

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

中央大学 ○甲斐亮吾, 磯邊柚香, Sarthak Pathak, ◎梅田和昇

要旨

近年、食品工場においてロボットの導入による自動化が進んでいる。本論文では、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する。単眼カメラから取得した画像情報をもとに重心やオプティカルフローを算出し、ロボットハンドにフィードバックすることで、物体を落とさず、傷つけずに把持する。計8種類の食品を用いて実験を行い、成功率90%以上で、1種類を除き傷つけずに把持することに成功した。

1. 序論

近年、食品工場においてロボットの導入による自動化が進んでいる。ロボットによるピックアンドブレース作業では物体を落とさないことが前提条件であるが、食品においては物体を傷つけずに把持することも求められる。この要求を満たすために物体になじんで変形するソフトハンド[1]が開発されている。しかし、素材が柔らかいためモデル化や把持状態のセンシングが困難という課題がある。一方でソフトハンドと同じく物体になじむ機構をもつ劣駆動ハンドを用いた把持の研究もあるが、内界センサによるシステムの複雑化[2]や、把持のためにマーカが必要[3]となる課題がある。

本論文では、ソフトハンドを用いた物体把持の基礎検討として、劣駆動ハンドによる物体把持を行う。内界センサを使わずカメラを用いることで、簡素なシステムでマーカも使用しない把持を実現する。また剛体物体のみならず柔軟物体、脆弱物体も把持することを目指す。取得画像から、物体の輪郭情報やロボットハンドの指先重心の情報をフィードバックすることで、物体を落とさず、傷つけずに把持を行う。

2. 提案手法

2.1. 概要

本手法では、接触判定、把持判定、ロボットアーム動作中の把持判定からなる3つの判定をもとに把持を行う。システムのフローチャートをFig.1に示す。本システムでは、単眼カメラから取得した画像をもとに、内界センサを搭載していない2指の劣駆動ハンドの制御を行う。まず、ロボットハンドに搭載したモータの速度制御を行い、ロボットハンドを閉じる。次に、物体とロボットハンドの輪郭情報をもとに接触判定を行う。その後、ロボットハンドの移動速度と物体の変形を計測し、剛体物体であるかどうかを判断する。判断後、剛体物体、柔軟物体、脆弱物体をそれぞれ設定した条件で把持する。把持後、予め設定した経路に沿ってロボットアームを動かす。ロボットアーム動作中の把持判定において、物体の落下および回転を検知する。検知したら、ロボットハンドを閉じて把持力を大きくすることで、物体を落さないようにする。以上の一連の動作を行うことで、静止状態および移動中において、物体を落とさず、傷つけずに把持する。

2.2. 接触判定

単眼カメラから取得した画像をFig.2(a)に示す。入力画像に対してHSV情報を用いた閾値処理を行うことで、物体とロボットハンドの輪郭情報をそれぞれ取得する。Fig.2(b)では、取得した物体の輪郭を赤色、ロボットハンドの輪郭を青色の線で描画している。ここで、物体とロボットハンドが接触する時は輪郭線が重なる。Fig.2(b)では輪郭線が重なるピクセルをマゼンタ色で表示している。左右それぞれのハンドで接触を示すピクセル数が閾値以上検出されたら、物体とロボットハンドが接触したと判定する。

2.3. 把持判定

接触判定後、決められた条件で把持できるまでロボットハンドの制御を継続する。ここでは、ロボットハンドの速度と物体の輪郭に着目して条件を決める。ロボットハンドの速度を算出するため、ハンドの重心を計算する。Fig.3において、重心を青点で示す。その後、1フレームごとの重心の

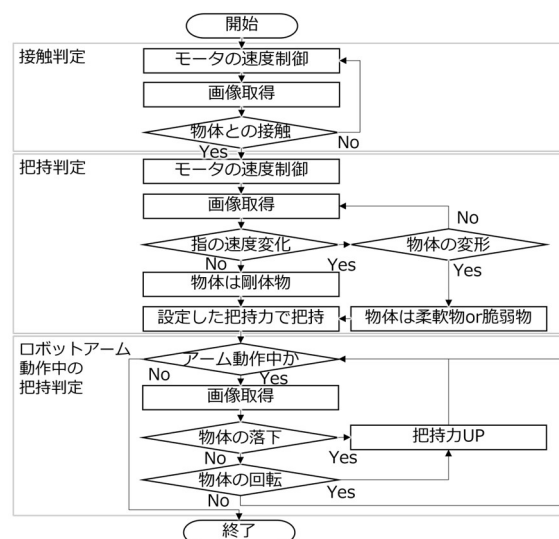


Fig.1 システムのフローチャート

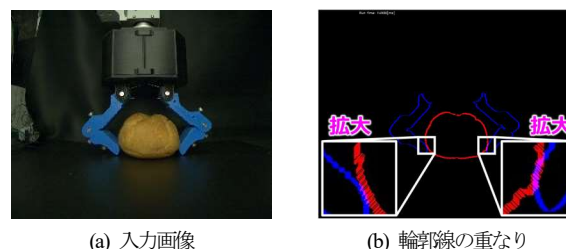


Fig.2 システムのフローチャート

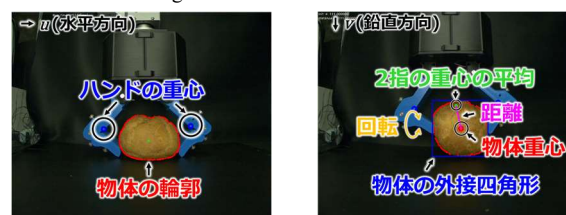


Fig.3 把持判定



Fig.4 落下判定

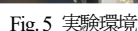
移動量を算出する。把持対象が剛体物体である場合、接触後にロボットハンドはそれ以上閉じなくなり、静止する。すなわち、把持力を大きくしてもロボットハンドの重心の速度変化は生じない。その場合は剛体物体を把持していると判断し、ロボットハンドの速度制御を止める。

一方で、速度変化がある場合は、柔軟物体や脆弱物体を把持していると判断する。このとき、ロボットハンドの制御を継続すると、物体は変形する。変形が大きくなると、物体を傷つけてしまう可能性がある。そこで、Fig.3の赤線で示す物体の輪郭に着目することで変形を検知する。変形検知には、Lukas-Kanade法により抽出したオプティカルフローを用い、物体の輪郭上の全点の移動を求める。輪郭上の全点において、Fig.3に示す画像座標系の水平方向uの変位を計算することで、物体の変形量εを算出する。

ここで $u(t)$ は現在の、 $u(t-1)$ は1フレーム前の輪郭上のある1点の画像座標 u 成分を表しており、 ε の単位はピクセルである。変形量 ε が閾値より大きい場合、ロボットハンドの速度制御を止める。

把持判定後、ロボットアームを動かす。ロボットアーム動作中において、物体の落下と回転を検知する。まず、落下検知について述べる。把持判定後、ロボットハンドの輪郭情報から2指の重心の平均座標を、物体の輪郭情報から重心を求め、2点間の距離を毎フレーム算出する。算出結果をFig. 4に示す。2指の重心の平均座標を緑点、物体の重心を赤点、緑点と赤点を結んだ線をピンク色の線で示す。この2点間の線の長さを閾値と比較することで落下検知を行う。次に、回転検知について述べる。アーム動作中において、Fig. 4に示す方向に回転することで落下する場合がある。回転時には、同図に示す画像座標系 x 方向の物体高さが変化する。そこで、物体の輪郭情報から、同図の青線で示される外接四角形を作成し、高さを毎フレーム算出する。フレーム間での高さの差分と閾値を比較することで回転の検知を行う。物体の落下や回転を検知したとき、一時的にロボットハンドを閉じて把持力を大きくし、それ以上落下することを防ぐ。

物体を落とさず、傷つけずに把持できることを検証するため、提案手法による物体の把持実験を行った。実験は Fig. 5 に示す環境で行った。本実験では、劣算動ハンドに Yale Open Hand Project の Model T-42 [4]、ロボットアームに DOBOT 社 MG400、カメラに Basler 社 acA1300-200uc、レンズに Edmund Optics 社 UC シリーズ固定焦点距離レンズ 4mm を用いた。把持物体は Fig. 6 に示す剛体物体、柔軟物体、脆弱物体の 3 種類、計 8 品の実際の食品を扱った。1 物体に対して各 10 回の実験を行い、試行回数に対して物体を落とさなかった回数として把持成功率を、また目視により物体の傷の有無を評価した。把持判定後、ロボットアームを動かした。Fig. 7 にロボットアームの位置を示す。初期位置(P0)は同図中の範囲にて物体ごとに変え、それ以外の位置は Fig. 7 に沿って動かした。



剛体物体	じゃがいも  157.4[g]	生卵(殻有り)  63.3[g]	レモン  114.7[g]
	シュークリーム  92.1[g]	ゆで卵(殻無し)  60.5[g]	ザンドイッチ  49.0[g]
脆性物体	薔薇(生花)  3.1[g]	豆腐(木綿)  86.2[g]	

Fig.6 把持物体

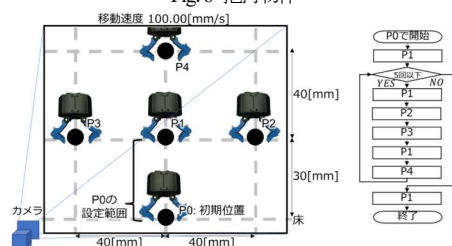


Fig. 7 ロボットアームの動作経路

把持物体	把持成功率[%]	傷の有無
じゃがいも	100	無
生卵 (殻有り)	100	無
レモン	100	無
シュークリーム	100	無
ゆで卵 (殻無し)	100	無
サンドイッチ	100	無
薔薇 (生花)	90	無
豆腐 (木綿)	100	有：左右計5箇所

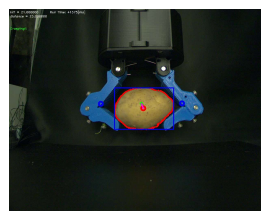


Fig. 8 じゃがいもの把持の様子



Fig. 9 豆腐の把持判定結果

実験結果を Table 1 に示す. またロボットアーム動作中の把持の様子を Fig. 8 に示す.

把持の成功率について、薔薇を除いて 100%の成功率で落とさずに把持を行うことができた。これはロボットアーム動作中の把持判定において物体の落下や回転を検知することで、落とさず把持できたためと考えている。

また物体の損傷については、豆腐を除いて大きな傷をつけずに把持に成功した。これはオブティカルフローを用いた変形量の検出が適切に行われたためと考えられる。豆腐が傷ついた原因として、指と物体の接触部分の変形に対して、輪郭の変化が小さかったことが考えられる。Fig. 9 に豆腐の実験における把持判定後の画像を示す。このとき、実際には豆腐側面に対して指が入りこんでいる状態であった。しかし、画像中の豆腐の輪郭の変形量は小さく、把持判定が完了するまでに過度な力加わり、豆腐が傷ついたと推察される。一方、画像中では、豆腐の領域にロボットハンドの指先が隠れており、ハンドの面積が変化していることがわかる。そこで、物体とハンドの面積変化を比較することで、ハンドが物体に入り込み傷がつくことを防げると考えられる。

本論文では、劣悪動作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。内界センサを使わずカメラを用いることでシステムを簡素化し、マーカを使用せず把持した。また、物体の硬さに関する事前情報を使用せずに、剛体物体、柔軟物体、脆弱物体を把持した。実験において、薔薇では90%、その他の7品の物体では100%の成功率で把持を行うことができた。また豆腐を除き大きな傷をつけずに把持することに成功した。

今後は面積情報を活用してロボットハンドが物体の領域に隠れていることを検知し、脆弱物体であっても傷つけずに把持することを目指す。

参考文献

- [1] Z. Wang *et al.*, “A Prestressed Soft Gripper: Design, Modeling, Fabrication, and Tests for Food Handling,” IEEE Robotics and Automation Letters, Vol. 2, No. 4, pp. 1909-1916, 2017.
- [2] O. Azulay *et al.*, “Learning Haptic-based Object Pose Estimation for In-hand Manipulation with Underactuated Robotic Hands,” arXiv:2207.02843, 2022.
- [3] A. S. Morgan *et al.*, “Towards Generalized Manipulation Learning Through Grasp Mechanics-Based Features and Self-Supervision,” IEEE Trans. on Robotics, Vol. 37, No. 5, pp. 1553-1569, 2021.
- [4] R. Ma *et al.*, “Yale OpenHand Project: Optimizing Open-Source Hand Designs for Ease of Fabrication and Adoption,” IEEE Robotics & Automation Magazine, Vol. 24, pp. 32-40, 2017.