

# RGBD カメラを用いたインフレータブルロボットアームの姿勢推定

○ ZHANG KEWEN, 河村 晃宏, 倉爪 亮 (九州大学)

## Pose Estimation for an Inflatable Robot Arm using an RGBD Camera

○ KEWEN ZHANG, AKIHIRO KAWAMURA, and RYO KURAZUME (Kyushu University)

**Abstract:** This study presents a method to estimate the pose of a flexible 1-DOF inflatable robot arm using a single RGB-D camera. Our approach determines both the joint angle and the deformed shape. Experimental results demonstrate a high-precision joint angle estimation with a 1.00-degree mean absolute error, and successfully capture the arm's skeleton.

### 1. 緒言

インフレータブルロボットアームは、その柔軟性により人と接触した場合でも安全であるという利点から、物品受け渡しなどの人の近傍で行うタスクに適している。しかし、金属製などの高剛性なロボットとは異なり、素材の柔軟性により幾何構造が安定せず、エンコーダなどの従来用いられているセンサのみでは、関節角度情報やアーム自体の形状情報を正確に取得することが困難である。モーションキャプチャシステムなどの外界センサを用いることで、関節角度情報を取得できるが、インフレータブルロボットは自重や外力によって変形しやすく、関節角度情報だけでは変形によって生じるアームの位置と姿勢の変化を完全に把握することができない。したがって、形状情報の取得も必要となる。

そこでこの問題を解決するため、RGBD カメラを用いてインフレータブルロボットの関節角度と形状を同時に推定することを目指す。本稿では、1 自由度インフレータブルロボットアームのリンクを対象とし、姿勢および形状の推定手法を提案する。RGBD 画像からリンクの点群を抽出し、この点群データを用いてリンクの姿勢を推定する。

### 2. 1 自由度インフレータブルロボット

本研究で用いるインフレータブルロボットを Fig.1 に示す。アームは、前後の 2 つのリンクおよび拮抗的に配置された 2 つのアクチュエータによって構成される。2 つのアクチュエータ間の差圧によって、ロボットは駆動し、関節角度が変化する。本研究では、手先のリンクの関節角度およびその形状を推定する。

### 3. 対象領域点群の抽出

本研究では、1 台の Azure Kinect DK カメラから取得した単一フレームの RGBD 画像に基づいて、後述する手法でロボットアームの関節角度と形状を推定する。取得した RGBD 画像の一例を Fig.2 に示す。このうち、RGB 画像から Segment Anything Model (SAM) [1] を用いて、ロボットの手先リンク、台座、およびプラットフォームの 3 つの領域を、それぞれ個別のセグメンテーションマスクとして抽出する。

取得したマスクを深度画像に適用することで、3 つの領域の点群を得る。手先リンクの取得例を Fig.3 に示す。

### 4. 関節角度推定手法

前節で抽出したロボットの手先リンク、台座、およびプラットフォームの 3 つの点群からそれぞれの姿勢

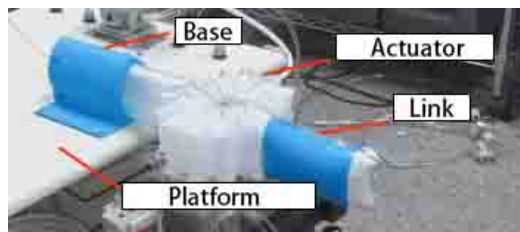


Fig. 1 1-DOF inflatable robot

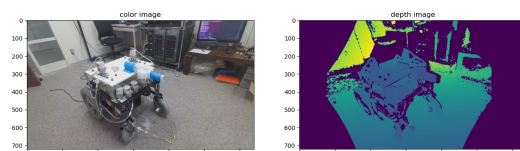


Fig. 2 RGBD image

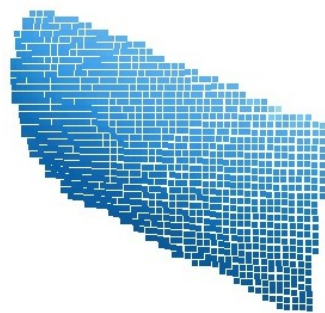


Fig. 3 Front link point cloud

を推定する。

プラットフォームの推定には、Random Sample Consensus(RANSAC)を用いる。RANSACにより、平面を推定し、基準平面として利用する。

次に、Principal Component Analysis(PCA)を用いて手先リンクの姿勢の推定を行う。PCAは、点群データの分散が最大となる直交軸（主成分軸）を計算する統計的手法である。リンクは細長い形状であるため、その分散が最大となる第1主成分軸は、リンクが指し示す方向を最もよく表すベクトルとなる。その抽出結果を Fig.4 に示す。

最後に、台座の姿勢を推定する。台座は3Dプリンタを用いて製作されており、詳細な3Dモデルがあるため、Iterative Closest Point(ICP)アルゴリズムを用いて位置合わせを行うことで姿勢を推定する。このとき、手先リンクと同様に、台座の点群データにもPCAを適用

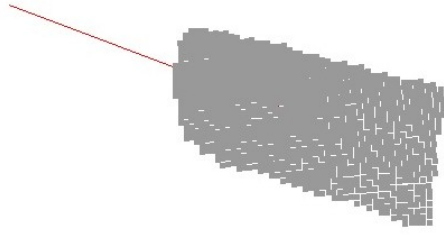


Fig. 4 Principal axis of the link

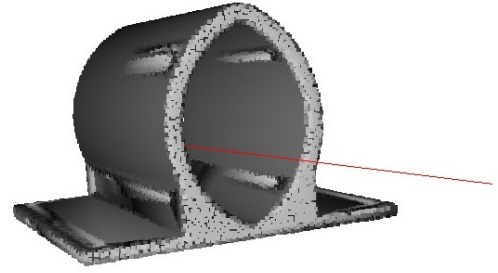


Fig. 6 Reference direction vector

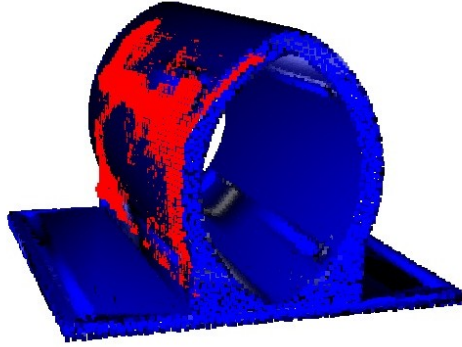


Fig. 5 ICP

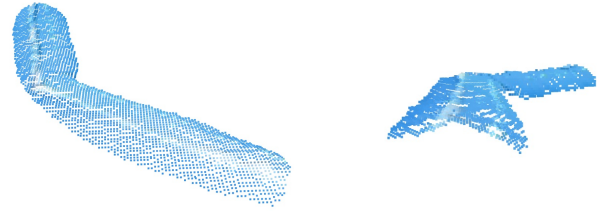


Fig. 7 Multi-view point cloud

し、第1, 第2, 第3主成分の軸を抽出することで初期姿勢を決定する [2]. Fig.5 は位置合わせされた台座の点群とモデルの点群を示したものである. 赤い点群が深度画像から取得された点群, 青い点群がモデルから作成された点群である.

最終的に, ICP で位置合わせされたモデル点群に再度 PCA を適用し, その第1主成分軸を, 最終的な基準方向ベクトルとして定義する (Fig.6).

これまでに算出した, リンク方向ベクトル  $\mathbf{v}_l$ , 台座の基準方向ベクトル  $\mathbf{v}_b$ , およびプラットフォームの法線ベクトル  $\mathbf{n}_p$  の3つを利用し, 関節角度を求める.

まず, ベクトル  $\mathbf{v}_l$  と  $\mathbf{v}_b$  を, 法線ベクトル  $\mathbf{n}_p$  が定義する基準平面上へ射影する. 射影後のベクトルをそれぞれ  $\mathbf{v}'_l$ ,  $\mathbf{v}'_b$  とすると, これらは以下の式で計算される.

$$\mathbf{v}'_l = \mathbf{v}_l - (\mathbf{v}_l \cdot \mathbf{n}_p) \mathbf{n}_p \quad (1)$$

$$\mathbf{v}'_b = \mathbf{v}_b - (\mathbf{v}_b \cdot \mathbf{n}_p) \mathbf{n}_p \quad (2)$$

これらの投影ベクトル間のなす角が, 求める関節角度  $\theta$  となる. 角度  $\theta$  は, ベクトル間の点積の定義から, 以下の式によって算出される.

$$\theta = \arccos \left( \frac{\mathbf{v}'_l \cdot \mathbf{v}'_b}{\|\mathbf{v}'_l\| \|\mathbf{v}'_b\|} \right) \quad (3)$$

この  $\theta$  が, 本研究で推定する最終的な関節角度の値である.

## 5. 形状推定

リンクは Fig.7 のように, 外力により容易に「曲げ」や「座屈」などの非剛体的な変形を生じるため, 前節で推定した関節角度情報のみでは, 変形したリンク全体の正確な位置と姿勢を完全に把握することは困難である. したがって, リンク自体の形状を定量的に表現できる指標の推定が不可欠となる.

本手法で扱う点群は, Fig.7 に示すように, 得られるデータはリンクの可視部分のみを捉えた薄いシート状の曲面であり, リンク全体の体積を表現するものではない. この制約により, リンクの体積中心を貫く厳密な意味での骨格を直接計算することは困難である. そこで本研究では, 屈曲したリンクの形状変化が最も顕著な方向から RGBD カメラによる観測を行い, リンク全体の姿勢を, 観測された曲面上の中心線を用いて表す. その際, 表面の凹みや局所的な圧縮など, 中心線の形状に直接寄与しない微視的な変形は考慮しない.

また, アームの典型的な使用状況を鑑み, 本稿で扱う変形は, 重力など一様な外力によって生じる, 単一方向への単純な屈曲のみを対象とする.

### 5.1 グラフ探索に基づく中心線の推定

上述した曲面の中心線は, 対象物の点群を, 各点をノード, 近傍点間をエッジとするグラフとしてモデル化し, そのグラフ上で予め特定した2つの端点を結ぶ最短経路を探索することによって得られる.

#### 5.1.1 端点の探索

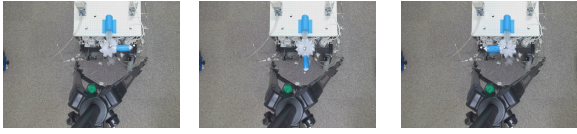
まず, 対象物点群全体から, その外形を構成する境界点を抽出する. 点群中の各点について, 局所接平面上における近傍点の角度分布を計算する. 境界点は大きな角度のギャップが生じるため, これを基に境界点を識別する.

次に, 抽出された境界点群から, 物体の両端に対応する二つの弧線を分離する. 経路上の各点について, その前後の複数の点に対する PCA に基づき, 局所曲率を計算する. この曲率プロファイルからピーク検出アルゴリズムを用いて頂点を特定し, 経路を分割する. 最終的に, 経路長が最も短い2つのセグメントを弧線として識別する.

分離された2つの弧線それぞれに対し, 最も距離が離れた2点を結ぶ線分からの垂線距離が最大となる点を, 骨格の端点として最終的に特定する.

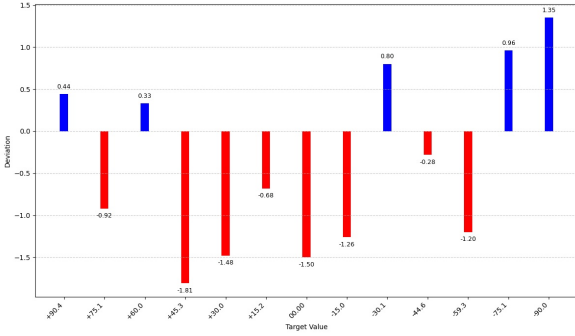
#### 5.1.2 距離場付きのグラフ探索

対象物の点群全体  $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$  をノード集合  $V$  とするグラフ  $G = (V, E)$  を構築する. 各ノード  $p_i \in V$



(a) Rotating to the right (b) Stationary state (c) Rotating to the left

**Fig. 8** Definition of link rotation direction



**Fig. 9** Experimental results

に対し、 $k$  最近傍探索を行い、 $p_i$  とその近傍点を結ぶエッジをエッジ集合  $E$  に追加する。

ただし、単純な最短経路を探索するだけでは、屈曲した中心線を見つけることはできない。そのため、距離場を通じて、より中心に近い点の重みをより低くし、経路上の点として選択されやすくする。

グラフ  $G$  の各エッジ  $(p_i, p_j) \in E$  に対して、その重み  $w(p_i, p_j)$  を定義する。重みは、エッジのユークリッド長  $L(p_i, p_j)$  と、その両端点  $p_i, p_j$  の「中心度」 $d(p)$  に基づいて、以下の式で計算される。

$$w(p_i, p_j) = \frac{L(p_i, p_j)}{\left(\frac{d(p_i) + d(p_j)}{2}\right)^p + \epsilon} \quad (4)$$

ここで、各項は以下のように定義される。

- $L(p_i, p_j)$  は、点  $p_i$  と  $p_j$  の間のユークリッド距離である。
- $d(p)$  は抽出した境界点群までの最短距離を示し、点の「中心度」を表す。
- $p$  は、中心度の影響を調整するべき乗係数である。
- $\epsilon$  は、ゼロ除算を避けるための微小定数である。

最後に、距離場付きグラフ上で、特定した2つの端点間の最短経路をダイクストラ法を用いて探索する。得られた頂点の順序付き系列が、対象物の中心線となる最終的な骨格である。

## 6. 実験

### 6.1 関節角度推定

Fig.8 に実際の RGBD カメラから得られた RGB 画像を示す。Fig.8(a),(b),(c) はそれぞれ異なる関節角度の状態を示す。このとき、時計回りを正、反時計回りを負とする。

実験では、関節角度を  $\pm 90$  度の範囲で  $15$  度ずつ変化させ、関節角度の推定を行った。真値として、モーションキャプチャシステムによって得られた値を利用する。推定値と真値との誤差を  $e_i$  とする。

提案手法の精度を評価するため、本研究では主要な



**Fig. 10** Bent link



**Fig. 11** Boundary point

評価指標として平均絶対誤差 (MAE) を用いる。MAE は、推定値と真値との差の絶対値を平均したものであり、推定誤差の大きさを直感的に示す指標である。全測定回数を  $N$ 、各測定における誤差を  $e_i$  とすると、MAE は以下の式で定義される。

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |e_i| \quad (5)$$

本手法を適用した実験の結果、算出された MAE は  $1.00$  度、また最大誤差は  $1.81$  度であった (Fig.9)。この結果は、インフレータブルロボット固有の柔軟性や静止時の微小な振動といった要因を考慮すると、実用上十分な精度であるといえる。

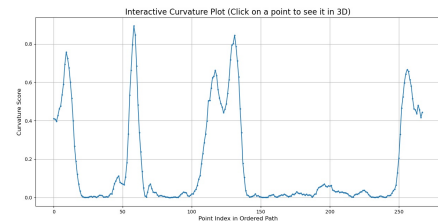
### 6.2 形状推定

Fig.10 は、リンクが単一の水平方向から外力を受け、屈曲した様子を示す。

まず、点群から境界点を抽出する (Fig.11)。

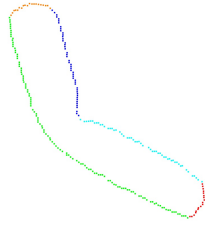
続いて、境界経路の曲率を分析し、曲率が突出している点を頂点として特定する。これらの頂点に基づき経路を分割し、最短となる2つの弧状セグメントを抽出する (Fig.12, 13)。

最後に、各弧状セグメントの中点を端点として特定し、これら2つの端点を結ぶグラフ上の最短経路を探索する。この経路を平滑化することで、最終的な骨格が得られる (Fig.14)。

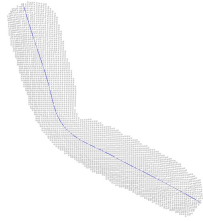


**Fig. 12** Curvature profile





**Fig. 13** Arc segment



**Fig. 14** Skeleton

## 7. 結言

本研究では、単一の RGBD カメラ画像からインフレーションロボットアームの関節角度と形状を推定する手法を提案し、その有効性を検証した。本手法では、それぞれの部位の姿勢を計算することで、関節角度を計算し、距離場付きグラフ探索を行うことで、形状推定を行った。

また、実際のインフレーションロボットアームを用いて計測実験を行い、誤差 1 度という高精度な関節角度推定を実現した。屈曲したリンクについても、表面形状の中心線を利用することで、屈曲状態の推定を行った。

今後の課題として、抽出した中心線を用いて、リンクの変形状態を定量的に評価する手法の確立が挙げられる。さらに本手法をより一般化し、任意の撮影視点に対してロバストな骨格抽出を実現することを目指す。

## 参考文献

- [1] A. Kirillov, E. Mintun, N. Ravi, H. Mao, C. Rolland, L. Gustafson, T. Xiao, S. Whitehead, A. C. Berg, W.-Y. Lo, P. Dollár, and R. Girshick: "Segment Anything," in Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), pp. 3719–3729 (2023).
- [2] B. Gu, J. Liu, H. Xiong, T. Li, and Y. Pan: "ECPC-ICP: A 6D Vehicle Pose Estimation Method by Fusing the Roadside Lidar Point Cloud and Road Feature," Sensors, Vol. 21, No. 10, p. 3489 (2021).