

Title	手の姿勢推定モデルを用いた箸操作分析および持ち方可視化アプリの開発と評価
Author(s)	廣川, 七海
Citation	
Issue Date	2025-03
Type	Thesis or Dissertation
Text version	author
URL	http://hdl.handle.net/10119/19741
Rights	
Description	Supervisor: 宮田 一乗, 先端科学技術研究科, 修士 (知識科学)

修士論文

手の姿勢推定モデルを用いた箸操作分析および持ち方可視化アプリの開発と評価

廣川 七海

主指導教員 宮田 一乗

北陸先端科学技術大学院大学
先端科学技術研究科
(知識科学)

令和7年3月

Abstract

Eating is a lifelong activity. It is important to be aware of nutrition education from childhood. Nutrition education means acquiring knowledge about food through a variety of experiences. This will help them develop the ability to practice healthy eating habits. In Japan, the inheritance of Japanese food culture, such as the use of chopsticks, is considered important from the perspective of nutrition education.

The traditional way of holding chopsticks is to manipulate the upper chopsticks with the thumb, index finger, and middle finger, and support the lower chopsticks with the thumb and ring finger. This way of holding chopsticks is functional because it looks beautiful and the stress on each finger is even. The purpose of this study is to motivate people to engage in practice to learn this traditional way of holding chopsticks.

Specifically, we have developed an application that allows users to objectively check the way they hold their chopsticks. This application is targeted mainly at children in the lower grades of elementary school who are learning how to hold chopsticks. The goal is to provide a fun environment for learning how to hold chopsticks. The app provides users with visual feedback on their chopstick handling and is used for regular practice and to check the level of mastery before and after use of the corrective chopsticks. The usefulness of the app was tested by having children use it at an event.

The following describes the method used to analyze the way chopsticks are held. As a data set, 10-second videos of 165 elementary school students manipulating chopsticks were filmed and collected with the cooperation of Associate Professor Choji of Niigata University of Rehabilitation. The videos were shot in a room with ceiling lighting, against a white cloth background, and the hand holding the chopsticks was filmed from the palm side. The background of the hand being filmed was white to facilitate detection of the chopsticks and fingers. The actual videos used to create and test the classification model were those of 163 students, with few missing landmarks.

Chopstick position detection and hand posture estimation were used to analyze chopstick manipulation. The chopstick position is determined by object detection using YOLOv8-obb. YOLOv8-obb is a tilt-aware object detection model. The straight line connecting the centers of the short sides of the tilt-aware bounding box is used as the chopstick position. The upper and lower chopsticks are detected separately. To create the object detection model, multiple videos of chopstick manipulation captured by a webcam were used. Frames were selected from the videos so that both open and closed states of the chopsticks were included as unbiasedly as possible, and annotation data was created. In the pre-processing, the

image data was augmented by resizing to 640 x 640, rotating, enlarging, grayscale, and brightness correction.

Additionally, MediaPipe is used for hand posture estimation. MediaPipe is capable of acquiring a total of 21 landmarks, one for the wrist and four for each finger. In this study, the number of hand detections was set to one in order to focus only on the hand holding the chopsticks, which is the target of detection. In addition, if the hand is shot from the side, it may be difficult to detect the fingers. Therefore, by taking a picture slightly from the palm side, the fingers are easier to detect. The coordinates of the landmarks of the fingers resulting from this process are used.

The vertical distances between the index, middle, ring, and little fingers and the top and bottom of the chopsticks are used. These vertical distances were time-series analyzed to extract features for classification. `catch22`, a feature collection, was used for time series analysis. 22 features were extracted with `catch22`. `catch22` is an easy-to-handle time series feature collection because it extracts a huge number of time series features into 22 features. In this study, eight features were selected from the 22 features and used. This is the combination that provides the highest decision accuracy.

Chopstick manipulation is classified into four classes depending on which finger is used to manipulate the upper and lower chopsticks. These four classes are based on the classification table proposed by Yokubo et al. They were classified into Four Finger (four-finger operation), Three Finger (three-finger operation), Palm (grasping), and others chopstick holding styles not included in this table. The data for the 163 participants consisted of 64 Four Finger, 48 Three Finger, 20 Palm, and 31 others. These data were slightly scaled and transformed to expand each class to 100 samples. Note that the coordinates for left-handers were flipped left to right so that the orientation was aligned with that of right-handers.

Data from 100 samples of each class, 400 samples in total, were divided 7 to 3 between training and validation to obtain judgment accuracy. As a result, a high judgment accuracy of 94 percent was obtained. Successful judgments included those with large movements, such as those in which only the upper chopsticks moved. On the other hand, those that failed were those with small movements and those in which both the upper and lower chopsticks moved. Using this chopstick holding classification model, we developed an application to visualize how users hold their chopsticks.

We named this app “Kuchibashi App”. The name comes from the fact that the action of opening and closing chopsticks resembles the opening and closing of a bird’s beak (Kuchibashi). There are two concepts behind this app. One is that anyone can use it easily. We will provide it as a web application so that it can be

used from a smartphone. Second, the app should be fun to use without getting bored. The app incorporates a game style. It classifies the way chopsticks are held and feeds back the results to the user. The application uses the Flask framework, nginx as the web server, and uWSGI as the application server.

The application requires the user to manipulate chopsticks for 20 seconds. From the video of the chopstick operation, the position of the chopsticks and the posture of the fingers are determined using image recognition technology, and based on this information, the chopstick operation is analyzed and feedback is provided. This allows users to objectively understand their own chopstick manipulation and practice effective chopstick manipulation.

The game is played within a 20-second time limit, opening and closing the chopsticks in time for insects and acorns to roll from the tree on the screen toward the red circle. Chopsticks are opened when an insect rolls down and closed when an acorn rolls down. The timing of the operation is similar to grabbing an acorn with chopsticks. An animation of the ideal operation is displayed in the upper right corner of the screen. The player can enjoy operating the chopsticks in time with the tempo of the music.

Chopstick handling during the game is evaluated on a 100-point scale. Points are calculated based on the number of acorns obtained, the number of insects avoided, and the way the chopsticks are held. When the scores are displayed, the results of the classification of the way of holding the chopsticks and the corresponding comments are shown. The user can check his/her current chopstick holding style and the points needed to approach the traditional way of holding chopsticks. In this study, the traditional way of holding chopsticks is considered the correct way to hold chopsticks.

In order to evaluate the usefulness of this application, a questionnaire survey was conducted on 14 participants from elementary to junior high school students. As a result, it was confirmed that this application provided fun in the sense of a game and was found to be effective to a certain extent in improving motivation to practice chopsticks. However, because it is a game, the user cannot concentrate on correcting how to hold chopsticks.

Currently, videos of first year elementary school students manipulating chopsticks are being used as training data for the classification model. Therefore, as a future issue, hand size may affect the accuracy of classification. In the development of the model, we plan to expand the data size and improve the feature extraction method to be independent of hand size. In addition, more detailed information on how users should modify the way they hold their chopsticks needs to be improved.

目次

第1章	はじめに	1
1.1	研究背景	1
1.2	課題	2
1.3	研究目的	3
1.4	論文の構成	3
第2章	箸の持ち方	4
2.1	伝統的な箸の持ち方	4
2.2	伝統的な箸の持ち方の機能性	5
第3章	関連研究	6
3.1	手の姿勢推定手法	6
3.1.1	センサーを用いた手の姿勢推定手法	6
3.1.2	画像認識技術を用いた手の姿勢推定手法	6
3.2	箸の使い方の習得支援	7
3.2.1	補助具や動画を用いた箸の使い方の習得支援	7
3.2.2	画像認識技術を用いた箸操作習得支援	8
3.2.3	インタラクティブなトレーニング箸	8
3.3	本研究の位置づけ	8
第4章	箸の持ち方の分類法	10
4.1	提案手法の全体像	10
4.2	分類モデル構築のための事前準備	12
4.2.1	データセット	12
4.3	箸と手指の検出	13
4.3.1	箸位置の特定	13
4.3.2	手指の姿勢推定	16
4.4	分類モデルの構築と評価	18
4.5	時系列分析	18
4.5.1	目的変数とラベル	21
4.5.2	分類精度の検証	22
4.5.3	実験1	25

4.5.4	実験 2	25
4.5.5	実験 3	26
4.5.6	実験 4	27
4.5.7	実験 5	27
4.5.8	考察	29
第 5 章	箸の持ち方分類アプリ	31
5.1	コンセプト	31
5.2	構成	32
5.2.1	機能	33
5.2.2	アプリの使い方	35
5.2.3	ゲームのルール	36
5.2.4	得点の算出と結果表示	37
第 6 章	実験・評価	40
6.1	実験	40
6.2	評価	40
6.3	考察	41
第 7 章	結論	43

目 次

2.1 箸の正しい持ち方 (出典 [8] p.172)	4
4.1 持ち方の分類 (出典 [25])	12
4.2 アノテーション対象の画像の例	14
4.3 アノテーションした画像の例	14
4.4 箸操作動画に用いた箸	15
4.5 箸部分のバウンディングボックス	16
4.6 MediaPipe のランドマーク座標 (出典 [24])	17
4.7 真横から撮影した箸を持つ手 (左) と検出した骨格 (右)	17
4.8 上下の箸位置と手指のランドマーク座標	18
4.9 Four Finger の実例	21
4.10 Three Finger の実例	21
4.11 Palm の実例	22
4.12 その他の持ち方の実例	22
4.13 上箸と各指の垂直距離	24
4.14 下箸と各指の垂直距離	24
4.15 Four Finger の動画が Four Finger と正しく判定される例	29
4.16 その他の持ち方の動画が Four Finger に誤判定される例	29
5.1 「くちばし App」 のロゴ	31
5.2 アプリの構成	32
5.3 アプリの構成	34
5.4 ゲーム画面の構成	35
5.5 アプリ上での手の検出の確認	36
5.6 ゲーム画面	37
5.7 結果画面	38
6.1 アンケート結果	41

表 目 次

4.1	提案手法の全体像	11
4.2	持ち方を分類した表の抜粋	13
4.3	箸検出モデルの検出精度	16
4.4	テストデータの分類結果	25
4.5	分類精度	25
4.6	テストデータの分類結果	25
4.7	分類精度	26
4.8	テストデータの分類結果	26
4.9	分類精度	26
4.10	テストデータの分類結果	27
4.11	分類精度	27
4.12	テストデータの分類結果	28
4.13	分類精度	28
6.1	アンケート項目	40

第1章 はじめに

本章では、日本における箸の持ち方が文化的な側面や食育の観点からどの程度重要視されているか、また、伝統的な持ち方習得に向けての取り組みについても触れ、その実態について述べる。そして、伝統的な持ち方習得をする際の課題を議論し、それに対する解決策を提案する。

1.1 研究背景

日本の学校教育において、箸の持ち方の指導は広く行われている。これは食事をするためのスキルを教えるだけでなく、食事の礼儀作法を身につけるための一環として位置づけられている。正しい箸の持ち方を学ぶことは、食事のマナーを学び、伝統的な食文化や作法を受け継ぐことにつながる。

第4次食育推進基本計画[1]によると、ユネスコの無形文化遺産に登録された「和食：日本人の伝統的な食文化」を継承することが重要とされている。そのための目標には、「伝統食材をはじめとした地域の食材を生かした郷土料理や伝統料理、地域や家庭で受け継がれてきた料理や味、箸使い等の食べ方・作法を受け継ぎ、地域や次世代へ伝えていく国民を増やす」ことが掲げられている。食育推進基本計画のひとつとして挙げられているように、正しい箸の持ち方は、食育の一環として位置づけられる。子どもたちが適切な箸の持ち方を身に着けることは、文化的な価値観や食育の観点から大切とされている。

農林水産省が2023年3月に公表した、食育に関する意識調査報告書[2]によると、食文化を受け継ぐことの意義について、「郷土料理や伝統料理など、地域や家庭で受け継がれてきた料理や味、箸づかいなどの食べ方・作法を受け継ぐことは大切だと思うか」という問いに対して、箸づかいを含む食文化を受け継ぐことが大切だと思うと回答した人は86.4%（「とてもそう思う」が33.8%、「そう思う」が52.6%）と多い。

また、井間らが行った、箸の持ち方及び家庭での教え方等に関する実態調査[3]によると、調査した小学1年生85名の保護者のうち、児童が正しい箸の持ち方をしていると回答した人は45.9%だった。しかし、井間らが目視で持ち方を確認すると、実際に正しい持ち方をしている人は30.1%で、保護者の判断と大きな差があった。

赤崎らは、長崎大学教育学部付属幼稚園142名（年少クラス24名、年中クラス

54名、年長クラス64名)と、長崎大学教育学部附属小学校213名(1年生97名、2年生116名)の保護者を対象に、箸の持ち方に対する保護者の意識に関するアンケート調査を行った[4]。これによると、子どもの箸の持ち方に関する意識について、約半数の保護者(幼稚園54.4%、小学校52.4%)が、子どもの箸の持ち方が「いつも」または「時々」気になると回答した。子どもの箸の持ち方の指導については、「箸の持ち方について指導しているか」に対しても、約半数の保護者(幼稚園46.4%、小学校48.91%)が、「たまに」「ほとんど」しないと回答した。半数近くの保護者が子どもに対して箸の持ち方を指導していないことが分かる。そして、保護者自身の箸の持ち方について、伝統的な持ち方をしている保護者は、幼稚園では45.2%、小学校では48.1%であった。すなわち、半数以上の保護者が伝統的な箸の持ち方をしていないことになる。

伝統的な箸の持ち方は機能面で利点がある。伝統的な持ち方で箸を操作することで、高い作業パフォーマンスが得られることが明らかとなっている[5]。箸操作の練習をすることは、脳の活性化につながることも注目されている。Imazuらによると、箸の使用は脳内で明確な処理経路を持ち、実行中に右小脳の外側部分が活性化した[6]。実際に箸を使用することで、脳の活動に長期的な影響を与えることが示されている。

さらに、上原らは、幼児から80歳代までの197名を対象に、箸を使用した大豆運びの実験を行った[7]。その結果、幼児から中学生までの86名のうち、伝統的な箸の持ち方をしている人は34.9%であった。これは、手先が発達段階にある幼児から中学生には、つかみ型や交差型が見られ、正しい持ち方をしている人は少ないと述べられている。幼児期から中学生にかけて箸の持ち方が上達していくことは、豆運びの数の変化から推測できるとされている。

このことから、手先の器用さの発達段階である、幼児期、学童期における、箸操作の練習をすることには、脳の発達を促す点で利点があると考えられる。

1.2 課題

前節の井間らの調査結果から、箸の持ち方が大切だと思っている人が多い一方で、正しい箸の持ち方をしている児童は3分の1程度であり、その基準自体も一般的には明確でない状況であると言える。

また、保護者自身が伝統的な箸の持ち方を十分に理解していない場合があり、箸の持ち方を教える体制が十分には整備されていないのではないかと考える。箸の持ち方を教えるための理解や手助けが不足していることが課題である。したがって、保護者と子供たちが伝統的な持ち方を簡単に学び、家庭での指導を効果的にするためのツールの導入が求められる。

1.3 研究目的

本研究の目的は、箸の持ち方のガイドラインが一般的には明確でない現状に対処するために、ユーザが自身の箸の持ち方を客観的な指標を用いて確認できる環境を提供することである。これにより、ユーザは伝統的な持ち方を習得するための指針を得ることができ、効率的に箸操作の練習に取り組みやすくなると考える。また、箸の持ち方に対する明確な指標があることで、箸の持ち方について一貫性のある指導が可能になると考える。

一貫性のある指標の算出手法として、箸と手指の両方の座標値から、それらの位置関係を分析することで、持ち方を分類する。これにより、これまで感覚的に行われることが多かった箸の持ち方の判断を、数値に基づいて行うことができる。

さらに、この定量的な分析手法を用いて、子ども向けの箸操作の練習のためのアプリを開発した。このアプリは日常生活の中で自身の箸の持ち方を確認できるようにwebアプリとして作成している。これはゲーミフィケーションを取り入れており、子どもたちが自発的に箸操作の習得に向けての意欲を引き出し、楽しく継続的に箸操作の練習に取り組みやすい環境を提供する。ゲームの内容はリズムに合わせて箸を開閉するものである。開閉の操作で獲得したどんぐりの数や、箸の持ち方が点数に反映される。ゲームの最後に全ユーザ内のランキングを表示することで、競争心を引き出し、やる気を高める仕掛けを考案した。

1.4 論文の構成

本稿の構成は以下になる。第1章では、研究背景、箸の持ち方習得に取り組むにあたっての課題、研究目的を述べた。第2章では、正しい箸の持ち方とされる伝統的な持ち方を説明する。そして、第3章では、手の姿勢推定や箸の使い方の習得支援に関する関連研究を述べ、本研究の位置づけを明らかにする。第4章では、持ち方分析のための提案手法を述べる。第5章では、その分析手法を活用したアプリについて説明する。第6章にてアプリの評価実験とその結果について述べる。第7章にてまとめと今後の展望について議論する。

第2章 箸の持ち方

本章では、箸の正しい持ち方とされる伝統的な持ち方を説明し、その機能性について述べる。

2.1 伝統的な箸の持ち方

本研究での伝統的な箸の持ち方は、御茶の水書房の「箸の文化史」[8]に掲載されている箸の正しい持ち方を基準とする。

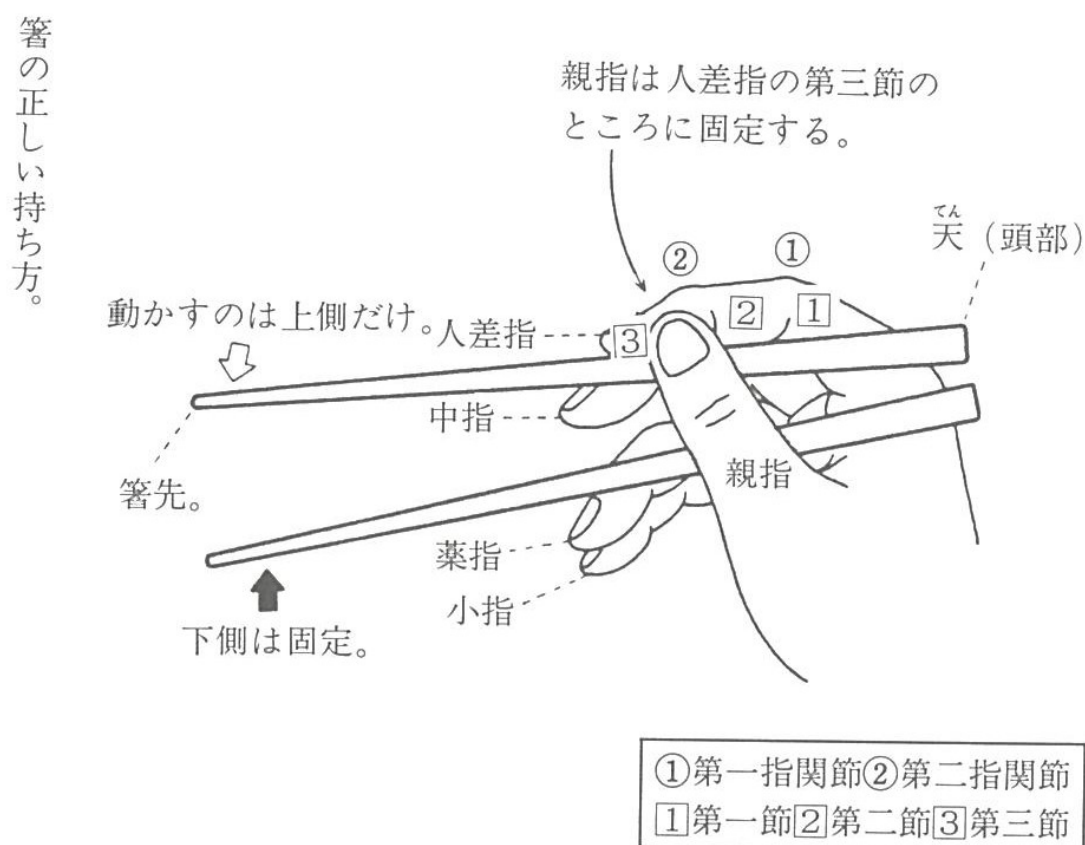


図 2.1: 箸の正しい持ち方 (出典 [8] p.172)

右手で伝統的な持ち方をした際の、二本の箸とそれぞれの指の位置関係は図 2.1 のようになる。下側の箸は、薬指の爪の横に当て、親指と人差し指の股に挟み込み固定する。上側の箸は、中指の爪の横に当て、親指と人差し指で軽く挟み込む。箸を操作する際は、親指を支点として、上箸を上下に動かす。持つ場所は箸先から 3 分の 2 程度の場所が適切である。箸の操作中、下箸は動かないように支え、上箸のみを動かすことで箸先の開閉を行う。つまむ際は箸先が揃うようにすることが重要である。

2.2 伝統的な箸の持ち方の機能性

伝統的な箸の持ち方は機能面で、以下の研究事例に示すような利点がある。

Shimomura らは、伝統的な箸操作様式が、非利き手の箸操作時にどのような影響を与えるか調査した [5]。親指の先端を支点として上箸が独立に動く、伝統的な持ち方（ピンチングモード）と、固定の支点を持たず、両方の箸の動きが完全には独立していないシザーズモードの 2 種類の持ち方で課題を行い、日本人の大学生を対象に実験を行い検証した。課題は、つまむ動作、正確な把持、力を入れた把持をトレーニングできる 5 つのタスクで、トレーニングは 5 日間にわたって行われた。運動学習の計測には筋電図検査を用い、指の筋活動を測定した。シザーズモードに比べ、ピンチングモード（伝統的な持ち方）は、高い作業パフォーマンスが見られた。また、ピンチングモードについては、筋活動の増加が見られ、運動学習に効果的であることが示された。伝統的な正しい箸の持ち方をすることで、効率良く機能的に箸を使うことができることが明らかになった。

親指の先端を支点として上箸が独立に動くペンチモードと、固定の支点を持たず、両方の箸の動きが完全には独立していないシザーズモードの 2 種類の持ち方で課題を行い、検証した。その結果、伝統的な箸の持ち方にあたるペンチモードで操作することで、高い作業パフォーマンスが得られた。また、筋電図検査により、ペンチモードでは、手の短小指屈筋の活動量が有意に増加し、浅指屈筋の増加と伸筋の減少の傾向が見られた。このことから、伝統的な持ち方が、機能面に加えて運動制御の学習という点においても有利であると言える。

第3章 関連研究

本章では、本研究の関連研究を紹介する．まず，3.1 節でセンサーや画像認識技術を用いて，手の姿勢推定をする手法を紹介する．次に，3.2 節では箸の使い方の習得支援のためのツールや，箸操作を計測する手法を紹介する．そして，3.3 節では，本研究の位置づけを明らかにする．

3.1 手の姿勢推定手法

3.1.1 センサーを用いた手の姿勢推定手法

センサーを用いて手の姿勢推定をする手法が提案されている．

Yang らは，手指の姿勢を推定するために，磁力計が取り付けられた IMU である 3 つの IMMU(Inertial and Magnetic Measurement Unit：慣性磁気測定ユニット)と磁石を備えた小型センサーの構成を提案した [9]．この手法は，手全体を 1 つの物体として手に対する指の相対方向を使用して指先の位置を推定する．手に対する人差し指の指先の位置の推定誤差は 8.0～9.8 mm，向きの推定誤差は 5.7° ～ 11.2° であった．また，人差し指の屈曲とつまみ動作では，手に対する人差し指先端の位置の推定誤差は 16.2～25.2 mm，位置の推定誤差は 20.6° ～ 21.7 であった．IMMU と磁石を組み合わせた手法で，手指の姿勢を高精度で推定できる．

3 次元ハンドトラッキング用のセンサーである，Leap Motion が手の 3 次元座標の取得によく用いられる．Bixiao らは，Leap Motion センサーで取得した，座標，長さ，角度の特徴を組み合わせ，動的なジェスチャーを予測した [10]．これは 99.31 %の精度を達成し，リアルタイムでの処理ができることが示されている．

Salih らは，適応型マルチセンサー融合手法により，2 つの Leap Motion による手の姿勢推定を行った [11]．提案手法では，単一のセンサーで手を検出できない場合でも，リアルタイムで安定した手の姿勢推定を継続できることが示されている．複数のセンサーを用いることで，安定した手の姿勢推定が可能になる．

3.1.2 画像認識技術を用いた手の姿勢推定手法

手のジェスチャー認識をするいくつかの手法が提案されている．

Mujahid らは、YOLOv3 および DarkNet-53 を基にした軽量なモデルを提案した [12]。YOLO のアノテーションを用いて、データにラベルをつけ、DarkNet-53 のモデルでトレーニングする。カメラで撮影された画像や動画に対応し、リアルタイム処理が可能である。指で 1 から 5 までを示すジェスチャーの分類で、98 % の高い精度が得られた。

Zimmermann らは、RGB 画像から手の 3 次元での姿勢推定をするための FreiHAND データセットを紹介している [13]。複数の視点からみた画像を取得することで、データのあいまいさを軽減し、手の姿勢と形状のアノテーションをする。これは、形状推定の教師あり学習に利用できる。

また、Köpüklü らは、動画からリアルタイムで手のジェスチャーを認識するためのアーキテクチャを作成した [14]。ルーベンシュタイン距離を評価指標とし、誤分類、複数検出、検出漏れを同時に測定可能である。ResNeXt-10 のアーキテクチャを利用し、分類器を Jester データセットで事前トレーニングした。EgoGesture と nvGesture のデータセットを用いて、提案されたアーキテクチャを評価すると、94.04 % の精度が得られ、このアーキテクチャによってジェスチャーを高精度に速く検出できることが明らかとなった。

しかし、これらの手法では、センサーを用意する必要があり、一般的な家庭で使うことは難しい。

3.2 箸の使い方の習得支援

3.2.1 補助具や動画を用いた箸の使い方の習得支援

箸の持ち方を矯正するための矯正箸が多数存在する。箸に取り付けられたリングに指を入れて、正しい位置に指を置き、箸を操作できるもの [15] や、2 本の箸が平衡状態になるように連結補助具がつけられており、箸先が合うようになっているもの [16] がある。また、キャラクターとともに、上の箸の持ち方、下の箸の持ち方を練習できるもの [17] がある。子ども向け番組 [18] もあり、動画を視聴することで正しい箸の持ち方を習得してもらおうという取り組みが多数ある。しかし、動画の視聴のみでは面倒に感じる場合があり、能動的な箸操作の学習と習得は困難であると考えた。

矯正箸を用いた反復練習には、一定の効果があり [19]、動作や指に対する負荷が一般の箸とは異なり、指に対する負荷が少ない [20]。しかし、補助用具に頼り使い方を子どもにまかせてしまうことで、一般の箸を使いにくくなる可能性が指摘されている [3]。そのため、一般の箸の操作時における持ち方を評価することは有用であると考えた。

3.2.2 画像認識技術を用いた箸操作習得支援

正しい箸の使い方の習得支援を目的としたいくつかの研究が行われている。

原らは、OpenPose を用いて手の骨格情報を推定し、正しい箸の持ち方と比較した際に異なる部分をユーザにフィードバックすることで、手の動作を把握し、学習できるシステムを作成した [21]。手の姿勢推定には、各関節角におけるコサイン値を利用した。手のイラストに矩形を重畳する表示により、正しい箸の持ち方との差を確認し、学習することで、箸操作のパフォーマンスが向上した。

Namiki らは、箸の把持姿勢を評価し、その評価を AR 技術を用いて表示することでユーザにフィードバックをするシステムを作成した [22]。箸の位置と方向をモーションセンサから取得し、Web カメラの映像をもとに TensorFlow.js、MediaPipe、Handpose を組み合わせて手指の位置と姿勢を取得する。正しい箸の持ち方と比較し、正解と異なる部分を可視化しフィードバックを行うことで、正解の持ち方との差を認識でき、箸の持ち方のトレーニングに役に立つことが示された。

3.2.3 インタラクティブなトレーニング箸

子どもたちの箸操作スキルの習得を目的とした、インタラクティブなトレーニング箸が開発されている。Chia らは、センサーと電極付きの箸をコントローラーとした 2 つのゲームを設計した [23]。このゲームは、インタラクティブなトレーニング箸で行った動作が、画面上に反映され情報提示される。

これは、ゲームを通して箸操作に親しみを持つことに役立つが、持ち方の定量的な評価はされておらず、伝統的な箸の持ち方習得には適していない。

3.3 本研究の位置づけ

本研究では、ユーザが普段使用している通常箸を操作する動画を入力として、その箸の持ち方が伝統的な持ち方かどうかを判定するアプリケーション (以降、アプリ) の開発を行った。このアプリは、PC やタブレット、スマートフォンなどの一般的なデバイスで動作する。

手の姿勢推定のための、オープンソースの軽量な事前学習済みモデルである MediaPipe [24] を用いて手の姿勢推定をし、YOLOv8 を用いて箸を検出する。これらを組み合わせることで、定量的な分析により箸の持ち方を分類する。ユーザの持ち方を正確に測定し、視覚的なフィードバックをする。

これまで、伝統的な箸の持ち方の指標は一般的には明確でなかった。しかし、提案手法にて定量的な分析を行い、その基準を明確にした。特別なセンサや専用の箸を使わなくても、スマートフォンなどで手軽に利用できる点が特徴である。このアプリを使用することで、誰でも気軽に箸操作の練習に取り組み、箸操作習得に対するモチベーション向上が期待できる。

また、アプリの活用法のひとつとして、箸操作練習時に、定期的に本アプリを使用し、現在の持ち方を確認し、箸操作の練習に役立てられることも考えられる。

第4章 箸の持ち方の分類法

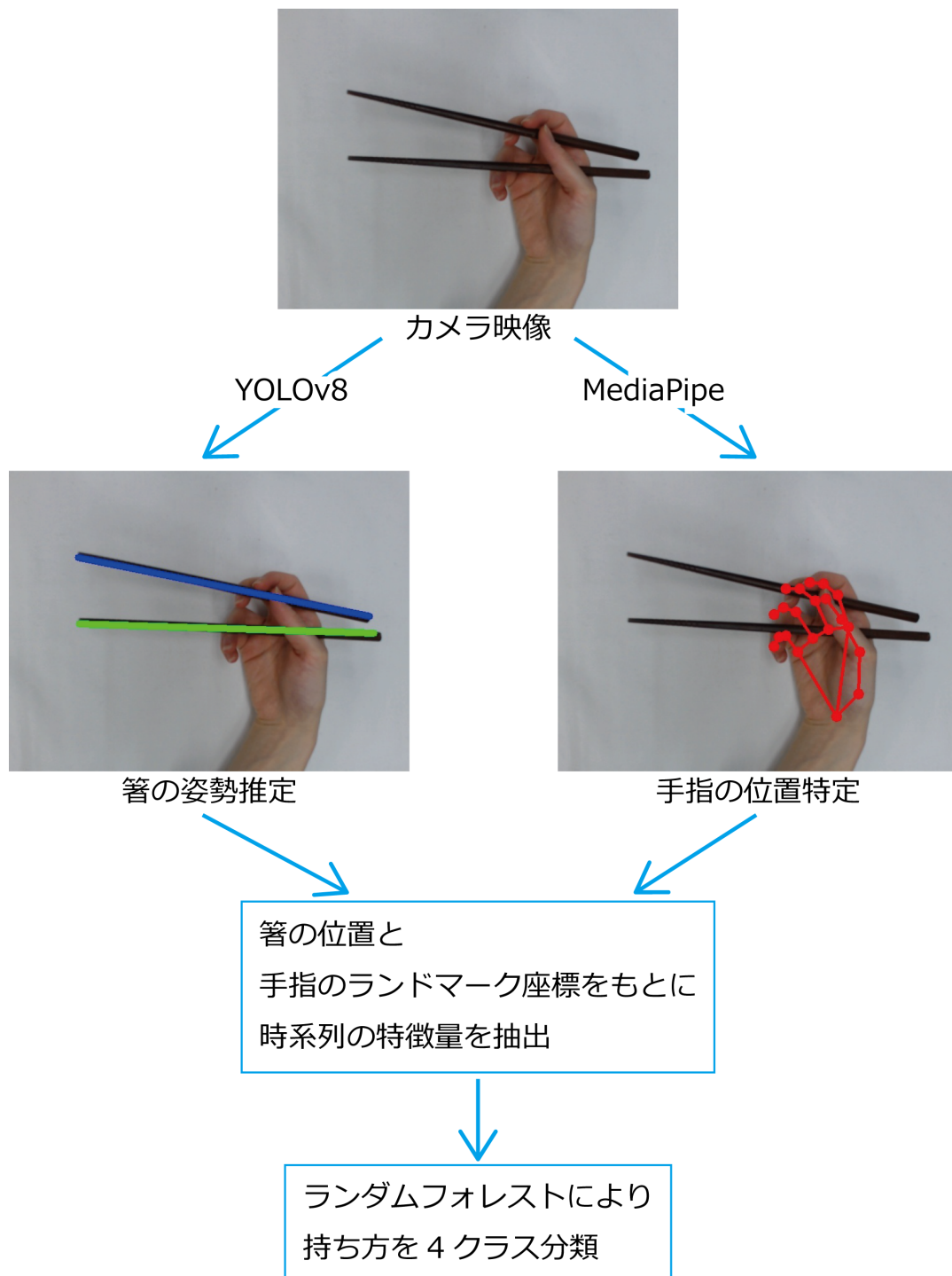
本章では，箸の持ち方を分類するための提案手法を説明する．提案手法では，YOLOv8を用いて箸の位置を特定し，MediaPipeを用いて手指の姿勢を推定し，これらをもとに持ち方を分類するモデルを構築した．また，特徴量の選定や分類精度について検討する．

4.1 提案手法の全体像

提案手法の全体像を図 4.1 示す．

箸の持ち方分類のために，カメラからの映像を解析し，分類モデルを構築する．まず，箸位置を特定する．箸位置の特定のために YOLOv8 を用いて箸を検出するモデルを作成した．次に，手指の姿勢を推定する．MediaPipe を用いて手指のランドマーク座標を取得した．箸の位置座標と手指のランドマーク座標の両方を用いて，箸の持ち方を分類する．

表 4.1: 提案手法の全体像



4.2 分類モデル構築のための事前準備

4.2.1 データセット

分類モデルの構築に使用するデータセットは、共同研究者である新潟リハビリテーション大学・丁子准教授の監修のもと、新潟県村上市在住の小学校1年生165名に協力してもらい収集した箸操作動画を用いる。

箸操作動画の撮影環境は、通常照明の室内で行い、机に白布を敷いて背景は手と箸との色の差をつけ検出しやすいようにし、やや手のひら側から撮影する。収集した全165件のデータのうち、連続した手の検出が数フレーム未満など、取得できるランドマークのデータが少ない動画を除いた163名分のデータを用いて分析を行う。動画は普段通りの持ち方で箸を開閉する映像が記録された10秒程度の動画で、箸の開閉は1秒に2回を目安に行っている。

本研究では、型は yokubo らにより提案された9タイプ(図4.1)に則り、親指、人差し指、中指、薬指(環指)、小指の順にIからVの番号を割り当てて、上箸と下箸をそれぞれどの指を使って操作しているかに基づいて分類する。

2名の独立した専門家(作業療法士)による目視の一致度から(Fleiss'kappa=0.966), 163名のうち、Four Finger64名、Three Finger48名、Palm20名、それ以外の持ち方31名が含まれる。持ち方を分類した結果の表の一部を表4.2に示す。

伝統的な箸の持ち方にあたるのはFour Fingerの列で、上箸をI, II, IIIで、下箸をIとIVで操作する持ち方である。完璧またはそれにきわめて類似する持ち方の行は黄色に、操作中に親指が曲がるなど不十分な点があるが、9タイプに分類した際に伝統的な持ち方に分類される持ち方の行はオレンジ色に塗りつぶしている。

表4.2と持ち方を分類した表(図4.1)の対応は、Way of holdingが型、9タイプの持ち方の分類がtypeである。どの分類にもあてはまらない場合は、99が記入されている。また、memoとして、その動画に記録された持ち方の特徴や、不十分である箇所の説明などが記載されている。

Way of holding	Four Finger		Three Finger				Palm		
Upper Chopsticks	I, II, III		I, II, III	I, II			I, III, IV	I, II, III, IV	I, II, III, IV, V
Bottom Chopsticks	I, IV		I	I, III			I		
Close									
Open Finger Extension									
Open Finger Flexion									

図 4.1: 持ち方の分類 (出典 [25])

表 4.2: 持ち方を分類した表の抜粋

ID	学校 種別	箸の持ち方				
		型	type	Upper	Bottom	memo
0	1-1	99	99	1,2	1,3,4	
1	1-2	palm	7	1,3,4	1	
2	1-3	four	1	1,2,3	1,4	動きが小さい, 中指と環指の分離が不十分
3	1-4	four	1	1,2,3	1,4	上箸: 親指が曲がって動いてしまう
4	1-5	three	3	1,2,3	1	上箸・下箸ともに動いている
5	1-6	99	99	1	1,2	中指の位置がみえない
6	1-7	three	4	1,2	1,3	
7	1-8	three	3	1,2,3	1	両箸が同じ方向を向いている
8	1-9	four	1	1,2,3	1,4	箸を閉じる際, 中指が下箸に触れてしまっている
9	1-10	four	1	1,2,3	1,4	薬指がずれて固定, 中指と環指の分離が不十分
10	1-11	99	99	1,2,3	1,3,4	
11	1-12	three	3	1,2,3	1	上箸だけが動いている
12	1-13	three	3	1,2,3	1	上箸だけが動いている
13	1-14	four	1	1,2,3	1,4	箸を閉じる際に手首が曲がってしまうが許容範囲
14	1-15	99	99	1,2	1,4	
15	1-16	palm	8	1,2,3,4	1	
16	1-17	three	3	1,2,3	1	上箸だけが動いている
17	1-18	99	99	1,2	1,3,4	
18	1-19	99	99	1,3	1,4,5	
19	1-20	three	4	1,2	1,3	
20	1-21	four	1	1,2,3	1,4	箸を短く持ち過ぎているが許容範囲
21	1-22	four	1	1,2,3	1,4	完璧

4.3 箸と手指の検出

4.3.1 箸位置の特定

箸の検出には, リアルタイムでオブジェクト検出が可能な YOLOv8(You Only Look Once) のフレームワークを用いる. 本研究では, YOLOv8 Oriented Bounding Boxes(OBB)[26] を用いたモデルを作成し利用する.

学習用データセット作成にあたり, Web カメラで撮影した複数の箸操作動画から抽出したフレームで, アノテーションデータを作成した. 30fps のカメラで撮影した複数の動画から, 654 フレーム(約 22 秒)を抽出した. 1つ1つの箸を個別に検出できるように, 箸毎にアノテーションした. YOLO 形式で学習可能なアノテーションデータの作成には, AI 開発プラットフォームである roboflow[27] を用いる.

アノテーション対象の画像の例を図 4.2 に、箸部分をアノテーションした画像の例を図 4.3 に示す.

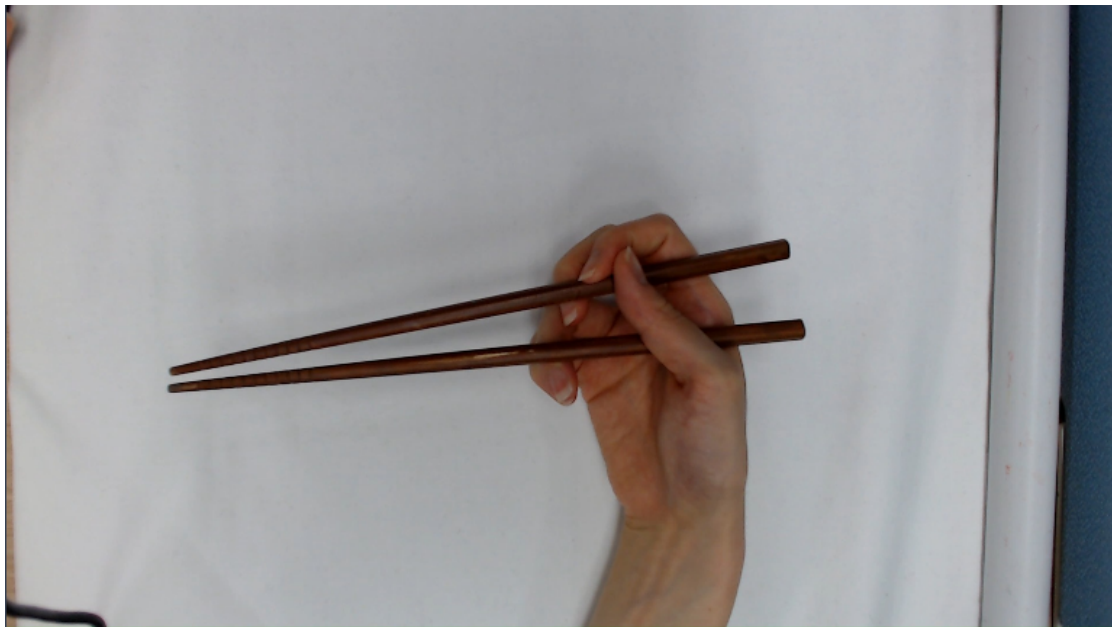


図 4.2: アノテーション対象の画像の例

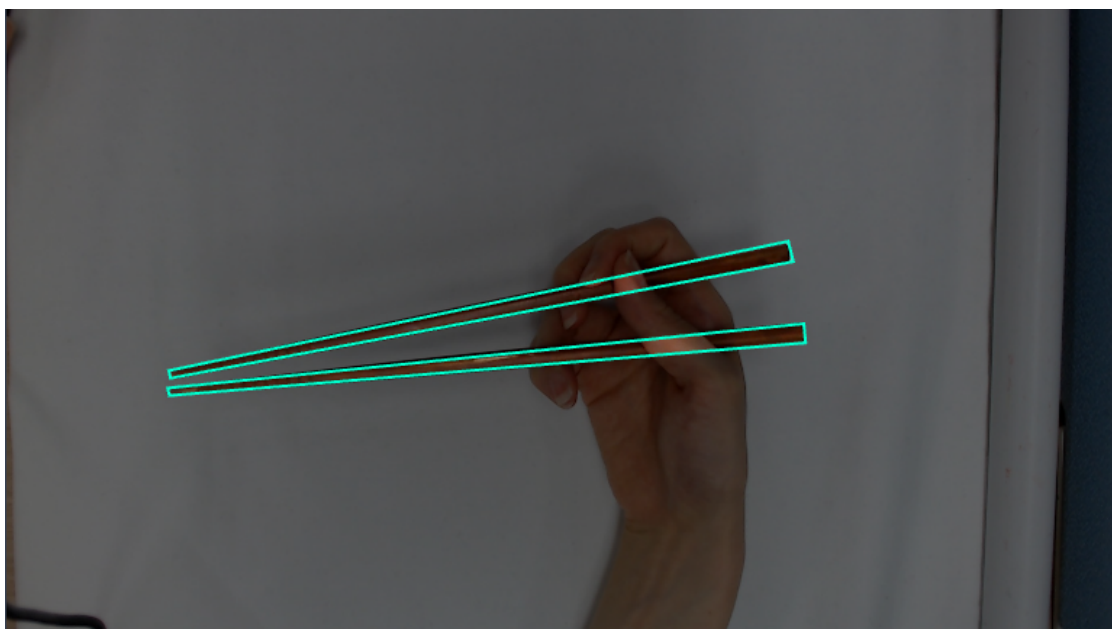


図 4.3: アノテーションした画像の例

アノテーションを施した箇所は、緑色の枠で囲まれている。上下の箸に対して、

それぞれの位置を目視で確認し、マウスでコーナーの4点の座標を指定して箸のエリアを設定している。

撮影した箸操作動画に用いた箸は、クリーム色からこげ茶色までの、明度の異なる5種類である(図4.4)。



図 4.4: 箸操作動画に用いた箸

明度の差のある5種類の箸を操作する動画をデータセットに使用することで、対応できる箸の種類を増やしている。抽出するフレームは、被写体(2本の箸)のブレが少ないもので、箸の開いているとき、閉じているとき、のフレーム数ができるだけ均等になるように選定した。前処理として、YOLOv8のモデルは 640×640 の画像を対象とするため、 640×640 ピクセルに画像をリサイズした。その画像に、回転、拡大、グレースケール化、輝度の変更等を加え、データ数を1572サンプルに拡張した。トレーニングデータ1377サンプル、バリデーションデータ129サンプル、テストデータ66サンプルに分割し、学習を行う。

続いて、箸の位置を特定するために、図4.5に示すように、回転を考慮した箸部分のバウンディングボックスを求める。矩形の短辺の中心を結んだ直線を箸部分とする。手の向きに対して、それぞれの箸の重心が、上側にある箸を上箸、下側にある箸を下箸として扱う。箸の位置を特定する際に、データセットに使用した箸操作動画とのカメラ位置の差異により、箸の両端までの箸全体をバウンディングボックスで完全に囲むことができない場合がある。しかし、バウンディングボックスのコーナーの4点の座標そのものではなく、短辺の中心を結んだ直線を箸の位置として使用するため、分類精度に影響しないと考える。

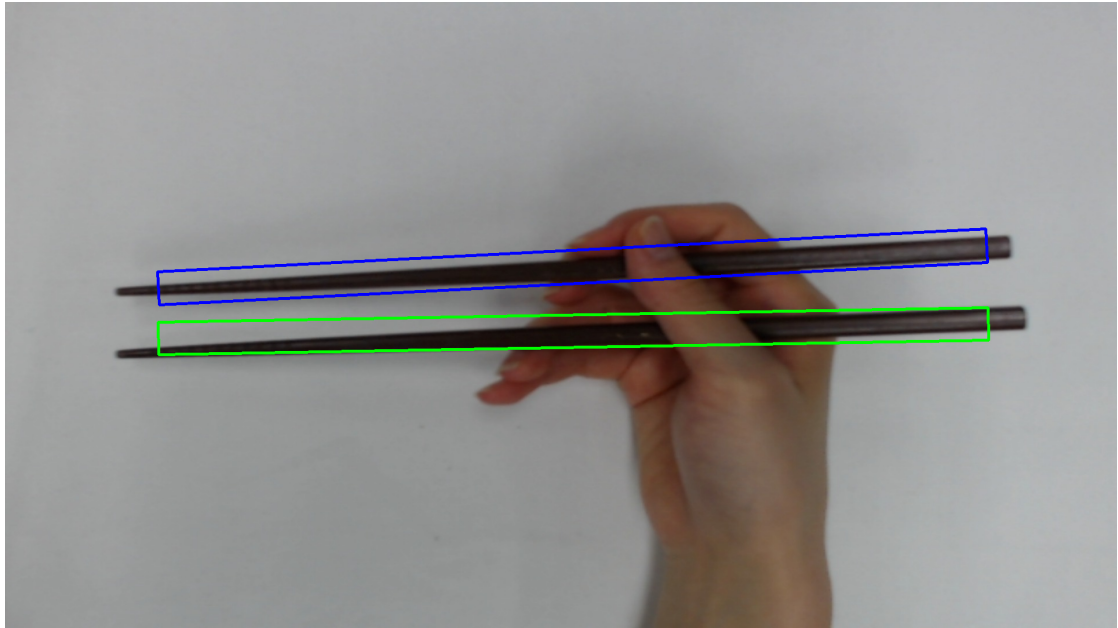


図 4.5: 箸部分のバウンディングボックス

テストデータにより検証した検出精度を、表 4.3 に示す．検出精度の評価には、IoU(Intersection over Union) を用いる．IoU は、予測バウンディングボックスと正解バウンディングボックスの重なり割合である．IoU は 0 から 1 の範囲の値をとり、値が大きいほど精度が高いことを示す．

作成した箸検出モデルは、IoU が 0.5 の場合は確実に検出でき、0.75 の場合であっても、8 割以上の正解率を達成している．

表 4.3: 箸検出モデルの検出精度

	IoU=0.5	IoU=0.75
正解率	1.0	0.8182
再現率	1.0	0.8182
適合率	1.0	1.0
F 値	1.0	0.90

タグ付けは、箸クラスのみで、上下の箸で分けていない．カメラで撮影した際に、手の姿勢に対して上側の箸を上箸、下側の箸を下箸として扱う．

4.3.2 手指の姿勢推定

手の姿勢推定には、Google 社により提供されている MediaPipe[24] の手の姿勢推定モデルを利用する．MediaPipe では、図 4.6 に示す位置の、手首と各指 4 点ず

つの合計 21 点のランドマークが取得できる。

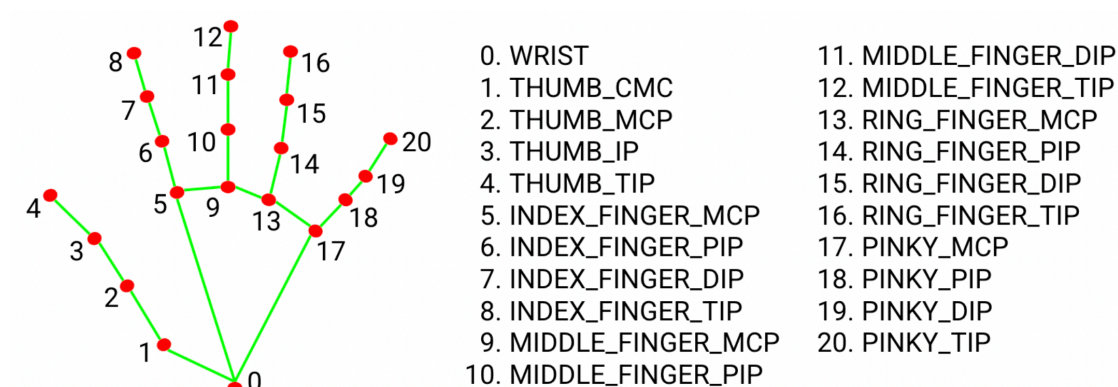


図 4.6: MediaPipe のランドマーク座標 (出典 [24])

これらのランドマークを基に、画像内での手の位置や動きを推定する。

本研究では、箸を持つ手のみを対象とするため、手の検出数を1つに指定している。これにより、複数の手が検出されることを防ぎ、目的の手だけに注目することが可能となる。手の姿勢を正確に推定するには、撮影角度が重要である。図 4.7 に示すように、真横から撮影した手はランドマークの取得が困難になることがある。

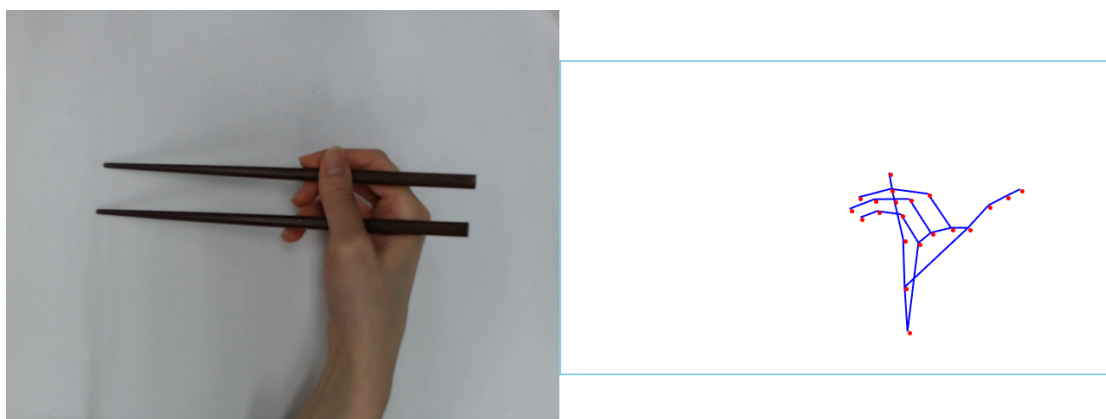


図 4.7: 真横から撮影した箸を持つ手 (左) と検出した骨格 (右)

特に、各指の付け根の位置が画像からは正確に確認できない。そのため、指の接続が曖昧になってしまい、箸が1つの指として検出されてしまう場合がある。そこで、やや手のひら側から撮影することで、手の形状を正確に検出しやすくする。取得したランドマークの座標を用いて、箸の持ち方を分類する。

カメラからの取得画像に、上箸部分を示す青線と、下箸部分を示す緑線、手指のランドマークを赤色の点とそれらを結ぶ線を描画したものを図 4.8 に示す。

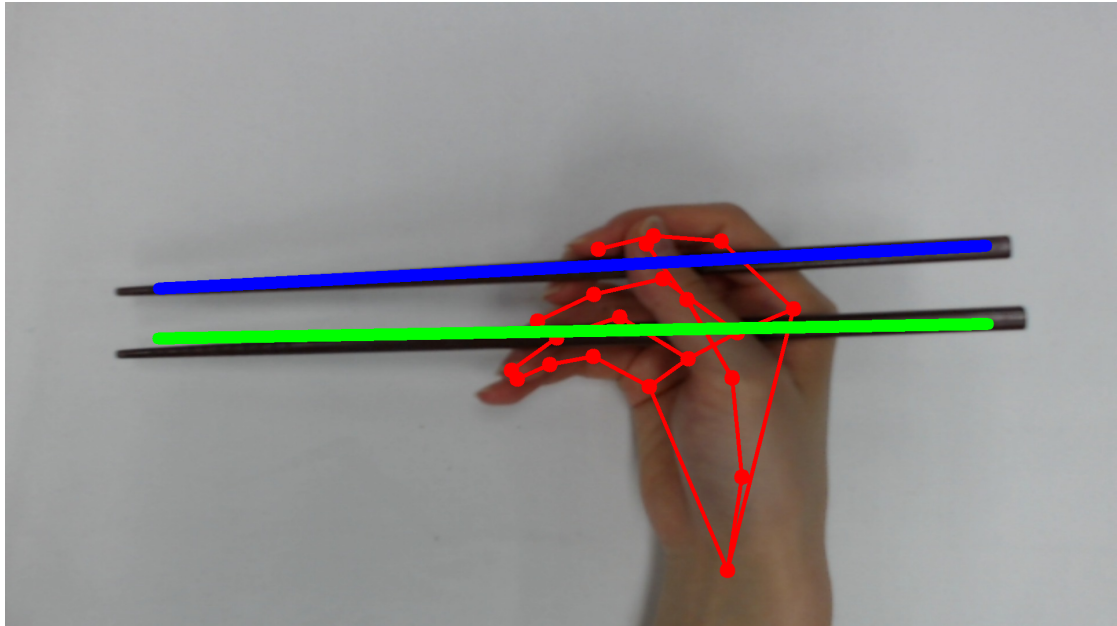


図 4.8: 上下の箸位置と手指のランドマーク座標

4.4 分類モデルの構築と評価

分類モデルの構築と評価を行う．catch22 の特徴量の選定や，手指と箸の使用する座標を検討する．上下の箸の位置座標と，手指のランドマークの座標を catch22 により時系列分析し取得した特徴量を用いて分類する．

4.5 時系列分析

時系列分析には，時系列の特徴量コレクションである catch22[29] を用いる．catch22 は時系列の動的特性のみを評価する特徴量コレクションである．catch22 は hctsa 特徴ライブラリ [28] のフィルター処理バージョン（4791 特徴）を 22 個の時系列特性に絞った時系列特徴量のセットであり，次元数が少なく利用しやすいことが特長である [30]．

それぞれの特徴について説明する [31]．

- SP_Summaries_welch_rect_centroid

パワースペクトルから抽出される特徴量で，周波数を算出する．

- SP_Summaries_welch_rect_area_5_1

最低 20 % の周波数における相対的な出力を算出する．低周波数に多くの出力を持つ時系列には高い値が与えられる．

- SC_FluctAnal_2_rsrangefit_50_1_logi_prop_r1
データの変動を測定するために、再スケール分析を用いる。この指標は、ログスケールでデータの変動がどのように時間のスケールに依存するかを測定し、データの変動パターンを識別する。
- SC_FluctAnal_2_dfa_50_1_2_logi_prop_r1
短いタイムスケールで変化する時系列に低い値が与えられる。
- SB_TransitionMatrix_3ac_sumdiagcov
時系列データの状態遷移の特異性を示す。ノイズが多いデータでは低い値を示す。
- SB_MotifThree_quantile_hh
時系列データを3つの記号で分割し、すべての2文字の文字列の出現確率を計算してエントロピーを返す。予測しやすい値には低い値を与える。
- SB_BinaryStats_mean_longstretch1
時系列データが平均より大きい値を1、平均以下の値を0とし、1が連続する最長の長さを算出する。
- SB_BinaryStats_diff_longstretch0
時系列データが前の値より小さいときに0、大きいときに1として、0が連続する最長の長さを算出する。
- PD_PeriodicityWang_th0_01
時系列データに3次元スプラインを使って、長期的な傾向を取り除き、Wangら [32] の手法に基づき、一連の条件を満たす自己相関関数の最初のピークを返す。
- MD_hrv_classic_pnn40
時系列データの標準偏差の4%を超える変動の大きさの割合を計算する。変動が大きいデータに高い値が与えられる。
- IN_AutoMutualInfoStats_40_gaussian_fmmi
時系列データにおける自己相関の時間スケールを測定する。これは、自己相互情報関数の最小値を求めることで算出される。
- FC_LocalSimple_mean3_stderr
時系列データの前の3つの値の平均を使用して次の値を予測する際の誤差の尺度を返す。

- FC_LocalSimple_mean1_ttauresrat

時系列データの各値の間の増分差分を求め、残差の自己相関関数の最初のゼロ交差点と、元の時系列データの自己相関関数の最初のゼロ交差点の比率を算出する。

- DN_OutlierInclude_p_001_mdrmd

時系列データの上位 1 % の外れ値を検出し、そのタイミングを返す。

- DN_OutlierInclude_n_001_mdrmd

時系列データの下位 1 % の外れ値を検出し、そのタイミングを返す。

- DN_HistogramMode_10

時系列データのヒストグラムの 10 個の区間を使用して、データ内の最頻値を示す。

- DN_HistogramMode_5

時系列データのヒストグラムの 5 個の区間を使用して、データ内の最頻値を示す。

- CO_trev_1_num

時系列データの各値の差分を 3 乗したものの平均を計算する。

- CO_HistogramAMI_even_2.5

非線形の自己相関である。従来の線形相関指標の代わりに、非線形相関メトリックである相互情報量を使用する。

- CO_FirstMin_ac

自己相関関数の中で最初の最小値を計算する。

- CO_flecac

自己相関関数が $1/e$ を下回る最初の時間遅れを測定する。時系列データにおける自己相関の減衰を示す。

- CO_Embed2_Dist_tau_d_expfit_meandiff

時系列データを 2 次元の時間遅延埋め込み空間で表現し、空間内の点間の距離を計算し、確率分布を分析する。そしてその平均絶対誤差を出力する。

これらの時系列データを用いて、箸の持ち方を分類する。

4.5.1 目的変数とラベル

catch22により取得した特徴量を目的変数とし，持ち方をラベルとして4クラス分類を行う．Four Finger, Three Finger, Palm, それ以外の，4種類の持ち方をラベルとした．

収集したデータに含まれる Four Finger の例を図 4.9 に，Three Finger の例を図 4.10 に，Palm の例を図 4.11 に，それ以外の持ち方の例を図 4.12 に示す．

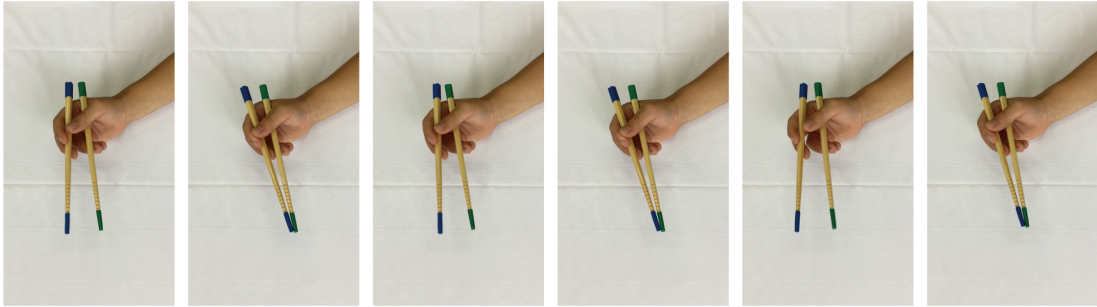


図 4.9: Four Finger の実例

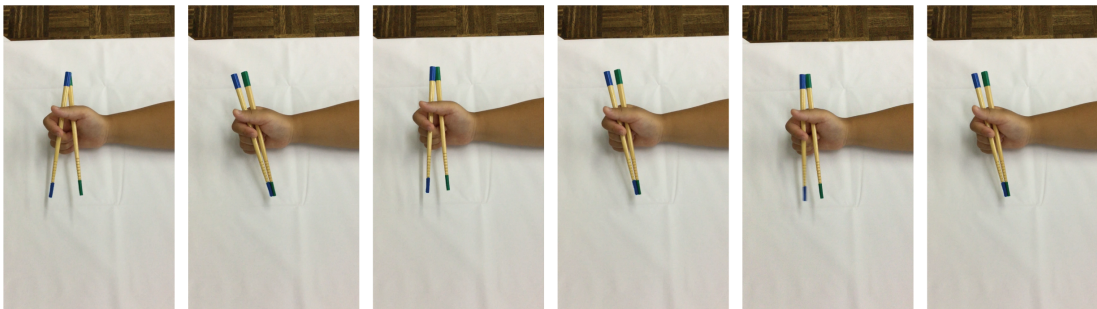


図 4.10: Three Finger の実例

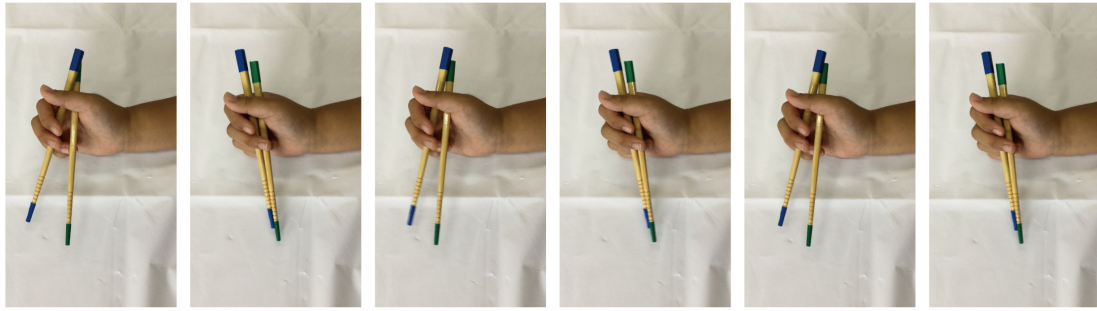


図 4.11: Palm の実例

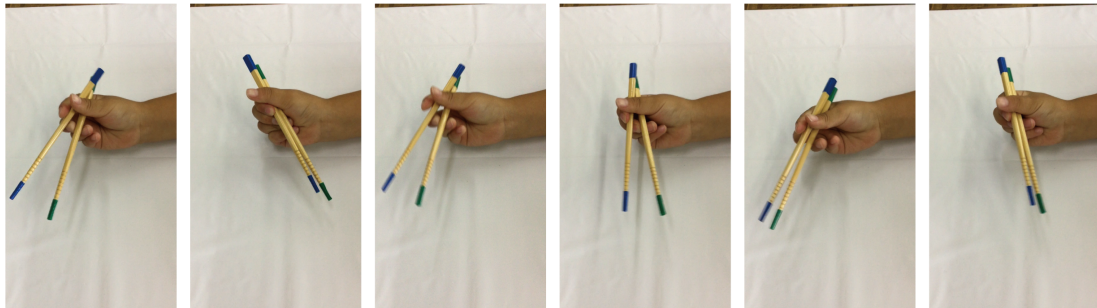


図 4.12: その他の持ち方の実例

4 クラスの持ち方のデータ数を均等にするため、これらのデータに画像の解像度の 1 %未満 (数ピクセル程度) の拡大縮小と平行移動の処理を加え、各クラス 100 サンプルにデータ拡張した。拡大縮小と並行移動の大きさは、判定精度が低くならない程度に設定した。これらの値を時系列分析した特徴量を用いて 4 クラス分類を行う。

データセットを学習用データ：検証用データの 7:3 に分割し、Four Finger, Three Finger, Palm, その他の持ち方の 4 クラス分類を行った。なお、左利きの場合は右利きと向きが揃うよう、座標を左右反転している。

4.5.2 分類精度の検証

適切な分類手法を探るために、次の 5 つの実験を行う。箸の持ち方の分類は上下の箸をどの指で操作するかにより判定するため、ルールベースの分類に適した決定木分析、箸の持ち方の個人差に柔軟に対応できる可能性がある SVM とランダムフォレストの 3 つのアルゴリズムを用いて検証した。

- 実験 1

- 使用する座標：手指の全てのランドマーク座標と，上下の箸と手指の垂直距離
 - 使用する特徴量：catch22 で取得できる 22 個の特徴量
 - アルゴリズム：SVM
- 実験 2
 - 使用する座標：手指の全てのランドマーク座標と，上下の箸と手指の垂直距離
 - 使用する特徴量：catch22 で取得できる 22 個の特徴量
 - アルゴリズム：決定木分析
- 実験 3
 - 使用する座標：手指の全てのランドマーク座標と，上下の箸と手指の垂直距離
 - 使用する特徴量：catch22 で取得できる 22 個の特徴量
 - アルゴリズム：ランダムフォレスト
- 実験 4
 - 使用する座標：上下の箸と手指の垂直距離
 - 使用する特徴量：catch22 で取得できる 22 個の特徴量
 - アルゴリズム：ランダムフォレスト
- 実験 5
 - 使用する座標：上下の箸と手指の垂直距離
 - 使用する特徴量：catch22 で取得できる 22 個の特徴量から選定した 8 個の特徴量
 - アルゴリズム：ランダムフォレスト

実験 1, 2, 3 では，SVM(サポートベクターマシン)，決定木分析，および多数の決定木を集めて組み合わせて予測を行うランダムフォレストの 3 つの分類のアルゴリズムを比較する．実験 3 と実験 4 で，上下の箸と手指の垂直距離に加え，手指のランドマーク座標そのものを使用する場合と，上下の箸と手指の垂直距離のみを使う場合を比較する．

使用する上箸と各指の垂直距離を図 4.13，下箸と各指の垂直距離を図 4.14 に示す．

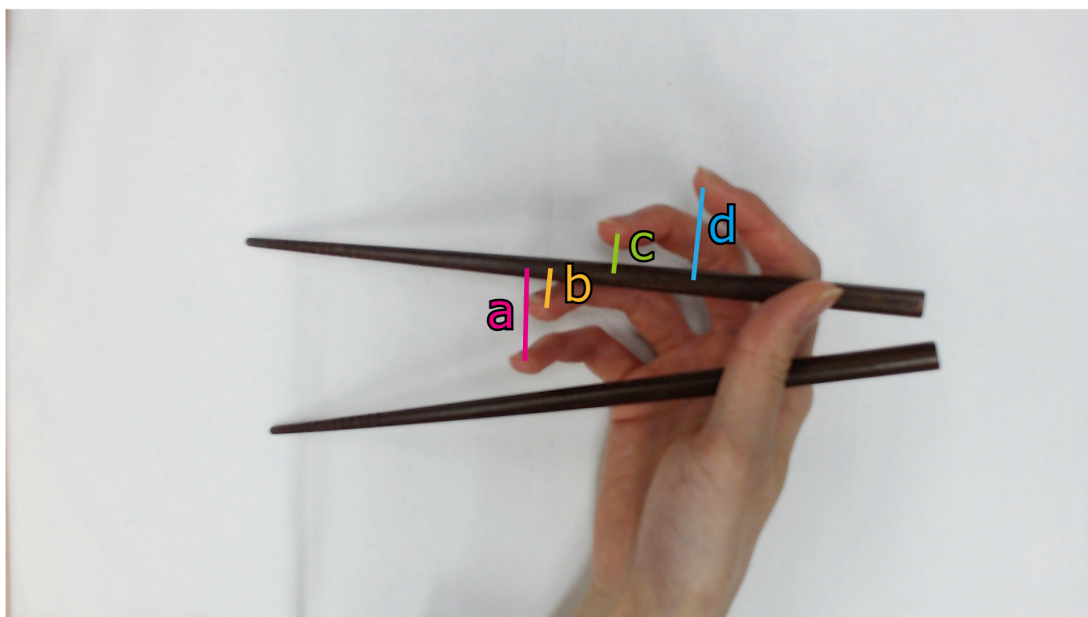


図 4.13: 上箸と各指の垂直距離

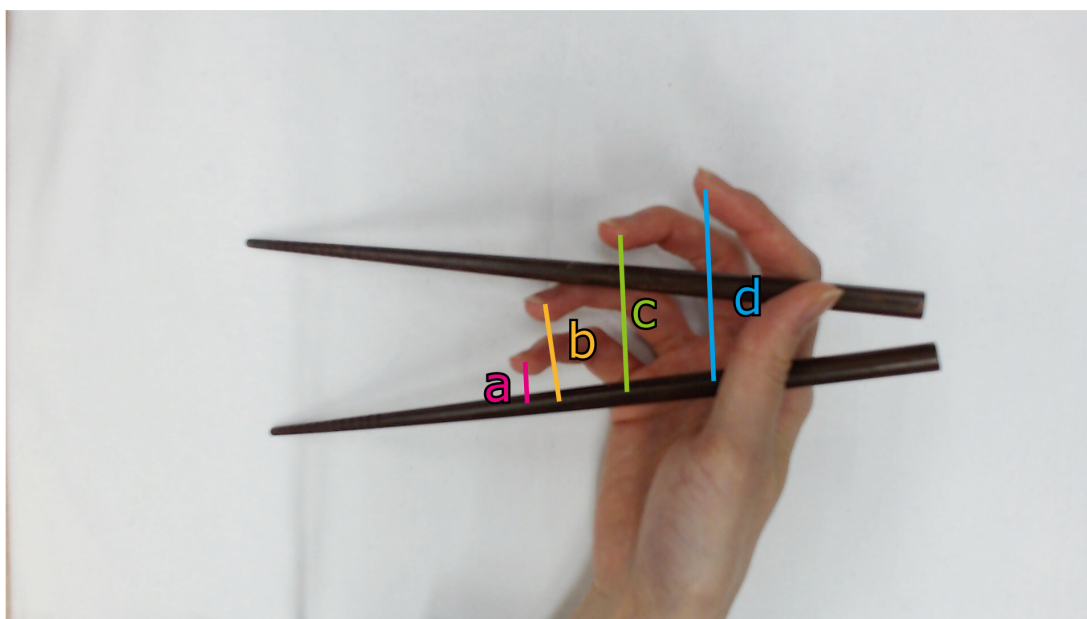


図 4.14: 下箸と各指の垂直距離

実験 4 と実験 5 で, catch22 の特徴量全てを用いた場合と, 選定した 8 つの特徴量を使用した場合を比較する.

4.5.3 実験1

手指の全てのランドマーク座標と，箸と手指の垂直距離を使用して実験を行う．特徴量には，catch22 で取得できる 22 個全ての特徴量を用いた．これを SVM により分類した結果を表 4.4，分類精度を表 4.5 に示す．

表 4.4: テストデータの分類結果

		予測値			
		Four Finger	Three Finger	Palm	その他
正解値	Four Finger	13	17	1	6
	Three Finger	3	16	0	6
	Palm	0	4	25	1
	その他	1	6	2	19

表 4.5: 分類精度

正解率	再現率	適合率	F 値
0.61	0.68	0.61	0.61

SVM を用いた場合，正解率は 61 %，再現率は 68 %，適合率は 61 %，F 値は 61 %であった．特に，Four Finger の半数以上が Three Finger として判定された．Four Finger と Three Finger は上下の箸をどの指で操作するかが異なるものの，手指の姿勢は近いため，正しく判定されにくい．

4.5.4 実験2

箸と手指の垂直距離とを使用して実験を行う．特徴量には，catch22 で取得できる 22 個の全ての特徴量を用いた．これを決定木分析を用いて分類を行う．分類の結果を表 4.6 に，分類精度を表 4.7 に示す．

表 4.6: テストデータの分類結果

		予測値			
		Four Finger	Three Finger	Palm	その他
正解値	Four Finger	22	6	3	6
	Three Finger	5	17	2	1
	Palm	0	0	26	4
	その他	2	4	1	21

表 4.7: 分類精度

正解率	再現率	適合率	F 値
0.72	0.72	0.72	0.71

決定木分析を用いた場合、正解率は 72 %，再現率は 72 %，適合率は 72 %，F 値は 71 %であった。Four Finger が Three Finger として判定されるものには、上箸を人差し指と中指でしっかりととはさめていないものや、動きが小さいもの、がある。また、Four Finger がその他の持ち方と判定されるものには、動きが小さく中指と薬指の分離が不十分なものが含まれる。上箸を人差し指と中指でしっかりととはさめていないときや、中指と薬指の分離が不十分なときは、箸操作時に上箸の動きと中指の動きが連鎖しないため、正しく判定されにくい。

4.5.5 実験 3

手指の全てのランドマーク座標と、箸と手指の垂直距離を使用して実験を行う。特徴量には、catch22 で取得できる 22 個の全ての特徴量を用いた。ランダムフォレストを用いて分類を行う。分類した結果を表 4.8，分類精度を表 4.9 に示す。

表 4.8: テストデータの分類結果

		予測値			
		Four Finger	Three Finger	Palm	その他
正解値	Four Finger	23	9	2	3
	Three Finger	3	19	2	1
	Palm	0	1	26	3
	その他	2	1	1	24

表 4.9: 分類精度

正解率	再現率	適合率	F 値
0.77	0.78	0.77	0.77

ランダムフォレストを用いた場合、正解率は 77 %，再現率は 78 %，適合率は 77 %，F 値は 77 %であった。Four Finger が Three Finger として判定されるものには、動きが小さく中指と薬指の分離が不十分なものや、人差し指と中指の動きが小さいもの、箸を閉じる際に親指、薬指が曲がっているものがある。決定木分析での分類の場合と同様で、箸操作時に上箸の動きと中指の動きが連鎖しないものは、正しく判定されにくい。また、箸の開閉時に親指や薬指が曲がり、手全体が動いてしまうものも正しく判定されにくい傾向がある。

4.5.6 実験4

上下の箸と手指の垂直距離のみを使用して実験を行う．特徴量には，catch22 で取得できる 22 個の全ての特徴量を用いた．ランダムフォレストを用いて分類を行う．分類した結果を表 4.10，分類精度を表 4.11 に示す．

表 4.10: テストデータの分類結果

		予測値			
		Four Finger	Three Finger	Palm	その他
正解値	Four Finger	25	5	3	4
	Three Finger	2	22	0	1
	Palm	0	0	30	0
	その他	2	1	0	25

表 4.11: 分類精度

正解率	再現率	適合率	F 値
0.85	0.85	0.85	0.85

上下の箸と人差し指，中指，薬指，小指の垂直距離のみを用いて，ランダムフォレストにて分類した場合，正解率，再現率，適合率，F 値はともに 85 % となった．Four Finger が Three Finger として判定されるものには，動きが小さく中指と薬指の分離が不十分なものや，人差し指と中指がほとんど動いていないものがある．また，Four Finger がその他の持ち方として判定されるものには，動きが小さく中指と薬指の分離が不十分なものや，上箸を人差し指と中指ではさめておらず，開閉の際に上下の箸がスライドし，クロスするように動くものがある．

動きが小さいものは正しく判定されにくい傾向があり，人差し指と中指がほとんど動かない場合では，手の姿勢が近い Four Finger と Three Finger で誤判定することがある．上箸を人差し指と中指ではさめていない場合には，箸の動きおよび，分類に使用する箸と手指の垂直距離が安定しないため，その他の持ち方として判定されることがある．

4.5.7 実験5

上下の箸と手指の垂直距離のみを用いて実験を行う．catch22 で取得した 22 個の特徴量から 8 つの特徴量を選定した．

8 つの特徴量の選定について，catch22 に含まれる特徴量の全ての組み合わせで実験した結果，最も良い分類精度が得られたものを用いる．選定した特徴量は，次

の8つである.

- SC_FluctAnal_2_rsrangefit_50_1_logi_prop_r1
- SB_BinaryStats_diff_longstretch0
- IN_AutoMutualInfoStats_40_gaussian_fmml
- FC_LocalSimple_mean1_taubesrat
- DN_HistogramMode_10
- CO_trev_1_num
- CO_HistogramAMI_even_2_5
- CO_flecac

ランダムフォレストを用いた分類を行う. 分類の結果を表 4.12 に, 分類精度を表 4.13 に示す.

表 4.12: テストデータの分類結果

		予測値			
		Four Finger	Three Finger	Palm	その他
正解値	Four Finger	35	0	0	2
	Three Finger	1	23	1	0
	Palm	0	0	30	0
	その他	2	1	0	25

表 4.13: 分類精度

正解率	再現率	適合率	F 値
0.94	0.94	0.94	0.94

どの持ち方も正しく予測できている場合が多く, 正解率, 再現率, 適合率, F 値は 0.94 と高い精度を達成した. 持ち方を分類するために十分な精度が得られたと考える. 判定に成功する例を図 4.15 に, 判定に失敗する例を図 4.16 に示す.

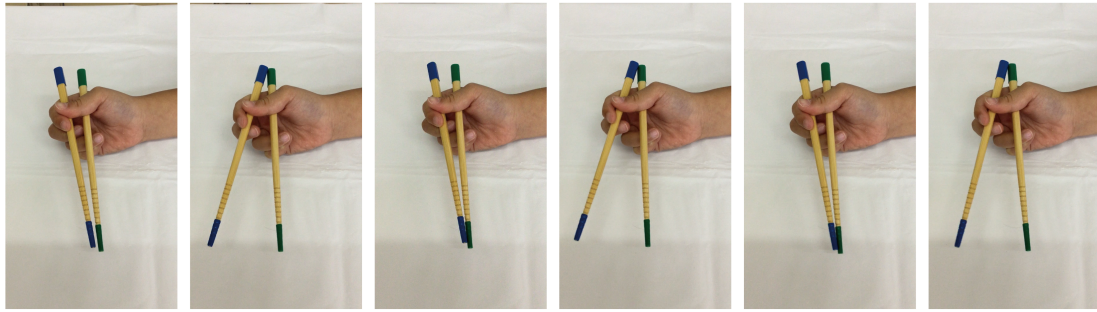


図 4.15: Four Finger の動画が Four Finger と正しく判定される例

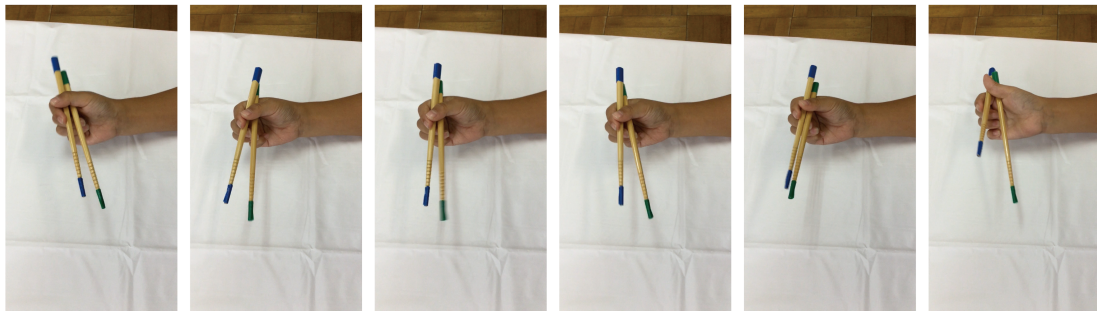


図 4.16: その他の持ち方の動画が Four Finger に誤判定される例

判定に成功する例は Four Finger の例が Four Finger として正しく判定されたもの、判定に失敗する例はその他の持ち方が Four Finger として誤判定されたものである。判定に成功するものは、箸操作時に上箸のみが動いているものや、箸と手指の動きが大きいものなどがある。それに対して、判定に失敗するものは、箸操作時に上箸と下箸の両方が動いているものや、箸の動きが小さいものなどが含まれる。

4.5.8 考察

箸の持ち方を分類するためのいくつかのモデルを比較した。実験1, 実験2, 実験3にて, SVM と決定木分析とランダムフォレストの3種類の分類のアルゴリズムを比較した。その結果, ランダムフォレストが最も高い精度を達成した。箸の動きは個人で微妙に異なるため, ノイズに強いとされるランダムフォレストが箸の持ち方分類に適していたと考える。

実験3と実験4にて, 手指の全てのランドマーク座標に加えて, 手指と上下の箸の垂直距離を用いる場合と, 手指と上下の箸の垂直距離のみを使用する場合を比

較した．その結果，手指と上下の箸の垂直距離のみを使用する場合のほうが高い精度が得られた．指先と上下の箸との間の距離のみを使用することで，カメラ内の手指や箸の絶対位置に依存せず，適切な分類が可能となったと考える．

実験4と実験5では，catch22で取得できる22個の全ての特徴量を使用する場合と，選定した8個の特徴量のみを使用する場合を比較した．その結果，選定した8個の特徴量のみを使用した方が精度が向上することを確認した．全ての特徴量を使うと，箸の持ち方を分類する際に重要な特徴量の要素の影響度が小さくなり，適切な学習ができなくなっていたことも考えられる．

これらの実験結果を踏まえ，本研究で開発したアプリでは，実験5の条件を採用した．上下の箸と手指の垂直距離のみの時系列データを取得し，catch22により時系列分析し取得した22個の特徴量から選定した8個の特徴量を用いる．分類にはランダムフォレストを用いる．

第5章 箸の持ち方分類アプリ

本章では、箸の持ち方を分析し、その結果をユーザにフィードバックするアプリ「くちばし App」について説明する。

5.1 コンセプト

作成した分類モデルを用いて箸の持ち方を分類し、その結果をユーザにフィードバックするツールとして、「くちばし App」を作成した。アプリ名は、アプリの機能とコンセプトに由来している。上下の箸の開閉の動作が、鳥のくちばしの開閉と似ていることからこの名前を付けた。また、アプリ内にて鳥のキャラクターや鳥に関連するイラストを取り入れている。ロゴには鳥をモチーフとしたデザインを採用しており、アプリの内容とともに親しみやすいものを目指した(図5.1)。



図 5.1: 「くちばし App」のロゴ

「くちばし App」は箸の持ち方を学び、練習できるアプリである。誰でも簡単に使えることと、飽きずに楽しく練習できることの2つのコンセプトに基づいている。

このアプリは、一般家庭でもスマートフォンから手軽に利用できる Web アプリとして設計した。インターネットさえあれば、簡単にアクセスできる。箸の持ち方を日常的に練習したい方が気軽に利用できるようになっている。

また、箸を操作するスキルの習得だけでなく、モチベーションを維持し楽しく練習を続けられるようにすることが大切だと考えた。そこで、ゲーム形式を取り入れている。ユーザはアニメーションと音楽に合わせて箸を操作し、視覚的に楽しみながら、伝統的な持ち方習得に向けて取り組める。さらに、ランキング機能

を導入しており、ユーザの成績を他のユーザと比較できる。ゲームとして楽しみながら、練習を続ける意欲を引き出す仕組みである。

5.2 構成

このアプリは、Web サーバには nginx[33] を、アプリケーションサーバ (AP サーバ) には uWSGI[34] を使用した。アプリの構成を図 5.2 に示す。



図 5.2: アプリの構成

nginx は Web ページからのリクエストを受け取り、アプリケーションサーバに転送する。また、セキュリティ層として機能し、リクエストの制限などのセキュリティ対策を行える。同時に、ゲームに使用する画像データなどの静的なファイルの配信を効率的に行う。アプリのセキュリティを強化し、パフォーマンスを向上させる役割を持つ。

uWSGI は、アプリケーションをホストする役割を持つ。Flask[35] アプリと Web サーバの橋渡しをする。Web サーバを経由して送られたリクエストを Flask アプリに転送し、その結果をクライアントに返す。

Flask は Python の Web アプリケーションフレームワークであり、シンプルに設計できることが特長である。ライブラリを使用して認証機能やデータベース接続などの拡張がしやすい。本アプリはプロトタイプの位置づけであるため、Flask を用いて開発を進めた。

アプリは、Chrome や Microsoft Edge などのウェブブラウザからアクセスできる。ユーザが行う 20 秒間の箸操作に対して、画像処理技術を用いて箸の位置と手の姿勢を推定し、それをもとに箸操作を分析し、結果をフィードバックする。これにより、ユーザは自身の箸操作を客観的に理解でき、効果的な練習に取り組めるようになることを目指している。

通信には、ソケット通信と HTTP 通信の両方を用いる。MediaPipe の仕様に基づきタイムスタンプを用いているため、1つのサーバで同時に 1 人分の処理しか行えない。そのため、ソケット通信を用いてリアルタイムにアクセス管理を行い、

1人ずつ処理を実施する。もし、2人以上が同時にアクセスした場合には、後からアクセスしたユーザは待ち状態に入り、待ち人数が画面上に表示される。待ち状態のとき、5秒に1度、クライアントからサーバに待ち人数更新のリクエストが送られ、前の順番のユーザの持ち方解析が終了したときに、待ち人数が更新される。待ち状態のユーザは、自身より前の実行順の全てのユーザの利用が終了次第、アプリを使用できるようになる。また、待ち状態のユーザがアクセスできない状態になることを防ぐため、5分間アクションがない場合はタイムアウトするよう設定した。

その他の処理には、HTTP 通信を用いており、クライアントからのリクエストをサーバで処理している。なお、HTTP 通信のリクエストに対しては、リクエストヘッダーの検証を行う。リクエストヘッダーが適切でない場合、ページ遷移等の処理を中断する。これにより、不正なページからのアクセスができないようになっている。

5.2.1 機能

「くちばし App」の主な機能について説明する。箸の持ち方を習得する過程である、小学生くらいの子どもたちを主な利用対象として想定しており、アプリ内のユーザインタフェースはひらがな表記とした。アプリの画面の遷移を図 5.3 に示す。

まず、スタート画面 (図 5.3(a)) は、ユーザ情報を新規登録するサインアップと、登録済みのユーザのためのサインインボタンで構成される。サインアップ時に登録するユーザ名、メールアドレス、ハッシュ化されたパスワードは、データベースに保存される。ユーザ情報とゲームのデータの管理には、SQLAlchemy を用いており、データベースには SQLite を使用している。同一のユーザ名またはメールアドレスは登録できないよう制限しており、パスワードリセットの際には、リセット用メッセージを登録したメールアドレスで受け取れる。

ホーム画面 (図 5.3(e)) から「ゲーム」ボタンを押すと、箸操作を判定するゲームに遷移する。最初に、ゲームのルールを説明する動画が再生される。この動画では、白い布や紙を敷いた机の上でプレイすること、手首を動かさずに箸を操作すること、ゲームの内容が説明される。説明動画が終了すると、手指の検出確認画面 (図 5.3(g)) に移る。ここでは画面上の青枠内に MediaPipe で取得した手指のランドマークをプロットし、それを線で結んで表示している。検出を確認した後、ゲームのプレイ画面 (図 5.3(h)) に移る。ゲームプレイ画面で使用する画像素材は複数ある。読み込みに時間がかかるため、あらかじめ画像素材を読み込んでおき、その表示と非表示を切り替えることで、ゲーム中の映像表示が遅れないようにした。20 秒間のゲームが終了すると、ゲームの結果が表示される (図 5.3(i))。

ホーム画面 (図 5.3(e)) の「きろく」ボタンを選択することで、これまでのアプリの利用状況を確認することができる。利用状況には、ゲームをプレイした日時、

得点，そのときの持ち方の分類結果が記録されている．直近5回の結果はグラフ
 で表示していて，直近の持ち方と現在の持ち方を比較することができる．これに
 より，ユーザは自身の持ち方の変化を振り返ることができる．

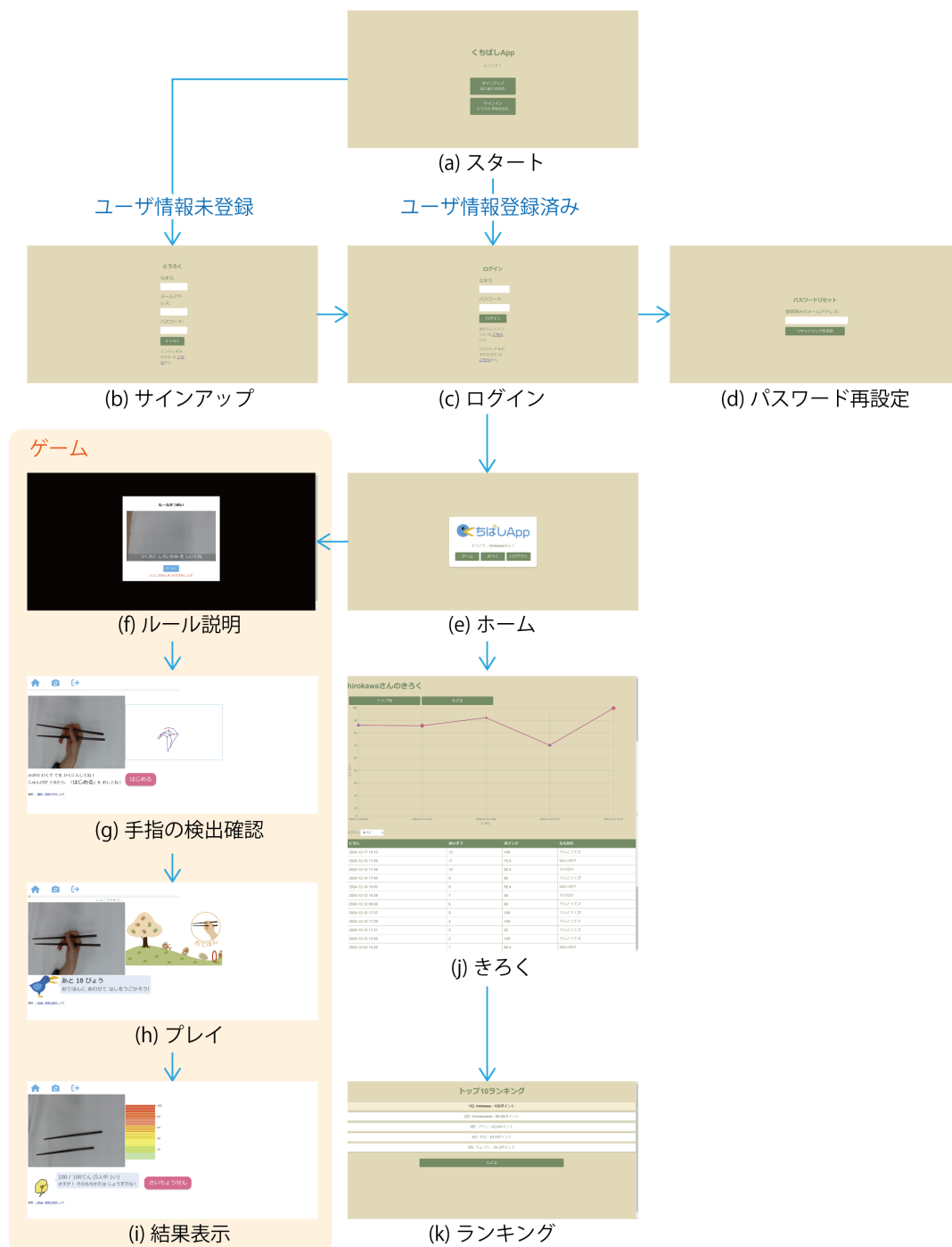


図 5.3: アプリの構成

5.2.2 アプリの使い方

アプリ画面は、カメラエリア、アニメーションエリア、コメントエリアで構成されている (図 5.4).

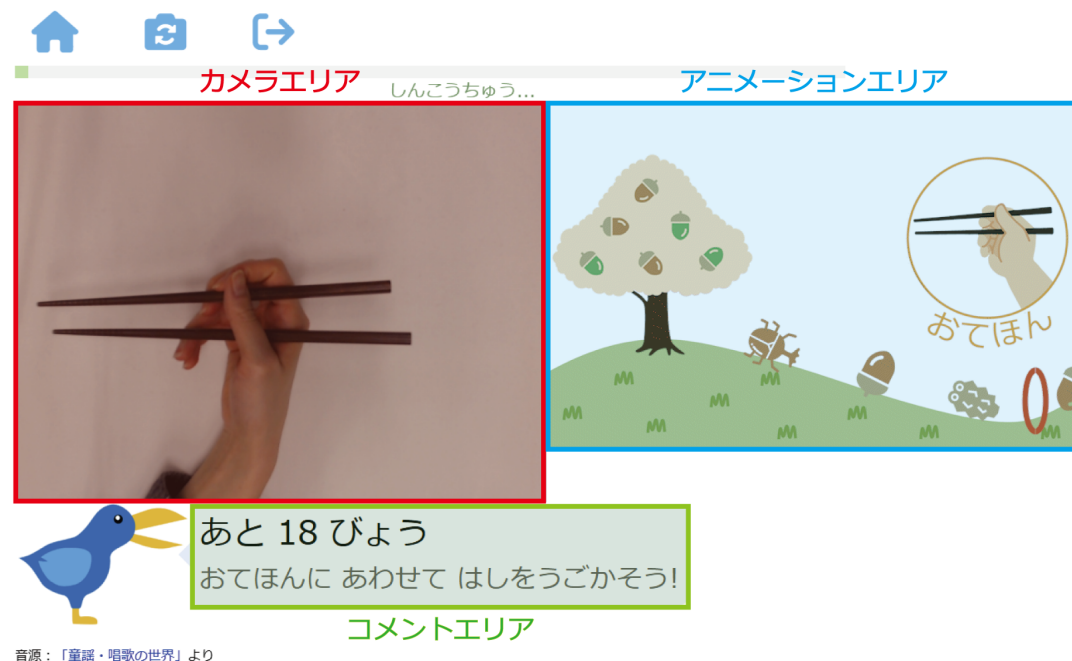


図 5.4: ゲーム画面の構成

カメラエリアには、タブレットやスマートフォンなどのデバイスで撮影している映像が表示される。アニメーションエリアは、ゲームのアニメーションなどを表示する。カメラ映像とアニメーションを画面上で並べて確認できる。コメントエリアには、ゲームの残り時間や、持ち方の分類結果を表示する。

撮影環境としては、箸と手を検出しやすいよう、机にコピー用紙などを敷き、白色の背景を準備する。また、天井に照明のある環境の室内での利用を想定している。

最初に、ユーザはカメラエリアにおさまるように箸を持つ手を撮影し、自身の箸を持つ手が正しく検出されているかを確認する。手の角度によっては、手が検出されない場合があるため、ゲーム開始前に手の検出を確認してもらうことで、検出ができずに持ち方の評価ができなくなる状態を防ぐ。図 5.5 のように、アニメーションエリアに手の検出結果が骨格で表示され、視覚的に確認することができる。

骨格の表示は、MediaPipe のランドマークの座標を直線で結ぶことで作成したものである。手が正しく検出され、準備が整ったら、画面上の「はじめる」ボタンを押してゲームを開始する。もし、ゲーム中に手の検出が途切れ続けた場合は、「てが うつついていないよ さいちょうせんしてみない?」というメッセージとともに、「さいちょうせん」ボタンを表示し、再挑戦を促す。



図 5.5: アプリ上での手の検出の確認

5.2.3 ゲームのルール

箸操作ゲームのルールは以下の通りである。

「くちばし App」の鳥のイメージに合うように、木からどんぐりや虫が転がってくるゲームとした。ゲームでは、20 秒間の制限時間内で行われ、図 5.6 のように、アニメーションエリア内に配置した木から赤色の円に向かって転がっていくどんぐりのタイミングに合わせて箸を開閉する。どんぐりは2 種類あり、箸を閉めることを指示する緑色のどんぐりと、箸を開くことを指示する茶色のどんぐりが、同じ速度で交互に合計 40 個現れる。アニメーションエリア内の右下に置かれた赤色の輪を、どんぐりが通るタイミングで箸を閉じ、ミノムシやカブトムシ等の虫が通るタイミングで箸を開く。どんぐりをつかむイメージで箸を開閉することで、タイミングよく開閉できる。これにより、1 秒間に1 回の箸の開閉が行える。

また、アニメーションエリアの右上にお手本が表示されており、お手本に合わせて開閉することで、1 秒に1 回のタイミングで箸の開閉が実現する。ゲーム中には、「どんぐりころころ」の音楽が流れており、音楽のテンポに合わせて楽しく箸操作を行える。



図 5.6: ゲーム画面

5.2.4 得点の算出と結果表示

ゲーム内での得点計算は、どんぐりの獲得数と持ち方を考慮した得点の2段階で表示される。

まず、どんぐりの獲得数による得点は、箸を適切なタイミングで開閉することで加算される。適切なタイミングで開閉した場合には2.5点、前後2フレーム(1秒あたり15フレームで約0.13秒)以内のずれがある場合は0.5点を加算する。40個のすべてのどんぐりを適切なタイミングで獲得できた場合には、100点満点となり、ややずれた場合でも80点程度になるように調整した。この工夫により、ユーザーのやる気を引き出せる。ゲーム終了後、アニメーションエリアに「ゲームしゅうりょう!」と表示され、どんぐりの獲得数による得点が表示される。

その後、「よいもちかたなので」など、得点調整の理由を説明するメッセージが表示され、持ち方を考慮した得点が表示される。どんぐりの獲得数に応じた得点に、持ち方による調整が加えられる。伝統的な持ち方(Four Finger)の場合は、得点は1.1倍、Three Fingerの場合は0.8倍、Palmまたはその他の持ち方の場合には0.7倍となる。もし得点が100点を超えた場合は、100点とする。また、得点に基づいてユーザーのランキングが表示される。

得点を表示する演出として、図5.7のように、アニメーションエリアに得点に対応してバーが下から上へ1つずつ積みあがったり、上から下に1つずつ減少したりするアニメーションを表示する。得点が高くなるにつれて、積みあがるバーの色

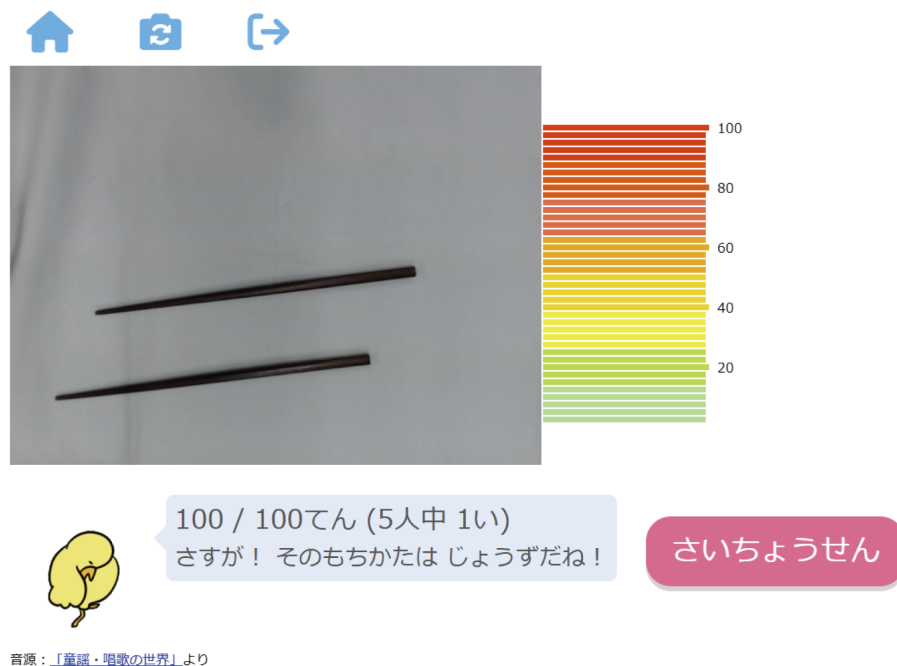


図 5.7: 結果画面

は緑色から、黄色、赤色へと変化する。これにより、ユーザは結果を待つ期待感が高まる。

コメントは持ち方に応じて変化し、持ち方に応じて以下のコメントを表示する。

- Four Finger(伝統的な持ち方) の場合：
さすが! そのもちかたは じょうずだね!
- Three Finger の場合：
3ほんのゆびでもっているよ! うえのはしを おやゆび、ひとさしゆび、なかゆびでもってみよう
- Palm の場合：
にぎって もっているよ! かるく もってみよう
- その他の持ち方の場合：
もうひといき! おやゆび、ひとさしゆび、なかゆびで うえのはしだけ うごかしてみよう

このフィードバックにより、ユーザは、現在の自身の持ち方と、伝統的な持ち方に近づくためのポイントを確認することができる。また、画面には「さいちょうせん」ボタンを表示し、何度でもプレイできるようになっている。

分類モデルの作成には 10 秒間で 20 回の開閉を行う動画を使用したか、ゲームでは 20 秒間で 20 回の開閉を行う。ゲーム中は解析を 2 フレームに 1 回行うことにより、処理するフレーム数を分類モデルと合わせて分析している。

第6章 実験・評価

6.1 実験

開発したアプリを2024年10月26日10:00～16:00に学内にて開催された「JAIST フェスティバル2024」と併催の「くちばしApp体験型デモ」にて展示し、評価実験を行った。

年中(4歳児)から小学生の実験参加者14名に本アプリを使用してもらい、アンケートを実施した。アプリを評価するためのアンケートは、質問3項目と自由記述の感想からなる。質問項目は、ゲームをしてみて、箸の持ち方の練習に役立つと思うか、楽しかったか、また使ってみたいか、の3問である。これにより、本アプリを、有用性、楽しさ、意欲の観点から評価する。それぞれの項目について、そう思う、ややそう思う、普通、あまりそう思わない、そう思わない、の5段階評価により集計した。

6.2 評価

アンケートの結果を表6.1に示す。

Q1(有用性)は、6割以上がそう思うと回答した。この結果から、アプリが箸の持ち方の練習に一定の効果があると認識されていることが分かる。回答に一定のばらつきが見られのは、アプリがゲーム形式であり、箸の持ち方に対する意識が向かなかったためと考える。したがって、どのように箸を持つべきかをより詳細に示し、ユーザが意識的に学べるような要素を追加する必要がある。

Q2(楽しさ)については、6割以上がそう思うと回答し、箸を使って遊べるゲームとして楽しんでもらえたと考える。ゲーム形式にすることで、箸操作の練習を面倒に感じることなく、楽しめる可能性がある。

表 6.1: アンケート項目

質問項目
Q1. 箸の持ち方の練習に役立つかと思いますか？
Q2. 楽しかったですか？
Q3. また使ってみたいですか？

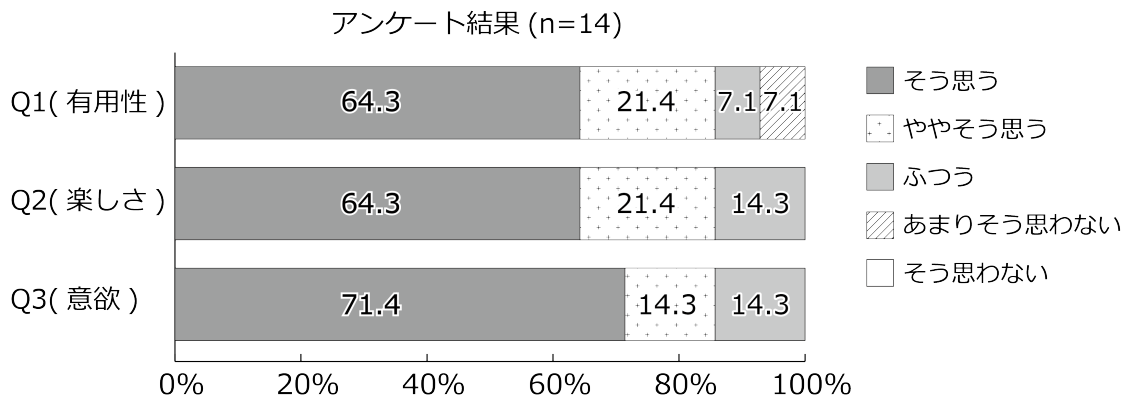


図 6.1: アンケート結果

Q3(意欲)については、7割以上がそう思うと回答した。得点表示とランキング機能により、もう一度挑戦したいという意欲を引き出せたのではないかと考える。

感想には、楽しかった、タイミングが難しかった、お母さんに勝てて嬉しかった、等があった。このことから、アプリがゲーム感覚で楽しさを提供し、親子や友だちと競い合って練習する場として機能していることが示唆される。タイミングが難しかったというコメントは、ゲームの難易度が適切でなかった可能性があり、難易度調整などにより達成感を感じられるようにし、モチベーション維持しやすくする工夫が必要であると考ええる。

6.3 考察

イベントでの体験を通して、子どもたちから、「楽しかった」「もう一回やりたい」というコメントがあり、アプリを使用することで、箸操作を練習してみようというきっかけになると考える。特に「もう一回やりたい」というコメントは、箸操作の練習に対する意欲的な姿勢を示しており、飽きることなく繰り返し練習しようという良い傾向が見られた。このことから、アプリを使用した箸操作の練習が、子どもたちにとって効果的である可能性がある。

ただし、箸の習得の初期段階にある子どもたちがアプリを使用した際に、箸操作中にカメラの撮影範囲内から外れてしまう場面があった。そのため、アプリを適切に使用してもらえるような工夫が必要である。具体的には、箸を操作する際に、小指の付け根を机に設置させた状態で使ってもらえるように指示することが考えられる。これにより、手の位置を安定させて箸操作を行え、カメラ範囲内で操作し続けやすくなると考える。また、アプリの改善案のひとつとして、初心者向けモードを設定し、できるだけ短い動画で結果を得られるようにすることがある。これにより、長い時間の箸操作をしなくてもすぐにフィードバックが得られ、箸操作練習に対するモチベーションの維持につながると考える。

さらに、子ども以外の一般の方からは、「楽しく使えそう」「子どもに使ってほしい」「大人や外国の方向けに作成したらどうか」といったコメントをいただいた。また、「箸の持ち方が重要だと考えているが、実は正しい持ち方ができていない」という方も多くいた。このアプリは箸操作の習得をする段階の子どもたちに向けて箸操作練習に取り組みやすくなるように開発したが、箸操作の持ち方の分類をし、その結果を提示することは、大人にとっても有効に活用できると考える。例えば、大人の人が現在の自身の箸の持ち方が、伝統的な持ち方かどうかをアプリを通じて確認することで、伝統的な持ち方への理解を深め、より自身の理想的な持ち方に近づくための一助となることが考えられる。

第7章 結論

本研究では、正しい箸の持ち方が一般的には明確でない現状を解決するために、箸の持ち方の指標を分かりやすく提示することに取り組んだ。また、箸操作練習に取り組みたくなるような環境を提供することを目的とした。そのために、箸操作を定量的に分析し、その分析結果をユーザに提示するためにアプリの開発を行った。

箸操作の分析には、YOLOv8 を用いて作成した箸検出モデルを利用して箸の位置を特定し、手の姿勢推定モデルである MediaPipe を用いて手指の姿勢を推定した。得られた箸の位置座標と手指の座標をもとに、時系列の特徴量のコレクションである catch22 を用いて時系列の特徴を抽出し、22 個の特徴量から選択した 8 つの特徴量をもとに、ランダムフォレストを用いて箸の持ち方を分類した。箸の持ち方は、上下の箸をそれぞれどの指を使って操作するかにより 4 クラスに分類した。その結果、小学 1 年生の 10 秒間の箸操作動画に対し、94 % の正解率で箸の持ち方を分類でき、持ち方を判断するのに十分な精度を達成した。

さらに、箸操作の分類の結果を可視化しユーザにフィードバックするために、Web アプリ「くちばし App」を開発した。箸操作の練習に取り組む子どもたちに向けて作成した。このアプリのコンセプトは、誰でも使いやすく、飽きずに利用できることである。スマートフォン等で動作する Web アプリとして作成し、箸操作を分析する過程にゲーム性を取り入れた。これにより、箸操作を練習する際のモチベーションの向上を図った。

実際に、年中から小学 6 年生の 14 名に本アプリを使用してもらい、アンケートにより評価を得た。結果、箸操作練習に対するモチベーション向上に有用である可能性が示唆された。

今後は、分類精度が手のサイズに依存しないようデータを拡充するとともに、特徴抽出方法の改善を試みる予定である。また、ユーザに対して持ち方をどう修正すべきかを、より詳細に提示できる工夫が必要だと考える。ユーザの持ち方と伝統的な持ち方を比較し、自身の箸の持ち方を振り返り、持ち方のポイントを見直せるようにしたい。具体的には、どの指が上下のどちらの箸に近ければ伝統的な持ち方に近づくのかを、ゲーム中の映像に印をつけて視覚的に分かりやすく記録しておくなどが考えられる。

なお、本研究は、北陸先端科学技術大学院大学・ライフサイエンス委員会 (承認番号：人 0 5 - 0 0 7) の承認を得て実施した。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP 23K12694 の助成を受けたものです。

本研究を進めるにあたり、北陸先端科学技術大学院大学 先端科学技術研究科 宮田一乗教授には、研究全般にわたる多大なるご指導とご助言を承りました。また、充実した研究環境の整備など、研究活動への手厚いご支援をいただきました。研究の機会を与えてくださったおかげで、有意義な修士学生生活を送ることができました。心より感謝申し上げます。

新潟リハビリテーション大学 丁子准教授には、データ収集をはじめ、作業療法の観点からの貴重なご指導とご助言をいただきましたことをここに深くお礼申し上げます。

そして、本研究にご協力いただき、快く実験に参加いただいた皆様に、感謝いたします。

最後に、研究全般において的確なアドバイスをくださり、共に研究生活を過ごした宮田研究室の皆様には、公私ともにお世話になりました。心より感謝申し上げます。

参考文献

- [1] 厚生労働省：第4次食育推進基本計画（令和3年3月公示）.
- [2] 農林水産省：食育に関する意識調査報告書（令和5年3月公示）.
- [3] 井間真理子, 中村恵子：学級における箸の持ち方の指導とその効果, 日本食育学会誌, 第13巻第1号（2019）.
- [4] 赤崎 眞弓, 小清水 貴子, 元田 美智子, 松野 絵理, 中路 知恵, 林 明子, 小濱 有里子：幼児期から学童期における子どもの食生活に関する実態把握 ― 箸の持ち方調査を通して ―, 長崎大学教育学部 附属教育実践総合センター, 教育実践総合センター紀要（9）, 129-138（2010）.
- [5] Yoshihiro Shimomura, Takeaki Ohsawa, Megumi Shimura, Yali Xia, Koichi Iwanaga and Tetsuo Katsuura：”What is the significance of the traditional pinching mode of holding chopsticks?”, J Physiol Anthropol 39, 13（2020）. doi: 10.1186/s40101-020-00223-z.
- [6] Sugiko Imazu, Takeshi Sugio, Shigeki Tanaka and Toshio Inui：”Differences Between Actual and Imagined Usage of Chopsticks: an fMRI Study,” Cortex 43, 301-307（2007）.
- [7] 上原 正子, 大場 和美, 加藤 象二郎：箸の持ち方・使い方の発達段階別の差異, 愛知みずほ大学, 瀬木学園紀要（8）, 7-（2014）.
- [8] 一色八郎：「箸の文化史」, 御茶の水書房（1991）.
- [9] Z. Yang, S. Yan, B. -J. F. van Beijnum, B. Li and P. H. Veltink：”Hand-Finger Pose Estimation Using Inertial Sensors, Magnetic Sensors and a Magnet,” in IEEE Sensors Journal, vol. 21, no. 16, pp. 18115-18122, 15 Aug.15（2021）. doi: 10.1109/JSEN.2021.3085993.
- [10] B. Wu, J. Zhong and C. Yang：”A Visual-Based Gesture Prediction Framework Applied in Social Robots,” in IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, vol. 9, no. 3, pp. 510-519（2022）. doi: 10.1109/JAS.2021.1004243.

- [11] S. E. Ovrur, H. Su, W. Qi, E. De Momi and G. Ferrigno : "Novel Adaptive Sensor Fusion Methodology for Hand Pose Estimation With Multileap Motion," in IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, vol. 70, pp. 1-8 (2021). doi: 10.1109/TIM.2021.3063752.
- [12] Mujahid, Abdullah, Mazhar Javed Awan, Awais Yasin, Mazin Abed Mohammed, Robertas Damaševičius, Rytis Maskeliūnas, and Karrar Hameed Abdulkareem : "Real-Time Hand Gesture Recognition Based on Deep Learning YOLOv3 Model," Applied Sciences 11, no. 9: 4164 (2021). doi: 10.3390/app11094164.
- [13] Christian Zimmermann, Duygu Ceylan, Jimei Yang, Bryan Russell, Max Argus, Thomas Brox : "FreiHAND: A Dataset for Markerless Capture of Hand Pose and Shape From Single RGB Images," in 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), Seoul, Korea (South), pp. 813-822 (2019). doi: 10.1109/ICCV.2019.00090.
- [14] Okan Köpüklü, Ahmet Gunduz, Neslihan Kose, and Gerhard Rigoll : "Real-time Hand Gesture Detection and Classification Using Convolutional Neural Networks," In 2019 14th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition (FG 2019). IEEE Press, 1-8 (2019). doi: 10.1109/FG.2019.8756576.
- [15] EDISONmama, エジソンのお箸とは? ,
<https://edisonmama.com/chopsticks/> (2024/10/24 参照).
- [16] 子ども用トレーニング箸, ののじ,
<https://nonoji.jp/collections/training-chopsticks> (2024/10/24 参照).
- [17] 若狭塗箸専門店 箸匠 せいわ, お箸の正しい持ち方,
<https://www.e-hashiseiwa.com/hold.html> (2024/10/24 参照).
- [18] NHK for School, おはし名人になろう! ,
https://www2.nhk.or.jp/school/watch/clip/?das_id=D0005430052_00000 (2024/10/24 参照).
- [19] 松元 まいこ, 大淵 慶史, 坂本 英俊, 原田 博之: 610 箸動作における動作解析による熟練度評価, 日本機械学会九州支部講演論文集, 一般社団法人 日本機械学会, 2014.67, 0, _610-1_ (2014).

- [20] 澤島 秀成, 中川 博敬: 食事作業の人間特性計測に関する研究—福祉用箸の利用特性について 奈良県工業技術センター研究報告 = Report of Nara Prefectural Institute of Industrial Technology, 奈良県工業技術センター, 34, 23-27 (2008).
- [21] 原慎一郎, 謝浩然, 宮田一乗: 骨格情報を用いた箸の正しい使い方の習得支援, 情報処理学会・HCI 研究会, 2021-HCI-192, No.4, 1-8 (2021).
- [22] Masatsugu Namiki, Mitsunori Makino: "A Contactless Training Support System of Holding Chopsticks by Posture Estimation of Chopsticks, Hand and Fingers," Proc. SPIE 11766, International Workshop on Advanced Imaging Technology (IWAIT) 2021, 1176618 (2021). doi: 10.1117/12.2591033
- [23] Foong-Yi Chia and Daniel Saakes: "Interactive training chopsticks to improve fine motor skills," In Proceedings of the 11th Conference on Advances in Computer Entertainment Technology (ACE '14). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, Article 57, 1–4 (2014). doi: 10.1145/2663806.2663816
- [24] Hand landmarks detection guide, Solutions, MediaPipe, https://developers.google.com/mediapipe/solutions/vision/hand_landmarker (2024/10/14 参照).
- [25] Yuko Kaneko Yokubo, Tetsuo Ota, Katsuyuki Shibata: "Relationship between chopstick manipulation and cross-sectional shape in the developmental stages from infancy to early school age," Applied Ergonomics, Volume 97, (2021). doi: 10.1016/j.apergo.2021.103507.
- [26] OBB (Oriented Bounding Box) データセットの概要, Ultralytics YOLO 資料, Ultralytics, <https://docs.ultralytics.com/ja/datasets/obb/> (2024/11/07 参照).
- [27] Roboflow, <https://roboflow.com/> (2024/11/07 参照).
- [28] hctsa, highly comparative time-series analysis, <https://github.com/benfulcher/hctsa> (2025/01/05 参照).
- [29] catch22, DynamicsAndNeuralSystems, <https://github.com/DynamicsAndNeuralSystems/catch22> (2024/10/14 参照).
- [30] Carl H Lubba, Sarab S Sethi, Philip Knaute, Simon R Schultz, Ben D Fulcher and Nick S Jones: "catch22: CAnonical Time-series CHaracteristics," Data Min Knowl Disc 33, 1821–1852 (2019). doi: 10.1007/s10618-019-00647-x.

- [31] catch22 Features,
<https://time-series-features.gitbook.io/catch22-features>
(2024/10/14 参照).
- [32] X. Wang, A. Wirth and L. Wang : "Structure-Based Statistical Features and Multivariate Time Series Clustering," Seventh IEEE International Conference on Data Mining (ICDM 2007), Omaha, NE, USA, pp. 351-360 (2007), doi: 10.1109/ICDM.2007.103.
- [33] nginx, nginx,
<https://nginx.org/en/> (2025/01/05 参照)
- [34] uWSGI, uWSGI — Flask Documentation (2.2.x) ,
<https://msiz07-flask-docs-ja.readthedocs.io/ja/latest/deploying/uwsgi.html> (2025/01/05 参照)
- [35] Flask, Flask へようこそ — Flask Documentation (2.2.x) ,
<https://msiz07-flask-docs-ja.readthedocs.io/ja/latest/>
(2025/01/05 参照)