卒業論文

実演教示のための
特徴点マッチングを利用した物体追跡

指導教員： 西田　健 准教授

九州工業大学　工学部

機械知能工学科　知能制御工学コース

学籍番号： 14104055

提出者氏名： 佐々木　秀将

平成 31 年 2 月 21 日

概 要

ロボットを操作する方法として、人が実際に動作をやって見せて、その動作をロボットが再現するという操作方法がある。具体的には以下の手順で行われる。移動する物体を追跡し、位置と姿勢の時系列データを取得する。それをロボットに伝送し、ロボットの動きに変換した後、その動きをロボットが再現する。本研究では，その中で使われる技術として，物体追跡について研究した．具体的には，物体追跡を特徴点マッチングを用いて行い，その精度評価を行った。

目 次

1　背景・目的

近年，産業界において，多種変量製品の増加，ベテラン技能員の減少が見込まれる．その問題解決に産業用ロボットの利用があげられる．しかし，産業用ロボットの利用には様々な問題が伴う．具体的には，設置、ティーチング、利用に至るまで少なからずや知識と専門的な技術を必要とされる問題がある．

現在ロボットを操作する方法として，ティーチングペンダント用いた教示，ダイレクトティーチングなどがある．ティーチングペンダントによって行う教示は，専門的な知識が必要であり，教示する時間がかかるという問題がある．ダイレクトティーチングは，人が産業用ロボットを直接触って動かして，教示する手法である．しかし，この方法は，教示した動作が最適なものとか限らないことや人と産業用ロボットが近づくので，産業用ロボットが誤作動等により人に危害を加える可能性がある．

そこで，産業用ロボットの教示を簡単にできる方法が必要である．その方法として，実演教示という教示方法が研究されている．それは，人が実際に動作をやって見せて、その動作をロボットが再現するという教示方法である。具体的には以下の手順で行われる。人が対象物体を把持して移動させる．その移動させられている対象物体を追跡し、対象物体の位置と姿勢の時系列データを取得する。それをロボットに伝送し、ロボットの動きに変換した後、その動きをロボットが再現する。

本研究では，実演教示の中の物体追跡について注目し，特徴点マッチングによる対象物体の位置と姿勢を追跡する物体追跡について説明する．また，実験を行い，その精度を評価した．

2　原理

2.1　特徴点マッチング

ここでは，Signature of Histograms of OrienTations(以下 SHOT）特徴量を用いた特徴点マッチングについて説明する．特徴点マッチングは以下の手順で行われる．

2.1.1　特徴点抽出

2.1.2　法線推定

法線推定は点群の平面推定を行いその平面に対する法線を求める方法である．よって，法線の方向が平面の面に対して，2 方向存在する．そのため，始点

2.1.3 SHOT 特徴量

SHOT 特徴量 [1] は，次元数が高いので，ノイズに強く，特徴表現力が高いことが特徴である．SHOT 特徴量の記述方法を以下に示す.

（1）Local reference Frame（以下 LRF）を求める．LRF とは，特徴点における座標系である.

（2）特徴点から指定の半径の球領域を LRF を利用して分割する．分割の方法は，xy 平面で 2 分割，球内を中心部と周辺部に 2 分割，さらに，z 軸まわりに 8 分割する．最終的に $2 \times 2 \times 8 = 32$ 分割する.

（3）基準点の法線 $\boldsymbol{r}$ と，分割された 32 個の各スペースの法線ベクトル $\boldsymbol{n_i}$ との内積を計算し，11 ビンのヒストグラムを作成．SHOT 特徴量の次元数は 352 次元である.

2.1.4 最近傍探索

325 次元の最近傍探索

2.1.5 Board LRF

2.1.6 Hough 3D Gourping

LRF を用いて，最も良い回転行列と並進ベクトルを推定

2.1.7 ICP アルゴリズム

2.1.8 特徴点マッチングの特性

特徴点マッチングの特性を以下に示す.

- 対応する特徴点がずれていた場合，マッチングがずれる.
- 特徴点でのマッチングなので，ICP アルゴリズムに比べて，正確性はない.
- ICP アルゴリズムには初期依存性があるが，特徴点マッチングには初期依存性はない.

全体図を示す.

3　物体追跡手法

物体追跡の手法について説明する．

まず，用語について説明する．ステップ数を k とする．そして，N_1 個の 3 次元点からなる Kinect の計測データの点群を $M(k) = \{\boldsymbol{a}_i^k\}_{i=1}^{N1}$，$N_2$ 個の 3 次元点からなる対象物体の点群を $S(k) = \{\boldsymbol{b}_j^k\}_{j=1}^{N2}$ とする．$\boldsymbol{a}_i^k$，$\boldsymbol{b}_j^k \in \mathbb{R}^3$ である．対象物体の点群は Kinect の測定データから生成されるので $S(k) \subseteq M(k), N2 \leq N1$ となる．対象物体の座標系を $\sum_{S(k)} = (x_{S(k)}, y_{S(k)}, z_{S(k)}, \mathrm{roll_{S(k)}}, \mathrm{pitch_{S(k)}}, \mathrm{yaw_{S(k)}})^{\mathrm{T}}$，世界座標系を $\sum_W = \{\mathbf{0}\} \in \mathbb{R}^6$ とする．説明のために,N_3,N_4 個の 3 次元点からなる点群 $A_1(k) = \{\boldsymbol{d_1}_{h_1}^k\}_{h_1=1}^{N_3}$，$A_2(k) = \{\boldsymbol{d_2}_{h_2}^k\}_{h_2=1}^{N_4}$($\boldsymbol{d_1}, \boldsymbol{d_2} \in \mathbb{R}^3$) を定義する．特徴点マッチングによって得られる点群 $A_1(k)$ から $A_2(k)$ への回転行列を $\boldsymbol{R}_{A_1(k)}^{A_2(k)}$，並進ベクトルを $\boldsymbol{t}_{A_1(k)}^{A_2(k)}$ とする．以下が物体追跡の流れである．

（1）初期値生成.

対象物体の点群が含まれるように領域（$x_1 < x < x_2, y_1 < y < y_2, z_1 < z < z_2$（$x_1$,$x_2$,$y_1$,$y_2$,$z_1$,$z_2$ は実数））を手動で決め，その領域にある点群を対象物体の点群 $S(0)$ とする．また，対象物体の姿勢 $\sum_{S(0)}$ を手動で与える．

（2）$M(k-1)$ から $S(k)$ への特徴点マッチングを実行し，回転行列 $\boldsymbol{R_m}_{M(k-1)}^{S(k)}$ と並進ベクトル $\boldsymbol{t_m}_{M(k-1)}^{S(k)}$ を取得する．

（3）$M(k-1)$ から $S(k)$ への ICP アルゴリズムを実行し，$M(k-1)$ と $S(k)$ の誤差を調整する．

ICP アルゴリズムを実行し，得られる回転行列を $\boldsymbol{R_i}_{M(k-1)}^{S(k)}$，並進ベクトルを $\boldsymbol{t_i}_{M(k-1)}^{S(k)}$ とする．最終的な回転行列 $\boldsymbol{R}_{M(k-1)}^{S(k)}$ と並進ベクトル $\boldsymbol{t}_{M(k-1)}^{S(k)}$ は以下の式より求まる．

$$\boldsymbol{R}_{M(k-1)}^{S(k)} = \boldsymbol{R_m}_{M(k-1)}^{S(k)} \cdot \boldsymbol{R_i}_{M(k-1)}^{S(k)} \tag{3.1}$$

$$\boldsymbol{t}_{M(k-1)}^{S(k)} = \boldsymbol{t_m}_{M(k-1)}^{S(k)} + \boldsymbol{t_i}_{M(k-1)}^{S(k)} \tag{3.2}$$

（4）（3）より得られた回転行列 $\boldsymbol{R}_{M(k-1)}^{S(k)}$ と並進ベクトル $\boldsymbol{t}_{M(k-1)}^{S(k)}$ から座標系 $\sum_{S(k)}$ を推定する．

$M(k-1)$ の重心 $\boldsymbol{c}(k-1)$ に並進ベクトル $\boldsymbol{t}_{M(k-1)}^{S(k)}$ を加算し，座標系 $\sum_{S(k)}$ の $(x_{S(k)}, y_{S(k)}, z_{S(k)})^{\mathrm{T}}$ を導出する．

$$(x_{S(k)}, y_{S(k)}, z_{S(k)})^{\mathrm{T}} = \boldsymbol{c}(k-1) + \boldsymbol{t}_{M(k-1)}^{S(k)} \tag{3.3}$$

x 軸，y 軸，z 軸周りに角度 α，β,γ 回転させた回転行列を $\boldsymbol{R_x}(\alpha)$，$\boldsymbol{R_y}(\beta)$，$\boldsymbol{R_z}(\gamma)$ とすると，一般的な回転行列は $\boldsymbol{R_x}(\alpha) \cdot \boldsymbol{R_y}(\beta) \cdot \boldsymbol{R_z}(\gamma)$ のように表せる．この式より，回転行列 $\boldsymbol{R}_{M(k-1)}^{S(k)}$ と座標系 $\sum_{S(k-1)}$ から $\sum_{S(k)}$ への $\sum_W$ のロー軸，ピッチ軸，ヨー軸周りの回転角度がわかり，$\sum_{S(k)}$ の $(\mathrm{roll_{S(k)}}, \mathrm{pitch_{S(k)}}, \mathrm{yaw_{S(k)}})^{\mathrm{T}}$ が求まる．

（5）対象物体の点群 $S(k)$ を生成する．

座標系 $\sum_{S(k)}$ の座標 $(x_{S(k)}, y_{S(k)}, z_{S(k)})^{\mathrm{T}}$ を中止とした立方体の領域（$x_{S(k)} - l < x < x_{S(k)} + l, y_{S(k)} - l < y < y_{S(k)} + l, z_{S(k)} - l < z < z_{S(k)} + l$（$l$ は定数)）の中に含まれる点群を $S(k)$ とする．

（6）（2）から（5）を繰り返す.

4　実験

実験方法について考察中

4.1　実験装置・環境

4.2　実験結果と考察

5　まとめ

まとめを書く

謝辞

本論文作成にあたり御指導下さった九州工業大学大学院工学研究院機械知能工学研究系知能制御工学部門西田准教授に深く感謝致します．さらに，日頃より御協力頂いた機械知能工学科制御工学教室の教職員の皆様ならびに，同教室西田研究室の皆様に感謝致します.

感想

参考文献

[1] F. Tombari, S. Salti, L. Di Stefano, "Unique Signatures of Histograms for Local Surface Description",11th European Conference on Computer Vision (ECCV), 2010.

付録 A