点群データを用いた物体が混在する環境下における不定形物体の認識

Recognition of linear deformable objects using point cloud data for various objects mixedly placed

○学　梶岡　大祐 (岡山大)　　大仲　弘真 (岡山大)
張　弛 (岡山大)　　正　戸田雄一郎 (岡山大)
正　松野　隆幸　(岡山大)　正　見浪　護　(岡山大)

Daisuke KAJIOKA, Okayama University, puev2ehp@s.okayama-u.ac.jp
Hiromasa ONAKA, Okayama University
Zhang CHI, Okayama University
Yuichiro TODA, Okayama University
Takayuki MATUNO, Okayama University
Mamoru MINAMI, Okayama University

There are many deformable objects such as strings and paper, clothes surround people grows. It is difficult for a robot to manipulate deformable objects, because it needs to deal with various form. So, the demand that a robot manipulates deformable objects is growing. In our previous study, we have successfully operated a string with a one arm or two arms. However, in the previous research, the object placed in the work area of the manipulator is limited to one string, and it is not assumed to perform the knotting operation of the string under the environment in which some objects are mixed. In this research, A method has been proposed that recognizes an object from the point cloud data acquired by the depth camera and determines whether the point cloud is a string based on the variance of the point cloud on the surface.

Key Words: Depth, Computer Vision, Deformable Object

1　緒言

我々の身の回りに存在する布やひもといった物体は柔らかく形状が一定に定まりにくいため不定形物体と呼ばれる．この不定形物体のマニピュレーションは様々に変化する形状に対して柔軟に対応する必要があり，画一的な動作で操作することができないため困難である．近年増加しているセル生産方式ではロボットマニピュレータが作業の自動化に貢献している．このような生産の現場にもケーブルのような不定形物体が存在しており，ロボットによる配線作業の自動化が期待されている [1]．また家庭用ロボットが作業を行う人々の生活圏には様々な柔軟物が存在しそれらを自由に操作することは必要不可欠である [2]．本研究は不定形物体であるひもに着目する．この分野に関する先行研究としては高松ら [3] によってひもの形状や状態の記述法に関する研究がなされている．また森田ら [4] や若松ら [5]，松野ら [6] はロボットマニピュレータによるひもの形状操作を目的とした研究を行い，CCD カメラで床に置かれたひもの形状を認識し，結び目理論やトポロジーを応用した状態遷移の理論，それらを使ったロボットの動作計画などを提案している．また距離カメラで対象となるひもを三次元の点群として取得し，そこからひもの形状を位置ベクトルの列で構成する点連鎖モデルと呼ばれるものを生成するためのアルゴリズムを提案した. これらの研究は作業領域に配置する物体を操作の対象である不定形物体に限定している．対象物以外の物体が混在する環境下における不定形物体の操作は未解決の問題であり，そのような環境下でロボットによる自動的な不定形物体の操作を実現するには，ロボット自身が操作の対象である不定形物体と操作対象以外の物体を認識し，それぞれを識別した上で動作方法を決定する必要がある．
本研究では，距離カメラを用いて作業領域に配置された物体の立体的な形状を点群情報として取得する．この点群から局所的点群を取り出し，主成分分析を行う．主成分分析で得られる一主成分と第二主成分の固有値の比を計算することで局所的点群の分布の異方性を推測し，物体がひもであるか判別する方法を提案し，実験によってこれらの有効性を検証する．

2　物体の認識

点群取得の際に同時に床や壁の点群を取得してしまうため，床面除去で物体を構成する点群のみを残す．RANSAC 法によって点群が構成する平面の式を導出しその平面を中心に厚さ s[mm] 以内の点を除去する．平面を消去した点群にクラスタリングを行い物体だけを取り出す．点の半径 d[mm] 以内にある近傍点を探索し同じクラスタとし近傍点にも同様の処理を行う．点群のすべての点に処理が行われるまで繰り返す．

3　ひも判別アルゴリズム

本論文で提案するひも判別アルゴリズムとは，点群で表現されているオブジェクトがひもであるか否かを判別するためのアルゴリズムである．このアルゴリズムはある注目点とその近傍点からなる局所的点群を主成分分析し，第一主成分と第二主成分の固有値の比を求める．この処理を物体を構成する全ての点に行って平均値を計算することで点群がひもであるかを判別するものである．この処理のフローチャートを図 1 に示す．注目点 $\boldsymbol{p}$ の半径 r[mm] の範囲内にある近傍点が k 個であったとき局所的点群を $\boldsymbol{q}_i$ $(i = 1, 2, \cdots, k)$ とすると，局所的点群 $\boldsymbol{q}_i$ の分散共分散行列 $\boldsymbol{C}$ の固有値を λ_1，λ_2，λ_3（$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3$）とすると，$\lambda_1$ は第一主成分，λ_2 は第二主成分方向のデータの広がりを表している．ここで第一主成分と第二主成分の固有値の比を

$$\eta = \frac{\lambda_2}{\lambda_1} \tag{1}$$

と定義する．距離カメラで撮影された点群の η が 1 に近いとき，その広がりは偏りがなく，0 に近いとき縦長に分布していると考えることができる．物体の点群中の点，すべてにおいて η を求め，その平均値 $\bar{\eta}$ を計算する．$\bar{\eta}$ がしきい値以下であるとき，物体をひもとする．

4　ひもの形状

ひもの点群をある点 $\boldsymbol{p}$ の半径 r[mm] の範囲で局所的にみると図 2 のように半円筒と考えられる．半径を大きくすると半円筒は長くなる．このとき，局所点群を主成分分析すると，第一主成

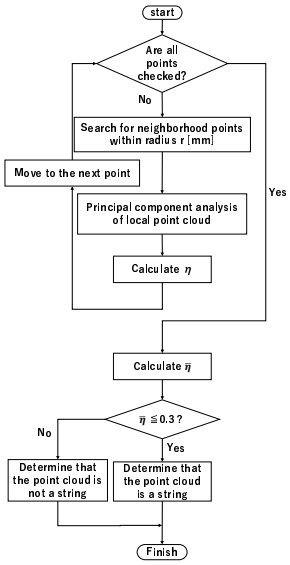


Fig.1 Part of the string

分と第二主成分の固有値の比 η は 0 に近づいていく．しかし，探索半径 r を大きくしていくとひもの形状によっては半円筒とみなせなくなる．このとき，η は大きくなる．ひもとそれ以外の物体を識別することを考えると，ひもの η を小さくする r が存在し，これを探す必要がある．

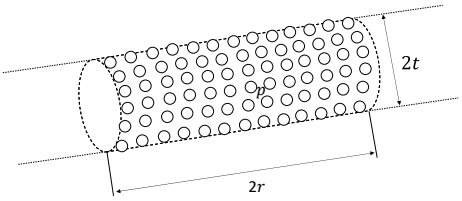


Fig.2 Part of the string

また図 3 のように箱とひもの点群を，ひもの半径 t より大きい範囲 $r > t$[mm] で見たとき，局所点群の η は箱のほうが大きくなる．このことから η を見ることでひもとそれ以外の物体は区別できると考える．

5　探索半径およびしきい値の決定

図 4 に示す箱とひもに処理を行う．このひもの形状は結び目，直線的な部分，局線的な部分などひもの形状を構成する基本的な要素が含まれており，この形状のひもを推定することができれば他の様々な形状にも対応出来ると考える．この画像の 3 次元点群データに平面除去とクラスタリングを行った点群に対し処理を行ったものが図 5 である．除去する平面の厚さ s を $s = 4.3$[mm]，クラスタリングにおける近傍点の探索範囲 d を $d = 20$[mm] に設定した．

物体の点群を点の半径 r[mm] の範囲を探索する．探索された局所点群を主成分分析し，第一主成分と第二主成分の固有値の比 η を求める．これを全てのに対して行い，η の平均値を求める．探索半径を 1[mm] ずつ大きくしていき，ひもの η の値が最も小さくなる探索半径を r^* 求める．

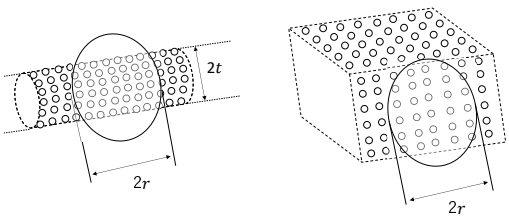


Fig.3 Part of the string and box

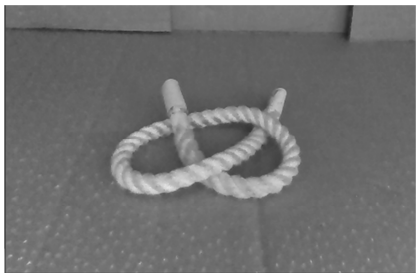


Fig.4 Tied string placement

5.1　実験環境

距離カメラを三脚の上に固定し，認識対象物との距離を 0.2[m] 以上離した場所から撮影を行う．撮影対象の物体は平らな床面に配置する．撮影するひもの半径は 5[mm], 長さは 80[mm] である．

5.2　実験結果

今回は探索半径 r が 15[mm] から 24[mm] の範囲で実験を行った．実験結果を図 6 に示す．ひもの η の平均値 $\bar{\eta}$ が最も小さかったのは 19[mm] のときであった．よって，探索半径 r が 19[mm] の時にひもの局所的点群は最も細長い形状をしており，ひも以外の物体との判別に適しているといえる．

また，図 7 は探索半径が 19[mm] の時の η を 0.1 ずつの階級に分けた度数分布表である．平均値は 0.299 であり，η が 0.3 以下となる部分は点群の約 6 割を占めているため，物体を構成する点群の $\bar{\eta}$ の大きさでひもの判別は可能であると考えられる．このことから，探索半径 r が 19[mm] の時に η の平均値 $\bar{\eta}$ が 0.3 以下であるとき，点群がひもであると判別する．

6　検証実験

5 節で決定した探索半径 r^* と η のしきい値がひもの判別に適しているか 5 つのケースを用意し 5 節と同じ処理を行い検証する．実験環境は 5 節と同じである．図 8 に識別対象となる物体

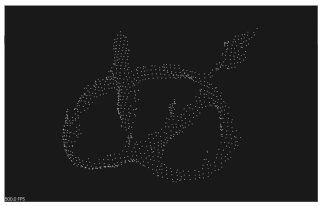


Fig.5 Point cloud data of tied string

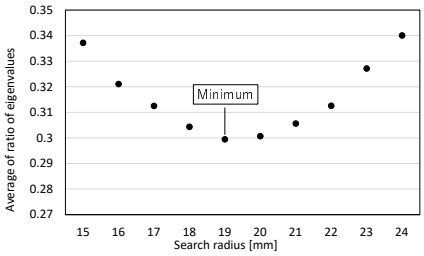


Fig.6 Relationship between search radius and η

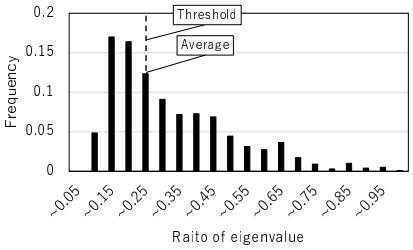


Fig.7 Frequency distribution of η in from of tied string

を示す．図 8(a) は V 字の形状をしたひも，(b) は S 字の形状をしたひもの外観，(c) は箱，(d) は円柱，(e) は球の外観である．

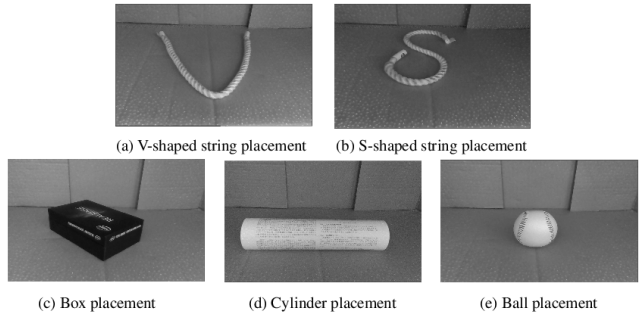


Fig.8 Appearance of objects to recognize

6.1 実験結果

図 9 から図 14 は前述の対象物から得られる η を 0.1 ずつの階級に分けた度数分布表である．η の平均値 $\bar{\eta}$ はそれぞれ，0.18，0.132，0.753，0.686，0.623 であった．
また図 12 は図 5 と図 8 の対象物に対して計算される各点の η を色によって可視化したものである．式 (2) は η の大きさによって各点が何色に色付けされるかを表している．

$$color = \begin{cases} red & (\eta{>}0.8) \\ green & (0.8 \geq \eta{>}0.55) \\ blue & (0.55 \geq \eta{>}0.3) \\ yellow & (0.3 \geq \eta) \end{cases} \tag{2}$$

図 12(a) から，η が 0.3 より大きくなる部分はひもが重なる部分やその付近と端となる部分であることがわかる．V 字状のひもについて，図 9 より，η が 0.3 以下となる部分は約 90% であった．また図 12(b) より，真っ直ぐな部分，折れている部分は η が 0.3 以下であることがわかる．η が大きくなるのは端部分であった．S 字状のひもについて，図 10 より，η が 0.3 以下となる部分は約 96% であった．また図 12(c) より，ひもが曲がっていても η が 0.3 以下であることがわかる．η が大きくなるのは端部分であった．ひもが重なる部分やその付近では，探索範囲内を局所的点群が多く占めており，第二主成分の固有値 λ_2 が大きくなる．また，ひもの端部分では探索範囲内のひもの長さが短く，第一主成分の固有値 λ_1 が小さくなる．このため，η が大きくなる．
箱について図 11 より，η が 0.3 以下となる部分は約 2% であった．また図 12(d) より，中心部分と対角線上の η が大きく中心部分から外側に向けて η が小さくなっているのがわかる．円柱について，図 13 より，η が 0.3 以下となる部分は約 2% であった．また図 12(e) より，中心部分から外側に向けて η が小さくなっているのがわかる．球について，図 14 より，η が 0.3 以下となる部分は約 5% であった．図 12(f) より，中心部分から外側に向けて η が小さくなっているのがわかる．中心部分から外側に向けて η が小さくなるのは，探索範囲内の局所的点群が小さくなり，第二主成分の固有値 λ_2 が小さくなるためである．
度数分布表からひも以外の物体では η が 0.3 以下になる部分はほぼなく，$\bar{\eta}$ についてもひもとひも以外では 2 倍以上の差があることがわかった．このことから $\bar{\eta}$ をみることでひもとひも以外の物体を区別できることがわかる．ひもが重なるときなど探索半径内にひもが 2 本以上ある場合が多いと $\bar{\eta}$ が 0.3 より大きくなりひもと判別ができない．また，ひもと同じ太さの棒は今回の方法ではひもと判別されてしまう．本アルゴリズムに適した探索半径 r^* はひもの太さと関係があり，今回は約 3.8 倍であった．

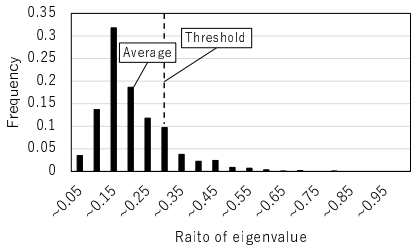


Fig.9 Frequency distribution of η in V-shaped string

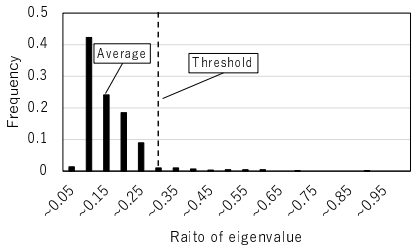


Fig.10 Frequency distribution of η in S-shaped string

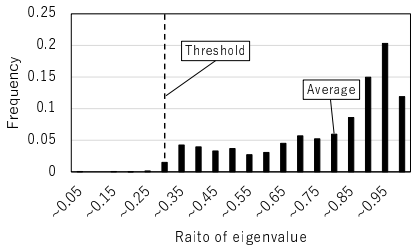
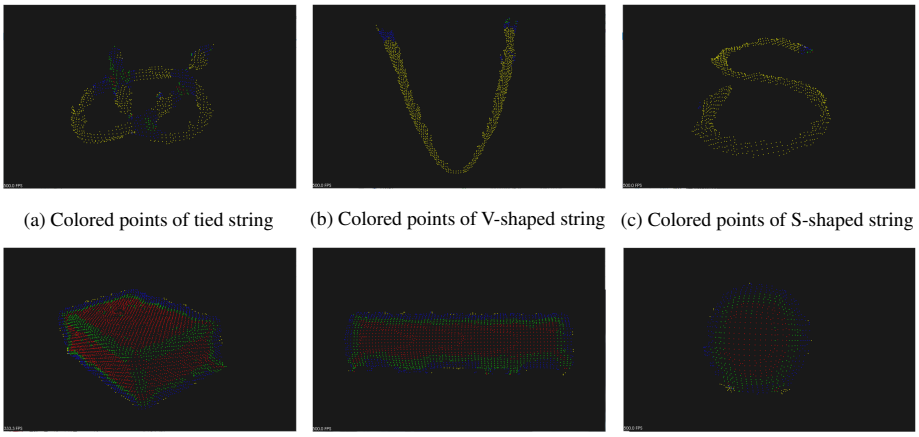


Fig.11 Frequency distribution of η in box

7 結言

本研究では，ひもとそれ以外の物体が混在している環境から 3 次元点群データを用いて物体をひもを判別する方法を提案した．物体の局所点群を主成分することで物体がひもであるか否かを判



(a) Colored points of tied string (b) Colored points of V-shaped string (c) Colored points of S-shaped string

(d) Colored points of box (e) Colored points of cylinder (f) Colored points of ball

Fig.12 Colored map for η

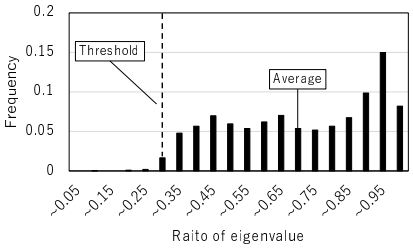


Fig.13 Frequency distribution of η in cylinder

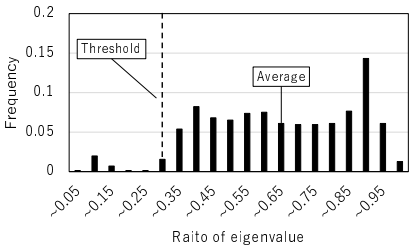


Fig.14 Frequency distribution of η in ball

別できた．今回決定した探索半径およびしきい値のみでは，ひもの大きさが変化した場合に判別ができないことが考えられる．今後は点群データ取得の精度向上や，他のひも判別方法の検討を行う．また曲面上に物体が置かれている場合など，より複雑な環境におけるひもの検出を行っていく．

参考文献

[1] 鷲見 和彦 , “解説　柔軟物も取り扱える生産用ロボットシステムの開発 , ”日本ロボット学会誌 ,Vol.27, No.10, pp1082-pp1085, Jul.2009

[2] 金子　学，柿倉　正義，“家庭用サービスロボットのための柔軟物体のハンドリングに関する研究-布地の画像処理について- ”，コンピュータビジョンとイメージメディア，135-2，2002.

[3] 高松淳，森田拓磨，小川原光一，木村浩，池内克史，“ロボットによる実行を目的とした紐結び作業の記述 ”，日本ロボット学会誌 Vol.23No.5，pp.572〜582, 2005.

[4] 森田拓磨， 高松淳， 小川原光一， 木村浩， 池内克史，“観察によるひも結び動作の学習 ”，コンピュータビジョンとイメージメディア，135-12，2002.11.8.

[5] 若松栄史，妻屋彰，荒井栄司，平井慎一，“結び/解き操作を含めた線状物体のマニピュレーション ”，日本ロボット学会誌，Vol.23, No.3，pp.344〜351，2005.

[6] 松野隆幸，玉置大地，新井史人，福田敏男，“トポロジカルモデルと結び目不変量を用いたマニピュレーションのためのロープの形状認識 ”，計測自動制御学会論文集，Vol.41, No.4, p.366〜p.372, 2005.

[7] Keisuke Mukai, Takayuki Matuno, Akira Yanou, Mamoru Minami, ”Shape Modeling of A String And Recognition Using Distance Sencor”, IEEE 24th International Symposium on Robot and Human Interactive Communication, Aug.31-Sep.4, 2015