

クラゲ把持と搬送のためのワイヤー駆動ハンドと 深層学習に基づく認識

Jellyfish Grasping and Transportation with a Wire-Driven Gripper and Deep Learning Based Recognition

○学 名手 一生 (立命館大) 正 王 忠奎 (立命館大) 正 平井 慎一 (立命館大)

Issei NATE, Ritsumeikan University, rr0111rv@ed.ritsumei.ac.jp

Zhongkui WANG, Ritsumeikan University, wangzk@fc.ritsumei.ac.jp

Shinichi HIRAI, Ritsumeikan University, hirai@se.ritsumei.ac.jp

Automation has been adopted and realized in many industrial fields in recent years. However, it has been barely implemented in the field of dealing with living creatures. Therefore in this paper, we propose a robotic system for grasping and transporting jellyfish to automate operations involving living creatures. We created a wire-driven robotic gripper specialized for grasping jellyfish that is very soft with an extremely low friction coefficient. We trained a YOLOv5 model for recognizing jellyfish and obtain the grasping position. In experiments, we used gel jellyfish fabricated using a 3D gel printer instead of living jellyfish. Finally, we conducted an experiment to automatically detect, grasp, and transport jellyfish from one tank to another with the proposed robotic gripper and deep learning based recognition method.

Key Words: Robot, Gripper, Wire-Driven, Deep learning

1 緒言

近年では少子高齢化による労働力不足の影響で、多くの分野で自動化が望まれている。しかしながら、現状では食品業界や農林水産業界では、十分な自動化に至っていない。これらの業界で扱われる対象物は他の工業製品と異なり、個体差が多く脆弱性が無視できない。このような特徴がハンドリングを困難とし、自動化を妨げる。特に水産業界では生体を取り扱う場合が想定されるため、自動化はさらに困難である。生体は上記の特徴に加え、一定の場所に留まらない。そのため、生体を扱う分野での自動化の実現には、対象物の把持だけでなく認識が求められる。

本研究では、生体を取り扱う水産業界の現場での自動化を想定し、自動認識によるハンドリングシステムを構築する。対象物にはクラゲのゲルサンプルを用いる [1]。システムの構築上での重要な点は、クラゲに負担をかけない把持と、クラゲの位置の特定である。不規則形状や軟体物を把持するためのグリッパとして、柔軟物を用いて作成されたソフトグリッパが数多く開発されている。しかしながら、既存グリッパの多くは対象物に圧力をかけることで把持するため、軟体で摩擦が小さいクラゲに負荷を与えずに把持することは困難である。よって、クラゲの特性を考慮したグリッパを作成する。そして、作成したグリッパと画像認識を取り入れた自動ハンドリングシステムを作成する。

2 ロボットグリッパ

2.1 グリッパの基本原理

クラゲの把持を実現するために Fig. 1a に示すグリッパを作成する。Fig. 1b に示すように、グリッパの中心には水中でも撮影できる配管用のカメラを固定する。このグリッパはワイヤー駆動によって関節を屈曲させる [1]。Fig. 2 に示すパーツを、3D プリンタを用いて作成し、これらを連結させることで指を構成する。パーツの連結部分が指の関節となり、各指は 4 つの関節をもつ。クラゲは軟体物であるため狭い隙間から滑り落ちやすい。そのため、指は 8 本作成し、ハンドを閉じた際の隙間を小さくする。各指には内側に直径 0.45 mm のステンレス製のワイヤーを、外側にゴム紐を根元から先端にかけて張る。ワイヤーの端はモータの回転軸に固定されており、モータの回転によって張力を発生させる。グリッパを開いた形状と閉じた形状の目標形状の寸法を Fig. 5 に示す。自然状態では、ゴム紐の張力により関節は伸展されている。ワイヤーに張力をかけることで関節を内側に屈曲させる。ワイヤーは全てのパーツに貫通しているため、ワイヤーに張力をかけると 4 つの関

節が同時に屈曲する。閉じたグリッパは内側に空間を作りケーシングによりクラゲを把持する。



Fig.1: Proposed robotic gripper at its (a) front view and (b) bottom view showing the camera embedded in the center.

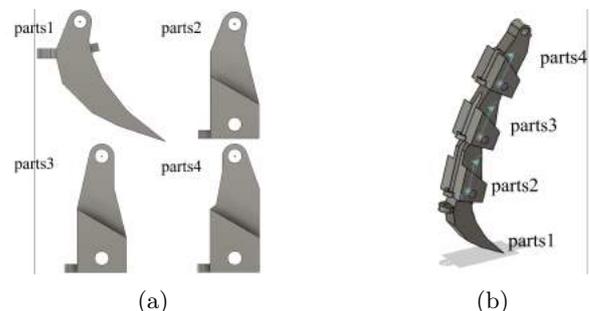


Fig.2: Four components of the finger in (a) and the finger assembly in (b).

2.2 グリッパの特徴

このグリッパの特徴は、2つある。1つ目は、クラゲに負荷をかけずに把持ができることである。Fig. 4 に示すように、クラゲを把持する際は 8 本の指を用いて水中でクラゲを包み込む。そのため、圧力を加えずに軟体で摩擦が小さいクラゲを把持できる。

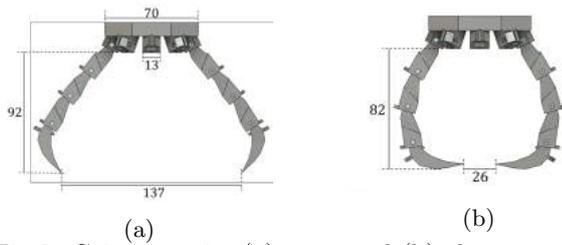


Fig.3: Gripper at its (a) open and (b) close states.

2つ目は、環境との接触に柔軟な点である。グリップを開く力はゴムによる張力のみであるため、外側から指に力が加わると指は内側に屈曲する。そのため水槽などの壁面と接触した場合の破損を防ぐことができる。また、水槽の壁面と接触させることで、グリップを水槽の形に変形させ、水槽の隅にいるクラゲを把持することができる。

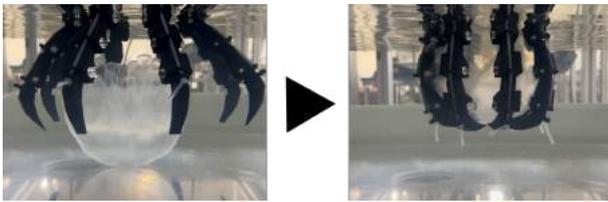


Fig.4: Experimental snapshots of grasping the jellyfish sample.

3 クラゲの認識

3.1 認識方法

クラゲの認識においては、高速かつ正確な認識が求められる。そこで、本研究では yolov5 を用いた画像認識を用いる [3]。yolov5 は物体検出用のアルゴリズムであり、独自で用意した学習データを用いて深層学習による学習モデルが作成できる。検出された物体はバウンディングボックスで示され、同時に画像上のピクセル座標を取得することができる。本研究では、グリップに取り付けたカメラを用いて撮影距離を変更しながら 1200 枚のクラゲの画像を取得する。撮影した写真を教師データとして、クラゲの認識が可能な学習モデルを作成する。

3.2 認識精度の検証

作成した学習モデルの精度を検証する。Fig.5a は密集した状態、Fig.5b は一部分しか映っていない状態のクラゲの認識結果である。画像からわかるように、学習モデルは密集したクラゲや体の全体が映っていないクラゲであっても正確に認識できることがわかる。ただし、Fig.5b では、バウンディングボックスの中心と実際のクラゲの中心は異なるため、認識した座標は実際と比較すると若干の誤差が生じる。



Fig.5: Jellyfish recognition (a) clustered and (b) at a situation where only a portion of the jellyfish.

4 運搬実験

画像認識の情報をもとにロボットアームを制御し、水槽に入れたクラゲを別の水槽に移すロボットシステムを作成する。作

成したグリップはロボットアーム (viperx300, Trossen Robotics) に装着する。画像認識によって検出されるクラゲの位置座標は画像上のピクセル座標であるため、カメラ外部パラメータを用いてワールド座標に変換する。実験環境を Fig.6 に示す。45 × 60 × 45 cm のアクリル製の水槽と 30 × 20 × 25 cm のガラス製の水槽を用意し、アクリル製の水槽をロボットアームの正面に、ガラス製の水槽をその隣に配置する。クラゲははじめアクリル製の水槽に配置し、ロボットアームでガラス製の水槽に移動させる。実験の流れは以下の通りである。

1. 水槽の上部にロボットアームを移動させ、クラゲの位置情報を取得する。
2. 位置情報をもとに、クラゲの位置にロボットアームが移動する。
3. クラゲを把持し、ガラス水槽に運搬する。

複数のクラゲが検出された場合は、最も高い精度で検出されたクラゲの座標を目標値とする。クラゲは画像で撮影できる範囲に無作為に配置する。試行は 10 回行い、クラゲをガラス水槽に移動させることができれば成功とする。結果は、7 回成功した。失敗した試行ではロボットアームがクラゲの上部で正確に停止できなかった。カメラから距離が離れたクラゲほど誤差が大きくなる傾向にあったため、原因は光の屈折によるものと考えられる。クラゲがグリップの直下に存在するときは、光の屈折の影響は受けない。しかし、クラゲがカメラから離れた位置に存在すると、光の屈折により、実際より遠い位置に認識される。そのため制御の誤差が生じたと考えられる。

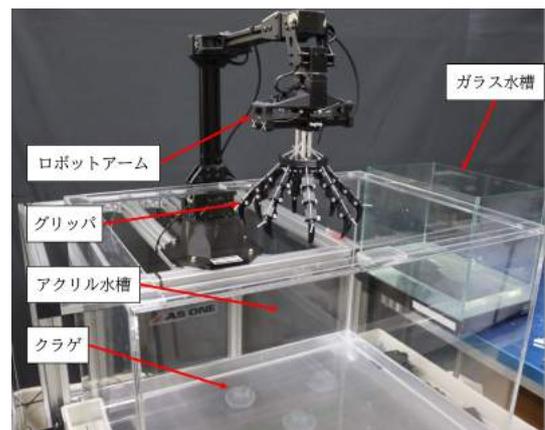


Fig.6: The experimental conditions for robot system experiments.

5 結言

クラゲの自動ハンドリングシステムを作成するために、クラゲに特化したグリップの作成と、深層学習による画像認識を行った。把持、認識ともに正確に実行することができたが、システムとして統合すると水面での光の屈折の影響で誤差が生じた。今後の展望は、光の屈折を考慮したロボット制御の実現と、移動する対象物に対応できるハンドリングシステムを構築することである。

謝辞

本研究の一部は、内閣府が進める「戦略的イノベーション創造プログラム (SIP) 第 2 期 / フィジカル空間デジタルデータ処理基盤」(管理法人: NEDO) によって実施されました。ここに関係者に謝意を表します。

参考文献

- [1] M. Kameoka, Y. Watanabe, M. N. I. Shiblee, A. Khosla, J. Ogawa, M. Kawakami, H. Furukawa, Z. Wang and S. Hirai, Soft food samples printed with GEL 3D printer "RepRap SWIM-ER", Conference on 4D and Functional Fabrication 2020, 2020, pp. 31-34.

- [2] 小澤隆太, ワイヤ駆動ロボットハンド, 日本ロボット学会誌, vol. 39, no. 9, pp. 819-822, 2021.
- [3] D. Wu, S. Lv, M. Jiang and H. Song, Using channel pruning-based YOLO v4 deep learning algorithm for the real-time and accurate detection of apple flowers in natural environments, Computers and Electronics in Agriculture, vol. 178, no, 2020.