転が表現できない」**
 θ が10度なのか、370度なのか、-350度なのか、区別できない
- **「一見して何をしているのか不明」**
パッと見ただけではわからない
- **「原点中心の回転である」**
処理が必要になる