

1. はじめに

三次元点群レジストレーション手法として Iterative Closest Point (ICP) が用いられている。ICP は、点群の座標情報を利用して点の対応、回転行列  $R$ 、並進ベクトル  $t$  を推定し、位置合わせを行う手法である。しかし、点群の初期位置への依存があり、外れ値やノイズに弱いという問題がある。本研究では、セマンティックセグメンテーションにより、各点に対して属性を付与し、マッチングに属性を利用した ICP を提案し、処理の高速化を実現する。

2. 提案手法

本研究は、点群データに対して、セマンティック情報を属性として付与し、位置合わせに利用する。

2.1. セマンティック情報の定義

LIDAR から取得した点群から、屋内の環境地図を作成する際に、屋内の構造はエッジと平面から構成されている場合が多い。そこで、セマンティック情報として、垂直方向の凹凸エッジ、水平方向の凹凸エッジの4種のエッジ、及び垂直方向の平面、水平方向の平面の2種の平面を利用する。図1に4種のエッジと2種の平面の例を示す。



図1：4種のエッジと2種の平面

2.2. 誤差関数

本研究で用いる誤差関数  $E$  は、対応点の距離の誤差関数  $E_{dis}$  と属性の誤差関数  $E_{class}$  により、式(1)で定義する。

$$E = \lambda_{dis} E_{dis} + \lambda_{class} E_{class} \quad (1)$$

$\lambda$  は、誤差関数  $E_{dis}$  と誤差関数  $E_{class}$  を合わせるそれぞれの重み値である。 $E_{class}$  を優先するため、 $\lambda_{dis}$  は0.05、 $\lambda_{class}$  は1の値に設定する。誤差関数  $E_{dis}$  は、従来手法と同様に、対応点の総距離として、式(2)で定義する。

$$E_{dis} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|\mathbf{x}_i - \mathbf{y}_i\|_2 \quad (2)$$

$n$  は点群の対応数である。誤差関数  $E_{class}$  は、対応点の属性の一致判定のために、式(3)で定義する。

$$E_{class} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \begin{cases} 0 & \text{if } C(\mathbf{x}_i) = C(\mathbf{y}_i) \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

$C(\cdot)$  は各点の属性を表し、取り得る範囲は  $1 \leq C(\cdot) \leq 6$  である。誤差関数  $E_{class}$  は、属性が一致しない場合に大きくなり、属性が一致する場合には小さくなる。この誤差関数が最小になるような対応を探索して位置合わせを行う。

2.3. 提案手法の流れ

提案手法の流れは、最近傍点の算出、回転行列  $R$  と並進行列  $t$  の推定、点群の変換、提案する誤差関数による判定となる。点群  $\mathbf{Y}$  の各点  $\bar{\mathbf{y}}$  から最も近い点群  $\mathbf{X}$  の点を  $\bar{\mathbf{p}}$  とする。最近傍点  $\bar{\mathbf{p}}$  の集合を点群  $\mathbf{P}$  と定義する。最近傍点  $\bar{\mathbf{p}}$  を対応点とし、対応点の属性が一致しているか判定する。点群  $\mathbf{P}$  に位置合わせするために、点群  $\mathbf{Y}$  へ剛体変換を行う回転行列  $R$  と並進ベクトル  $t$  を RANSAC アルゴリズムを使用して推定する。推定した回転行列  $R$  と並進ベクトル  $t$  を用いて、点群  $\mathbf{Y}$  に剛体変換を施す。提案する誤差関数  $E$  がしきい値  $\tau$  を超える場合に最近傍点の算出を再度行う。一方、しきい値  $\tau$  以下の場合には終了する。ここで、しきい値  $\tau$  を 0.03 と設定する。処理の流れを図2、アルゴリズムを Algorithm1 に示す。

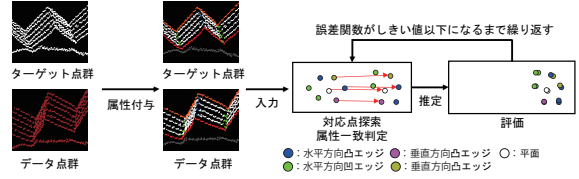


図2：提案手法の流れ

Algorithm 1 提案手法

```

Require:  $\mathbf{X}, \mathbf{Y}, \tau, \lambda_{dis}, \lambda_{class}$ 
while  $E > \tau$  do
     $\mathbf{P} = \arg \min_{\mathbf{X}} \|\mathbf{X} - \mathbf{Y}\|_2$ 
     $\mathbf{R}, \mathbf{t} = \arg \min_{\mathbf{R}, \mathbf{t}} \|\mathbf{P} - (\mathbf{R}\mathbf{Y} + \mathbf{t})\|_2$ 
     $\mathbf{Y} = \mathbf{R}\mathbf{Y} + \mathbf{t}$ 
     $E = \lambda_{dis} E_{dis} + \lambda_{class} E_{class}$ 
end while
    
```

3. 評価実験

評価実験では、従来法と提案手法を比較し、点群への属性の付与の有効性を検証する。Iteration 回数の比較を図3に、各属性の割合を表1に示す。

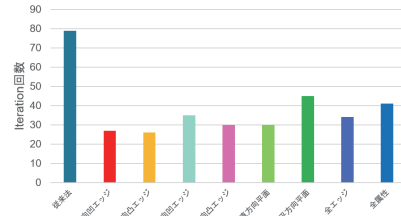


図3：従来法と提案手法の Iteration 回数の比較

表1：各属性の割合 [%]

属性	垂直方向			水平方向		
	凹エッジ	凸エッジ	平面	凹エッジ	凸エッジ	平面
割合	1.4	3.2	37.1	18.3	18.3	21.4

従来法と比較すると、属性を利用した提案手法は Iteration 回数が増加した。全属性を利用した場合、約 47% 減少している。水平方向エッジを利用した場合、約 70% 減少し、Iteration 回数が最小となった。属性の割合として、垂直方向の属性よりも水平方向の属性の方が高い。しかし、垂直方向平面の割合が最も高いため、他の垂直方向の属性が埋もれている。そのため、垂直方向の属性を利用した場合の Iteration 回数の減少率が低い。ただ、減少率は低いが従来法よりも高速に位置合わせを行うことができた。

4. おわりに

本研究では、セマンティックセグメンテーションを用いた位置合わせ手法を提案した。提案手法を用いることで Iteration 回数が減少し、少ない Iteration 回数で位置合わせが可能となった。今後は ICP の類似手法である Sparse ICP や EM-ICP への応用を検討する。

参考文献

[1] P. Besl, et al., "A Method for Registration of 3-D Shapes", IPAMI, Vol.14, No.2, pp.239-256, 1992.  
 [2] Y. Chen, et al., "Object Modelling by Registration of Multiple Range Images", Image and Vision Computing, Vol.10, No.3, pp.145-155, 1992.