

食塊形成マニピュレーション

Manipulation for Food Bolus Formation

学 鈴木 佑晟 (大阪大) 学 清水 大夢 (大阪大)
柴田 暁秀 (大阪大) 正 東森 充 (大阪大)

Yusei SUZUKI, Osaka University, suzuki@ims.mech.eng.osaka-u.ac.jp

Taimu SHIMIZU, Osaka University

Akihide SHIBATA, Osaka University

Mitsuru HIGASHIMORI, Osaka University

This paper proposes a robotic manipulation method to reproduce the process of human's food bolus formation. Decomposing and simplifying complicated mastication behavior of human, we define three primitives for robot manipulation: crushing, mixing, and gathering. We design the structure and motion of robot to execute the primitives, and develop a prototype. Executing these primitives sequentially, we try to reproduce the process of human food bolus formation. In experiment, human and robot masticate food samples and their food bolus images are acquired. By analyzing the images with convolutional neural network, we evaluate whether the robot can reproduce the human's food bolus formation.

Key Words: Robotic manipulation, Food manipulation, Mastication robot

1 はじめに

近年、食品マニピュレーションに関する研究が注目されており、主に、食品を「作る」側の視点から、不定形、不均一な柔軟物である食品の把持、運搬、加工に関する研究が取り組まれている [1] [2]。その一方で、ヒトの咀嚼に注目し、「食べる」側の視点で食品マニピュレーションを考えてみよう。図 1(a) は、ヒトの咀嚼の様子を記録した嚥下造影検査 (swallowing videofluorography: VF) の画像 [3] である。ヒトは咀嚼において、歯や舌、頬の複雑な動作を組み合わせ、食品を粉碎し、唾液と混ぜ、ペースト状の食塊を形成していく。興味深いことに、ヒトは上記のような複雑な食塊形成技能を、幼少期からの訓練により獲得し (一部、先天的に有し)、日常的にほぼ無意識に遂行している。これに対し、食品科学/産業分野において、食感、味、香りなどの客観的・定量的評価のために、機器によるヒトの食塊形成過程の再現が切望されている。しかしながら、従来の人工咀嚼に関する機器やロボットは、食品の単純な圧縮・破断試験に留まるもの [4] [5] が一般的であり、ヒトのような食塊形成までも実現したものは、筆者らの調べた限り見当たらない。この大きな一因は、ヒトの口腔内構造や咀嚼動作をロボットで再現することの難しさにあると言える。以上の議論の下、本研究では、食品評価のための新しい咀嚼ロボットシミュレーションの枠組みとして、「ヒトの構造や動作の忠実な再現」を重視するのではなく、「形成されゆく食塊の忠実な再現」を目指した食塊形成マニピュレーション手法の開発に挑戦する。

本研究では、ヒトの食塊形成をその過程を含めて再現するためのロボットマニピュレーション手法を提案する。はじめに、ヒトの咀嚼に関する構造と動作を分解・単純化し、食塊形成のための 3 つのプリミティブを定義する。次に、これらプリミティブを実行するためのロボットの構造・動作設計を行い、実験システムを構築する。最後に、ヒトおよびロボットによる食塊形成実験を実施し、CNN (Convolutional Neural Network) を用いた食塊状態評価モデルを用いて、ロボットがヒトの食塊形成過程をどの程

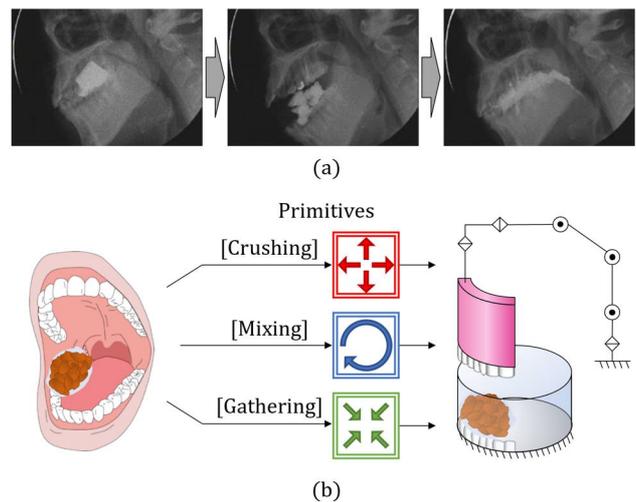


Fig.1 Basic concept. (a) Mastication by human. (b) Robotic manipulation based on three primitives for food bolus formation.

度再現できているのかを検証する。

2 食塊形成プリミティブ

図 1(b) に示すように、ヒトの咀嚼に関する構造と動作を分解・単純化することで、ロボットによる食塊形成のためのプリミティブを定義する。これらプリミティブをシーケンシャルに実行することで、ロボットによる食塊形成を実現する。今回定義したプリミティブは、以下の 3 つである。まず、ヒトは歯を用いて食品や碎片群を粉碎することで、碎片群を小さくする。これを [粉碎] プリミティブと定義する。また、舌を用いて碎片群や唾液を混ぜ合わせ、碎片群を均一化する。これを [混合] プリミティブと定義する。さらに、舌や頬を用いて碎片群をまとめて歯の上へ移動させる。これを [まとめ] プリミティブと定義する。本稿では、上記の 3 つのプリミティブを実行するためのロボットの構造・動作設計

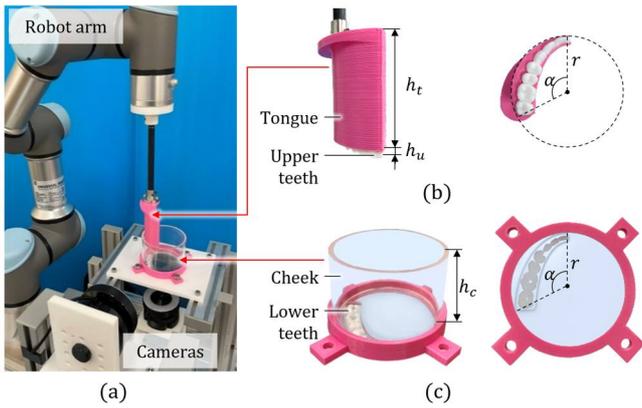


Fig.2 Prototype. (a) Overview. (b) End effector: upper teeth and tongue. (c) Lower teeth and cheek.

を行い、実験システムを開発する。

3 実験システム

3.1 構造設計

食塊形成プリミティブを実行するためのロボットの構造設計を行う。まず、[粉碎]のために、上歯部、下歯部を導入する。歯の形状はヒトの歯の3DCADデータ [6] を使用する。ただし、ヒトの咀嚼では、ほとんどの場合、歯の片側の列のみを用いて行われることから、図2(b)(c)に示すように、ロボットの歯は片側半分のみを実装する。次に、[混合]のために、舌部を導入する。このとき、図2(b)に示すように、上歯部の側面を舌部とすることで、歯と舌の両機能を1つのエンドエフェクタで実現する。最後に、[まとめ]のために、図2(c)に示すような、円筒形状の頬部および底面となる下歯部ベースを導入する。口腔領域や歯の配置は、円や楕円形状に近似し、単純化する。図2(a)に、以上の構造設計に基づいて開発した実験システムを示す。上下の歯と舌部はPLA樹脂製で、3Dプリンタで製作している。頬部はアクリル製である。下歯部ベースはポリカーボネート製であり、切削機で加工している。下歯部と頬部は土台に固定され、上歯部と舌部は、6自由度アーム (Universal Robots, UR3e) のエンドエフェクタとなっている。上歯部、舌部、頬部の高さはそれぞれ、 $h_u = 5$ [mm], $h_t = 65$ [mm], $h_c = 50$ [mm] である。頬部の半径 r は 34 [mm] であり、上・下歯の円弧角は $\alpha = 1.96$ [rad] である。ヒトの最大口腔容積が約 160 [cm³] であるのに対し、本ロボットの口腔容積は約 181 [cm³] となっており、食塊が外に漏れないための空間を確保している。また、2台のカメラにより、透明な頬部および下歯部ベースを通して、側面および底面から食塊形成過程の様子を撮影できる。

3.2 動作設計

各プリミティブにおけるエンドエフェクタの動作設計を行い、その時間軌道を定式化する。図3に、座標系を示す。エンドエフェクタの円弧形側面における前歯側の辺を制御基準線とする。また、制御基準線と、エンドエフェクタ最下点を通る水平面の交点を制御基準点 P とする。図4に各プリミティブでのエンドエフェクタ軌道の構成図を示す。 S_0 はエンドエフェクタの初期状態を、 M_{ci} , M_{mi} , M_{gi} ($i = 1, 2, 3$) は各プリミティブにおける構成動作を示す。図3, 4において、以下のように記号を定義する。

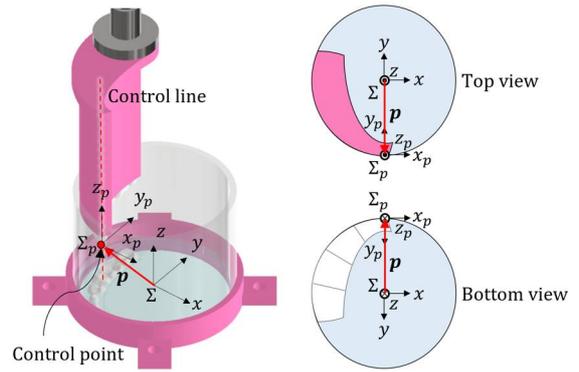


Fig.3 Coordinate system.

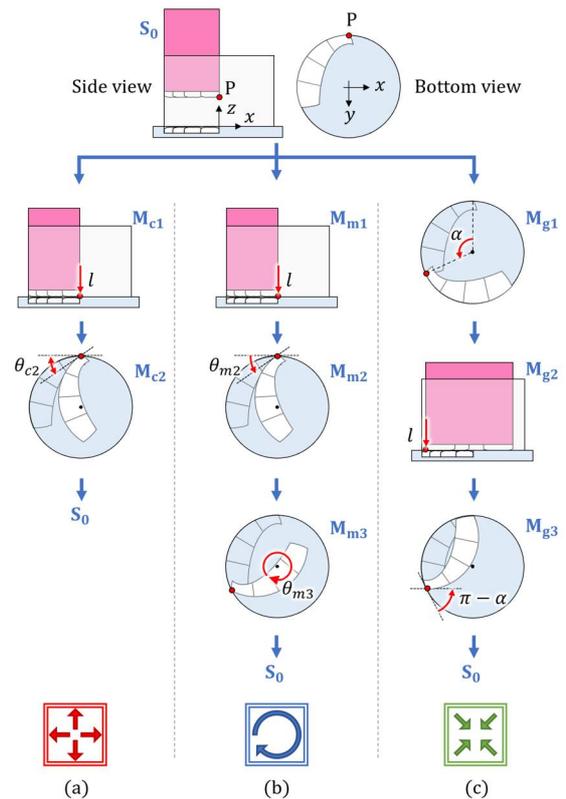


Fig.4 Operation of each primitives. (a) Crushing. (b) Mixing. (c) Gathering.

- Σ ベース座標系．原点を円筒の中心軸と下歯部ベース上面に接する平面との交点とする． x , y 軸は水平とし、 z 軸は鉛直上向きを正とする．
- Σ_p エンドエフェクタに固定された座標系．原点をエンドエフェクタの基準制御点 P とする． x_p , y_p 軸は水平とし、 z_p 軸は鉛直上向きとする．
- p_* Σ からみた Σ_p の位置ベクトルの * 成分．エンドエフェクタの位置を表す．
- p_θ x_p 軸を x - y 平面に正射影したときの、 x 軸とのなす角度．エンドエフェクタの姿勢を表す．
- t 各プリミティブ開始時からの時刻．

エンドエフェクタの位置・姿勢を $p = [p_x, p_y, p_z, p_\theta]^T$ で表す．初期状態 S_0 は、 $p = [0, -r, l, 0]^T$ とする．

以下の通り、各プリミティブにおけるエンドエフェクタの動作構成および時間軌道 $p(t)$ を設計する。

[粉碎]: 動作 M_{c1} では、初期状態 S_0 から、エンドエフェクタを距離 l だけ z 軸負の向きに速さ v_{c1} で並進移動させる。動作 M_{c2} では、制御基準線まわりに、角度 θ_{c2} だけ角速度 ω_{c2} で 2 往復させる。 M_{c1} 、 M_{c2} でのエンドエフェクタ軌道と動作時刻をそれぞれ式 (1)(2) に示す。

$$M_{c1}: p(t) = [0, -r, l - v_{c1}t, 0]^T \quad (0 \leq t < t_{c1}) \quad (1)$$

$$M_{c2}: p(t) = [0, -r, 0, \xi(t)]^T \quad (t_{c1} \leq t \leq t_{c2}) \quad (2)$$

$$t_{c1} = \frac{l}{v_{c1}}, \quad t_{c2} = \frac{l}{v_{c1}} + \frac{4\theta_{c2}}{\omega_{c2}},$$

$$\xi(t) = -\frac{\theta_{c2}}{2} + \frac{4\theta_{c2}}{\pi^2} \sum_{n=1}^{\infty} \frac{1}{(2k-1)^2} \cos\left((2k-1)\pi \frac{t-t_{c1}}{t_{c2}-t_{c1}}\right)$$

[混合]: 動作 M_{m1} では、初期状態 S_0 から、エンドエフェクタを距離 l だけ z 軸負の向きに速さ v_{m1} で並進移動させる。動作 M_{m2} では、制御基準線まわり負の向きに、角度 θ_{m2} だけ角速度 ω_{m2} で回転させる。動作 M_{m3} では、 z 軸まわり正の向きに、角度 θ_{m3} だけ角速度 ω_{m3} で回転させる。 $M_{m1} \sim M_{m3}$ でのエンドエフェクタ軌道と動作時刻をそれぞれ式 (3) ~ (5) に示す。

$$M_{m1}: p(t) = [0, -r, l - v_{m1}t, 0]^T \quad (0 \leq t < t_{m1}) \quad (3)$$

$$M_{m2}: p(t) = [0, -r, 0, -\omega_{m2}(t - t_{m1})]^T \quad (t_{m1} \leq t < t_{m2}) \quad (4)$$

$$M_{m3}: p(t) = [r \sin \eta(t), -r \cos \eta(t), 0, -\theta_{m2} + \eta(t)]^T \quad (t_{m2} \leq t \leq t_{m3}) \quad (5)$$

$$t_{m1} = \frac{l}{v_{m1}}, \quad t_{m2} = \frac{l}{v_{m1}} + \frac{\theta_{m2}}{\omega_{m2}},$$

$$t_{m3} = \frac{l}{v_{m1}} + \frac{\theta_{m2}}{\omega_{m2}} + \frac{\theta_{m3}}{\omega_{m3}}, \quad \eta(t) = \omega_{m3}(t - t_{m2})$$

[まとめ]: 動作 M_{g1} では、初期状態 S_0 から、 z 軸まわり負の向きに、角度 α だけ角速度 ω_{g1} で回転させる。動作 M_{g2} では、エンドエフェクタを距離 l だけ z 軸負の向きに速さ v_{g2} で並進移動させる。動作 M_{g3} では、制御基準線まわり負の向きに、角度 $\pi - \alpha$ だけ角速度 ω_{g3} で回転させる。 $M_{g1} \sim M_{g3}$ でのエンドエフェクタ軌道と動作時刻をそれぞれ式 (6) ~ (8) に示す。

$$M_{g1}: p(t) = [-r \sin(\omega_{g1}t), -r \cos(\omega_{g1}t), l, -\omega_{g1}t]^T \quad (0 \leq t < t_{g1}) \quad (6)$$

$$M_{g2}: p(t) = [-r \sin \alpha, -r \cos \alpha, l - v_{g2}(t - t_{g1}), -\alpha]^T \quad (t_{g1} \leq t < t_{g2}) \quad (7)$$

$$M_{g3}: p(t) = [-r \sin \alpha, -r \cos \alpha, 0, -\alpha + \omega_{g3}(t - t_{g2})]^T \quad (t_{g2} \leq t \leq t_{g3}) \quad (8)$$

$$t_{g1} = \frac{\alpha}{\omega_{g1}}, \quad t_{g2} = \frac{\alpha}{\omega_{g1}} + \frac{l_{g2}}{v_{g2}}, \quad t_{g3} = \frac{\alpha}{\omega_{g1}} + \frac{l_{g2}}{v_{g2}} + \frac{\pi - \alpha}{\omega_{g3}}$$

食塊形成を行うために、上記のプリミティブを逐次実行する。このときの、プリミティブの配列をプリミティブシーケンスと呼ぶ。

4 食塊形成実験

図 5(a) に示すように、ヒトおよびロボットによって試験食品を咀嚼し、形成された食塊の画像を CNN により評価することで、

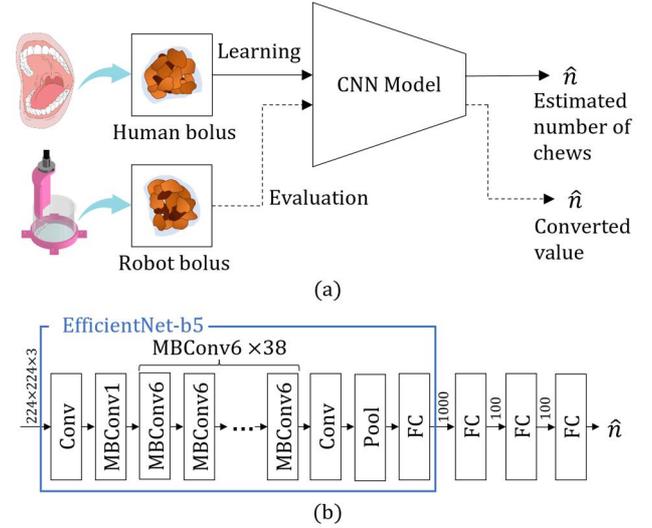


Fig.5 Reproducibility evaluation. (a) Evaluating system. (b) CNN architecture.

ロボットによる食塊形成の再現性を検証する。

4.1 実験条件

試験食品として、ゲル、マッシュポテト、最中を重ねたものを用いた。ヒト実験では、被験者を 1 名とし、咀嚼回数 (下歯の上下往復運動の回数) は $n = \{1, 2, 4, 8, 12, 16, 20\}$ を設定して、咀嚼回数ごとにそれぞれ 20 個の食塊を形成した。図 6 に、ロボット実験で用いた 4 種類のプリミティブシーケンスを示す。シーケンス A, B, C, D では、それぞれ、[粉碎] [粉碎] [混合]、[粉碎] [まとめ]、[粉碎] [混合] [まとめ] を繰り返す。ここで、シーケンス A は圧縮・破断のみの一般的な咀嚼装置の動作に相当する。なお、動作時間の短縮のため、[粉碎] [混合] では、 M_{c2} の後に M_{m2} へ、[混合] [まとめ] では、 M_{m3} の後に M_{g3} へ移行するものとした。実行プリミティブ数は、 $m = \{6, 12, 24, 36, 48, 60\}$ を設定し、各シーケンスでプリミティブ数ごとにそれぞれ 5 個の食塊を形成した。また、人工唾液として水を用い、1 プリミティブあたり 0.03 [ml] ずつ滴下した。以上のように、ヒトおよびロボットによって形成された食塊を上方から撮影した。

今回、以下の手順により、ロボットの食塊形成を評価した。まず、図 5(a) に示すように、ヒト食塊画像を用いた学習により、咀嚼回数を推定する CNN モデルを作成した。このモデルに、ロボットの食塊画像を入力すると、その食塊がヒトの咀嚼回数何回に相当するかを示す換算咀嚼回数を得ることができる。ロボットが実行したプリミティブ数の増加に伴って、換算咀嚼回数が連続的に増加した場合、ヒトの食塊形成過程を再現できたものと評価する。CNN への入力画像として、元の食塊画像に対してトリミングと縮小処理を行った、224x224 [px] (撮影範囲 62x62 [mm]) の画像を用いた。図 5(b) に CNN 構造を示す。EfficientNet-b5 [7] に基づく構造を用い、ImageNet による事前学習をおこなった。

4.2 実験結果

図 7 に、ロボット実験の様子を示す。図 8 に、ヒト食塊とロボット食塊の入力画像の例を示す。ヒト食塊は徐々に食品が細分化し、混ぜ合わさり、ペースト化していく様子が見られる。このとき、重要な情報として、咀嚼 16 回を超えた食塊は嚥下可能な食塊であると被験者は申告している。従来の人工咀嚼装置に相

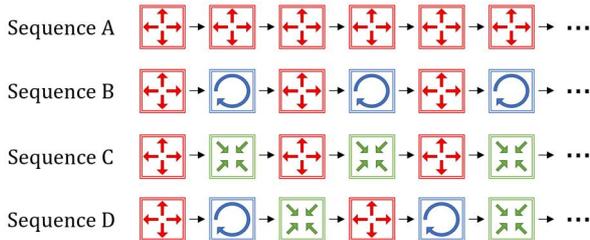


Fig.6 Primitive sequences used in experiment.



Fig.7 Experiment by robot.

当するシーケンス A はほとんど食塊形成が進んでいないように見て取れる．シーケンス B およびシーケンス C は少しずつ細分化しているものの、ヒト食塊と比べて素材ごとの塊が見え、ペースト度が低く見える．シーケンス D はヒト食塊と同様の傾向が見られ、徐々にペースト化していく様子が伺える．Fig. 9(a) に、ヒト食塊画像の咀嚼回数推定結果を示す．横軸が実際にヒトが咀嚼した回数 n ，縦軸が CNN による推定咀嚼回数 \hat{n} を表す．また、赤色の点線は被験者の申告による嚥下可能ラインを示している．推定精度は、決定係数 $R^2 = 0.91$ ，二乗平均平方根誤差 $RMSE = 2.01$ である．Fig. 9(b) に、各シーケンスでのロボット食塊画像の咀嚼回数換算結果を示す．横軸がプリミティブ数 m ，縦軸が換算咀嚼回数 \hat{n} を表す．シーケンス A では、プリミティブ数 m に関わらず $\hat{n} = 2$ 程度と換算されており、ほとんど食塊形成が進んでいない．シーケンス B およびシーケンス C では、 $m = 36$ から換算値の増加が弱まり、食塊形成の進行が不十分であると言える．シーケンス D では、プリミティブ数 m の増加に伴って換算咀嚼回数 \hat{n} が順調に増加し、 $m \geq 48$ で嚥下可能ラインを超えていることから、ヒトの食塊形成過程を再現できていると評価できる．このように、適切なシーケンスを設定することで、ヒトの食塊形成を、その過程を含めて再現できる可能性が確認できる．

5 結論

本研究では、ヒトの食塊形成を、その過程を含めて再現するロボットマニピュレーション手法を提案した．ヒトの咀嚼に基づき 3 つの食塊形成プリミティブを定義し、ロボットの構造・動作設計を行い、実験システムを構築した．実験により、食塊形成過程の再現性を評価し、提案手法の有効性を確認した．今後は、食品の特性に合わせたプリミティブシーケンスの構築と、食塊状態に基づくフィードバック制御の実装について検討する予定である．本研究は、BRAIN ムーンショット型研究開発事業、および、JSPS 科研費 JP20H02116 の助成を受けたものである．

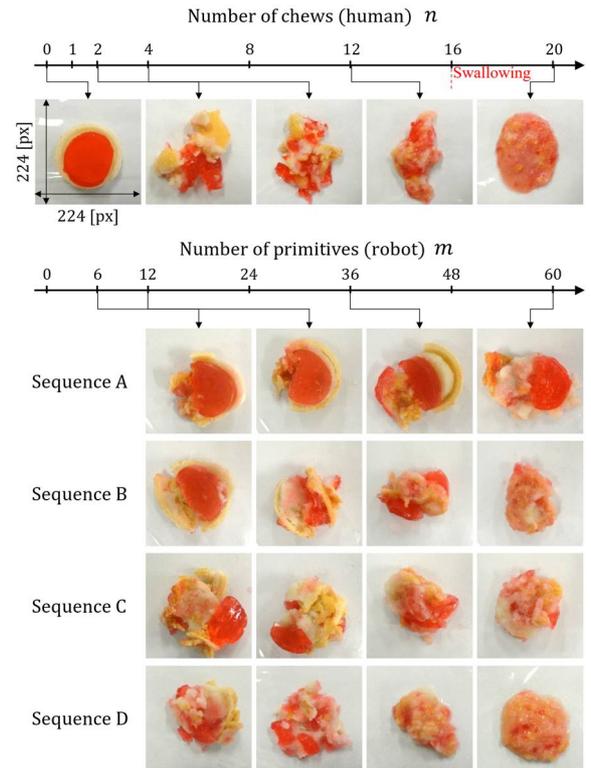


Fig.8 Food boluses by human and robot.

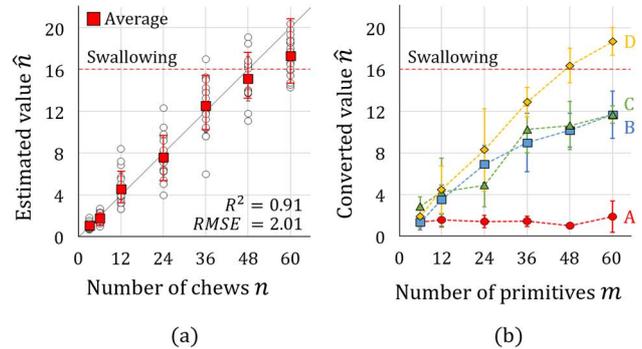


Fig.9 Experimental results. (a) Human. (b) Robot.

参考文献

- [1] 特集「食品マニピュレーションのためのロボット技術」, 日本ロボット学会誌, vol. 37, no. 6, 2019.
- [2] 山崎公俊, 渡辺哲陽, 原田研介, 横小路泰義: “ロボット技術による食材加工の支援に向けて”, 日本ロボット学会誌, vol. 39, no. 2, pp. 132–136, 2021.
- [3] S. Yokoyama, *et. al.*: “Tongue Pressure Modulation for Initial Gel Consistency in a Different Oral Strategy,” PLOS ONE, vol. 9, no. 3, 2014.
- [4] M. C. Bourne: “Food Texture and Viscosity, Second Edition: Concept and Measurement,” Academic Press, 2002.
- [5] J. -F. Meullenet and R. K. Gandhapuni: “Development of the BITE Master II and Its Application to the Study of Cheese hardness,” Physiology & Behavior, vol. 89, no. 1, pp. 39–43, 2006.
- [6] BodyParts3D, Database Center for Life Science, <https://lifesciencedb.jp/bp3d/>
- [7] M. Tan and Q. V. Le: “EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks,” Proc. of the 36th Int. Conf. on Machine Learning, vol. 97, pp. 6105–6114, 2019.