

ひもの形状モデリングと距離カメラを用いた認識

Form Modeling of a String And Recognition Using Distance Sensor

○ 白川 智也 (岡山大) 向井 啓祐 (岡山大)
 正 松野 隆幸 (岡山大) 正 矢納 陽 (岡山大)
 正 見浪 護 (岡山大)

Tomoya SHIRAKAWA, Okayama University, puv95gw4@s.okayama-u.ac.jp
 Keisuke MUKAI, Okayama University
 Takatyki MATSUNO, Okayama University
 Akira YANOU, Okayama University
 Mamoru MINAMI, Okayama University

The deformable object such as string, cloth or paper, is soft and can change its form easily. It is difficult for a robot to manipulate deformable object, because it needs to deal with various form. The demand is growing in industry and domestic work. On manipulating deformable objects using robot manipulator, it is important to recognize their form. In this research, distance camera is used to get point cloud data of string. In addition, point chain model is adapted to describe form of string. To create point chain model from point cloud data, vector sequence that describes center line of string needs to be made. Therefore string form recognition algorithm is suggested. This algorithm estimates center line of string using surface normal vectors evaluated by normal estimation algorithm, and creates point chain model by matching method. In addition, experiment to evaluate the effectiveness of this method is conducted.

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が提案している。ひもの形状操作を実現するためには対象物の形状を認識する必要がある。

本研究では対象となるひもを距離カメラで撮影しその 3 次元点群情報を取得する。形状を点群で取得することにより、床に平面的に置かれたひもだけでなくより立体的な形状をしたひもの認識も可能である。そしてひもの形状を表現するために点連鎖モデルを用いる。これは鎖がつながる様に位置ベクトルの列によってその形状を表現するものであり、先行研究においても類似の記述法が用いられている [3]。この点連鎖を作成するためにはひもの中心軸を表現するベクトル列を取得した点群から得る必要がある。そこで取得した点群データからひもの形状を表現する点連鎖モデルを生成するひも形状認識アルゴリズムを提案する。また実験において 1 つの視点から得られたデータの点連鎖モデルと ICP アルゴリズム [7] で多視点からのデータを合成し得られた点連鎖モデルを比較し、提案する手法の有効性を検証する。

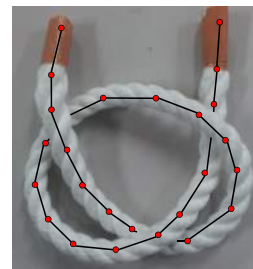


Fig.1 Point chain model

2 入出力データ

2.1 3次元点群の取得

本研究では対象となる不定形物体であるひもの 3 次元点群データを取得するために CREATIVE SENZ 3D カメラを使用する。この距離カメラは普通のカメラの様に撮影するだけで被写体の形状を多数の点の集まりとして記録できる。

2.2 点連鎖モデル

点連鎖モデルによってひもの形状を表現した様子を図 1 に示す。このように複数個の点がロープの形状に沿って並んでおり、それらが鎖のように順番に連結することでひもの形状を表現する。理想的には点のつながりはひもの端からもう一方の端まで途切れることなく続いており、各点はひもの断面の中心に位置している。

3 ひも形状認識アルゴリズム

本研究で提案する形状認識アルゴリズムは、距離カメラで取得した点群データからひもの形状を表現する点連鎖モデルを出力するものである。図 2 にひも形状認識アルゴリズムの構成を示す。

3.1 平面除去

これは点群取得の際に同時に取得してしまう床の点群を除去しひもを構成する点群のみを残す前処理である。RANSAC 法に

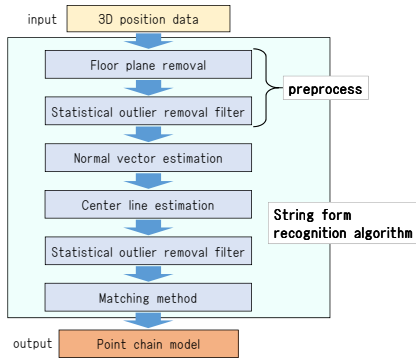


Fig.2 Construction of the string form recognition algorithm

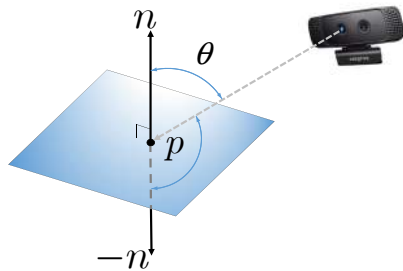


Fig.3 Plane and normal vector

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 $t[\text{mm}]$ 以内の点を除去する。

3.2 統計的外れ値除去フィルタ

点群取得の際にはノイズや誤差で外れ値と呼ばれる本来存在しない点が記録されてしまう。外れ値は様々な処理の障害になる。この処理ではまず各点における近傍 k 個の点との距離を算出し全ての距離値の標準偏差を求める。そして標準偏差の α 倍以上の距離の点を除去する。

3.3 視点と物体表面の法線ベクトル

法線ベクトルとは図3に示すように面上のある点において、その面に垂直なベクトルのことである。面には裏と表があるため面上のあるひとつの点に対して向きが反対の2種類の法線ベクトルが存在する。

カメラで物体を撮影するときカメラ座標系から見た物体表面のある点までの位置ベクトル \mathbf{p} とその点における物体表面の法線ベクトル \mathbf{n} のなす角 θ の間には以下の関係が成り立つ。

$$\mathbf{p} \cdot \mathbf{n} \leq 0 \quad (1)$$

3.4 法線推定アルゴリズム

法線推定アルゴリズムとは点群データ内の各点における法線ベクトルを推定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成る局所的点群に平面をフィッティングすることで法線ベクトルを求めるというものであるが、最終的に局所的点群の主成分分析の問題に帰着する。

注目点を \mathbf{p} 、 \mathbf{p} における法線ベクトルを \mathbf{n} とする。さらに \mathbf{p} の近傍 k 個の点を算出し、点 \mathbf{p} から各近傍点までのベクトルを \mathbf{q}_i ($i = 1, 2, \dots, k$) とすると、局所的点群 \mathbf{q}_i の分散共分散行列 \mathbf{C} は

$$\mathbf{C} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \{(\mathbf{q}_i - \mathbf{q}_a)(\mathbf{q}_i - \mathbf{q}_a)^T\} \quad (2)$$

ただし、

$$\mathbf{q}_a = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \mathbf{q}_i \quad (3)$$

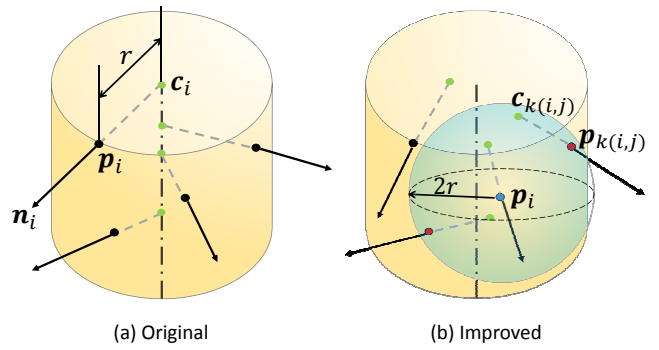


Fig.4 Image of center line estimation

である。この行列 \mathbf{C} の絶対値が最も小さい固有値の固有ベクトルを \mathbf{v} とすると求める法線ベクトル \mathbf{n} は以下ようになる。

$$\mathbf{n} = \begin{cases} \mathbf{v} & (\mathbf{p} \cdot \mathbf{v} \leq 0) \\ -\mathbf{v} & (\mathbf{p} \cdot \mathbf{v} > 0) \end{cases} \quad (4)$$

3.5 中心軸推定

この処理は、点連鎖モデルの各点はひもの断面の中心に位置するという条件を満たすためのものである。

図4の(a)に示すように推定した法線ベクトルが正確にひもの表面から垂直に出ているとすれば、法線ベクトルの向きとは反対方向に半径 $r[\text{m}]$ だけ進んだ位置にはひもの中心軸が通っているはずである。これを式で表すと次のようになる。

点群データの点の個数を N 、その第 i 番目の点の位置ベクトルを \mathbf{p}_i ($i = 1, 2, 3, \dots, N$)、その点における法線ベクトルを \mathbf{n}_i とする。点 \mathbf{p}_i で予測される中心軸上の点 \mathbf{c}_i は

$$\mathbf{c}_i = \mathbf{p}_i - r \cdot \mathbf{n}_i \quad (5)$$

となり、その個数 N_c は N と等しい。

理想的な状態ではこの処理によってできる点群はひもの中心を通る曲線上に点が集中的に分布したものになるはずであるが、実際は計測誤差や外れ値の影響を受けそのような点群はできない。そこで図4の(b)に示すようにある距離内にある各点において推測された中心点の平均をとるという処理を行う。

点 \mathbf{p}_i から距離が $2r$ 以内にある全ての点の個数を \bar{N}_i としそれらの点の番号を $k(j, i)$ ($j = 1, 2, 3, \dots, \bar{N}_i$) と表す。ここで \bar{N}_i がある一定数 \bar{N}_{lim} 未満のときは外れ値である可能性があり信頼性に乏しいのでその点からの中心推定は行わないこととする。そのため求める点群の点の個数 N_a は N 以下となり、その第 m 番目 ($m = 1, 2, \dots, N_a$) の点 $\bar{\mathbf{c}}_m$ を以下の式で算出する。

$$\bar{\mathbf{c}}_m = \frac{1}{\bar{N}_i} \sum_{j=1}^{\bar{N}_i} \mathbf{c}_{k(j, i)} \quad (6)$$

3.6 マッチング法

このマッチング法によって中心軸推定でできた細長い点群から点連鎖モデルが生成される。点連鎖モデルの実体は位置ベクトルの列である。1つのデータから生成される点連鎖モデルが1つとは限らないので検出された個数を N_d とし、順番 j ($j = 1, 2, \dots, N_d$) ごとに構成する位置ベクトルの個数を ${}^j N_c$ 、ベクトル列を ${}^j \mathbf{v}_i$ ($i = 1, 2, \dots, {}^j N_c$) とする。この処理のフローチャートを図5に示す。

図6に示すように、任意に選択された点に対して内径 $r_n[\text{m}]$ 、外径 $r_f[\text{m}]$ の2つの探索範囲を設定する。半径 r_n 内の全ての点は選択点近傍であり省略可能であるとし以後処理の対象外とする。これにより曲線上に並んだ点群をたどる際の一方方向性、点のばらつきや外れ値へのロバスト性を向上させる。またもうひとつの探索半径 r_f 内の点で最も距離に近い点に連結しひもの形状を検出していく。 r_f を設定することで探索がひもの端まで達したとき処理が停止する。

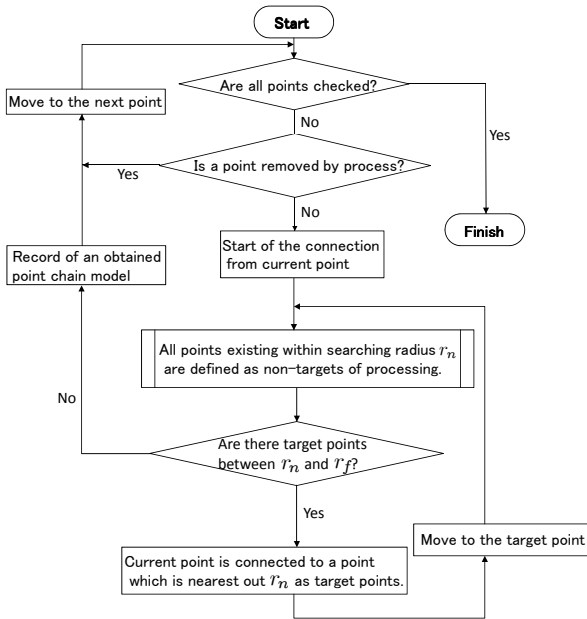


Fig.5 Flowchart of matching method

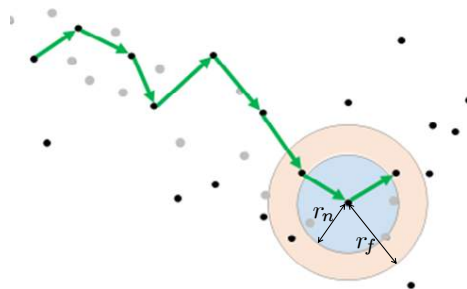


Fig.6 Image of matching method

4 実験

4.1 実験環境

ひもは実験装置の回転ステージ上に設置する. また実験における各機器の位置関係を図 7 に示す.

4.2 実験結果

距離カメラで取得した 3 次元点群 (生データ) を図 8 に示す. 前処理において除去する平面の厚さ t を $t = 5[\text{mm}]$, 外れ値フィルタのパラメータを $k = 30$, $\alpha = 0.1$ とした. 次の法線推定におけるパラメータを $k = 10$ と設定した. また, 中心軸推定におけるパラメータは $N_{lim} = 30$ とし, その後の外れ値フィルタのパラメータを $k = 30$, $\alpha = 0.1$ とした. 最後にマッチング法におけるパラメータを $r_n = 4.2 \times 10^{-3}[\text{m}]$, $r_f = 6.3 \times 10^{-3}[\text{m}]$ と設定した処理結果を図 9 に示す. これを実際のひもの形状と比較すると明らかに形状の一部欠損が見受けられ, 本来存在しない位置に形状が検出されている部分も存在する.

5 多視点からのデータの合成

5.1 ICP アルゴリズム

前述の方法で得られた点連鎖モデルには明らかに形状の一部欠損が見受けられた. そこで ICP アルゴリズムで多視点からのデータを 1 つに合成し, 1 つの視点からの情報では得られない形状を補完する. ICP (Iterative Closest Point) アルゴリズムとは 2 つの点群間で位置合わせをするための手法で, 2 つの点群内の似た箇所を探索しそれらが重なって一致するような回転変換と並進変換を求めることができる. 法線ベクトルを求める際の視点の

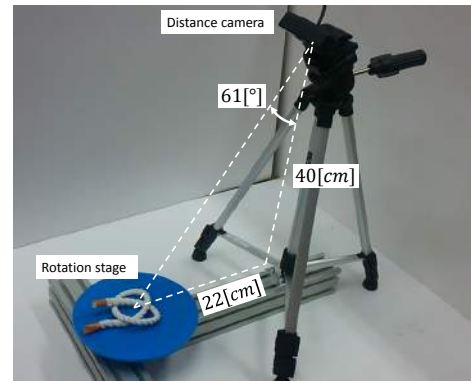


Fig.7 Setting of measurement

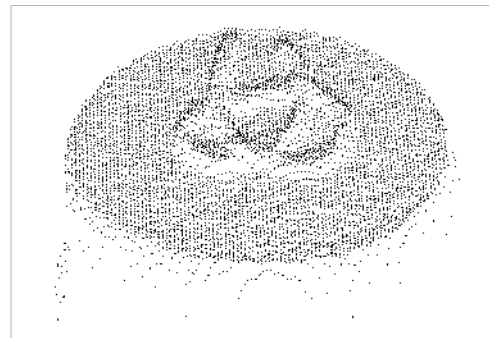


Fig.8 3D position data

関係で法線推定までの処理は個別に行い, 法線付点群を ICP アルゴリズムで 1 つに合成する.

5.2 実験環境

実験装置のステージを回転させ横方向からの点群データを取得する. カメラとステージの相対位置の関係を図 10 に示す.

5.3 実験結果

各点群データから求めた法線ベクトル付点群データ ICP アルゴリズムで合成した. この点群に中心軸推定 ($N_{lim} = 70$) と統計的外れ値フィルタ ($k = 30$, $\alpha = 0.1$) を適用した. さらにマッチング法 ($r_n = 4.2 \times 10^{-3}[\text{m}]$, $r_f = 6.3 \times 10^{-3}[\text{m}]$) を適用した結果を図 11 に示す.

6 手法の有効性の評価

ひも形状認識アルゴリズムが生成した点連鎖モデルの曲率を評価し, 形状の妥当性を検証する. 点連鎖モデルの各リンク間の角

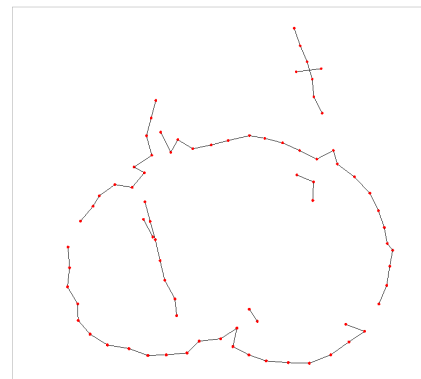


Fig.9 Point chain model created with single viewpoint ($r_n = 4.2 \times 10^{-3}[\text{m}]$, $r_f = 6.3 \times 10^{-3}[\text{m}]$)

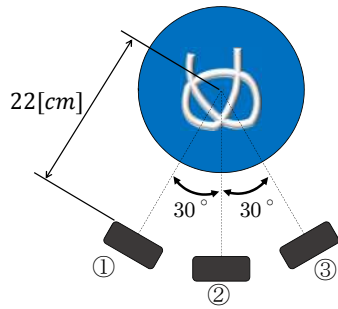


Fig.10 Getting point cloud data from different viewpoint

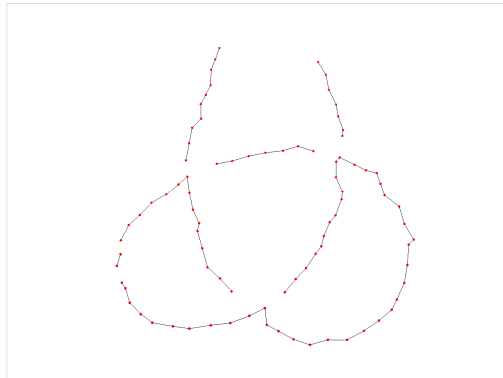


Fig.11 Point chain model created with multi viewpoints ($r_n = 4.2 \times 10^{-3}$ [m], $r_f = 6.3 \times 10^{-3}$ [m])

度を図 12 と式 (7) に示すように定義する.

$$j\theta_i = \frac{(j\mathbf{v}_i - j\mathbf{v}_{i-1})^T (j\mathbf{v}_{i+1} - j\mathbf{v}_i)}{|j\mathbf{v}_i - j\mathbf{v}_{i-1}| |j\mathbf{v}_{i+1} - j\mathbf{v}_i|} \quad (7)$$

各リンクの長さは $r_n \leq r_f$ の値となりそれぞれ異なるが 5.25×10^{-3} [m] として計測を行った. 図 13 に示すように, 本実験において計測したひも形状の曲線的な部分の角度はおおよそ 30° , 直線的な部分ではおおよそ $0^\circ \sim 10^\circ$ である.

生成された点連鎖モデルのすべてのリンクにおいてこの角度を計算した結果を図 14 のヒストグラムに示す. これを見ると $5^\circ \sim 10^\circ$ の区間と $25^\circ \sim 30^\circ$ に 2 つのピークが見受けられる. これは先ほど述べた実際のひもの形状と一致する. また実際の形状には存在しない 90° を超える角度が少し存在するが, これはひもが交差している部分では 2 つの中心軸点群が接近しているため実際とは違う横方向への連結が行われてしまったためである.

7 結言

本研究では不定形物体であるひもの形状を表現する点連鎖モデルを 3 次元点群データから得るためのひも形状認識アルゴリズムを提案した.

ICP アルゴリズムで多視点からのデータを合成することで 1 つのデータからでは得られなかった形状を補完し検出することができた. データ取得時の視点の数に対する形状復元精度の検討は今後の課題である. 提案するひも形状認識アルゴリズムはひもの

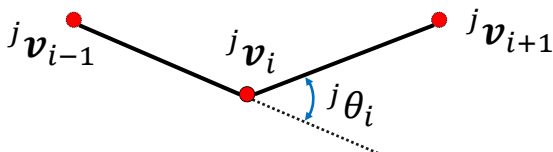


Fig.12 Angle of each link

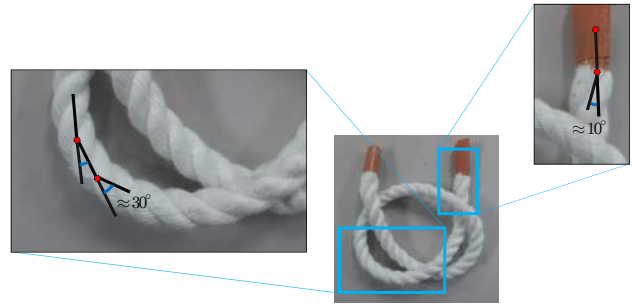


Fig.13 Average angle of each link

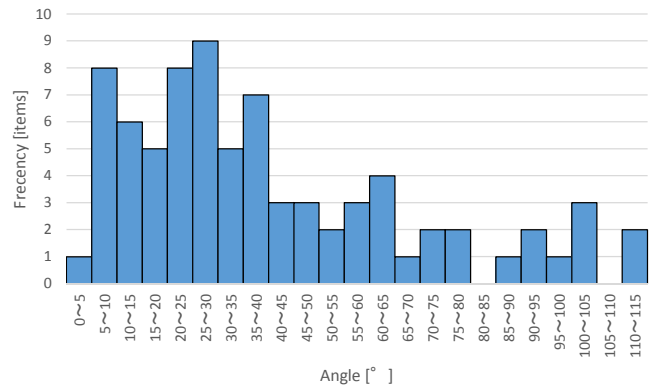


Fig.14 Histogram of each angle

中心軸を正しく推定することができ, 出力された点連鎖モデルはリンク間の角度の分布から実際の形状との整合性を確認できた.

今後はひもが交差した箇所における形状の誤認識問題に対する解決策の検討と形状検出の精度を上げるための改良を行う. またひもを数学的に扱う概念を取り入れた形状モデルへの拡張を行っていく.

文献

- [1] 鷺見 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] 中井康博, 美濃導彦, “複数の点群に対する位置合わせ手法の性能比較,” 特別研究報告書, 2012.2.2.