

劣駆動ハンドによる画像フィードバック制御を用いた 様々な硬さを持つ物体の把持

○甲斐 亮吾 (中央大学), 磯邊 柚香 (中央大学),
Sarthak Pathak (中央大学), 梅田 和昇 (中央大学)

Grasping Objects of Varying Stiffness Using Image Feedback Control with an Underactuated Hand

○ Ryogo KAI (Chuo University), Yuzuka ISOBE (Chuo University),
Sarthak PATHAK (Chuo University), and Kazunori UMEDA (Chuo University)

Abstract: This paper presents visual feedback control methods for grasping various objects using an underactuated hand. Our previous methods were limited to food items. Moreover, a monocular camera was used, which restricted detection accuracy. We improve object detection by using background subtraction to detect everyday objects. Additionally, a depth camera is used to enable 3D detection of object deformation and slippage.

1. 序論

ロボットを用いた自動化の需要は、工場や工事現場といった産業的な現場に留まらず、日常生活まで広がっている。そのためロボットは、金属部品をはじめとする硬い物体だけでなく、食品などの柔らかい物体を把持することも求められる。また硬い物体とはいえ、表面が硬いだけで、力を過剰に加えると破損する物体も存在する。同様に、柔らかい物体に対して適切な力で把持できないと、物体落下による破損が問題となってしまう。ゆえに、様々な硬さの物体を適切な力で把持することが必要である。

ロボットハンドの種類はいくつもあるが、その中でも物体形状になじんで変形可能な劣駆動ハンドが注目されている¹⁾。劣駆動ハンドは、入力となるアクチュエータの自由度に対して、出力となるハンド指先の自由度が大きい、冗長型のロボットハンドである。その冗長性ゆえに、物体を形状に沿って変形することができ、包み込むように把持することが可能となる。物体になじむことで物体とハンドの接触面積が大きくなり、物体を安定的に把持できるようになるほか、傷つきやすい物体の把持が可能となる。しかしなじむために、ハンドのモデル化や物体を把持している状態のセンシングが困難という課題がある。

把持状態をセンシングするため、ハンドに内蔵した力センサや圧力センサの情報を活用する研究がある^{2), 3)}。しかしハンドを内蔵する際、センサの取り付けが困難になったり、センサを複数使うことでシステムが複雑になるといった課題がある。加えて接触部分が小さくなることが考えられるため、劣駆動ハンドの物体になじむ性質を活用しにくいことが考えられる。また、ハンドにセンサを内蔵するのではなく、カメラを用いてハンドを外側からセンシングする研究もある^{4), 5)}。しかし、日常生活の物体や実際の食品にはマーカを取り付けることができないため、実作業への展開が困難になるという課題がある。そこで我々は先行研究において、マーカを用いない劣駆動ハンドの画像フィードバック制御手法を提案している⁶⁾。しかし

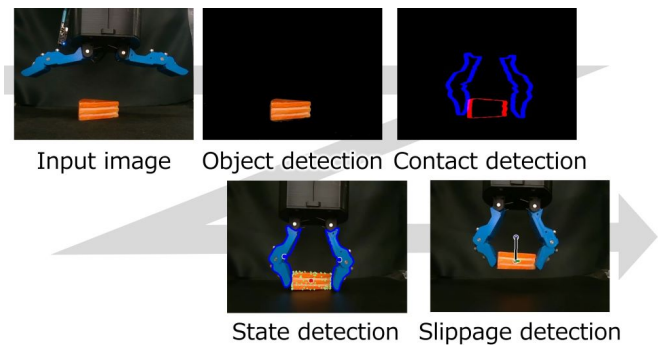


Fig. 1 Overview of the proposed method

この手法では、物体の色情報が既知な場合に限定されるほか、2次元画像の情報しか取得できないため、物体の潰れや落下を正確に検出できないという事例があった。

本論文では、ステレオカメラを用いた劣駆動ハンドの画像フィードバック制御手法を提案する。背景差分処理を用いることで、物体の色情報が未知であっても、把持対象物体を検出可能とする。また深度画像の情報を活用することで、物体の3次元的な変形や移動を検出することを可能にする。提案手法の有用性を示すため、様々な色や硬さを持つ物体を用いた把持実験を行う。

2. 提案手法

2.1 概要

ステレオカメラから取得した画像をもとに、劣駆動ハンドのフィードバック制御を行う。劣駆動ハンドは2指であり、ハンドにはセンサを内蔵していないものを用いる。劣駆動ハンドの制御を行うにあたり、物体とハンドを撮影する。

提案手法の概要を Fig. 1 に示す。把持状況に合わせて4つの判定手法を切り替えることでハンドを制御する。まず、背景差分処理によって、把持対象物体を認識する。認識後、ハンドを閉じるように制御しはじめ、

物体とハンドの輪郭情報を用いて両者の接触を検出する。その後、物体を把持している最中のハンドの速度変化や物体の変形を検出することで、物体を破損しないが持ち上げ可能な力で把持を行う。把持動作完了後、物体の持ち上げを行う。持ち上げ中に物体の落下や回転を検出することで、物体を落さずに搬送する。以上の一連の動作を行うことで、様々な硬さや大きさの物体を落とさず、傷つけずに把持する。次節以降で、各判定手法について詳細に説明する。

2.2 把持物体検出

把持物体検出は、画像ないから把持対象となる物体を検出する手法である。背景差分処理を用いることで、把持物体を検出する。把持物体検出の概要を Fig.2 に示す。まず、Fig. 2 (a) のように、物体を配置する前に画像を取得する。その後、Fig. 2 (b) のように、物体を配置した後の状態の画像を取得する。ここで、得られた2枚の画像をそれぞれグレースケール画像に変換し、それらの差分を取ることで、Fig. 2 (c) に示す画像を取得できる。この差分画像に対して輪郭の検出を行い、その中でも最も輪郭の大きさ、すなわち物体大きさが最大のものを把持対象物体として算出する。そこで、Fig. 2 (b) の物体が写っているカラー画像に対し、輪郭最大の物体領域のみを取得できるように、HSV 色空間の閾値を算出する。Fig. 2 (b) のカラー画像に対して、取得した HSV 色空間の閾値によって物体を検出すると、Fig. 2 (d) のように把持物体を検出することができる。以降、検出した把持物体を対象として処理を行う。

2.3 物体とハンドの接触検出

接触検出では、物体とハンドの接触を画像から検出する。接触検出の概要を Fig.3 に示す。Fig.3(a) は、ハンドを閉じる制御中の入力画像を示している。ここで、入力画像を HSV 色空間に変換する。HSV 画像に対して、2.1 節で算出した物体の HSV 情報と、事前既知のハンドの HSV 情報を用いることで、それぞれの物体を抽出する。その後、抽出領域に対して物体とハンドそれぞれの輪郭を算出する。得られた輪郭を、Fig.3(b) のように、それぞれ異なる色で描画する。ここでは、物体の輪郭を赤色、ハンドの輪郭を青色で描画している。輪郭描画の際に、物体の輪郭はハンドのある方向に、ハンドの輪郭は物体のある方向に線を太くして描画する。これにより、Fig.3(c) のように、物体とハンドの接触時に、輪郭の重なりを生じさせることができる。ここで生じる輪郭の重なりは、描画した輪郭の色の重なりで検出できる。Fig.3(c) では、輪郭の重なりがマゼンタ色で表現されている。そこで、ハンドの左右の指それぞれについて、輪郭の重なりが閾値以上検出された場合に、物体とハンドが接触したと検出する。接触判定後は、次節にて取り上げる、把持時の物体の状態を検出することで、物体を実際に把持する。

2.4 把持時の物体状態検出

把持時の物体状態検出では、物体を傷つけずに把持するために、物体把持中におけるハンドの移動や物体の変形を検出する。物体には、ポテトチップスや箱形状物体のように表面が硬いものの脆い物体や、豆腐や風船のように表面が柔らかくて破損しやすい物体が存在する。そこで、様々な物体の硬さに対応しながら把持するために、4つの指標を導入する。ここでは4つの指標を IfG(Index for Grasping) と総称する。後述する

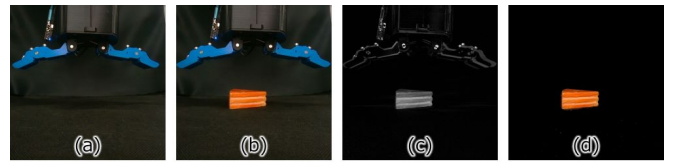


Fig. 2 Object detection. (a) Background image, (b) Foreground image, (c) Difference image between (a) and (b), (d) Extracted object.

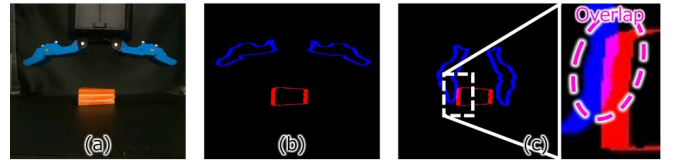


Fig. 3 Contact detection. (a) Input image, (b) Result of drawing each contour, (c) Contact detection.

2.4.1 項および 2.4.2 項は表面が硬い物体を把持するための、2.4.3 項および 2.4.4 項は表面が柔らかい物体を把持するための指標となっている。なお、IfG のいずれかが満たされた場合、把持が完了したと検出する。

2.4.1 IfG₁: ハンドの重心移動

1つ目の指標 IfG₁ は、ハンドの重心移動の算出である。表面が硬い物体を把持する場合、ハンドは物体との接触後、それ以上動かずにハンドの移動が停止すると考えられる。把持物体が脆性である場合、把持力を加え続けるのは、物体の破損を引き起こす可能性がある。そこで、ハンドの移動の有無をセンシングする必要がある。ここでは、ハンドのそれぞれの指の重心情報から、ハンドの移動を算出する。Fig.4(a) では、ハンドの左右それぞれの指の画像重心を青色の円で示している。ここで、ハンドは Fig.4(a) 左上に示す xy 平面上を動くとして仮定し、2次元的な重心の移動を算出する。左右の指の重心をそれぞれ (x_l, y_l) , (x_r, y_r) とする。このとき、左右の指のそれぞれの移動量 diff_l , diff_r は次式により算出される。

$$\text{diff}_l = (x_l(t-1) - x_l(t))^2 + (y_l(t-1) - y_l(t))^2 \quad (1)$$

$$\text{diff}_r = (x_r(t-1) - x_r(t))^2 + (y_r(t-1) - y_r(t))^2 \quad (2)$$

ここで t および $t-1$ は画像フレームを表している。このとき IfG₁ は、次式により算出する。

$$\text{IfG}_1 = \text{diff}_l + \text{diff}_r \quad (3)$$

これにより、ハンドの移動を算出することができる。

2.4.2 IfG₂: 物体の重心移動

2つ目の指標 IfG₂ は、物体の重心移動の算出である。表面が柔らかい物体の場合、把持力が加わると、力は物体側に逃げるために物体が変形する。しかし表面が硬い物体の場合、物体方向に力が逃げないため、ハンド方向に力が逃げようとする。結果として、ハンドの受動関節部分にトルクが加わる。このとき、物体を把持した状態で、受動関節部分が回転運動を起こすことによって、物体の移動が生じる。そこで、物体の移動の有無をセンシングする必要がある。物体の移動は、物体の画像重心の情報から算出する。Fig.4(b) に、物体の画像重心を赤色の円で示している。物体の画像重心

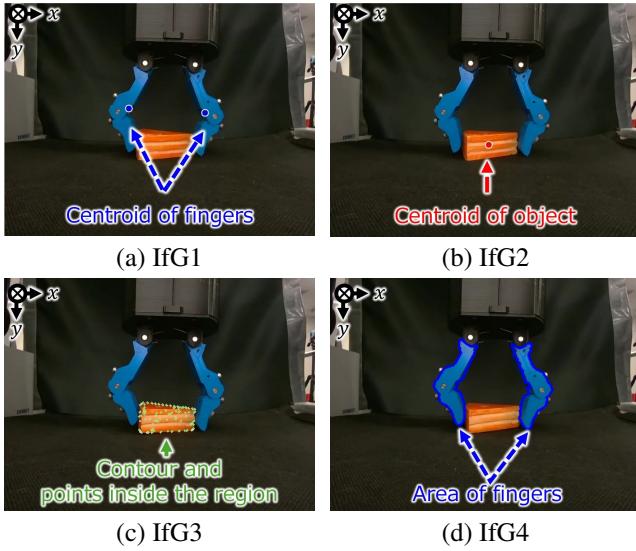


Fig. 4 Object state detection

を (x_{obj}, y_{obj}) とするとき, IfG₂ は次式によって算出される.

$$\text{IfG}_2 = (x_{obj}(0) - x_{obj}(t)) + (y_{obj}(0) - y_{obj}(t)) \quad (4)$$

ここで t は画像フレームを表しており, $t = 0$ は IfG₂ の算出を始めた最初のフレームを示している. これによって, 物体の移動を算出することができる.

2.4.3 IfG₃: 物体の変形量

3つ目の指標 IfG₃ は, 物体の変形量である. 表面が柔らかい物体では, 物体が変形しすぎると傷ついてしまう可能性がある. そのため, 物体全体の変形をセンシングする必要がある.

先行研究では, 物体の2次元変形を算出していた⁶⁾. しかし, 柔軟物体を把持する際, 物体は画像奥行き方向にも変形することが考えられる. そこで, 物体の輪郭情報と, 輪郭内部の点の3次元での移動から変形を算出する. Fig.4(c)では, 物体の輪郭およびその内部の点を緑色の円で示している. 変形を算出する際, 3次元点群を扱うと, 時系列での点の対応処理や, ダウンサンプリング処理が必要となり, 処理時間がかかることが考えられる. そこで, Lukas-Kanade 法を使ったオプティカルフローを活用する⁷⁾. 物体の輪郭およびその内部の点に対し, オプティカルフローを用いてトラッキングする. 物体の輪郭は物体領域より取得し, 内部の点については密度一定となるようにランダムに配置する. これらのトラッキングした点について, ステレオカメラによって深度情報を取得することで, 3次元の変形を算出する. オプティカルフローを考える任意の点を $\mathbf{P}_i = (x_i, y_i, z_i)$, 点の総数を N としたとき, 物体の変形量 IfG₃ は次式により求める.

$$\text{IfG}_3 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\mathbf{P}_i(t) - \mathbf{P}_i(t-1)\| \quad (5)$$

物体の各点の移動量を, 点の総数 N で除すことで正規化を行い, 同種類であっても異なる大きさの物体の変形を検出している. 以上によって, 物体の変形を検出することができる.

2.4.4 IfG₄: ハンドの遮蔽率

4つ目の指標 IfG₄ は, ハンドが物体に遮蔽される割合である. カメラを1つしか設置していないため, 画像からは取得できない箇所では物体が変形する可能性がある. そこで, ハンドの面積の変化を検出することによって, 遮蔽していても過度な力で物体を把持しないようにする. Fig.4(d)では, ハンドの輪郭を青色で示している. 物体領域に対するハンドの遮蔽率を示す指標 IfG₄ を次式により求める.

$$\text{IfG}_4 = \frac{A_{hand}(0) - A_{hand}(t)}{A_{obj}(0)} \quad (6)$$

A_{hand} は物体の面積, A_{obj} はハンドの面積を, t は画像フレームを示している. ここで, 物体の大きさによって把持に必要な力は異なるため, ハンドの遮蔽面積 $A_{hand}(0) - A_{hand}(t)$ のみでは評価できない. そこで IfG₄ では, ハンドの面積変化を物体の面積で除すことによって, 同種類であっても異なる大きさの物体を適切な力で把持することができる.

先述した通り, IfG のいずれかが満たされた場合, 物体の把持が完了したと検出する. 検出後, ハンドの速度制御を止めることで, 物体にそれ以上力が加わらないようにし, 物体の破損を防ぐ. 把持完了の検出がされたら, 次節に示す通り, ロボットアームを使って物体の持ち上げを行う. 後述する物体の滑り検出後, 一時的に把持力を大きくすることによって, 物体の落下を防ぐ.

2.5 物体持ち上げ時の滑り検出

把持完了後に行う物体持ち上げ動作において, 物体の落下を防ぐため, 物体の滑り検出を行う. 滑り検出は, 2.5.1 項に示す物体の落下検出, 2.5.2 項に示す物体の回転検出, の2つによって行う.

2.5.1 物体の落下検出

落下検出では, 物体がハンドのワークスペース外に移動することのみならず, ハンドの中で滑りながら移動している状態も検出する. 物体が落下しているとき, 物体とハンドの相対位置関係が変化する. そこで, 物体とハンドそれぞれの重心情報を活用して落下検出を行う. 入力画像から輪郭情報を取得し, 物体の重心とハンドの2指それぞれの重心の平均点を求め, 2点間の距離を毎フレーム算出する. Fig.5では, 物体の重心を赤色, ハンドの重心の平均点を青点, 2点を結んだ線を黒色で示す. ここで, 2点間の距離の変化 d_{diff} は次式により求める.

$$d_{diff} = d(t) - d(0) \quad (7)$$

ここで, $d(0)$ はアーム動作前の距離, $d(t)$ は動作中の距離を表している. d_{diff} が閾値以上となった場合, 物体が落下していると検出する. その際, 落下時の $d(t)$ を $d(0)$ に代入することで, 値更新を行い, 繰り返しの落下検出を可能とする.

2.5.2 物体の回転検出

回転検出では, 物体が滑りながら回転している状態を検出する. そこで, 物体輪郭に対して主成分分析を行い, その第一主成分と水平軸のなす角度の角度変化から物体の回転を算出する. Fig.5では, 物体の第一主

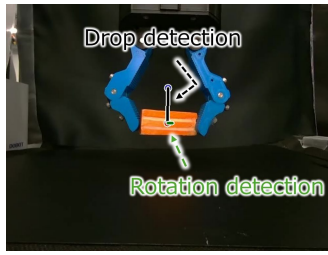


Fig. 5 Slippage detection

成分の方向を緑色の線で示している。ここで、角度変化 θ_{diff} は次式により求まる。

$$\theta_{diff} = \theta(t) - \theta(0) \quad (8)$$

ここで、 $\theta(0)$ はアーム動作前の角度、 $\theta(t)$ は動作中の距離を表している。 θ_{diff} が閾値以上となった場合、物体が滑りながら回転していると検出する。そのとき、落下時の $\theta(t)$ を $\theta(0)$ に代入することで、回転検出を繰り返し実行する。

3. 実験

提案手法の有用性を検証するため、把持実験を行った。実験は Fig.6 に示す環境で行った。本実験では、劣駆動ハンドに Yale OpenHand Project の Model T-42⁸⁾、ロボットアームに DOBOT 社の MG400、カメラに Intel 社の RealSense D405 を用いた。Fig.7 に示す物体を用いて、各物体に対して 5 回の実験を行った。なお物体は、複数色を有する玩具を 2 つ、実際の食品を 4 つ選定し、Fig.7 左上の xy の面が映るように配置した。物体の把持完了後、ロボットアームを既定の経路に従って動かし、物体を持ち上げ中に外乱が加わる状況を再現した。手法の有効性の評価は、最後まで物体を落さず把持に成功した実験の割合 S_{grasp} を用いた。また Fig.7 中の食品については、 S_{grasp} に加えて目視にて確認した傷の数 N_{damage} も評価した。

実験結果を Table 1 に示す。また把持成功時の様子を Fig.8 に示す。結果より、ポテトチップスおよびハンバーグを除いて、一度も落さずに把持できたことがわかる。これは、把持時の物体状態検出において物体の硬さに応じた把持ができ、またその後の物体持ち上げ時の滑り検出にて物体を落とさないように力を調節できたことが起因していると考えられる。また食品について、いずれの物体も目視にて目立った傷をつけずに把持することができた。これは、把持時の物体状態検出における物体の変形やハンドの遮蔽検出が効果を示していると考えられる。

把持に失敗してしまったハンバーグおよびポテトチップスについて考察する。把持に失敗した様子を Fig.9 に示す。Fig.9(a) のポテトチップスでは、物体を把持している段階で物体の姿勢が変化し、把持できていないことがわかる。そこで、把持中における物体の姿勢をセンシングすることにより、物体に力が伝わっていない場合は再把持を行うように制御する改善が必要と考えられる。Fig.9(b) のハンバーグでは、物体を持ち上げた際に落下している。扱ったハンバーグは、表面が油脂で覆われており滑りやすくなっており、弾性を有していた。ハンドの指先付近で把持しており接触面積が小さい状況だったため、上記のハンバーグの物性が影響して、把持力が逃げてしまい物体が落下したと

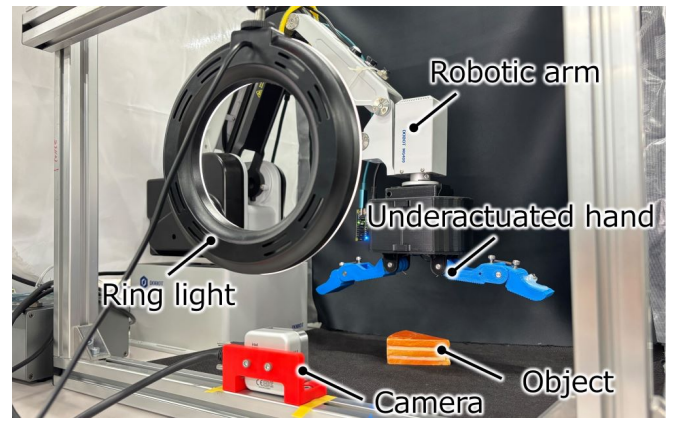


Fig. 6 Experimental environment



Fig. 7 Objects

考えられる。そこで、今後は物体に加わる力の方向や大きさを判断することで、より安定的な把持を目指す。

加えて、カップケーキ型のスポンジについて、Fig.9(c) のような事例も確認された。これは、落下しなかったものの、物体にうまくなじめず落下しそうな状態であると考えられる。すなわち、劣駆動ハンドは物体になる特徴があるにも関わらず、そのなじみを効果的に発揮できていないといえる。そこで、劣駆動ハンドの変形を考慮し、物体に形状になじむことができる把持位置を算出することで、安定的な把持を実現することが必要と考えられる。

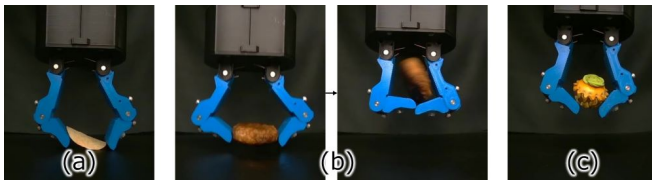
4. 結論

本論文では、ステレオカメラを用いた、劣駆動ハンドによる物体把持のための画像フィードバック制御手法を提案した。ハンドに内蔵したセンサを使わず、また物体にマーカや印を設けずに、様々な硬さの物体の把持を行った。過度な力での物体把持を防ぐために、ハンドや物体の移動算出、物体の変形算出、ハンドの遮蔽検出を行った。加えて、ロボットアームでの物体持ち上げ中に、物体の滑りを検出し、落下を防ぐ方策を講じた。実験において、ポテトチップスおよびハンバーグを除いて、一度も落さずに把持することに成功した。また食品について、目視にて確認できる傷を生じさせずに把持することができた。

今後は、把持中の物体姿勢をセンシングすることで、物体に力が加わらない場合には再把持を行うよう改善する。また、物体に加わる力や、劣駆動ハンドの物体に対するなじみを考慮して、物体把持の最適な把持位置を算出することでより安定的な物体把持を目指す。

Table 1 Experimental result

Object	S_{grasp} [%]	N_{damage}
Toy cake	100	-
Toy cupcake	100	-
Sausage	100	0
Potato chip	80	0
Cream puff	100	0
Hamburger steak	90	0

**Fig. 8** Examples of successful grasps for each object**Fig. 9** Example of failure. (a) Potato chips, (b) Hamburger steak, (c) Cup cake toy

参考文献

- [1] L. Birglen, T. Laliberté, and C. Gosselin. Underactuated Robotic Hands. Springer Tracts in Advanced Robotics, (2008).
- [2] O. Azulay, I. Ben-David, and A. Sintov. Learning Haptic-based Object Pose Estimation for In-hand Manipulation with Underactuated Robotic Hands. arXiv:2207.02843, (2022).
- [3] V. Prado da Fonseca et al. Tactile Object Recognition in Early Phases of Grasping Using Underactuated Robotic Hands. Intelligent Service Robotics 15, pp. 513–525, (2022).
- [4] A. S. Morgan, W. G. Bircher, and A. M. Dollar. Towards generalized manipulation learning through grasp mechanics-based features and self-supervision. IEEE Transactions on robotics 37, (2021).
- [5] P. V. Nguyen et al. Wet Adhesion of Micro-Patterned Interfaces for Stable Grasping of Deformable Objects. Proc. of IEEE/RSJ International Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS), pp. 9213–9219, (2020).
- [6] R. Kai et al. Visual Feedback Control of an Underactuated Hand for Grasping Brittle and Soft Foods. Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), pp. 7332–7338, (2024).
- [7] B. D. Lucas and T. Kanade. An iterative image registration technique with an application to stereo vision. Proc.

of the 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence 2, pp. 674–679, (2024).

- [8] R. R. Ma, L. U. Odhner, and A. M. Dollar. A Modular, Open-Source 3D Printed Underactuated Hand. Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), pp. 2737–2743, (2013).