

# 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手法の検討

西 幸希<sup>†1</sup> 梶 克彦<sup>†1</sup> 水野 公博<sup>†2</sup> 内藤 克浩<sup>†1</sup> 中條 直也<sup>†1</sup> 水野 忠則<sup>†1</sup>  
<sup>†1</sup> 愛知工業大学情報科学部 <sup>†2</sup> 三菱電機エンジニアリング株式会社

## 1 はじめに

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。それに伴い装着者の腕の動きを容易に取得可能となった。取得したデータはさまざまな用途で使用されている。例として、スポーツではアスリートの動きを詳細に計測してプロの動作と比較を行いパフォーマンスの向上や怪我の予防に役立てられている。また、医療分野では、患者のリハビリテーションや日常生活動作を監視するためにウェアラブルデバイスが使用されている。歩行解析や関節の可動域の測定を行い、回復状況を定量的に評価が可能となっている。従来の主観的な評価に比べて、より客観的で精密な技能評価が可能になっており、リハビリプランの最適化や治療の効果測定に役立てられている。

スポーツや医療のように専門的な動作の技能評価は進んできているが、日常生活に関係してくる動作を評価しているものはまだ少ない。日常動作の中で技能が必要となってくる動作の一つに調理があげられる。調理技能の評価においても、これらのデバイスを用いて調理動作を詳細に記録・分析を行い、上達の過程や改善点を客観的に捉えられる。例えば今と過去の自分を比較した場合調理技術が向上しているのがわかりやすくなり、向上心が増加すると考えられる。また熟練者と調理動作を比較した場合も改善点が見つかり調理技能の向上に近づけると考えられる。

そこで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たデータを用いて算出し、特徴量の抽出を目的とする。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3次元の動きを分析し切った回数や切るペースなどを抽出する。

## 2 関連研究

ウェアラブルデバイスを用いた技能評価や技能向上に関する研究がある。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 [1] やウェアラブルセンサを用いたヤスリがけ動作の技能評価による熟達者の動作の再現に関する研究 [2] やウェアラブルセンサを用いた運転技能評価に関する研究 [3] などがある。これらの研究ではウェアラブルデバイスを用いて集めたデータをもとに技能評価を行い使用者の技術向上を目指している。本研究では調理動作を対象とする技能評価のための特徴量を抽出する。

調理行動の推定に専用の機材を用いる研究がある。包丁に直接加速度センサを取り付け包丁技術を判定する研究 [4] やマルチモーダルセンシングによる料理中のマイクロ行動の認識を目指す研究 [5] や加速度センサを腕に取り付けて調理動作の判定を行う研究 [6] がある。これらの研究は主に調理機材やキッチン、人間にセンサ類を取り付けるなど、自作の装置を用いて調理動作を推定している。また、ウェアラブルデバイスを用いた調理の切る動作の分析の研究がある [7]。しかし、この研究では分析の際に加速度しか

使用していない。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・角速度センサを用いて調理動作の推定を行う。これによりセンサ等を準備する必要がなくなり専門的な機材がなくてもデータの収集が可能である。

## 3 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。先行研究 [7] 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の抽出を行なっており静かな動作に弱い。うまく取得できない動作の例として刺身を切る動作があげられる。そこで本研究ではセンサから取得したデータをそのまま使用せず一度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など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行う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まずはこの3項目について検討を行う。

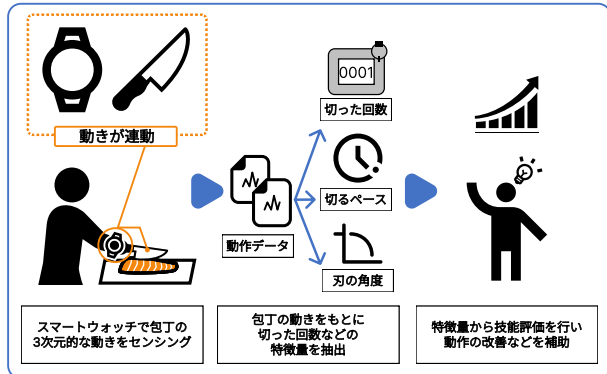


図1: 本研究の概要図

### 3.1 データの収集

スマートウォッチでセンシングを行うアプリを自作し取得した加速度・角速度を使用して推定を行う。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。1章で述べたように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。本来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り料理という環境から防水性のあるスマートウォッチを採用した。また、カメラを使わない理由としては、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ためである。

基本的な包丁の握り方では図2のようにウォッチの向きと包丁の刃の向きが連動する。そのため、包丁を持つ側の手首の動きを

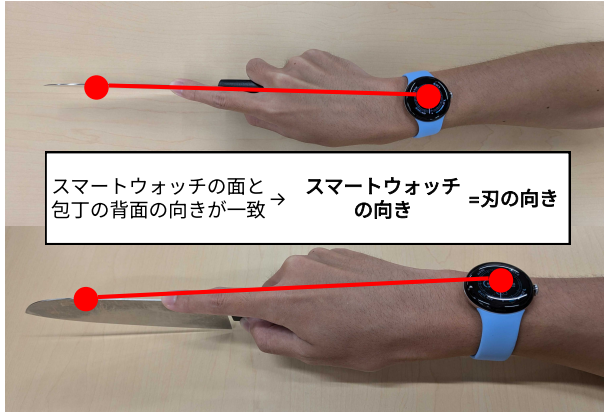


図 2: スマートウォッチと刃の向きの連動

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仕組みとなっている。

### 3.2 3次元の動きの推定

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ォ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。そのため計算速度の観点から Madgwick フィルタを採用した。

クォータニオンとは回転の量を表すもので、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。そこで次の式を用いて相対座標から絶対座標への変換を行う。

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

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 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ォータニオンから変換を行っている。

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

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

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

Roll・Pitch・Yaw がそれぞれ X 軸・Y 軸・Z 軸の角度を表している。図 2 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。

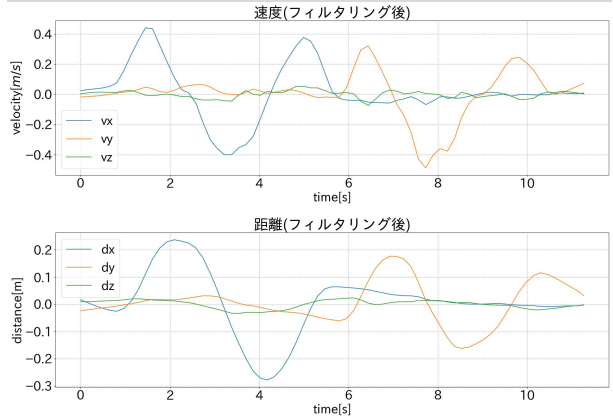
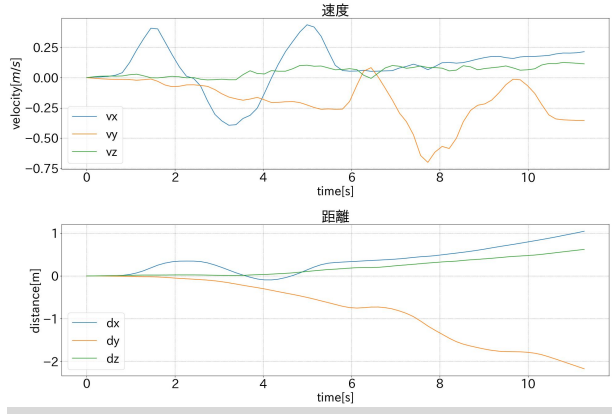


図 3: 積分による誤差と誤差の軽減

### 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いてくる。この際 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行ったところから包丁を引き切ったところまでを一回の切り込みと定める。また、その際にかかった時間の平均値を切るペースとする。一番奥に行っ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ている。

切った回数が他の人より多い場合は切った物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い、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け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いフィードバックを行い使用者の調理技能向上をはかる。

## 4 評価実験

本実験では 3 章で述べた特徴量抽出手法を刺身を切り分ける動作に対して行い、抽出した特徴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、特徴量の抽出を行う。抽出した特徴量から調理技能の評価を行う。本章では各節において実験の流れについて述べる。

### 4.1 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。被験者は 10cm ほどの魚の切り身を刺身に切り分ける調理を行う。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。

### 4.2 実験結果

結果として得られた包丁の動作の一例を表したグラフを次の図 4 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

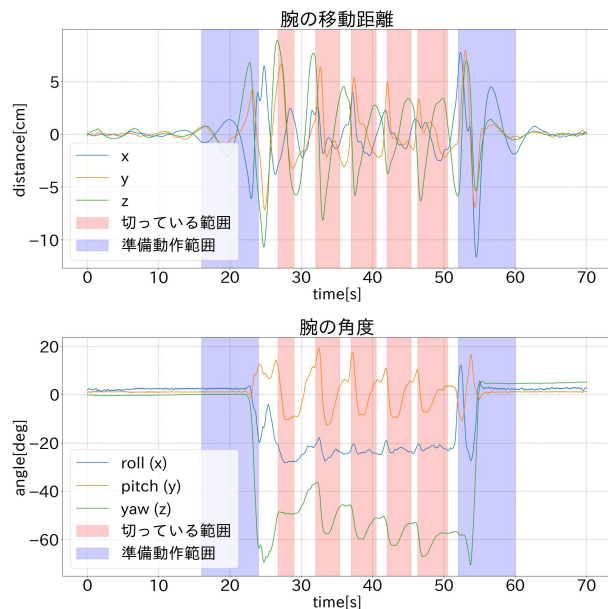


図 4: 刺身を切る際の 3 次元的な動作のグラフ

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。

3 次元的な動きを扱うにあたりグラフで可視化してもわかりづらいため、実際の動きを画面上に再現するシステムを作成した。作成した回転と移動を 3 次元空間での可視化を行うシステムが図 5 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特徴量の抽出を行いやすくなった。

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

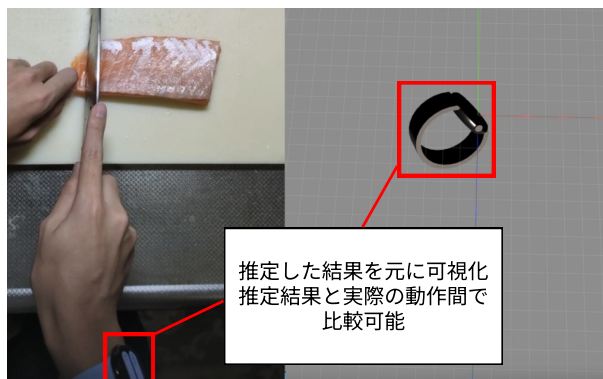


図 5: 3 次元空間での可視化システム

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推定した切ったタイミングを表したグラフが図 6 である。

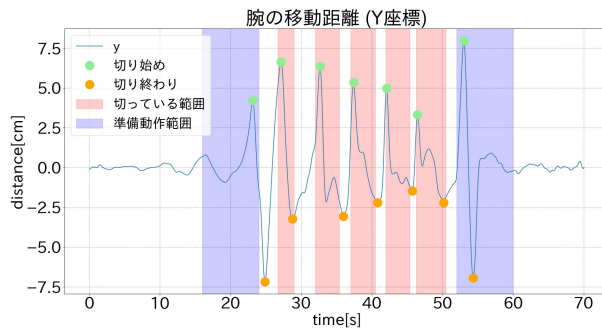


図 6: 推定結果のグラフ

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 6 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な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。次に平均ベースを求める。切るベースは 1 回 1 回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。

今回のデータの特徴量を包丁を持つ動作と置く動作を除きを表にしたものを次の表 1 に示す。表 1 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。今回のデータの場合 5 回切っているため 6 枚の刺身ができています。切った幅が 10cm なので 10cm を 6 等分した結果一枚約 1.6cm と分厚めであるとわかる。次に切るペースから手際の良さが算出できる。今回の場合は平均ペースが 3.12s と丁寧に切っているがあまり手際は良くないとわかる。最後に切る際の角度から切り方の推定できる。今回の場合は柵に対して垂直な状態から右に 24 ほど角度をつけて切っている。そのため厚めに切

Table 1: 特徴量		
切った回数	かかった時間 (s)	角度の平均 (deg)
1	1.61	-27.42
2	3.30	-24.51
3	3.38	-23.70
4	3.62	-22.95
5	3.70	-21.84
全体の平均	3.12	-24.08

る手法である平造りであると推定できる。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思われる。

## 5 おわりに

本章では本論のまとめと今後の課題について述べる。

### 5.1 まとめ

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を抽出している。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思われる。

### 5.2 今後の課題

今後の課題として抽出を行った特徴量をもとにした他者との比較がある。今回の調査では特徴量を抽出したのみで他者との比較から調理技能の向上につながるかは検証できていない。検証のためには他者との比較から調理に対する意識の変化など調理技能の向上と関係する変化が見られるか実験を行う必要がある。

特徴量の抽出は切る動作しか行っていないため他の調理動作でも特徴量を算出できるかについて調査する必要がある。炒める工程・混ぜる工程などがあるのでそれぞれについて調査する。

切る動作においても包丁を持つ際などの動きが切っていると誤判定される問題が残っている。そのため、センシング開始前に包丁をあらかじめ持っておくなどの対策を行う必要がある。その際安全性にも考慮する必要があるため切り始める前と後に包丁を持った状態でも行える安全なジェスチャーを考える必要がある。

また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は結果のフィードバックへの応用を検討する。抽出した特徴量のみでなく調理動作そのものを可視化して他者との比較を行う。これにより特徴量を可視化するだけの場合と意識の変化に違いが見られるか検討できる。

## 参考文献

- [1] 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).
- [2] 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).
- [3] 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, Vol. 54, No. 6, pp. 588-591 (2013).
- [4] 小林 花菜乃, 加藤 岳大, 横窪 安奈, ロベズ ギョーム: 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).
- [5] 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, 2021 年度 情報処理学会関西支部 支部大会 講演論文集, Vol. 2021, (2021).
- [6] 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).
- [7] Ayato Kumazawa, Fuma Kato, Katsuhiko Kaji, Nobuhide Takashima, Katsuhiko Naito, Naoya Chujo, and Tadanori Mizuno: Analysis and Sharing of Cooking Actions Using Wearable Sensors, International Workshop on Informatics(IWIN2023), (2023).