

# 楕円柔軟物の最適把持システムの構築 Construction of Optimal Grasping System for Elliptical Flexible Objects

精密工学専攻 08 号 上原久輝  
Hiroki Uehara

## 1. 序論

近年、食品製造業界における人材不足が起きている。これは日本社会で少子高齢化が進行している点と食品製造業界が人手に依存している点が原因として考えられる。そこで政府は食品工場にロボットを導入することで自動化を図ろうとしている。しかし、工場にロボットを導入するには様々な課題が存在する。特に食品の多くは柔らかい柔軟物である。そのため、専用のロボットハンド・アームが必要となる。主にソフトなロボットハンドが多く、例を Fig. 1 に示す。まず Fig. 1 の(a)について、平井ら<sup>(1)(2)</sup>は細かく切られた食材をある程度の量を掴むときにこぼれ落ちないように指と指の間の隙間をなくした包み込みグリップを開発した。そして、(b)においては先のグリップを応用し、弁当の総菜エリアのような狭い領域に盛り付ける可能な薄型平面包み込みグリップも開発した。(c)で ZHOU ら<sup>(3)</sup>は寿司の握りやハンドリングが可能なシリコン材質の多指ハンドを開発した。また、食品は変種生産の面もあり、短い期間でハンド・アームを取り換えなければならない。そのため、ロボットの導入が高価になり、食品が変更する度に特注のロボットハンドを用意し交換するというデメリットが生じてしまう。

そこで、本研究では特注ではない通常のカセンサのないロボットハンドを用いて、様々な柔らかさを持つ柔軟物を型崩れせずにハンドリングすることを目的とする。扱う柔軟物は市販のハンバーグとし、実験の再現性のために様々な柔らかさを持つ楕円形状のスライムも用意する。それらの柔軟物を型崩れせずに把持するシステムを構築していく。まず、最小限の力で安定して把持可能なロボットハンドの最適な指の把持位置を導出する。また、RGBD センサや 3 本指のロボットハンド、6 自由度マニピレータを用いて、機械学習の回帰分析により最適なハンドの指のかかり具合、指の変位を求める。最後に、最適な把持理論と指の変位を組み込んだ把持システムの評価試験を行う。

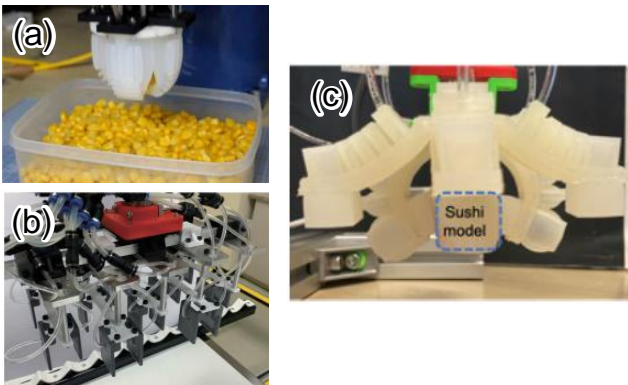


Fig. 1 Examples of soft robot hands

## 2. 最適な把持位置

### 2.1. 評価関数の導出

ロボットハンドで物体を把持するとき重要なのは把持する際の力と指の位置である。しかし、指の位置と把持力は力学的に見ても依存関係にある。そこで、我々は安定的に把持可能な範囲で把持力が最小なときの把持位置を求め、この把持位置を最適とした評価関数で指の位置を探索する。把持対象物体をハンバーグとしているため、計算の簡易化のために楕円形状の剛体と仮定する。これらをモデル化したものを Fig. 2 に示す。また、扱うロボットハンドは 3 本指のロボットハンドでロボットハンドの各指を Finger1, Finger2, Finger3 とする。Finger1 が固定され、Finger2 と Finger3 が  $y$  軸に対して左右対称に動くものである。ロボットハンドの掌の平面内で他 2 指の位置がわかる。まず、最小把持力の各力の 2 乗和の最小となる把持位置を最適とした評価関数  $J_1$  を作成する。また、楕円の長軸  $a$  [mm]、短軸  $b$  [mm] とする。Fig. 2 のように楕円の長軸、短軸に沿って  $x, y$  軸とし、原点  $O$  を楕円の中心、その中心を通り紙面に対し上向きに  $Z$  軸を設定する。原点  $O$  から Finger2 までの距離を  $r$  [mm] とし、探索変数は  $r$  と  $x$  軸とをなす回転角度  $\theta$  [°] で範囲は  $0 < \theta < 90$  [°] である。楕円物体の質量  $m$  [kg]、静止摩擦係数を  $\mu$  とし、重力加速度  $g$  [m/s<sup>2</sup>] とする。Finger1, Finger2, Finger3 の楕円の接触面に対して垂直の向きに働く力を  $F_1, F_2, F_3$  [N] とし、力の向きを  $\phi$  [rad] とする。 $Z$  軸方向に働く力を  $F_{1z}, F_{2z}, F_{3z}$  とする。まず、力学的に  $F_2$  の物体が滑り落ちない最小の把持力を導出する。これらを用いて、力学的なつり合い式と物体持ち上げ時の滑り落ちない条件を立てる。以下の式(1)~(3)は  $X, Y, Z$  方向の力のつり合い式である。

$$F_2 \sin \phi - F_3 \sin \phi = 0 \quad (1)$$

$$F_1 - F_2 \cos \phi - F_3 \cos \phi = 0 \quad (2)$$

$$F_{1z} + F_{2z} + F_{3z} = mg \quad (3)$$

そして、以下の式(4), (5)は  $X$  軸回りと  $Y$  軸回りのモーメントのつり合い式となる。

$$F_{1z}b - F_{2z}r \sin \theta - F_{3z}r \sin \theta = 0 \quad (4)$$

$$F_{2z}r \cos \theta - F_{3z}r \cos \theta = 0 \quad (5)$$

静止摩擦係数を用いて、物体が滑らない条件式を以下の式(6)~(8)に示す。

$$F_{1z} < \mu F_1 \quad (6)$$

$$F_{2z} < \mu F_2 \quad (7)$$

$$F_{3z} < \mu F_3 \quad (8)$$

また、Finger2 までの距離  $r$  と  $Y$  軸となす力の向き  $\phi$  は以下の式(9)となる。

$$r = \frac{ab}{\sqrt{(a \cos \theta)^2 + (b \sin \theta)^2}} \quad (9)$$

$$\tan \phi = \frac{b^2 \cos \theta}{a^2 \sin \theta} \quad (10)$$

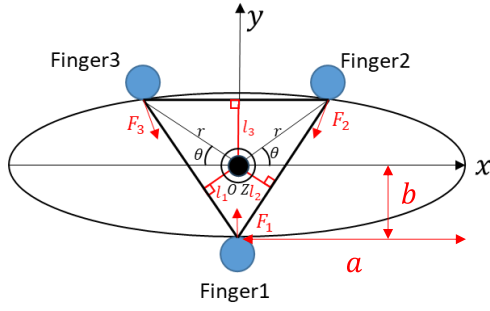


Fig. 2 A mechanical and geometrics model

式(1)～(5)を整理し、式(11)～(15)となる。

$$F_2 = F_3 \quad (11)$$

$$F_1 = 2F_2 \cos\phi \quad (12)$$

$$F_{2z} = F_{3z} \quad (13)$$

$$F_{1z} = 2F_{2z} \sin\theta \quad (14)$$

$$F_{2z} = \frac{mg}{2(1 + \sin\theta)} \quad (15)$$

そこから、上記の式と摩擦の条件式(6)～(8)を整理すると以下ようになる。

$$F_2 > \frac{mgsin\theta}{2\mu(1 + \sin\theta)\cos\phi} \quad (16)$$

$$F_2 > \frac{mg}{2\mu(1 + \sin\theta)} \quad (17)$$

上記の $F_2$ に関する不等式から最小の把持力 $F_2$ を求めるために大小関係を比較して、右辺がより大きいものを最小把持力とする。この右辺の大小関係は楕円の形状に依存して変化する。 $a = kb$ とすると、 $k > 1$ で横長楕円の時、最小把持力 $F_2$ は式(17)となる。よって、評価関数 $J_1$ は以下の式(18)になる。

$$J_1 = F_2^2(1 + 4\cos^2\phi) \quad (18)$$

次に、安定的に把持するための条件として、把持位置同士の三角形の中に物体の中心が存在しないと重心回りのモーメントが発生してしまう。そこで、把持点間を結んだ三角形内に物体中心が存在する条件を考える。各把持点間を結んだ線分と中心点  $O$  との3つの最短距離のうち最小の距離が最大の値を最適とするような評価関数 $J_2$ を考えればよい。

Fig. 2 の通りに Finger1-Finger2, Finger3-Finger1, Finger2-Finger3 の線分と中心点  $O$  との最短距離を $l_1, l_2, l_3$ とすると、以下のような式(19), (20)となる。

$$l_1 = l_2 = \frac{rbcos\theta}{\sqrt{(rsin\theta + b)^2 + (rcos\theta)^2}} \quad (19)$$

$$l_3 = rsin\theta \quad (20)$$

式(18), (19)の大小比較で最小となるものはある回転角度 $\theta_\alpha$ によって、大小関係が変わる。その $\theta_\alpha$  [°]を式(21)に示す。

$$\theta_\alpha = \sin^{-1} \frac{b}{\sqrt{2(a+b)}} \quad (21)$$

式(20)でわかるようにこの境界値は楕円の形状によって変化する。そして、 $\theta < \theta_\alpha$ のときに式(19)が最小となり、 $\theta > \theta_\alpha$ のときに式(18)が最小となる。

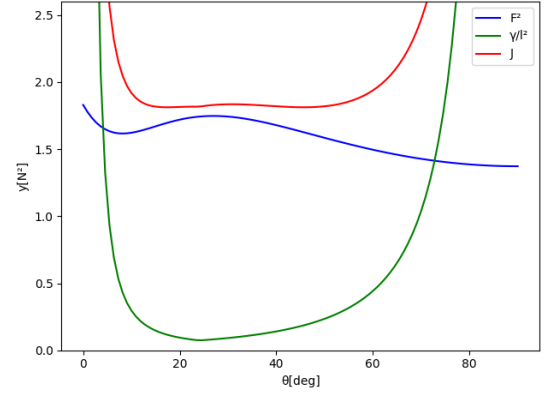


Fig. 3 Graphs of evaluation functions and their terms

よって、評価関数 $J_2$ は最小の距離 $l_{min}$ とする以下の式(22)となる。

$$J_2 = \frac{1}{l_{min}^2} \quad (22)$$

$J_2$ が最小となるときの $l_{min}$ が最大となるように設定している。各評価関数 $J_1, J_2$ を足した安定的に把持する範囲でより小さい力で把持する評価関数 $J$ を以下の式(23)に示す。

$$J = J_1 + \gamma J_2 \quad (23)$$

また、評価関数と各評価関数を同一のグラフに図示したものを Fig. 3 に示す。これは実際のマルシンハンバーグを例にしたものである。質量は 0.078[kg]、摩擦係数は 0.5 で楕円形状の長軸 $a = 72$  [mm]、短軸 $b = 32$  [mm]のものである。赤が全体の評価関数、青が把持力の項の $J_1$ 、緑が把持の安定性の項の $J_2$ である。式(23)の $\gamma$ は重み係数であり、柔軟物の形状や質量、摩擦係数によって変化する。 $J_1$ の最適値と $J_2$ の最適値の midpoint が評価関数の最適値となるプログラムで重み係数を決める。Fig. 3 では重み係数 $\gamma$ は $2.94 \times 10^{-6}$  [N<sup>2</sup> · m<sup>2</sup>]に設定した。

### 3. 把持システムの環境構築

カメラから柔軟物の形状を認識し、それにより最適な把持位置の変更を行い、指の最適な動作で柔軟物を把持するシステムを構築する。指の最適な動作に関しては後述の4章で求める。システムの外観を Fig. 4 に示す。装置は UNIVERSAL ROBOTS 製の UR3e とダブル技研の D-Hand Type A5M-M1-PJ とインテル社の RealSense™ デブスカメラ D435i を用いる。また、楕円の柔軟物の形状をワークスペースの下部から RGBD センサで読み取るために天板の一部を透明な板にした。事前に質量や摩擦係数の入力が必要だが、Fig. 5 のようにセンサで楕円の形状を読み取り、長軸と短軸の比によって最適な把持位置に変更し、後述する指のかけ具合の最適値で柔軟物を把持するという流れである。また、最適な把持位置の算出は OpenCV の楕円フィッティングを用いている。これにより、グレースケール化した楕円物体の輪郭から長軸と短軸の比がわかる。物体が何度傾いているかもわかるため、それによるマニピュレータの目標位置へのフィードバックも行うことが可能である。

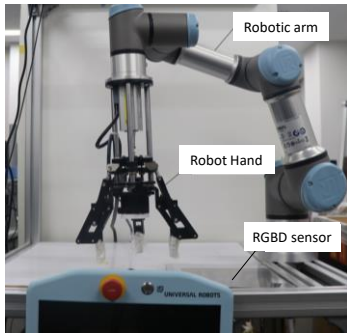


Fig. 4 The test enviroment

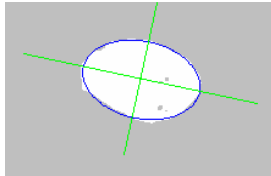


Fig. 5 Elliptical Fitting

## 4. 最適な指の変位

2章で最適な把持位置の導出について説明した．実際に柔軟物を把持する際は物体の変形を最小限にする指のかかり具合も必要となる．ロボットハンドの把持動作の特徴として，各指が同時に同じ変位で掌の中心に移動する．さらに，このハンドには力センサがないため，柔軟物の把持力制御ができない．そこで最小限の変形となる最適な指の変位を機械学習により算出する．

### 4.1 実験概要

機械学習に必要な特徴量は，指の変位と柔軟物のたわみ，把持開始から柔軟物が滑り落ちるまでの時間を用いる．この特徴量を含む学習データの収集を目的とした実験を行う．この実験では柔軟物のたわみ $\Delta d$  [mm]，把持開始から落下までの時間 $T$  [s]，指が物体に触れた位置 $0$  [mm]から $5$  [mm]まで $1$  [mm]ずつ把持した場合をそれぞれ計測する．

### 4.2 実験条件

実際にロボットハンドで食品把持する際に衛生的な観点を想定して，指にラップを包む．把持対象物体は，形状は等しいがヤング率が異なる赤，青，黒の3種のスライムである．スライムのヤング率に関して，作業対象として想定しているマルシンハンバーグのヤング率 ( $0.07$ - $0.09$ [MPa]) に近いもの，より大きいもの，より小さいものの3種を作成した．スライムの形状は $a = 52$  [mm]， $b = 32$  [mm]，ヤング率はそれぞれ $0.133$  [MPa]， $0.278$  [MPa]， $0.02$  [MPa]である．また，ヤング率によって摩擦係数が異なり，それぞれ $0.80$ ， $0.5$ ， $1.0$ である．摩擦係数の測定は斜面の傾きが変更可能な台に貼り付けた指の表面の素材の上に柔軟物を置き，その物体が落下するまでの傾きから静止摩擦係数を測定した．一眼レフカメラ Canon EOS 80 を Fig. 6 のように柔軟物の真横に設置する．このカメラを用いて，画像から把持した柔軟物の厚みを計測し，さらに動画で柔軟物を持ち上げて落下するまでの時間も計測する．

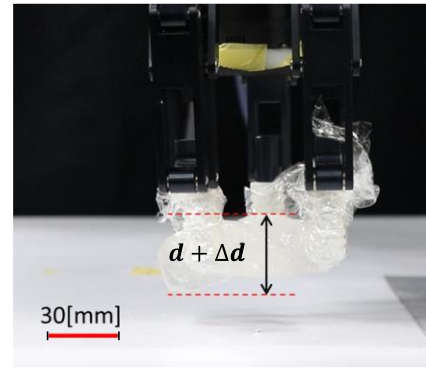


Fig. 6 Calculation of deflection

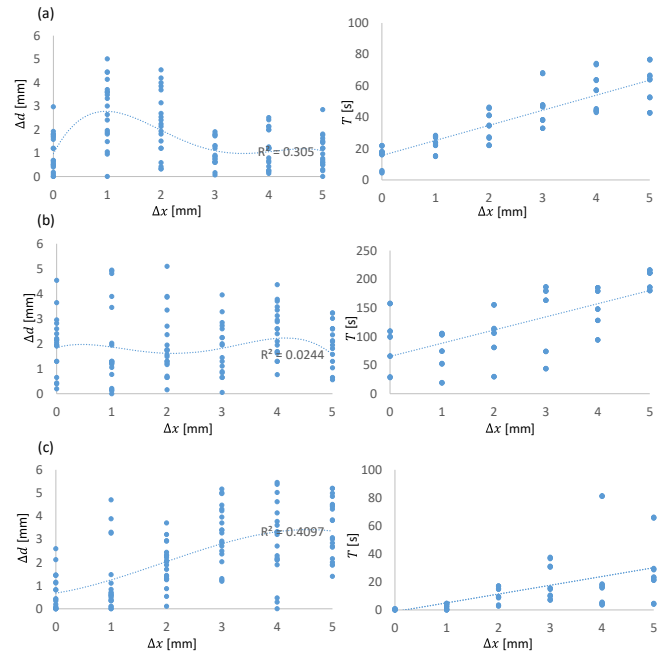


Fig. 7 Learning Results((a):Red,(b):Blue,(c):Black)

### 4.3 実験方法

アクリル板の上に3つの柔軟物のうち1つを置き，RGBDセンサの観測をもとに導出した最適把持位置に指を変更させて，真上からロボットハンドを下降させる．ハンドの指を柔軟物に触れる位置から変位させて，把持してから柔軟物が滑り落ちるまでの時間を計測する．また，上昇させたときの真横からみた柔軟物がたわんだ厚み $d + \Delta d$  [mm]を算出する．その後，元の厚み $d$  [mm]を引き，たわみ $\Delta d$  [mm]を算出する．厚みは柔軟物の真横から見た鉛直上向き方向の最低点と最高点の差を表す．この手順を指が物体に触れた位置から $0$  [mm]， $1$  [mm]， $2$  [mm]， $3$  [mm]， $4$  [mm]， $5$  [mm] 変位した把持を5回繰り返す．さらに，柔軟物3種類それぞれ行うので，合計で学習に使うデータセットの数は $6 \times 5 \times 3$ により90個存在する．しかし，学習にはより多くのデータが必要のため，データ拡張を行い，1種類につき100個のデータを増やし，拡張したデータ数では合計570個存在する．

### 4.4 学習方法

データの特徴量で説明変数を指の変位，目的変数を把持のたわみ，把持の時間それぞれで回帰分析を行う．



そして、たわみを目的変数とした場合の回帰分析は多項式による非線形回帰を行う。データの傾向が線形ではないため、非線形回帰を用いた。非線形回帰の中で多項式による回帰分析を行う。多項式の次数は高い程、決定係数、つまりより予測精度がより良くなる。そこで赤と青は4次までの非線形回帰を行い、黒は3次までの非線形回帰を行った。黒が4次ではないのは、それ以上の次数の場合、曲線がデータの傾向とはかけ離れている曲線となっている、つまり、次数が高い程、過学習が起り、汎化性能が落ちてしまうためである。また、把持時間を目的変数とした場合では、データが線形傾向のため、線形回帰を採用した。

#### 4.5 学習結果

学習結果を Fig. 7 に示す。(a)が赤、(b)が青、(c)が黒のスライムで左が縦軸をたわみ $\Delta d$  [mm]、右が把持時間 $T$  [s]でそれぞれ横軸が指の変位 $\Delta x$  [mm]である。左のグラフは非線形のため、決定係数 $R^2$ が(a), (b), (c)のそれぞれ 0.305, 0.0244, 0.410 となった。

### 5. システムの評価実験

4章まで提案したシステムを実際に動作させて、他の場合との Fig. 8 のように比較実験を行う。実験は4種類の柔軟物を用いる。把持動作のときに把持位置と指の変位のパターンがどちらも最適、 $10^\circ$  [ ], 0[mm]と $90^\circ$  [ ], 5[mm]の3パターンで比較し、最適のパターンの妥当性を評価する。また、前述した把持システムでは柔軟物の持ち上げから降ろすまでの時間が10[s]である。4.5節の結果から10[s]以上の把持可能な指の変位の範囲内から $\Delta d$  [mm]が最小なのは赤、青、黒それぞれ4[mm]、3[mm]、2[mm]となる。

#### 5.1 評価方法

試作システムを使用して、3種類の色別されたスライムとラップで包んだマルシンハンバーグを把持する。把持位置と指の変位がどちらも最適なパターンと $90^\circ$  [ ], 5[mm]のとき、 $10^\circ$  [ ], 0[mm]のときを比較する。そして、持ち上げから紙皿が置いてある場所まで運ぶという工程で柔軟物が落下した場合は失敗、そうでない場合は所定の位置に移動したときと移動前のときのたわみで評価する。

#### 5.2 結果

実験結果を Table. 1 に示す。この表は4つの把持対象物ごとに3つのパターンで把持した際の失敗 (Failure) と成功した際のたわみ[mm]をまとめたものである。この結果から赤と青、ハンバーグの最適なとき以外のパターンではたわみが大きいと把持が失敗することが確認できた。

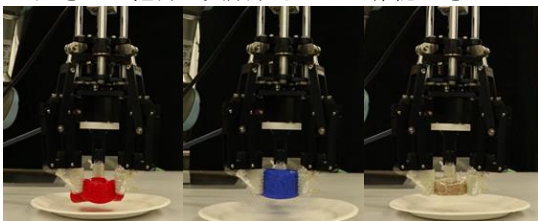


Fig. 8 Evaluation experiments

Table. 1 System Evaluation Results

| Type of materials | $10^\circ$ /0[mm] | Optimal case | $90^\circ$ /5[mm] |
|-------------------|-------------------|--------------|-------------------|
| Red               | Failure           | 2.5          | 3.75              |
| Blue              | 2.5               | 0            | 3.75              |
| Black             | Failure           | Failure      | Failure           |
| Hamburg steak     | 1.25              | 0            | 0                 |

また、食品の方は $90^\circ$  [ ], 5 [mm]の方が断面に指の痕が残っていたため、実際の食品やそれに近く、それ以上のヤング率の柔軟物には一定のシステムの有意性が示された。

#### 5.3 考察

まず、黒のスライムは粘性が高く、ヤング率も低いため、一定の形状に保つことが難しい観点から掴んだ状態のまま塑性変形し、スライムの重心が変化したことで安定的な把持ができなかったことが主な原因と推測できる。他の要因として摩擦係数の低下が考えられる。また、ハンバーグの最適なパターンと $90^\circ$  [ ], 5 [mm]のパターンでたわみに差がない原因として内部の温度が低い可能性がある。これは冷蔵保存状態のものを取り出し、内部温度の状態は低いことでヤング率が高かったことが推測される。

### 6. 結論

本論文では、楕円形状の柔軟物を対象とした把持システムの構築とその有効性について述べた。楕円物体の最適な把持位置を力学的な項と幾何学的な項を含んだ評価関数で導出した。ロボットハンド、マニピレータ、RGBDセンサを使い、把持理論を組み込んだシステム環境を構築する。また、ロボットハンドの最適な指の変位の導出に機械学習の回帰分析を利用した。機械学習にヤング率の異なる楕円形状の柔軟物を3つ用いて、最適な指の変位をそれぞれ導出した。得られた最適な指の変位を用いて、システムの最終的な評価実験を行った。結果、食品とそれに近いヤング率を持つ柔軟物に関してはシステムの一定の有意性が示せた。今後の展望としては、より多様な柔軟物に対応するためには動的に機械学習を行う必要があるためハンドの指の変位や把持位置をリアルタイムで制御を目指す。

#### 参考文献

- (1) Kuriyama, Y., Okino, Y., Wang, Z., and Hirai, S. A wrapping gripper for packaging chopped and granular food materials. In 2019 2nd IEEE International Conference on RoboSoft, 2019, pp. 114-119.
- (2) Kanegae, R., Wang, Z., and Hirai, S. Easily fabricatable shell gripper for packaging multiple cucumbers simultaneously. In 2020 IEEE International Conference on RCAR, 2020, pp. 188-192.
- (3) Zhou, L., Ngo, T. D., and La, H. M. Soft Robotic Hand for Sushi Grasping and Handling. In 2023 IEEE/SICE International Symposium on System Integration, 2023, pp. 1-7.