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

K21091 西幸希 指導教員 梶克彦

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。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[1]のように専門的な動作の分析が盛んに行われている。

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.例として、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[2]がある.調理動作分析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場合が多い.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[3].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.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加速度・角速度を用いて算出し、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できる.

2 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[3]では加速度のみを用いて推定するものもあるが、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. そこで本研究では刺身を切る動作を対象に加速度・角速度センサから取得したデータから3次元的な動きを推定し特徴量の抽出を行う.

2.1 3次元的な動きの推定

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.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.

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

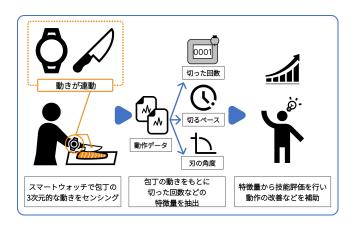


図 1: 本研究の概要図

る. そこで相対座標から絶対座標への変換を行う.

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.

2.2 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.

実際に抽出する特徴量は次の3つである。一つ目に切った回数を抽出する。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,一方で少ない場合は幅が大きい可能性があるなど食材の厚みがわかる。二つ目に平均ペースを抽出する。切るペースが他より早い場合は手際が良く,一方で遅い場合は手際が悪いと評価できる。最後に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う。

3 評価実験

3.1 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ほどの魚の柵を刺身に切り分ける調理を切る手法を変えて2回行う.柵は体に

正対するように置く. 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う. 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.

本実験で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。

3.2 実験結果

3次元的な動きを扱うにあたりグラフで可視化しても分かりづらいため、手首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 2である. この可視化システムによっ



図 2: 3次元空間での可視化システム

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一例のグラフが図3である.

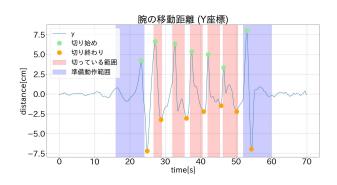


図 3: 移動距離と切ったタイミングの推定結果グラフ

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3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1に示す.平造りは切った回数と推定結果が一致したが,そぎ切りでは1回多く推定された.

表 1: 各手法における特徴量

手法	切った回数	推定回数	平均ペース (s)	角度の平均 (deg)
平造り	5	5	3.12	-24.08
そぎ切り	6	7	2.35	-44.22

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。平造りのデータの場合5回切っているため6枚の刺身ができている。切った柵が10cmなため6等分した結果一枚約1.6cmとわかる。次に切るペースから手際の良さが算出できる。平造りの場合は平均ペースが3.12秒と手際の評価に使用できる。最後に切る際の角度から切り方が推定できる。平造りの場合は柵に対して垂直な状態から右に24度ほど角度をつけて切っている。そのため厚めに切る手法である平造りであると推定できる。そぎ切りの場合だと平造りの角度からさらに右に20度ほど角度をつけて切っている。そのため断面を広めに切る手法であるそぎ切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考える.

4 今後の課題

今後の課題は以下の3つである。一つ目については,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。二つ目の他の調理行動への応用については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。最後に,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ある。

参考文献

- [1] 榎堀 優ら: 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).
- [2] 小林 花菜乃ら: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, DICOMO2020, Vol. 2020, pp. 1000-1003 (2020).
- [3] Ayato Kumazawa et al.: Analysis and Sharing of Cooking Actions Using Wearable Sensors, *IWIN*, Vol. 17, (2023).