

愛知工業大学情報科学部情報科学科
コンピュータシステム専攻

令和6年度 卒業論文

手首の3次元的な動きの分析に基づく
刺身を切る動作の特徴量抽出に
関する研究

2025年2月

研究者 K21091 西幸希

指導教員 梶克彦 教授

目 次

第 1 章 はじめに	3
1.1 背景	3
1.2 目的とアプローチ	4
1.3 論文構成	5
第 2 章 関連研究	6
2.1 技能評価に関する研究	6
2.2 調理行動に関する研究	6
2.3 先行研究	7
第 3 章 手首の 3 次元的な動きの推定に基づく刺身を切る動作の特徴量抽出	9
3.1 データの収集	9
3.2 3 次元の動きの推定	9
3.3 特徴量の抽出	11
第 4 章 推定システム	13
4.1 センサデータ取得アプリ	14
4.2 推定サーバ	15
4.3 可視化システム	16
第 5 章 評価実験	19
5.1 実験設定	19
5.2 実験結果	20
第 6 章 おわりに	27
6.1 まとめ	27
6.2 今後の課題	27
謝辞	29
参考文献	30

第1章 はじめに

1.1 背景

近年ではスマートウォッチと呼ばれる腕時計型のデバイスやセンサグローブと呼ばれる手袋型のデバイスなど、動作を取得できるウェアラブルデバイスが普及し始めている。これらのデバイスは小型化と高性能化が進み一般消費者にも手軽に利用可能となりつつある。ウェアラブルデバイスを用いると装着者の腕や手の動きを容易かつ詳細に取得できる。総務省の調査 [1] ではスマートフォンの世帯保有率は年々増加しており、2023年では90.6%となっている。MMD研究所のスマートウォッチの所持率調査では2019年[2]は18.0%(n=1867)に対して2021年[3]は38.0%(n=658)とスマートウォッチも普及してきているのがわかる。またスマートウォッチについては内蔵されているセンサの数も増加してきている。現行のスマートウォッチであるPixelWatch2の場合GPS・コンパス・高度計・酸素飽和度計測用赤色および赤外線センサ・多目的電気センサ・マルチパス光学式心拍数センサ・3軸加速度計・ジャイロスコープ・周囲光センサ・皮膚コンダクタンスを測定する電気センサ・皮膚温センサ・気圧計・磁力計が内蔵されておりスマートフォンに引けを取らないセンサの量がある。

取得されたデータは単なる動作記録にとどまらず、さまざまな用途で有効に活用されておりその利用範囲は急速に拡大している。一例としてスポーツ分野では、アスリートの動きが詳細に計測されている。取得したデータをプロの選手の動作データと比較を行い、フォーム改善を通じたパフォーマンスの向上を図るとともに怪我のリスク低減を目指している。こうした計測データをもとに選手は自分の動作を客観的に把握でき、トレーニングの際にどの部分が改善されるべきかを特定できる。また動作を最適化するためトレーニング方法や休養の取り方を個別に調整でき、その結果として競技パフォーマンスの向上や怪我の予防が実現される。さらに、ウェアラブルデバイスを活用したリアルタイムのフィードバックが可能となるため、トレーニング中に即座に修正すべきポイントを認識し、効率的に技術向上を図っている。また、医療分野において患者のリハビリテーション支援や日常生活動作の監視にウェアラブルデバイスが広く利用されている。歩行解析や関節可動域の測定、さらには心拍数や体温などの生体データも同時に取得され、患者の回復状況を定量的に評価している。これにより患者の状態をリアルタイムで把握が可能となり、治療方針を迅速に定められる。例えば、患者が日常生活で行う動作の中で問題点がある場合それを早期に発見でき、適切なリハビリテーションや治疗方法の提案が可能となる。さらに、こうしたデータは医師やリハビリスタッフにとっても貴重な指標となり、患者一人ひとりに合わせた最適なケアを提供するための重要な情報源となっている。これらの技術の導入により従来の主観的な評価方法に比べて、より客観的で精密な技能評価が可能となった。従来の評価方法では、評価者の経験や感覚に頼る部分が大きい。そのため、個人差の発生が避けられなかった。ウェアラブルデバイスを用いた評価では、センサーデータに基づく客観的な判断が可能となりより正確な評価が実現する。この客観的な評価を基にリハビリプランの最適化が進み、患者の回復状況に応じて個別に調整された治療が提供できるようになっている。また、これにより治療効果の測定も精度高く行えるため、患者にとって最適な治療計画を立てるための基盤が整う。結果として、医療従事者はより効果的かつ効率的に治療ができ、患者一人ひとりの個別ニーズに応じた対応が可能となっている。これらの技術が進化すると、リハビリテーションの過程やスポーツトレーニングにおいて、より個別的で効果的なアプローチが実現し、従来の手法に比べて遥かに高い成果を上げられるようになっている。

このようにスポーツや医療分野では専門的な動作の技能評価が進んでいる一方で、日常生活に関連する動作の評価についてはまだ十分な研究が進んでいない。日常動作の中でも技能が必要とされるものとし

て、調理動作が挙げられる。調理は単なる日常作業ではなく熟練度に応じた差が明確に現れる技能であり、その評価や分析の対象として注目されている。調理技能の評価では、ウェアラブルデバイスを活用して調理動作を詳細に記録し分析を行える。これにより、上達の過程や改善点を客観的に把握できるようになり、自己評価やモチベーションの向上が期待される。例えば、現在の自分の動作を過去の記録と比較する際調理技術が向上している様子を視覚的に確認でき、さらなる向上心を引き出せる。また、熟練者との動作比較では自身の動作における課題が明確になり、より効率的に技能向上を目指せると考えられる。

1.2 目的とアプローチ

本研究では包丁を持った手の3次元的な動きをセンシングし、取得したデータを基に包丁さばきの評価基準となる特徴量の抽出を目的とする。本研究で提案する手法の概要は図1.1に示されている。本研究では図中の赤枠部分を行なっている。本アプローチでは、ウェアラブルセンサを用いて取得した加速度

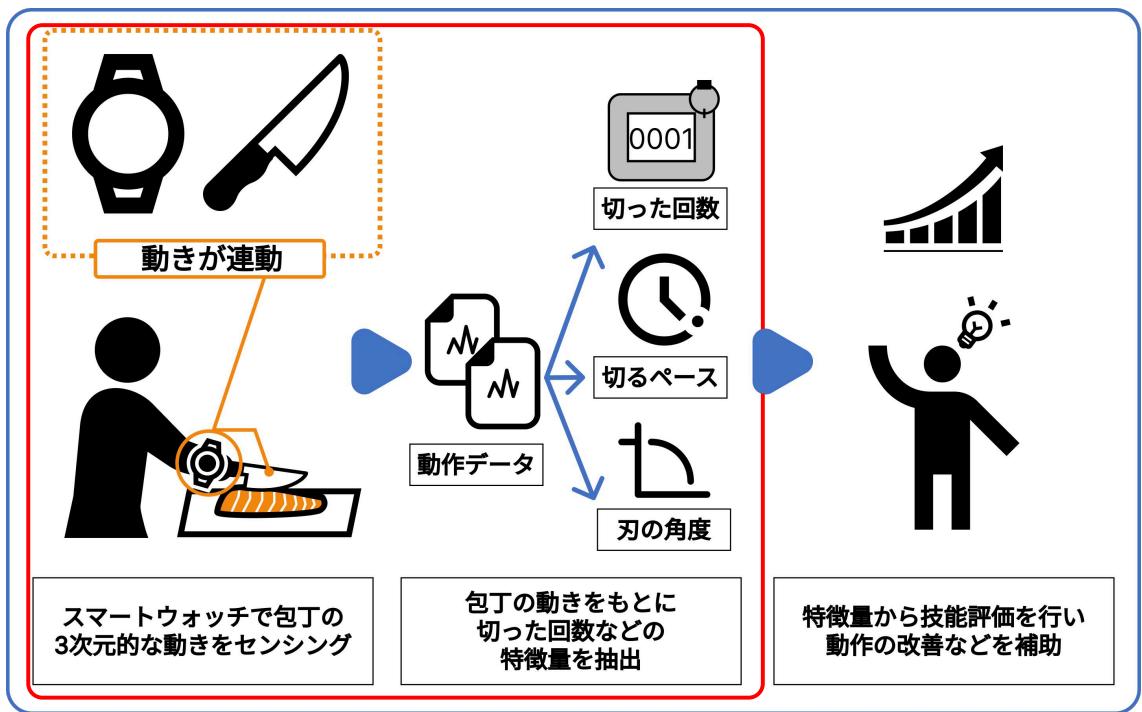


図 1.1: 本研究の概要図

データおよび角速度データを活用し、使用者の腕の動きを3次元空間で推定する。センサによって収集されたデータは、腕の各部分の動きに関する詳細な情報を提供し、これらのデータを基に高精度な動作推定が可能となる。

この動作データをさらに詳細に分析し、例えば、切った回数や切るペース・包丁の動きの滑らかさ・動作の一貫性といった定量的な特徴量を抽出する。これらの特徴量は、使用者の動作がどれほど効率的であるか、またはどの部分に改善の余地があるかを明確に示す指標となる。特徴量の抽出により単なる動作の記録を超えたフィードバックを得られ、技能向上のための重要な手掛けりを提供する。

これらの特徴量は、過去の自分のデータと比較を行い自己改善を促進するだけでなく、熟練者のデータと比較も行い、具体的な改善ポイントや最適な動作パターンを把握する手助けにもなる。こうした比較により、使用者は自分の動作のどこに不足がありどの部分を改善すべきかを具体的に理解できる。そのため、技術的な向上に向けた効率的なアプローチが可能となる。

最終的には、これらのデータをリアルタイムで処理を行い、使用者に対してフィードバックの提供を目指す。リアルタイムでのフィードバックが実現した場合、調理技能を効果的に向上させるための支援ツー

ルとしての活用が期待される。これにより、使用者は目標に向かって着実に練習を積み重ね、より高いレベルでの調理技術の習得が期待できる。

また、今回提案した手法は他の手先の動作が重要な場面でも役立つと考えられる。例として FA(Factory Automation) の現場が挙げられる。工場ではライン作業や、セル生産方式など作業者は指定の位置で作業をする場合が多い。この状況はまな板の前で包丁を使用するなど調理行動と似通っている。そのため、今回提案した手法により作業員の手際の良さの計測や、作業員の動きを再現したロボットの開発などにも使用できると考えられる。

1.3 論文構成

本論の構成を以下に示す。2章では関連研究を示し、3章では本研究の全体像の説明と特徴量抽出手法について述べる。4章では提案した特徴量抽出手法を用いて作成した推定システムについて示し、5章で推定システムを使用した評価実験について述べる。最後に6章として本論文のまとめと本研究の今後の課題について述べる。

第2章 関連研究

2.1 技能評価に関する研究

大半の行動推定の研究ではセンサを用いてデータ収集しているがセンサを使わない方法 [4] もある。しかし、実際の動作に基づいた評価を行いたい本研究では向いていない。大半の研究で使われるセンサにはさまざまな種類がある。例えば加速度センサを用いた方法がある。加速度センサを活用した非装着型の人間の行動推定システム [5] や単一 3 軸加速度センサによる行動推定に関する研究 [6]、加速度センサから収集した人間行動データのサンプリング周波数推定手法に関する研究 [7] などがある。他にもセンサとして磁気や温度・湿度を用いた小型センサモジュール搭載シユーズを用いた行動センシングの研究 [8]、マイクロフォンを用いた携帯電話搭載センサによるリアルタイム生活行動認識システムに関する研究 [9]、気圧を用いた気圧センシング技術を用いた行動認識手法の研究 [10]、Wi-Fi を用いた WiFi バックスキッタータグを用いた非接触生活行動認識システムの研究 [11]、BLE を用いたヘルスケアにおける活動認識に関する研究 [12]、カメラ映像を用いた人間の姿勢推定の研究 [13]、3 次元点群を用いた 3 次元点群を用いたマイクロ行動認識手法の研究 [14]、照度センサを用いた在宅時の活動見守りシステムの研究 [15] などがある。さらに複数のセンサを組み合わせる方法として加速度センサに加えて角速度センサが内蔵された慣性センサ (IMU:Inertial Measurement Unit) を用いる方法がある [16][17][18]。センシング方法には大きく分けてセンサを場所に固定する必要のある設置型と人が持ち歩く・付ける機器だけで完結する装着型の 2 種類がある。設置型の場合キッチンの環境などに依存してしまうため本研究には向いていない。そのため本研究では装着型のセンサを用いたセンシングを行う。

装着型センサを用いた技能評価や行動推定に関する研究は、近年多くの注目を集めておりさまざまな分野で実施されている。例えば、スマートフォン内蔵のセンサを使用して生活行動を推定する研究が進められており、リアルタイムで生活行動を認識するシステムが提案されている [9]。これにより、日常生活における行動のモニタリングや分析が可能となる。個々の行動パターンに基づいたアシスト技術の開発や、健康管理の支援が期待されている。また、ウェアラブルセンサを用いた技能評価の研究も広がりを見せており。例えば、ヤスリがけ動作に関する研究では、熟練者の動作パターンをウェアラブルセンサで測定したデータをもとに技能の評価を行い、技術の再現を目指した研究が行われている [19]。さらに、運転技能の評価に関する研究では運転中の行動のセンシングを行い、ドライバーの運転技術や安全性を評価し、運転行動の改善に向けたフィードバックを提供する手法が提案されている [20][21]。これらの研究では、装着型センサから得られるデータの解析を行い、熟練度や技能の向上を目指している。本研究では、調理動作を対象にした技能評価を行う。調理行動は複雑で多様な動作を含んでおり、その動作の正確な評価は、調理技能の向上や効率的な調理技術の指導に不可欠である。ウェアラブルセンサを使用して、調理動作の特徴を抽出し、技術の評価に役立つ指標の導出を目指す。このアプローチにより、従来の主観的な評価方法に代わって、定量的かつ客観的な技能評価を実現し、調理技能の向上に貢献できると考えられる。

2.2 調理行動に関する研究

調理行動の推定に関する研究は多様なアプローチが取られており、専用の機材を用いる研究が数多く存在する。例えば、包丁に直接加速度センサを取り付ける手法では、包丁の動きを詳細に捉え切る技術の判定や分析が行われている。この手法では、加速度のデータに機械学習を行い調理技術の評価に活用されている [22]。また、マルチモーダルセンシングを用いた研究では複数のセンサデータを組み合わせ、料理中

の微細な行動を認識する試みが進められている。この研究では、動作データと音声、さらに画像データを組み合わせ、行動の正確な認識を可能にしている[23]。さらに、カメラを用いた調理行動の分析研究では、画像処理技術を駆使して、手の形状や動作軌跡を解析し、調理プロセス全体を記録するシステムが提案されている[24]。一方、匂いセンサを用いた研究では、空気中の揮発性成分をセンシングし、揚げ物を検出する手法が開発されている。この手法は、揚げ物の進行状況や適切な調理時間をモニタリングするために利用されており、キッチン環境の自動化にも応用可能である[25]。さらに、加速度データを利用した調理工程の分析研究では、調理の各ステップを時系列データとして取得し、その特徴を基に工程を分類するシステムが構築されている。この研究では、調理者の動作特性を学習し、調理技術の上達過程を評価する試みが行われている[26]。また、加速度センサを腕に装着して調理動作をリアルタイムで判定する研究では、簡単な装置でありながら高い精度を維持している点が特徴である[27]。これらの研究は、調理機材やキッチン環境にセンサを設置したり、調理者に特定の装置を装着するなど、専用の機材を用いるアプローチが一般的である。しかし、このような方法では、導入時のコストや装置の準備に時間がかかる場合が多く、一般家庭での日常的な利用には課題がある。本研究では、ウェアラブルデバイスに内蔵されている加速度センサおよび角速度センサを活用し、これらの課題に対応する。ウェアラブルデバイスは、日常的に装着される前提で設計されており、追加のセンサを準備する必要がないため、導入コストを削減しつつデータ収集を容易にする。このようなデバイスを利用すると、家庭内の調理行動の記録や分析が可能となり、多くの人々が調理技術の向上に取り組める環境を提供できると期待される。

2.3 先行研究

本研究はお料理センシングというプロジェクトの一環として行われている。お料理センシングプロジェクトの全体像は次の図2.1である。本研究では図2.1における左下の特微量データの抽出部分を担当して

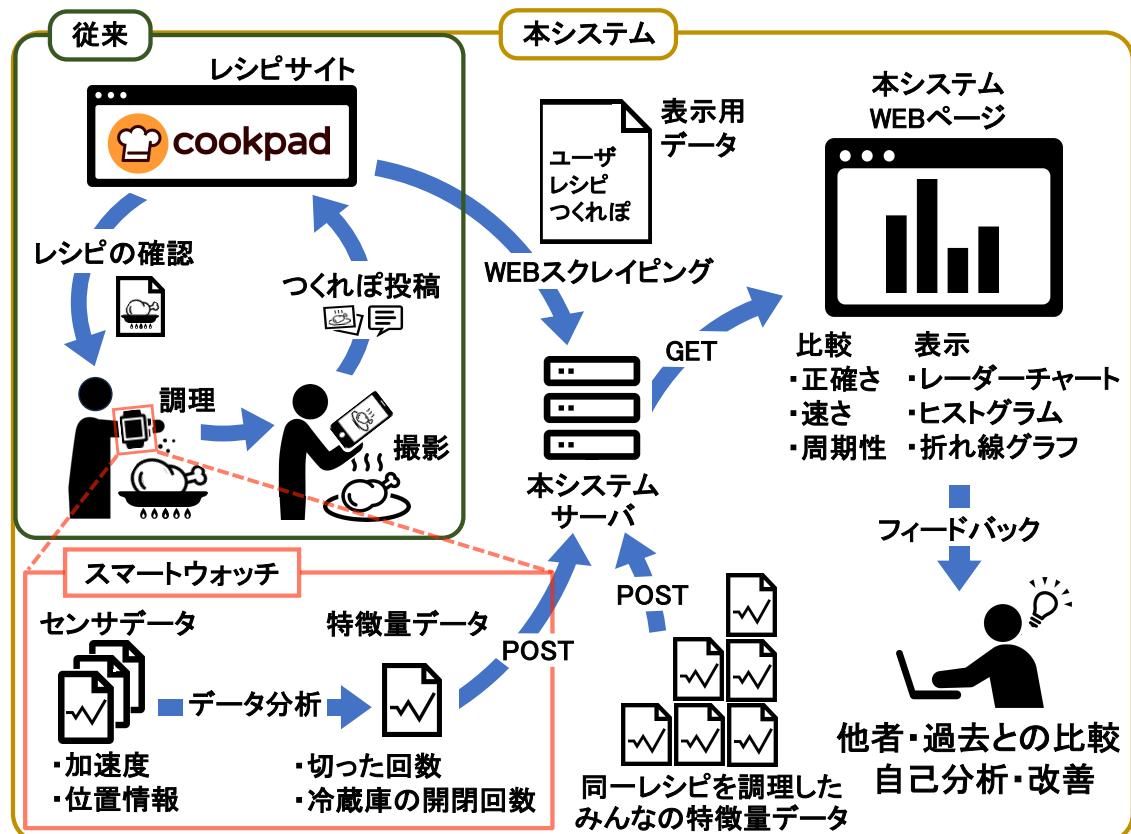


図 2.1: プロジェクトの概要図

いる。

同プロジェクトの先行研究として、ウェアラブルデバイスを活用した調理における切る動作の分析が行われている[28]。この研究では、加速度データのみを用いて分析が実施されている。具体的には、包丁とまな板が接触した際に生じる加速度を検知し、切った回数をカウントする手法が採用されている。

しかしながら、この手法にはいくつかの課題が存在する。例えば、きゅうりを切るような明確な動作には問題なく対応可能である一方で、包丁とまな板が勢いよく衝突しない静かな動作では、加速度の変化が小さく検知が難しい。さらに、切った回数以外の特徴を取得するには限界がある。特に、切る際の包丁の角度や動作のスムーズさといった情報は、加速度データだけでは算出できない。

これらの課題を解決するために、本研究では加速度センサと角速度センサを組み合わせたセンサフュージョン手法を導入する。このアプローチにより、切った回数の計測だけでなく、包丁の角度や動作の詳細な特徴を含む多様なデータの抽出が可能となり、より高精度な動作分析の実現を目指す。

第3章 手首の3次元的な動きの推定に基づく刺身を切る動作の特徴量抽出

本研究による提案手法は図1.1に示すとおり、スマートウォッチでセンシングを行なったデータから算出した3次元的な動きをもとに特徴量の抽出を行う。2章で述べたように先行研究[28]では加速度のみを用いて推定するものもあるが、まな板との衝突時の加速度をもとに特徴量を抽出するため加速度変化の少ない静かな動作に弱い。静かな動作のためにうまく取得できない例として刺身を切る動作があげられる。そこで本研究では加速度・角速度センサから取得したデータをそのまま使用せず3次元的な動きを推定する。3次元的な動きを使用すると奥から手前に腕を動かす動作をもとに特徴量を抽出できるようになる。

本研究では先ほど例にあげた刺身を切る動作の評価を対象とする。切る動作から抽出をする特徴量は切った回数・切るペース・刃の角度である。切った回数が身の分厚さ、切るペースが手際の良さ、刃の角度が切り方の評価基準となる。他にも特徴量として扱えるデータは存在するが、検証のためこの3項目について検討を行う。

3.1 データの収集

本研究ではウェアラブルデバイスとしてスマートウォッチを使用した。ウェアラブルデバイスの中にはセンサグローブやスマートリングなども存在している。調理を対象とした動作の取得には指先の動作まで取得可能なセンサグローブが理想である。しかし一般的に普及しておらず、専門家ではない一般の人を対象とする本研究には向かない。一般に普及し、また料理という環境から防水性に優れたスマートウォッチを採用した。センシングにはカメラを用いる手法も存在するが、本研究では使用しない。理由として、調理動作中の手の動きは立体的な動きであるため、複数視点から撮影を行う必要がある。そのためカメラを複数用意したり、位置を固定が必要になるなどデータ収集が複雑になり一般人に使わせるには難しいためである。

基本的な包丁の握り方では図3.1のようにウォッチの向きと包丁の刃の向きが連動する。スマートウォッチと包丁の動きは連動しているため、包丁を持つ側の手首の動きをセンシングしデータを収集する。収集したデータは今後使用しやすいようにネットワークを介してオブジェクトストレージサーバへ蓄積する。

3.2 3次元の動きの推定

加速度と角速度を組み合わせた自己位置推定手法の一つとしてIMUデッドレコニング[30]がある。IMUデッドレコニングはドローン制御等に使用されており、加速度と角速度の組み合わせから向いている角度と進行距離を算出し移動軌跡を導出している。この手法は移動距離の計算精度に大きく依存している欠点がある。そのためIMUデッドレコニングを応用した手法でPDRというものがある[29][31][32][33]。PDRは歩行者自律航法(Pedestrian Dead Reckoning)の略でIMUを利用し人の歩行を検知して測位を行う技術である。PDRは一般的なウェアラブルセンサに搭載されている加速度・角速度を利用して歩行者の向きと歩幅をもとに移動距離を推定して移動軌跡を導出している。本研究ではPDRのようにIMUデッドレコニングを応用した、人の手首の移動軌跡を算出する姿勢推定手法を考案した。包丁を扱う動作はまな板上の有限の空間のみで動くため大きな移動は発生しない。また、切り終わったあとはホームポ

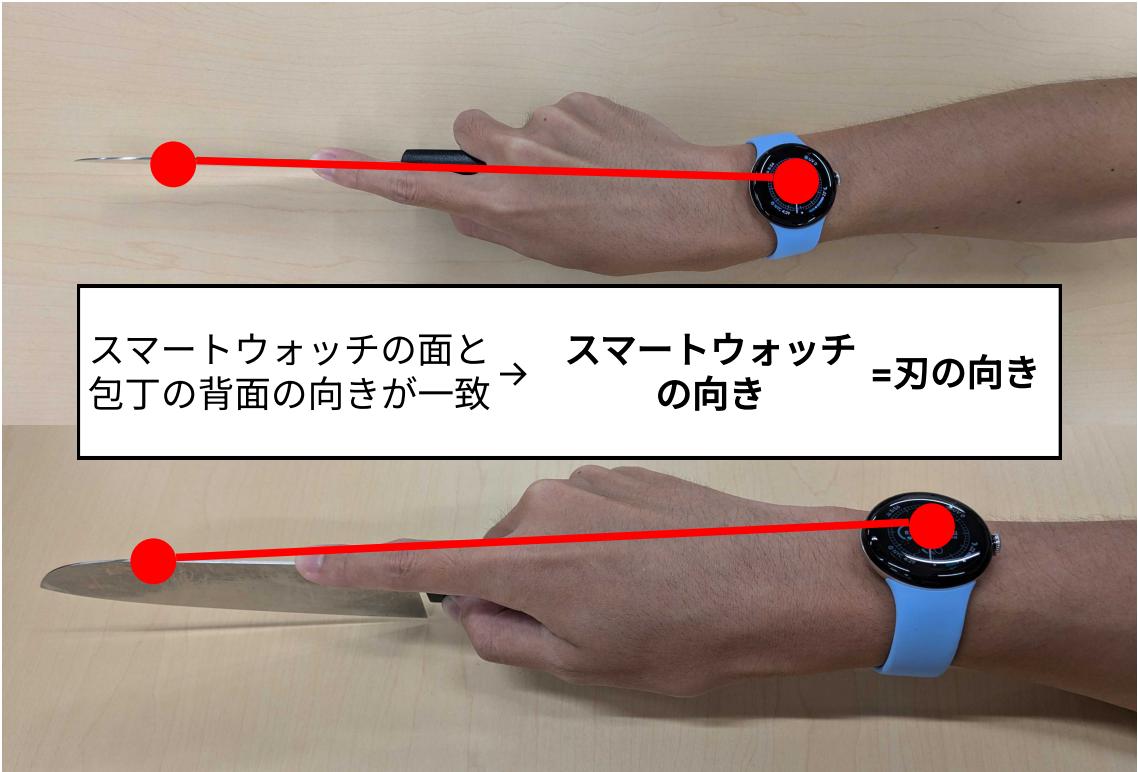


図 3.1: スマートウォッチと刃の向きの運動

ジションに戻るなどの特徴がある。そこで、動きがなくなった際には徐々にホームポジションへ近づいていくような補正をフィルタを用いて行なった。

本研究では取得した角速度と加速度に Madgwick フィルタを用いてセンサフュージョンを行い、回転量をクオータニオンとして導出している。他の候補としてカルマンフィルタがあるがモデルの構造が不明な場合に高精度を実現するのが難しい。Madgwick フィルタは事前に求めておくべきパラメータが少なく処理が高速な特徴がある。将来的にリアルタイムでの推定を見据え高精度なフィルタ処理と計算速度の観点から Madgwick フィルタを採用した。

クオータニオンとは回転の量を表すものである。クオータニオンはオイラー角や回転行列と相互に変換可能であり、上下がわからなくなるジンバルロックという現象が発生しない特徴がある。求めた回転量を使用して重力加速度を導出し、加速度から重力加速度を取り除き線形加速度を導出する。しかしこのままでは相対座標に基づいた移動のため、端末の姿勢を変化させながら動かすと異なる座標軸での移動と検出される。そこで式 (3.1) を用いて相対座標から絶対座標への変換を行う。

$$\mathbf{a}_{\text{abs}} = \mathbf{q} \cdot \mathbf{a}_{\text{rel}} \cdot \mathbf{q}^{-1} \quad (3.1)$$

絶対座標へ変換すると端末の姿勢が変化した際にも同じ方向に対する移動として検出可能となる。求めた絶対座標での線形加速度を二重積分して移動距離を導出している。しかし、このままでは積分により図 3.2 のように誤差が蓄積するため正しい移動距離が推定できていない。そこでハイパスフィルタを用いて積分誤差の軽減をしている。角度は次の式をもとにクオータニオンから変換を行なっている。

$$\text{Roll} = \tan^{-1} \left(\frac{2(wx + yz)}{1 - 2(x^2 + y^2)} \right) \quad (3.2)$$

$$\text{Pitch} = \sin^{-1} (2(wy - zx)) \quad (3.3)$$

$$\text{Yaw} = \tan^{-1} \left(\frac{2(wz + xy)}{1 - 2(y^2 + z^2)} \right) \quad (3.4)$$

式 (3.2)・式 (3.3)・式 (3.4) がそれぞれ X 軸・Y 軸・Z 軸の角度を表している。図 3.1 のように端末と包丁の動作は連動しているため、本推定手法により包丁の移動・角度を求められる。

3.3 特徴量の抽出

推定した3次元の動きをもとに特徴量の抽出を行う。刺身を切る動作は奥から手前に包丁を引く。この動きはY軸方向の移動として検出される。そこで極値処理を行い一番奥に包丁を構えた動作から包丁を引き切る動作までを一回の切り込みと定める。また、その際かかった時間の平均値を切るペースとする。一番奥に構えたところから包丁を引き切ったところまでの区間内での角度の平均を求める。区間内での平均の角度から一回の切り込みにおける刃の角度を求める。

切った回数が他の人より多い場合は切った食材の幅が小さい可能性があり、逆に少ない場合は幅が大きい可能性がある。切るペースが他より早い場合は手際が良く、逆に遅い場合は手際が悪いと評価できる。包丁を入れた角度は、切る手法の推定に利用できる。刺身を切る動作の中には刃の角度をつげずに厚めに切る平造りや、斜めに刃を入れて断面を広く切るそぎ切りなどがある。これらの切り方は主に刃を入れる角度の違いによるものであるため、刃の角度から切り方を推定できる。このように抽出した特徴量から調理技能の評価を行う。

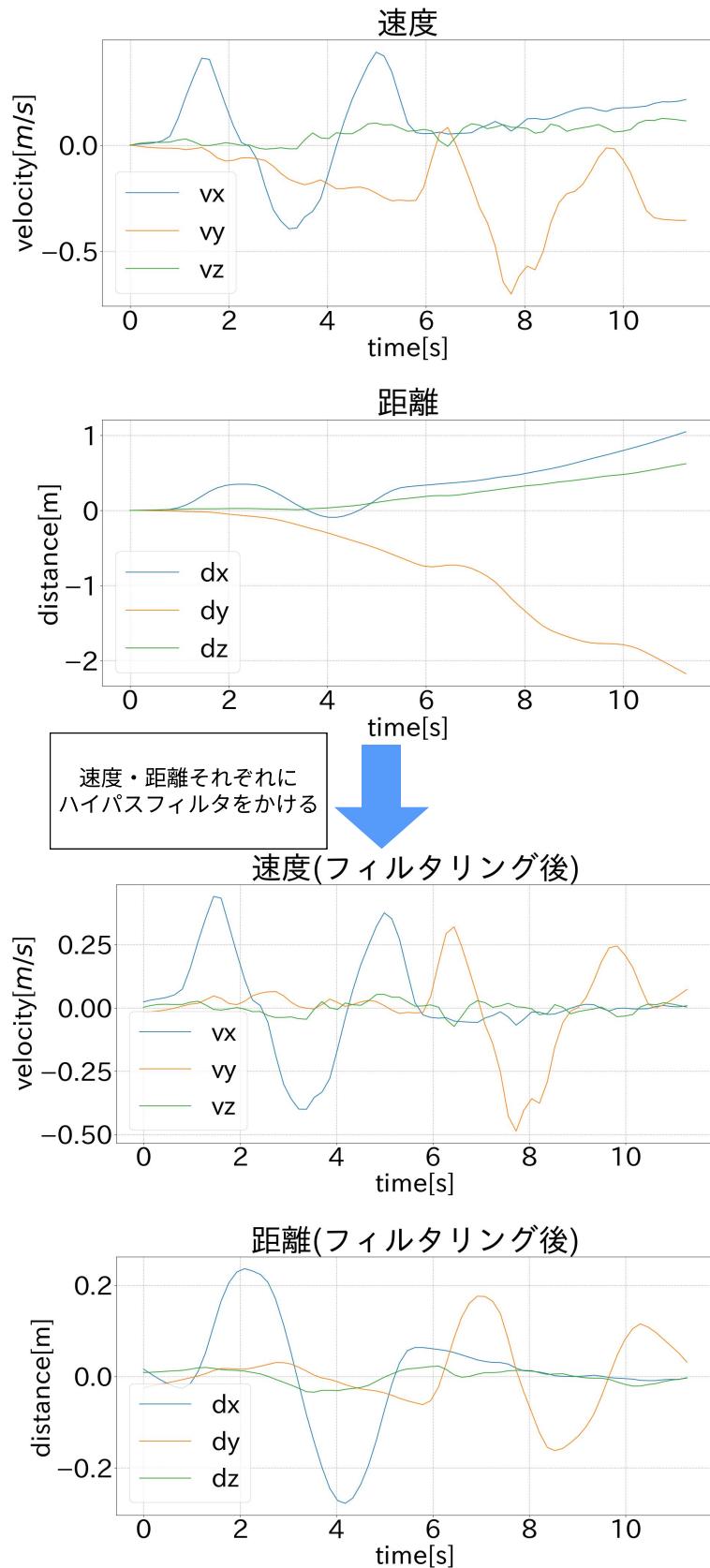


図 3.2: 積分による誤差と誤差の軽減

第4章 推定システム

本章では3章で述べた推定手法を用いて作成したシステムについて述べる。本システムのシステム構成は次の図4.1の通りである。まずウェアラブルデバイスを用いてセンシングを行いストレージサーバへ

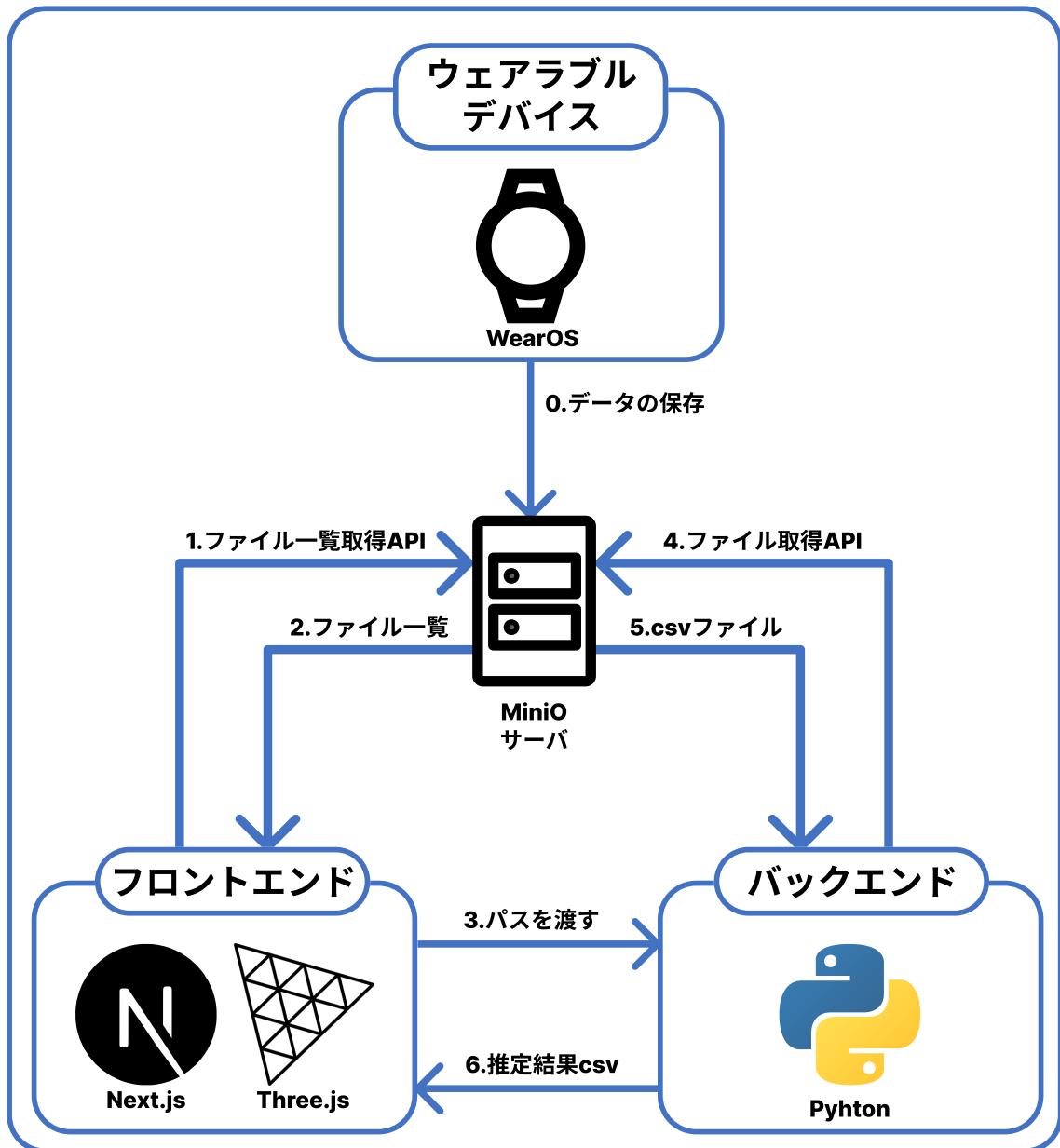


図4.1: システム構成図

保存しておく。次に可視化システムから推定を行いたいセンサデータを選択し、推定サーバへデータクエリパラメータとして保存先のURLが送られる。可視化システムから推定サーバへリクエストが来たタイミングでセンサデータから推定を始める。推定サーバは送られてきたURLからセンサデータを取得し計

算を行った後結果を可視化システムへ返却する。返却された推定結果を元に手首の動きを画面上に再現し特徴量の抽出に役立てる流れを行なっている。各節では本システムを「センサデータ取得アプリ」「推定サーバ」「可視化システム」に分けて説明する。

4.1 センサデータ取得アプリ

スマートウォッチを用いたセンシングには以下の3つの問題がある。初めにスマートウォッチはスマートフォンと異なりケーブルを用いたデータの送信が不可能である。スマートフォンはUSBケーブルを用いてPCとのデータ送信が可能だがスマートウォッチにはUSB端子が存在していない。次に、内部ストレージの容量もスマートフォンより劣っている。センシングしたデータをスマートウォッチに保持し続けた場合内部ストレージの容量がいずれ足りなくなり新しくデータの取得が不可能となってしまう。最後に加速度・角速度を同時に保存できるようなアプリはストアに公開されていないという問題がある。単一のデータを取得するようなアプリは公開されていたが複数のデータを取得するアプリは見つからなかった。また、存在していたとしても上の2つの問題も解決する必要がある。

以上の問題を解決するために加速度・角速度センサを同時に取得可能で、データの送信のためサーバとの通信も行えるアプリをKotlinを用いて自作した。作成したアプリが次の図4.2である。機能としては複数



図4.2: センシングアプリの各画面

のセンサを選択して同時にセンシングを行う機能とデータをサーバへ送信する機能がある。WearOSのベースであるAndroidの仕様としてデータ遅延の設定がある。次の表4.1に示すように4種類用意されている。間隔が速すぎた場合十分な変化量が得られない可能性があるので今回はSENSOR_DELAY_NORMALを

表4.1: センサのデータ遅延設定

設定	遅延 (μ s)
SENSOR_DELAY_NORMAL	200,000
SENSOR_DELAY_GAME	20,000
SENSOR_DELAY_UI	60,000
SENSOR_DELAY_FASTEST	0

使用した。あくまで設定であり使用する機種によって実際の取得頻度が変化するためサンプリングレートは推定サーバの方で適時計算を行い対応する。データの送信先としてオブジェクトストレージの AmazonS3 互換オープンソースである MiniO を使用したサーバを作成した。オブジェクトストレージサーバを作成した際に一緒に作成した API を使用し、センシングアプリからオブジェクトストレージサーバへデータを表 4.2, 表 4.3csv ファイルとして保存している。データの送信形式にはマルチパートフォームデータを

表 4.2: 加速度データの形式

time	acc_x	acc_y	acc_z
1732681717682	0.62462102	-0.56413518	9.750197
1732681717767	0.63001084	-0.61563796	9.757982
1732681717842	0.638993885	-0.57192048	9.757982

表 4.3: 角速度データの形式

time	gyro_x	gyro_y	gyro_z
1732681717682	0.027004715	-0.00505507	0.00718352
1732681717767	0.035518516	-0.0081147175	0.0015963378
1732681717842	0.044032317	-0.011174365	-0.0039908444

使用した。一般的な http 通信による WebAPI では JSON 形式のデータを用いる場合が多い、しかし今回はファイルを送信する必要があるためバイナリを扱えるマルチパートフォームデータの形式を採用した。それぞれの形式の例を図 4.3 に示す。図 4.3 のようにコンテンツタイプを指定し、csv ファイルとして送信が可能となる。その際送信に成功したタイミングでスマートウォッチ内のデータは削除するようにし

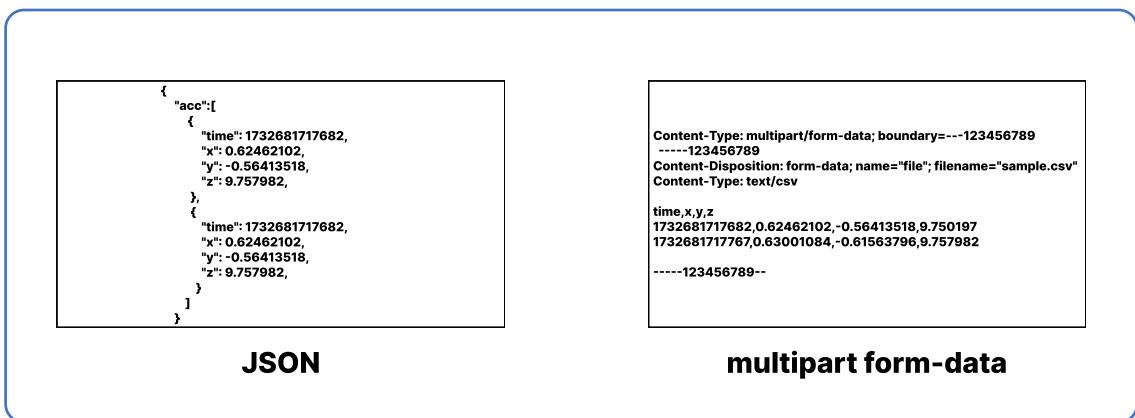


図 4.3: データの送信形式

て内部ストレージの問題も解決した。

4.2 推定サーバ

3 章で述べた推定手法を API サーバとして実装したものが推定サーバである。クオータニオンの計算など複雑な計算を行う必要があるため、計算系のライブラリが充実している Python を使用してサーバを作成した。可視化システムから受け取った署名付き URL を用いて MiniO サーバからセンサデータの csv ファイルを取得している。取得したデータはタイムスタンプが一致していない場合があるので線形補間を用いて加速度・角速度のデータ数・タイムスタンプを一致させる。補完後のデータを用いて 3 章で述べた

推定手法を使用し、推定アルゴリズムを動かしクオータニオンと移動距離の計算を行う。計算後のクオータニオンと移動距離を表 4.4、表 4.5csv 形式として可視化システムへ返却している。その際、マルチパー

表 4.4: クオータニオンデータの形式

time	w	x	y	z
1732681719132	0.9978874137967442	-0.05634797999043905	-0.03115239363645531	0.00866850089473444
1732681719214	0.9980955904502076	-0.05302987799138242	-0.030382473160154275	0.008362397308374306
1732681719299	0.9981994886509393	-0.050598461702549426	-0.031199906376175496	0.008008893335342339

表 4.5: 移動データの形式

time	dis_x	dis_y	dis_z
1732681719132	-0.012897410812599637	0.008514756891280497	0.011569086766364466
1732681719214	-0.012740526372956418	0.008723961213618795	0.010483328539204296
1732681719299	-0.012569902674072929	0.008939466947283523	0.009410297204784182

トフォームデータ内に直接書き込み csv ファイルを一度サーバ内に保存する処理を省略している。

4.3 可視化システム

ここまで求めた回転・移動は 3 次元の動きのためグラフで可視化が困難であり特徴量の抽出が難しい。そこで手首の動きを画面上に再現するシステムを作成した。本システムは誰でも使用できるよう Next.js を用いて Web アプリとして作成を行った。

初期画面(図 4.4)では MiniO に保存されているデータの一覧を取得して表示を行なっている。推定を

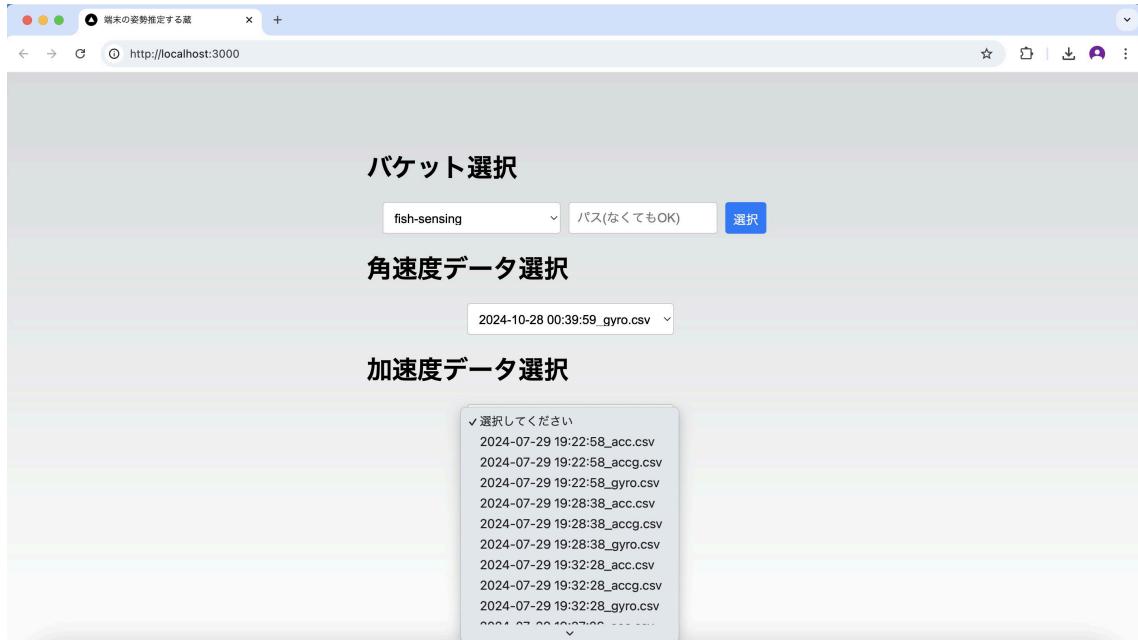


図 4.4: データ選択画面

行いたい加速度・角速度のセンサデータを選択すると推定サーバへ署名付き URL をクエリパラメータとして送信している。推定サーバから推定結果を受けとると可視化画面(図 4.5)へ遷移する。可視化を行うための 3 次元空間は Three.js を使用し描画した 3D モデルを動作させ可視化を行なった。スマートウォッチの 3D モデルは 3D モデリングツールである Blender を使用してモデリングを行った(図 4.6)。Blender

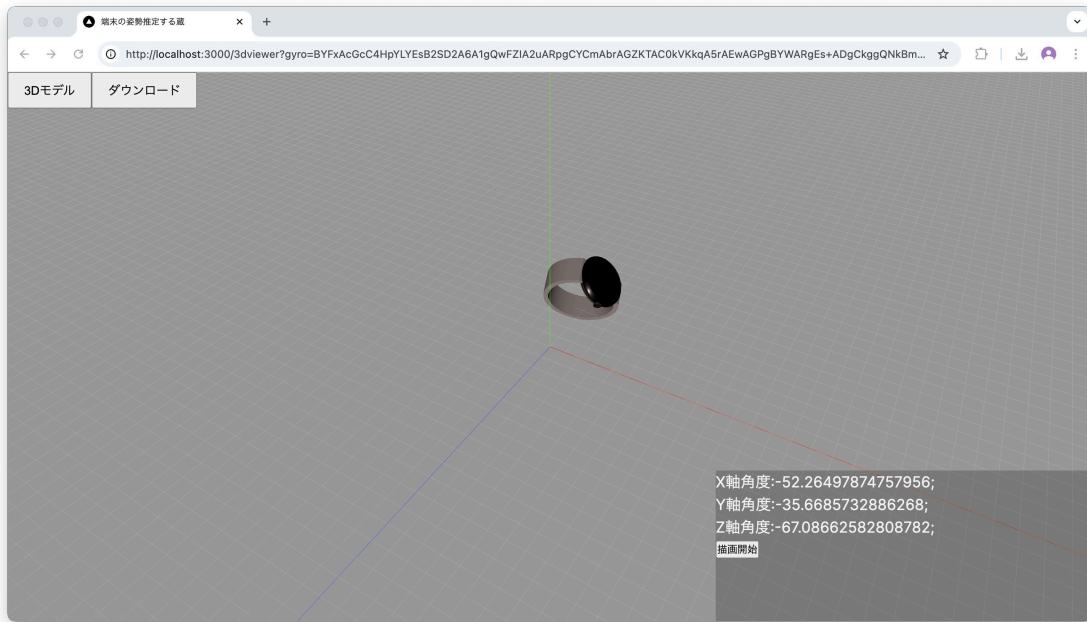


図 4.5: 可視化画面

の座標系は z 軸が \vec{z} 上の Zup 方式だが Three.js では y 軸が \vec{y} 上の Yup である。そのため作成したモデルがそのまま描画すると 90 度傾いてしまうため変換を行なってから描画している。

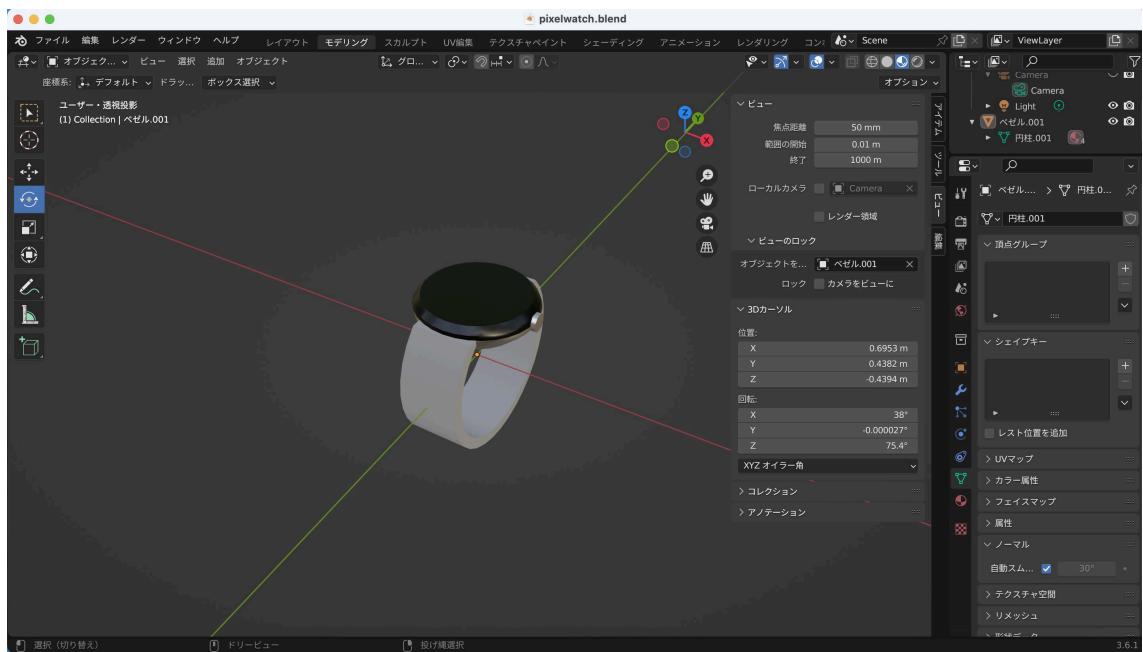


図 4.6: モデリングの様子

第5章 評価実験

本実験では3章で述べた特微量抽出手法を刺身を切り分ける動作に対して行い、抽出した特微量が調理技能の評価に利用できるかの確認を目的とする。実験内容として刺身を切り分ける動作のセンシングを行う。取得したデータをもとに3次元的な動きを推定し、特微量の抽出を行う。本章では各節において実験の流れについて述べる。

5.1 実験設定

加速度と角速度を収集する自作アプリを起動したスマートウォッチ（PixelWatch2）を包丁を握る側の腕に装着しセンシングを行う。柵は体に正対するように置き腕を柵に対して並行に置いた姿勢を初期姿勢とする図5.1。その際腕と並行な軸がRoll(X)軸、垂直な軸がPitch(Y)軸となっている。被験者は刺身



図 5.1: 初期姿勢

を切った経験がある学生1人と(被験者A)、料理未経験の学生1人(被験者B)、普段から調理をしている学生2人(被験者C・D)を対象とした。被験者は10cmほどの魚の柵を刺身に切り分ける調理を平造り、そぎ切りと切る手法を変えて2回行う。平造りは柵に対して刃を垂直に切る手法で、そぎ切りは刃を斜めに入れて切る手法である(図5.2)。刺身を切る動作は刃を入れる角度による断面の変化や包丁を引く回数から切り分けた身の厚さなどの複数の評価基準が得られる。

また、実際に切った区間のラベリングのために動画を撮影しながらデータ収集を行った。後ほど切った区間のラベリングと推定した切っている区間が一致するかの確認に使用する。

5.2 実験結果

結果として得られた包丁の動作の一例として1回目のデータを表したグラフを次の図5.3に示す。このデータは3章で述べた推定手法を用いて求めた端末の回転量から変換した角度と移動を表している。誤差の軽減のためにハイパスフィルタを使用した。赤くラベリングされている部分が刺身を切り分けている動作である。また、青くラベリングされている部分は包丁を持つ動作と置く動作である。

4章で作成した手首の動きを画面上に再現するシステムを使用して比較を行った様子が図5.4である。この可視化システムによって、現実の動きとの比較が容易になり抽出しやすくなる。

切り分けている動作と準備動作のラベルは撮影した動画から手入力している。動画との同期は3次元空間での可視化システムで見比べて行う。特に変化が見られたY座標軸の移動距離と切ったタイミングの推定を表したグラフが図5.5である。

まずは切った回数の推定を行う。動画によるラベリングとデータにより、切る際には一度奥(+)方向へ移動してから手前(-)方向へ移動しているとわかる。そのため今回は極値検出を用いて切った回数の推定を行う。切る際にメジャーを用いて手首の移動距離を調べ、一番動かしていなかった切り込みを基準に閾値を2cmと定めた。閾値以上となった極大値から次の極大値までの区間内で一番値が小さな極小値までで1回切ったと推定する。その結果を図5.5で「切り始め」と「切り終わり」として表している。結果から切ったと推定した部分とラベリングを行った区間が一致した。以上より、切る動作を推定できた。しかし包丁を持つ動作と置く動作も切っている部分と判定されてしまう場合があるため、あらかじめ包丁を持ってからセンシングを始めるなど改善する必要がある。次に平均ペースを求める。切るペースは1回毎の間の秒数を利用する。また、その際のRoll(x)軸での平均角度も特徴量として使用する。

包丁を持つ動作と置く動作を除いたデータの特徴量を表5.1、表5.2に示す。表5.1が平造り、表5.2がそぎ切りの結果である。しかし、未経験者である被験者Bからはうまく特徴量を抽出できなかった。

表5.1: 平造りの特徴量

被験者	推定回数	実際の回数	平均ペース(s)	角度の平均(deg)
A	5	5	3.12	-24.08
B	6	9	14.12	-47.38
C	6	7	4.13	-34.58
D	6	4	3.97	-35.94

表5.2: そぎ切りの特徴量

被験者	推定回数	実際の回数	平均ペース(s)	角度の平均(deg)
A	7	6	2.35	-44.22
B	6	12	4.13	-56.08
C	8	9	3.31	-48.01
D	6	6	3.87	-47.64

表5.1、表5.2の結果から得られた特徴量は次のような評価の基準になる。まず切った回数から刺身の厚さが算出できる。表5.1の被験者Aのデータの場合5回切っているため6枚の刺身ができる。切った柵が10cmなため10cmを6等分した結果一枚約1.6cmとわかる。また回数の推定精度は約8割(被験者Bを除く)となり、改善の余地があるが十分な精度が得られた。次に切るペースから手際の良さが算出できる。平均ペースの比較を行い今回の実験で一番手際が良かったのは被験者Aとなる。表5.1、表5.2の角度を比較し、どの被験者も平造りよりそぎ切りの方が10から20度ほど角度をつけて切っていると判明した。そのため、平造りの角度を基準とした場合刃の角度から切る手法が推定できると考える。

今回の実験では未経験者の被験者Bの推定がうまくいかない結果となった。被験者Bの推定結果のグラフを次の図5.6に示す。グラフを見たところ、移動距離の推定が上手く行っておらず、切る回数の判定ができていないと判明した。

被験者 B の推定がうまくいかなかった理由として、以下のような内容が考察できる。動画を見返し異なる点を探した際に、切り方が他の 3 人と異なると判明した。次の図 5.7 に問題がなかった被験者の切り方、図 5.8 に問題があった被験者の切り方を示す。他の被験者は包丁の刃元から 1 回の引きで切っているが、被験者 B のみ包丁の刃先で押しながら小刻みに切っていると判明した。小刻みに動かすような変化量が小さな動作があるため、移動距離推定の際に行うフィルタリングによって変化が消されてしまったと考えられる。そのため、積分時に変化量が与えられなかった区間が発生し結果が想定したものではなくなったと考えられる。また、手前から押して切っていたため奥から手前に切り込む想定をしていた本手法ではうまく切った判定が結果が行われなかつたと考えられる。

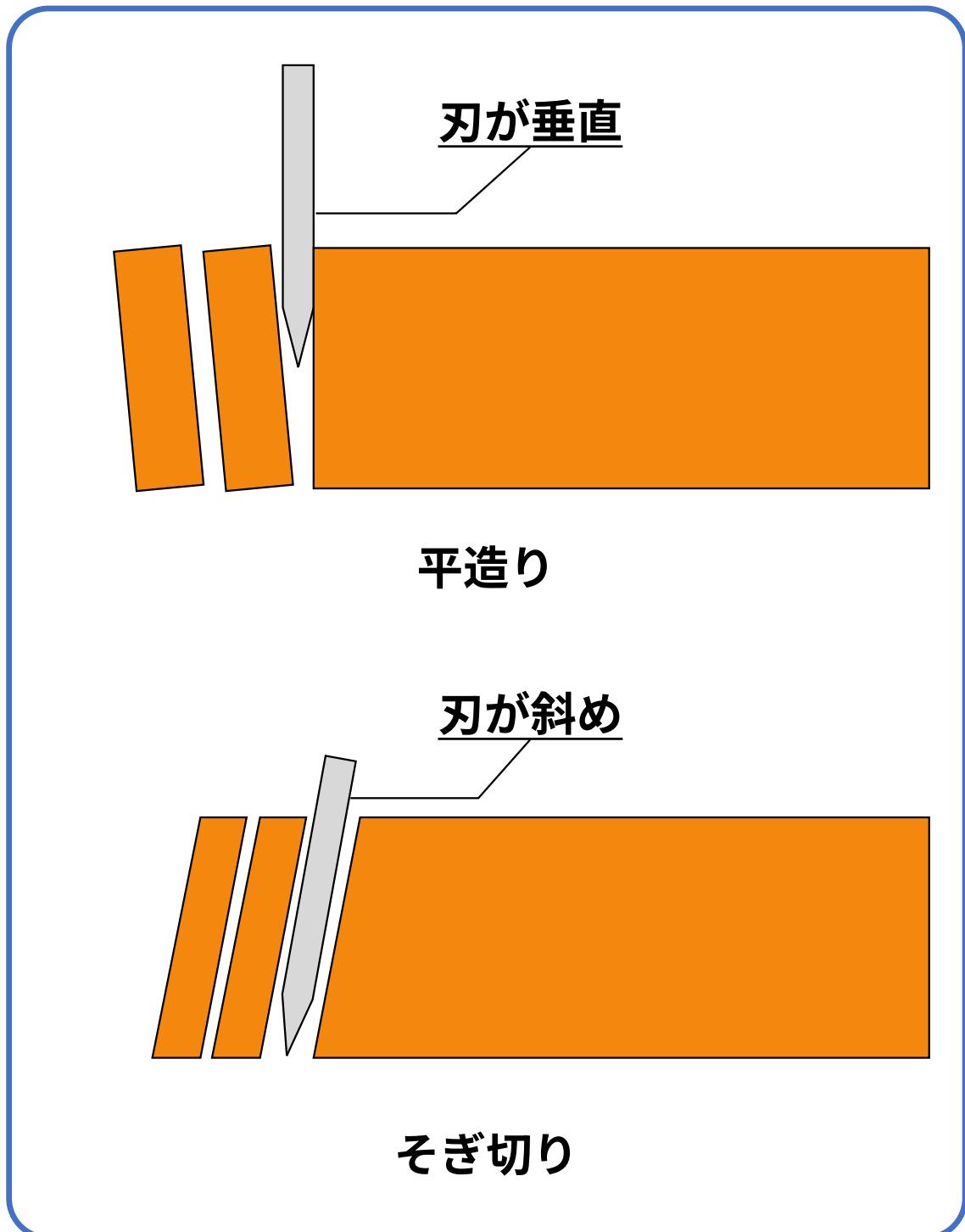


図 5.2: 切る手法

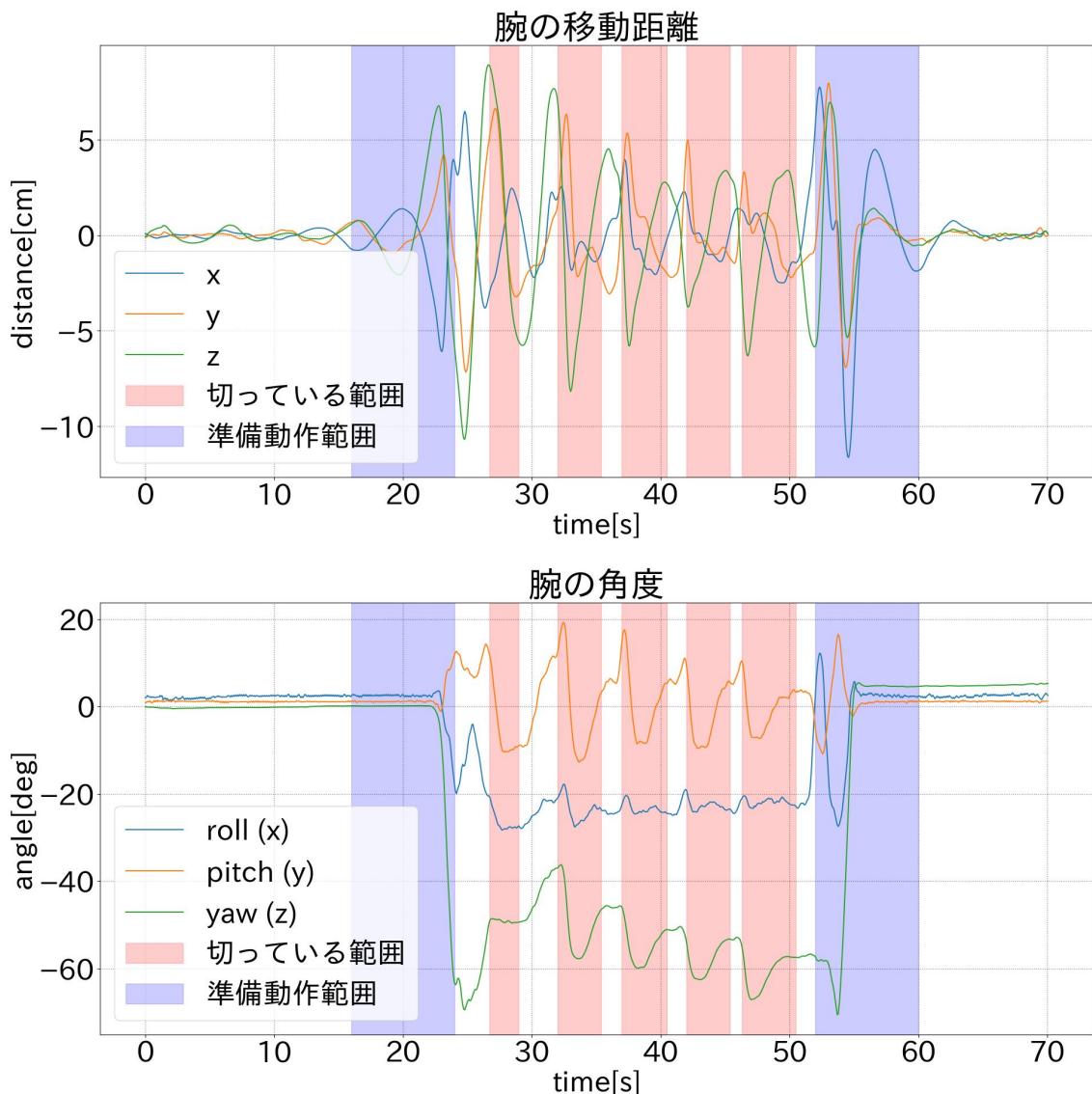


図 5.3: 刺身を切る際の 3 次元的な動作のグラフ

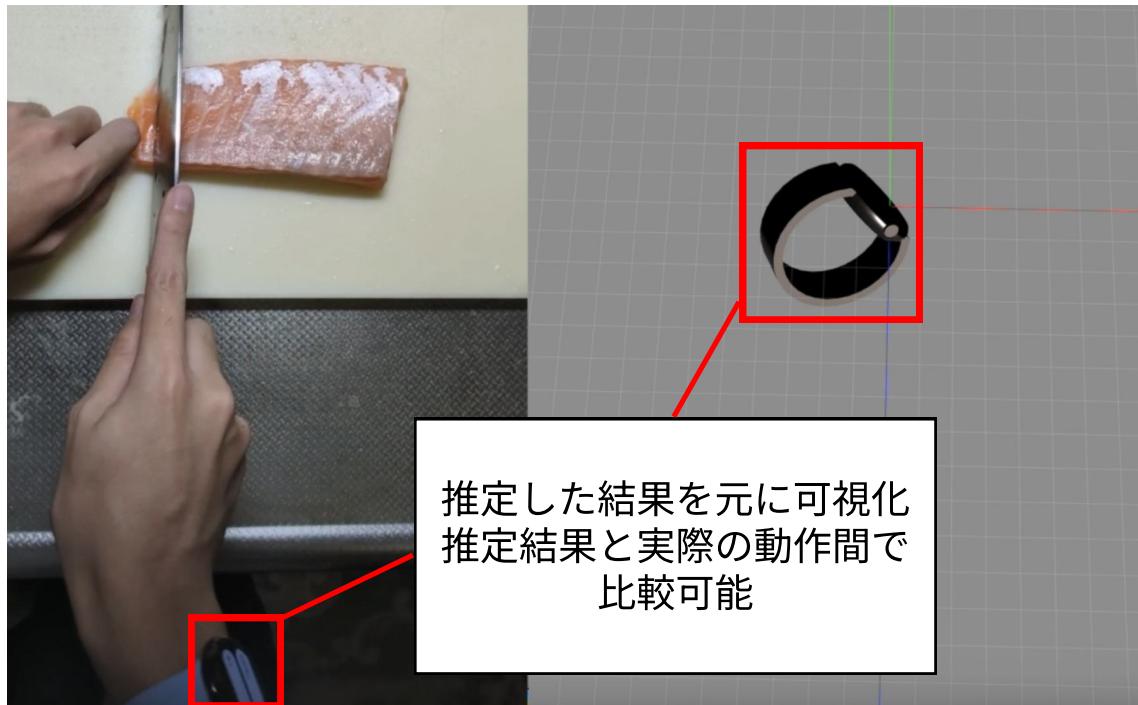


図 5.4: 可視化システムと現実の比較

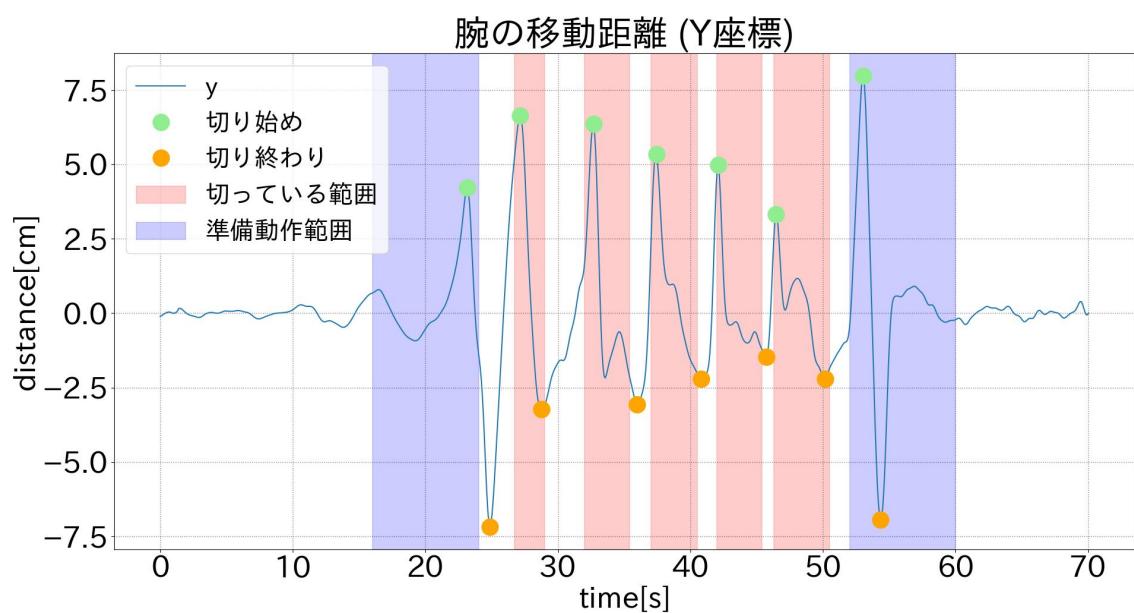


図 5.5: 推定結果のグラフ

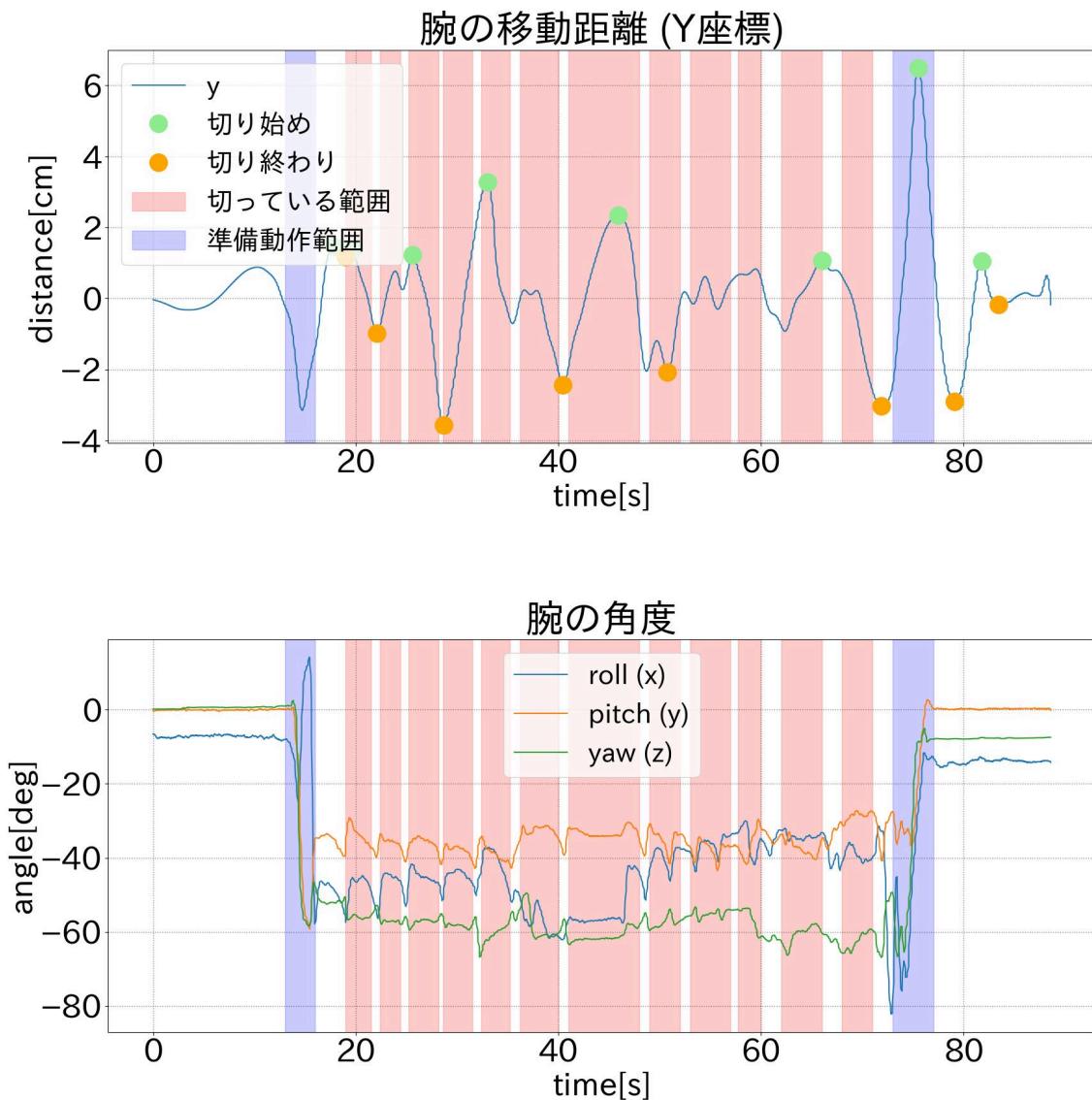


図 5.6: 問題があった結果のグラフ



図 5.7: 問題がなかった被験者の切り方

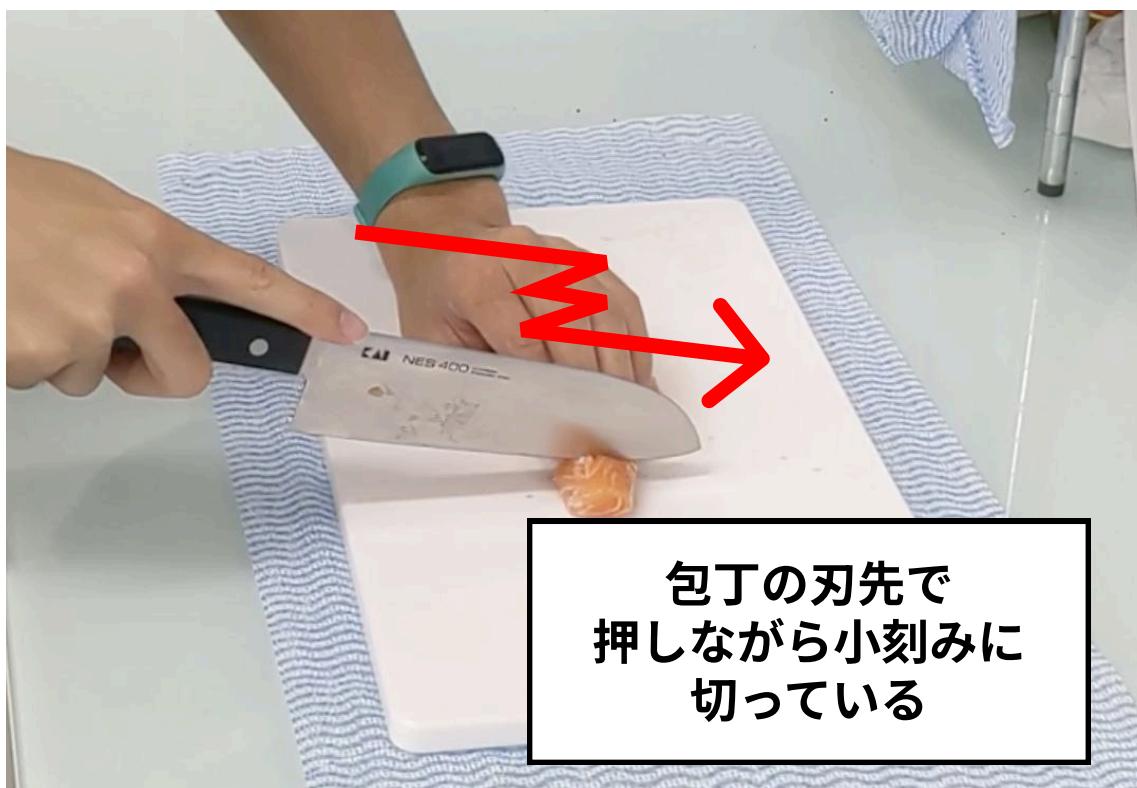


図 5.8: 問題があった被験者の切り方

第6章 おわりに

6.1 まとめ

本稿では、包丁を持った手の3次元的な動きをセンシングしたデータを用いて算出し特徴量の抽出を目的としている。抽出した特徴量は過去の自分との比較や熟練者との比較により動作の改善を促進し、使用者の調理技能向上に使用する。アプローチとしてウェアラブルセンサを用いて取得した加速度・角速度から使用者の腕の動きを3次元的に推定する。推定した腕の移動・角度などの3次元的な動きを使用して刺身を切る動作における特徴量抽出手法の提案を行なう。提案手法を実現するために加速度・角速度を同時にセンシングするための WearOS アプリを作成した。提案した特徴量抽出手法を用いた推定システムの作成と推定結果の可視化のためのシステムを作成した。抽出した特徴量は切った回数・切るペース・刃を入れた角度の3項目である。抽出した特徴量をもとに刺身の厚さや手際の良さ、どの手法で切ったかなどの評価を行う。本手法の評価実験を行い刺身を切る動作における特徴量を抽出した。結果として動画から求めた切る区間と提案手法で求めた切った区間が一致した。実験より本研究で抽出した特徴量は刺身を切る動作において調理技能の評価に利用できると考える。

6.2 今後の課題

本研究における今後の課題として、以下の3点が挙げられる。特徴量をもとにした他者との比較、他の調理行動への応用、そして誤判定への対応である。それぞれについて詳しく説明する。

まず1つ目の特徴量をもとにした他者との比較に関してである。本研究では調理行動に関する特徴量の抽出に焦点を当てたが、他者との比較を通じて調理技能の向上にどのような影響を与えるかについては検証が行われていない。この課題に取り組むためには、複数の被験者を対象とした実験を実施し、他者との比較を通じて調理に対する意識の変化やモチベーションの向上が見られるかを検討する必要がある。例えば、特定の特徴量を向上させる訓練を行ったグループと、そうでないグループの間で調理技能の変化を比較し、その効果を明らかにできる可能性がある。さらに、意識の変化が行動に与える影響についても調べる必要がある。

次に、2つ目の他の調理行動への応用についてである。本研究では主に切る動作における特徴量の抽出を行ったが、調理行動には他にも多様な工程が存在する。例えば、炒める、混ぜる、こねるといった動作が挙げられる。これらの動作についても、切る動作と同様に特徴量を算出し、それが調理技能や行動分析に役立つかを調査する必要がある。それぞれの動作において、使用される道具や力の加え方が異なるため、動作特有の特徴量を抽出する手法の確立が課題となる。また、これらの動作ごとの特徴量を統合し、調理行動全体の評価指標を構築できれば、より総合的な調理技能の分析が可能となると考えられる。このような応用範囲の拡大は、家庭料理だけでなく、プロの調理現場や教育機関における技能習得での活用も考えられる。

最後に、3つ目の誤判定への対応である。現在のシステムでは、包丁を持つ動作や準備動作が切る動作として誤判定されるケースが存在する。この問題に対処するためには、センサーデータの前処理を含む工夫が必要である。例えば、センシングの開始前に包丁をあらかじめ持つ運用ルールを設けるなどの対策で誤判定のリスクを軽減できる。しかし、この対策を実施する際には、安全性への十分な配慮が必要である。特に、包丁を持った状態で行える安全なジェスチャーを検討し、切り始める前と後で確実に区別でき

る仕組みを設計する必要がある。また、センサーの感度や位置の調整、さらには特徴量の選定やアルゴリズムの改良を進めるなど、誤判定を最小限に抑える手法の考案も重要な課題となる。

さらに今後の展望として、特徴量を抽出する際に使用した3次元空間での可視化システムを、結果のフィードバックへの応用としての使用を検討している。具体的には、抽出した特徴量だけでなく、調理動作そのものを可視化し、他者との比較を行う手法を模索する。この可視化によって、特徴量の変化だけを提示する場合と、動作そのものを提示する場合で、被験者の意識や行動への影響にどのような違いが生じるかの調査が可能になると考えられる。

以上の課題に取り組むと、調理行動解析の精度が向上し、応用範囲の拡大が期待される。

謝辞

本研究を進めるにあたり、様々なご指導を頂いた愛知工業大学梶克彦先生に深く感謝致します。また、本研究に有用な意見や情報を頂いた内藤克浩先生と中條直也先生、水野忠則先生に感謝致します。また、共同研究において有用な意見や情報を頂いた中藤様、水野様はじめ、三菱電機エンジニアリング株式会社名古屋製作所の皆様に感謝致します。最後に、日頃から熱心に討論、助言してくださいました梶研究室のみなさんに深く感謝致します。

参考文献

- [1] 総務省: 情報通信白書, 日経印刷, 全国官報販売協同組合(発売), 情報通信白書 / 総務省編, 令和6年版, (2024).
- [2] MMD研究所:スマートウォッチとスマートスピーカーに関する調査, https://mmdlabo.jp/investigation/detail_1812.html(参照 2025-01-16).
- [3] MMD研究所:2021年スマートウォッチに関する利用実態調査, https://mmdlabo.jp/investigation/detail_1930.html(参照 2025-01-16).
- [4] 加藤 謙, 中村 健二, 山本 雄平, 田中 成典, 坂本 一磨他:マイクロブログにおけるユーザの属性と習慣行動の推定に関する研究, 情報処理学会論文誌, Vol. 57, No. 5, pp. 1421-1435 (2016).
- [5] 内田 泰広, 澤本 潤, 杉野 栄二:加速度センサを活用した非装着型の人間の行動推定システム, 電子情報通信学会技術研究報告; 信学技報, Vol. 115, No. 232, pp. 1-6 (2015).
- [6] 赤堀 順光, 岸本 圭史, 小栗 宏次:単一3軸加速度センサによる行動推定, 電子情報通信学会技術研究報告; 信学技報, Vol. 105, No. 456, pp. 49-52 (2005).
- [7] 河野 日生, 岡本 真梨菜, 村尾 和哉:加速度センサから収集した人間行動データのサンプリング周波数推定手法, マルチメディア, 分散, 協調とモバイルシンポジウム 2023 論文集, Vol. 2023, pp. 589-596 (2023).
- [8] 島内 岳明, 勝木 隆史, 豊田 治:小型センサモジュール搭載シユーズを用いた行動センシング, マイクロエレクトロニクスシンポジウム論文集 第28回マイクロエレクトロニクスシンポジウム, pp. 307-310 一般社団法人エレクトロニクス実装学会 (2018).
- [9] 大内 一成, 土井 美和子:携帯電話搭載センサによるリアルタイム生活行動認識システム, 情報処理学会論文誌, Vol. 53, No. 7, pp. 1675-1686 (2012).
- [10] 米田 圭佑, 望月 祐洋, 西尾 信彦:気圧センシング技術を用いた行動認識手法, 情報処理学会論文誌, Vol. 56, No. 1, pp. 260-272 (2015).
- [11] 伊勢田 氷琴, 安本 慶一, 内山 彰, 東野 輝夫:WiFi バックスキヤッタータグを用いた非接触生活行動認識システムの提案, マルチメディア, 分散, 協調とモバイルシンポジウム 2023 論文集, Vol. 2023, pp. 1193-1203 (2023).
- [12] Debraj De, Pratool Bharti, Sajal Kanta Das, and Sriram Chellappan: Multimodal Wearable Sensing for Fine-Grained Activity Recognition in Healthcare, IEEE Internet Computing, Vol. 19, No. 5, pp. 26-35 (2015).
- [13] Yingying Jiao, Haipeng Chen, Runyang Feng, Haoming Chen, Sifan Wu, Yifang Yin, and Zhenguang Liu: GLPose: Global-Local Representation Learning for Human Pose Estimation, ACM Trans. Multimedia Comput. Commun. Appl., Vol. 18, No. 128, pp. 1-16 (2022).
- [14] 三嶋 純輝, 松井 智一, 松田 裕貴, 諏訪 博彦, 安本 慶一:3次元点群を用いたマイクロ行動認識手法の提案, Technical Report 37 (2023).

- [15] 松原 裕之:照度センサを用いた在宅時の活動見守りシステム, 電気学会論文誌 C(電子・情報・システム部門誌), Vol. 143, No. 8, pp. 754-759 (2023).
- [16] Ziyuan Jiang: Human Action Recognition Method Based on Wearable Inertial Sensor, in Proceedings of the 2021 6th International Conference on Cloud Computing and Internet of Things, CCIOT '21, pp. 73-76, New York, NY, USA (2021), Association for Computing Machinery.
- [17] Markus Norden, Philipp Mller, and Thomas Schauer: Real-Time Joint Axes Estimation of the Hip and Knee Joint during Gait Using Inertial Sensors, in Proceedings of the 5th International Workshop on Sensor-Based Activity Recognition and Interaction, iWOAR '18, New York, NY, USA (2018), Association for Computing Machinery.
- [18] 村田 雄哉, 梶 克彦, 廣井 慧, 河口 信夫:歩行者自律測位における行動センシング知識の利用, マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム 2014 論文集, Vol. 2014, pp. 1614-1619 (2014).
- [19] 榎堀 優, 間瀬 健二:ウェアラブルセンサを用いた熟練指導員のヤスリがけ技能主観評価値の再現, 人工知能学会論文誌, Vol. 28, No. 4, pp. 391-399 (2013).
- [20] 多田 昌裕:実世界に広がる装着型センサを用いた行動センシングとその応用:6. 装着型センサを用いた運転者行動センシング, 情報処理学会誌, Vol. 54, No. 6, pp. 588-591 (2013).
- [21] 茅嶋 伸一郎, 秋月 拓磨, 荒川 俊也, 高橋 弘毅:装着型加速度センサを用いた運転中の行動推定, 知能と情報, Vol. 34, No. 2, pp. 544-549 (2022).
- [22] 小林 花菜乃, 加藤 岳大, 横窪 安奈, ロペズ ギヨーム:加速度センサを用いた包丁技術向上支援システムの提案, マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム論文集 (DICOMO2020), Vol. 2020, pp. 1000-1003 (2020).
- [23] 石山 時宗, 松井 智一, 藤本 まなと, 諏訪 博彦, 安本 慶一:マルチモーダルセンシングに基づく料理中のマイクロ行動認識の提案, 情報処理学会関西支部支部大会講演論文集, Vol. 2021, (2021).
- [24] Tsukasa Okumura, Shuichi Urabe, Katsufumi Inoue, and Michifumi Yoshioka: Cooking Activities Recognition in Egocentric Videos Using Hand Shape Feature with Openpose, in Proceedings of the Joint Workshop on Multimedia for Cooking and Eating Activities and Multimedia Assisted Dietary Management, CEA/MADiMa '18, pp. 42-45, New York, NY, USA (2018), Association for Computing Machinery.
- [25] Pooya Khaloo, Brandon Oubre, Jeremy Yang, Tauhidur Rahman, and Sunghoon Ivan Lee: NOSE: A Novel Odor Sensing Engine for Ambient Monitoring of the Frying Cooking Method in Kitchen Environments, Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, Vol. 3, No. 2, pp. 1-25 (2019).
- [26] Paula Lago, Shingo Takeda, Sayeda Shamma Alia, Kohei Adachi, Brahim Benissa, Francois Charpillet, and Sozo Inoue: A dataset for complex activity recognition with micro and macro activities in a cooking scenario, preprint (2020).
- [27] 大神 健司, 飛田 博章:手首装着型の加速度センサを用いた実時間調理行動認識手法の実現, 人工知能学会全国大会論文集, Vol. 37, (2023).
- [28] Ayato Kumazawa, Fuma Kato, Katsuhiko Kaji, Nobuhide Takashima, Katsuhiro Naito, Naoya Chujo, and Tadanori Mizuno: Analysis and Sharing of Cooking Actions Using Wearable Sensors, International Workshop on Informatics, Vol. 17, (2023).

- [29] Lei Wang, Jianzhi Deng, and Fengming Zhang: Trajectory Estimation Method of People in Forest Based on Inertial Sensor, in Proceedings of the 2020 3rd International Conference on E-Business, Information Management and Computer Science, EBIMCS '20, pp. 582-586, New York, NY, USA (2021), Association for Computing Machinery.
- [30] 星 尚志, 藤井, 雅弘, 羽多野 裕之, 伊藤 篤, 渡辺 裕:スマートフォンを用いた歩行者デッドレコニングのための進行方向推定に関する研究, 情報処理学会論文誌, vol. 57, pp. 25-33 (2016).
- [31] Chuanhua Lu, Hideaki Uchiyama, Diego Thomas, Atushi Shimada, and Rin-ichiro Taniguchi: Indoor Positioning System Based on Chest-Mounted IMU, Sensors, Vol. 19, No. 2 (2019).
- [32] Khuong An Nguyen, Zhiyuan Luo, Guang Li, and Chris Watkins: A review of smartphones-based indoor positioning: Challenges and applications, IET Cyber-Systems and Robotics, Vol. 3, No. 1, pp. 1-30 (2021).
- [33] 若泉 朋弥, 戸川 望:スマートフォンとスマートウォッチを併用したPDRによる屋内位置推定, マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム 2205 論文集, 第 2020 卷, pp. 1290-1302 (2020).