

Hololens2のマルチセンシング機能を利用した 機械学習に基づく身体動作解析

藤崎 竜成*1

森 雅也*2

野中 尋史*2

*1 長岡技術科学大学
工学部 情報・経営システム工学課程 4年

*2 長岡技術科学大学院
工学研究科 情報・経営システム工学専攻

スポーツや音楽の分野における教育支援を目的に身体動作解析が、幅広く行われている[1][2]

従来研究

- ①慣性センサーを腕などの身体の一部に装着し, 身体動作の特徴を取得[3][4][5]
- ②カメラを用いた身体の特徴点を追跡し, 身体動作の特徴を取得[6][7]



機械学習による解析



製造業や医療分野における教育システムへの応用が期待されている

組み立てや加工などを必要とする製造業
手術や看護師の注射などが行われる医療現場

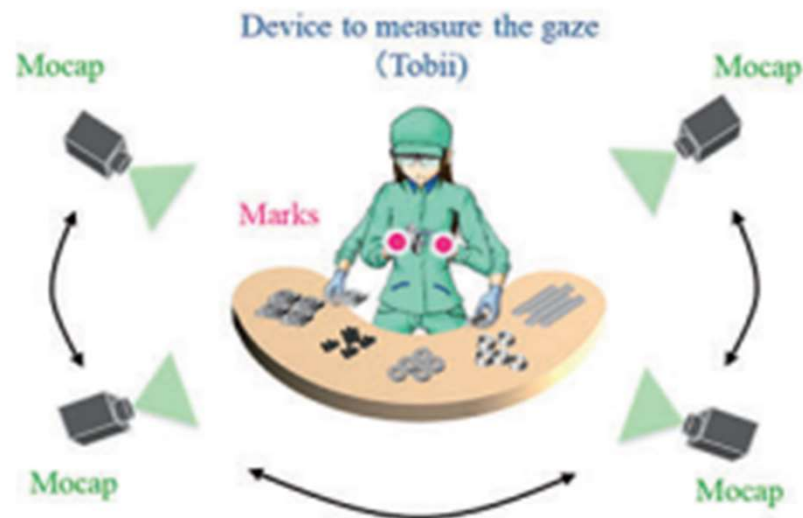
熟練者と初心者の違いを明確化し,
成長のための情報を提供する



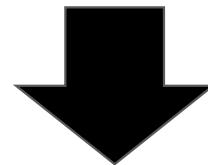
目線や指先の動きが重要であることが主張されている[10]

しかし従来研究では...

- ・ 慣性センサやカメラでは指先や視線の動作特徴をとらえることが困難
- ・ 光学式モーションキャプチャでは, 場所の制限や, 高額である



出典:川瀬 陽平, 橋本 学 組立作業における視線と手の動きの関係に着目したスキル習得プロセスの分析 精密工学会誌



指先や視線の動作を簡単, かつ場所にとらわれることなく獲得できる方法が必要

Hololens2

2019年にMicrosoft社から発表され, アイトラッキングや
ハンドトラッキングなどを搭載しているMRデバイスである

Hololens2の特性

- ①指先の細かい動作も計測可能
- ②目線の動きを計測可能
- ③場所にとらわれない, 簡単利用

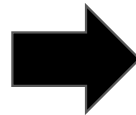
現在の活用例

- ・ 手術シミュレーション
- ・ 建築業における建造物の実物大の可視化



目的

Hololens2で目線や手の動きの取得
＋
機械学習による解析

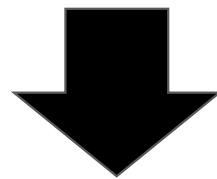


製造業や医療分野における
教育システムへの応用可能

本研究の目的

本研究では、最終的にHololens2上で動作指示や不適切な動作の指摘ができるシステムの開発を目的とする。

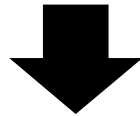
今回はその第一段階としてHololens2でいくつかの動作情報を取得し、ランダムフォレストを用いた動作分類モデルを構築することで、**Hololens2で視線を含めた身体動作の特徴をとらえることが可能か検証**する



将来的に、製造業や医療現場などで、**教育支援**の際に貢献される

全体の流れ

Hololens2を用いた動作計測



計測したデータから特徴量作成



特徴量の標準化



特徴量選択

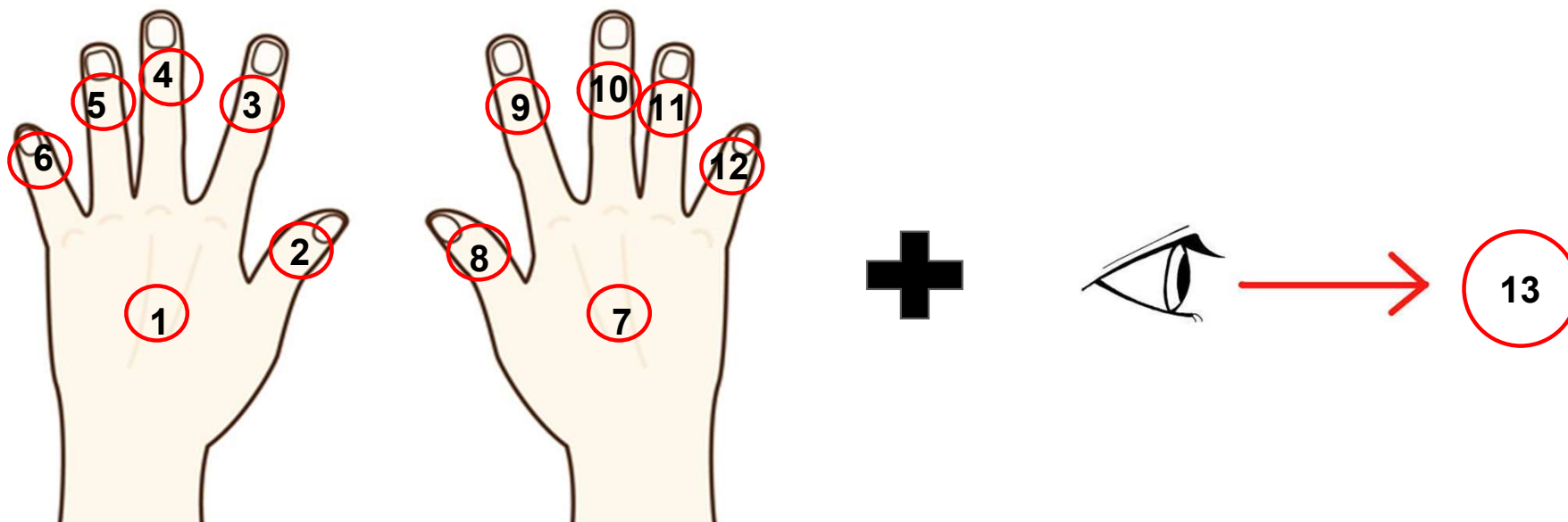


分類精度の検証

} 特徴量エンジニアリング

Hololens2を用いた動作計測

本研究では, Unityを用いて動作情報をCSVで取得する **アプリケーションを開発**



1,左手の中心(x,y,z)

2,左手親指第1関節(x,y,z)

3,左手人差し指第1関節(x,y,z)

4,左手中指第1関節(x,y,z)

5,左手薬指第1関節(x,y,z)

6,左手小指第1関節(x,y,z)

7,右手の中心(x,y,z)

8,右手親指第1関節(x,y,z)

9,右手人差し指第1関節(x,y,z)

10,右手中指第1関節(x,y,z)

11,右手薬指第1関節(x,y,z)

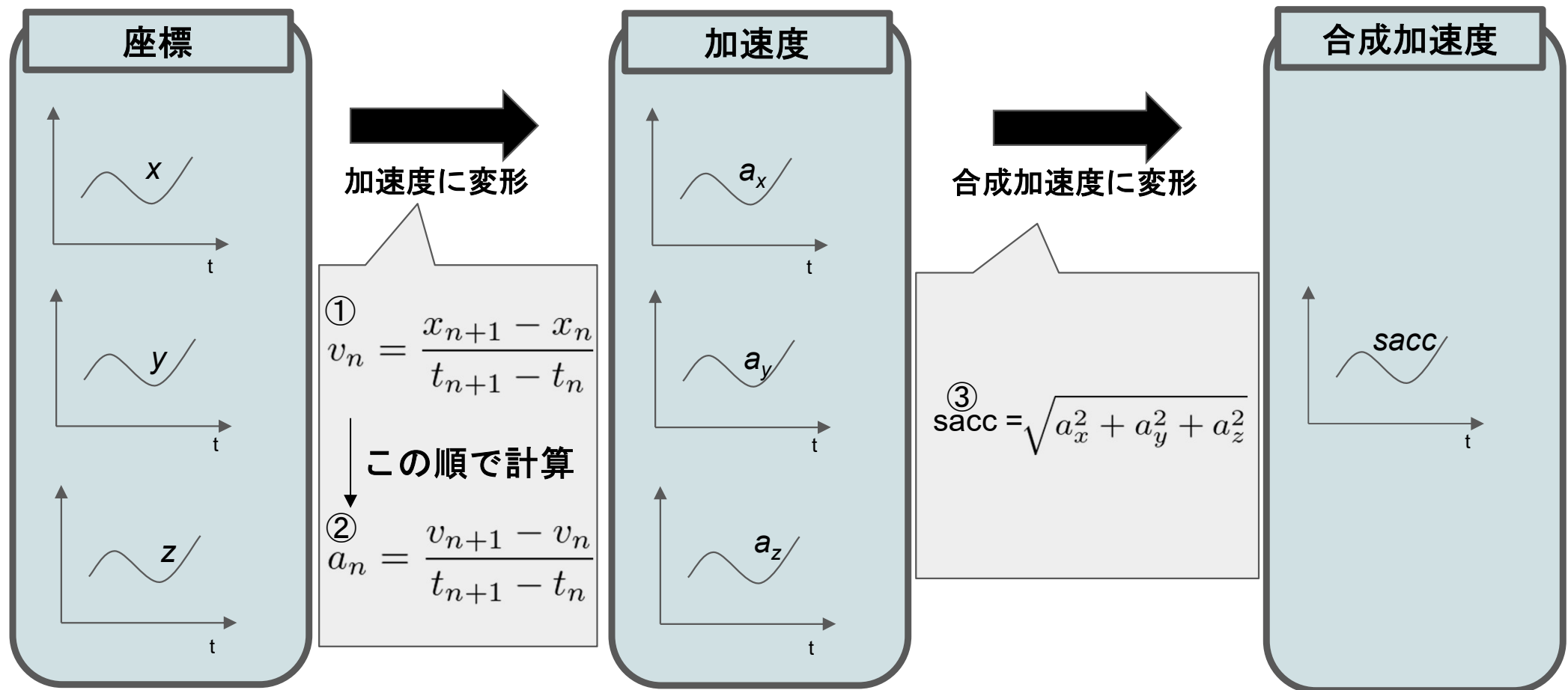
12,右手小指第1関節(x,y,z)

13,目線(x,y,z)

計39個の特徴量
をCSVで出力

計測したデータから特徴量作成①

加速度データと合成加速度データを作成する

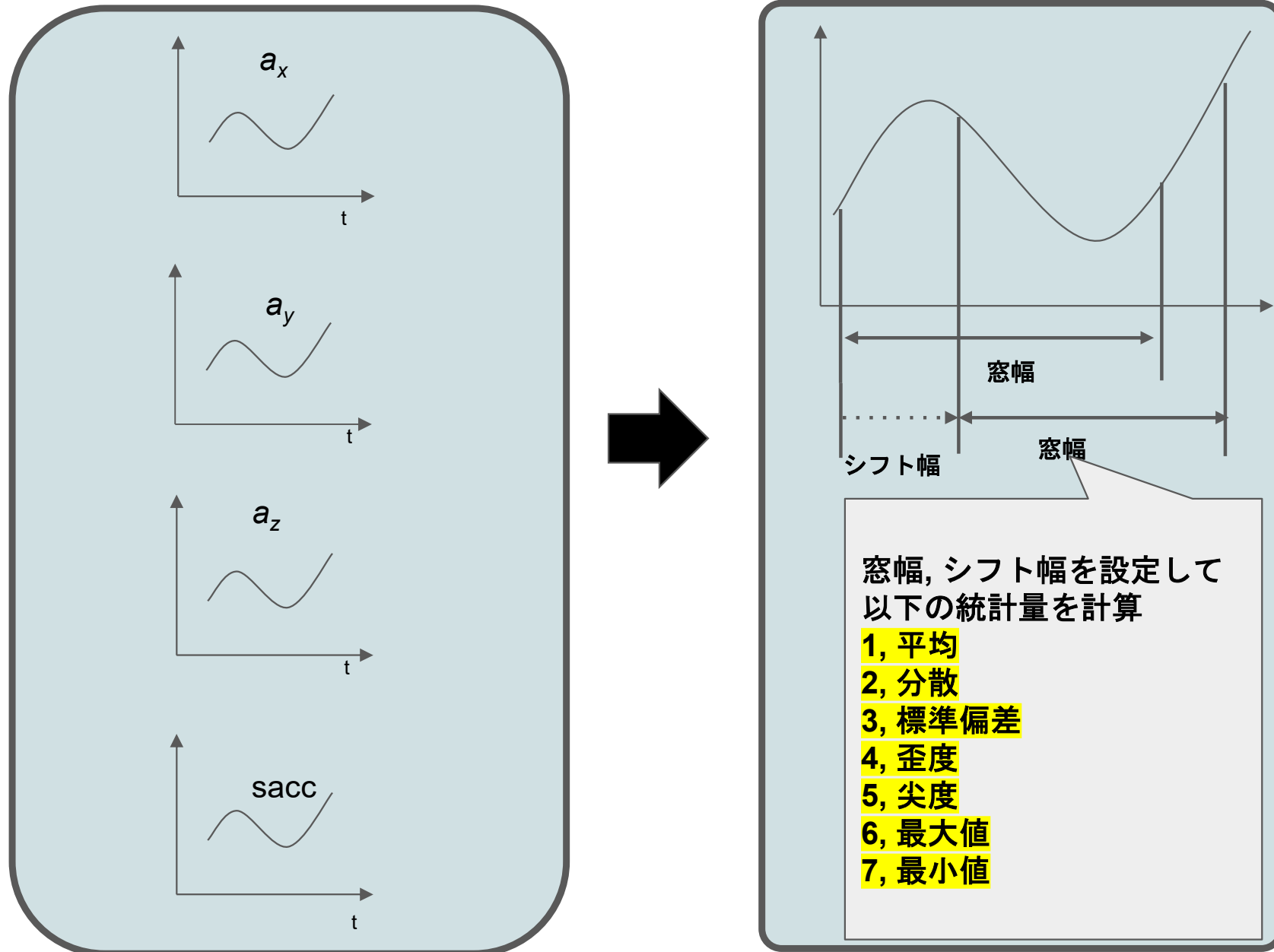


加速度, 合成加速度を作成した理由

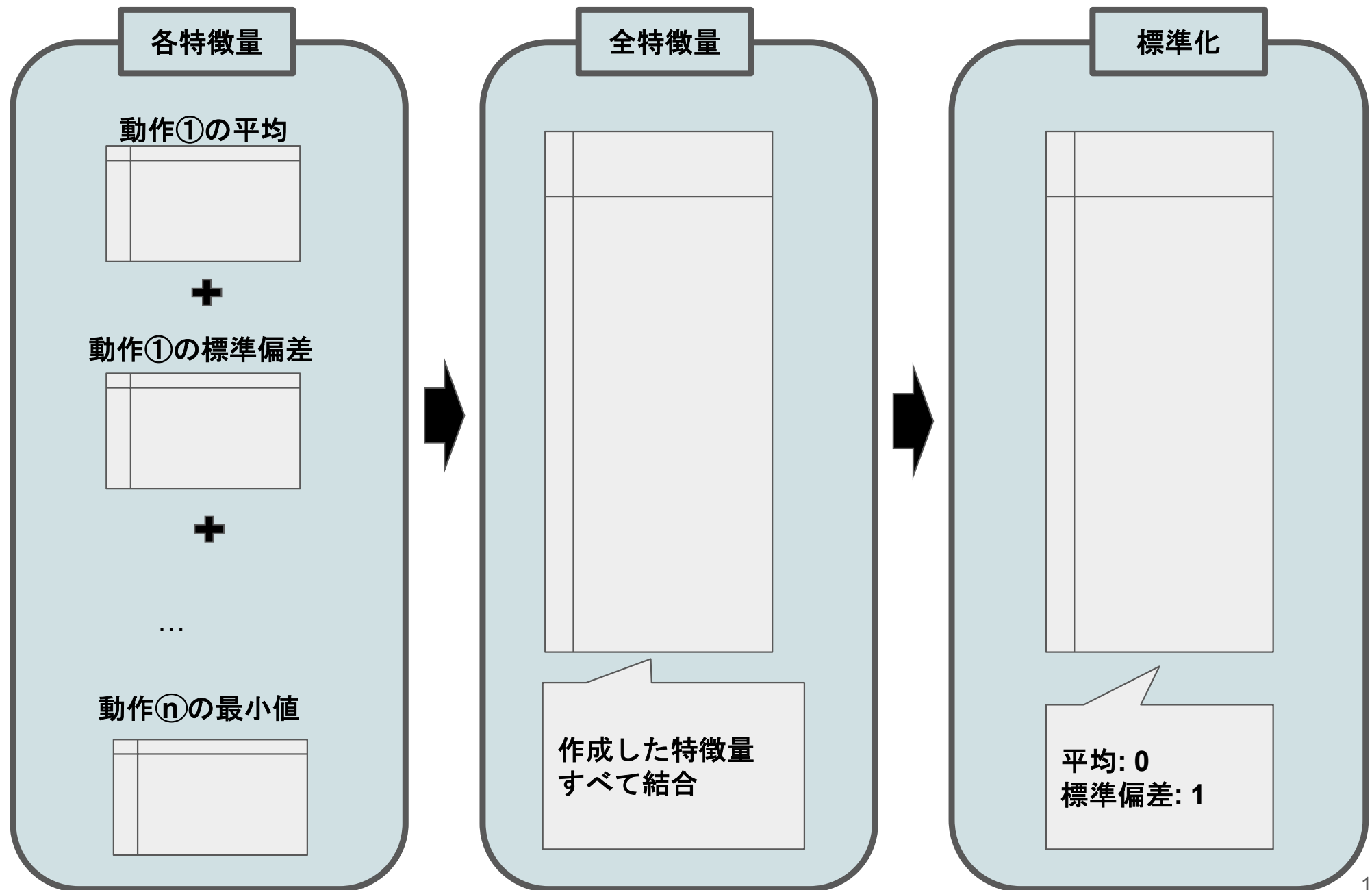
- ・加速度は近年の身体動作解析において、一般的になっており、動作の強度を表す[1]
- ・合成加速度は、方向を考えることはないが、全体的な動きを単純なスカラー値で、知ることが可能

計測したデータから特徴量作成②

得られた加速度データ, 合成加速度データから統計量を計算する



特徴量の標準化



特徴量選択

動作分類モデルを構築するために、ランダムフォレストを用いた特徴量選択を行う

手順






- 1, 全特徴量をランダムフォレストに入力し, 各特徴量重要度の算出
- 2, 重要度が0.02以上の特徴量を選択
- 3, 選択された特徴量を入力し、ランダムフォレストを学習させ, 動作分類の正解率をみる
- 4, 正解率が最も向上するような特徴量を一つ削り学習させる
- 5, 4を繰り返し, 動作分類の正解率が向上しなくなるまで行う

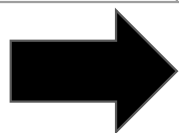
ランダムフォレスト採用の理由

- ・ 特徴量重要度を算出可能である
- ・ 予測精度が比較的に高い
- ・ 将来, リアルタイムでの活用を考えているため, ディープラーニングのような重いモデルより, 軽量のモデルを採用する必要があった[8][9]

実験条件

計測した動作

				
静止	文字を書く	ルービックキューブ	タイピング	折り紙を折る



これらの動作はHololens2が手を認識できる範囲の動作

実験条件

被験者数:1人

各動作計測時間:3分

各動作データ数:約10000データ

窓幅: 300データ(5秒間)

シフト幅: 30データ(0.5秒間)

※合成加速度の分散値は異常値が多かったため、今回の学習から除去した

分類精度の検証

①加速度データモデル, ②特徴量エンジニアリングモデル, ③特徴量選択モデルを作成し, accuracyによる評価を行った

①加速度データモデル

特徴量:39個

加速度データのみをランダムフォレストに入力したモデル

データ数

trainデータ数 40000データ

testデータ数 10000データ

②特徴量 エンジニアリングモデル

特徴量:351個

加速度データを特徴量エンジニアリングしたデータをランダムフォレストに入力したモデル

データ数

trainデータ数 1280データ

testデータ数 280データ

③特徴量選択モデル

特徴量:15個

特徴量エンジニアリングしてさらに、特徴量選択したデータをランダムフォレストに入力したモデル

データ数

trainデータ数 1280データ

testデータ数 280データ

全モデルのラベルは①静止, ②書く, ③ルービックキューブ, ④タイピング, ⑤折り紙をおる の5つであり, すべてのモデルは著者により作成された

結果・考察①

各モデルの学習結果

	Train(Accuracy)	Test(Accuracy)
加速度データモデル	0.524	0.542
特徴量エンジニアリングモデル	0.888	0.832
特徴量選択後のモデル	0.860	0.853

学習モデルから考えられる考察

- ・ 加速度データをそのまま学習するより、そこから特徴量エンジニアリングを行い、学習したほうが分類精度は向上
- ・ 特徴量エンジニアリングだけでなく、特徴量選択したほうがより分類精度は向上

精度向上で考えられる二つの要因

- ・ 特徴量エンジニアリングによる分類しやすい特徴量が作成されたため
- ・ 特徴量選択によるノイズ削除されたため

結果・考察②

重要特徴量上位5位までの結果

部位	右手中心	右手中心	右手人差し指	左手小指	右手小指
加速度	y軸加速度	合成加速度	y軸加速度	z軸加速度	y軸加速度
統計量	標準偏差	標準偏差	標準偏差	分散	最小値
重要度	0.0358	0.0350	0.0349	0.0294	0.0288

部位の結果から考えられる考察

計測動作

- 1, 静止
- 2, 書く
- 3, ルービックキューブ
- 4, タイピング
- 5, 折り紙をおる

重要特徴量が右手に集中



被験者が右利きであったため

重要特徴量が目線ではなく指先に集中



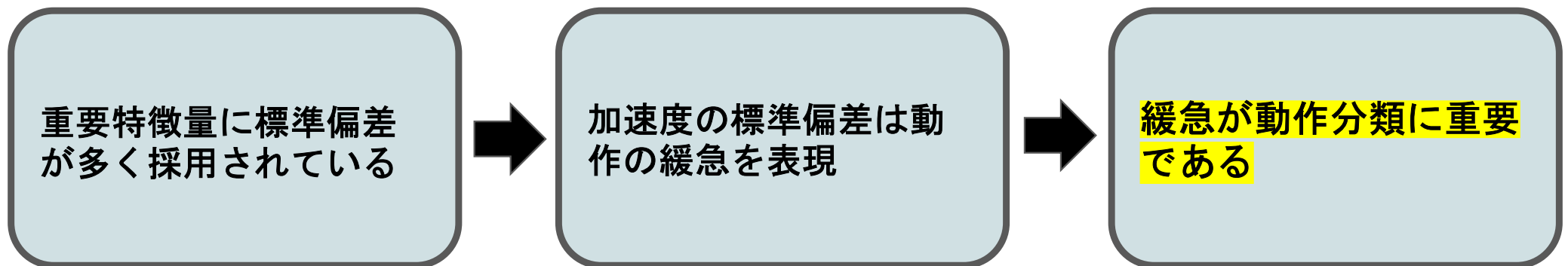
目線が一点に集中する指先を動かす動作によるもの

結果・考察③

重要特徴量上位5位までの結果

部位	右手中心	右手中心	右手人差し指	左手小指	右手小指
加速度	y軸加速度	合成加速度	y軸加速度	z軸加速度	y軸加速度
統計量	標準偏差	標準偏差	標準偏差	分散	最小値
重要度	0.0358	0.0350	0.0349	0.0294	0.0288

統計量の結果からの考察



結果・考察④

重要特徴量上位5位までの結果

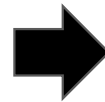
部位	右手中心	右手中心	右手人差し指	左手小指	右手小指
加速度	y軸加速度	合成加速度	y軸加速度	z軸加速度	y軸加速度
統計量	標準偏差	標準偏差	標準偏差	分散	最小値
重要度	0.0358	0.0350	0.0349	0.0294	0.0288

重要度の結果からの考察

全特徴量に対して、均一に重要度を持たせると

$$\frac{1}{351} = 0.0028$$

という値を持つことになる

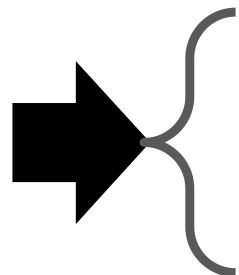


0.0028という値に対して、最終的に選択された特徴量は相対的に高いといえる

まとめ

検証したこと

Hololens2で動作を計測し、ランダムフォレストを特徴量選択手法として、採用することで、重要特徴量を算出し、適切に身体動作の特徴をとらえられるか検証を行った。



重要特徴量が、被験者の利き手であった右手に集まる
目線は、1点に集まる動作では、分類において、重要と判断されない可能性がある
指先や手の緩急が動作分類において重要である

今後の展望

被験者が1人であるため、被験者を増やし、信頼性を高める
目線が動くような動作を定義し、動作分類を行う



将来的には、Hololens2上で、動作支持や、不適切な動作の指摘をする
ようなリアルタイムで、活用できる教育支援システムの開発を目指す

参考文献

- [1] 阿部 真美子, 山本 知幸 藤波 努, 技能修得における身体動作のモーションキャプチャを用いた解析 2003 by the Information Processing Society of Japan
- [2] 木下 博, 小幡 哲史, 平野 剛 音楽演奏の運動解析 日本音響学会誌72巻12号(2016)
- [3] Mori, M., Omae, Y., Akiduki, T., & Takahashi, H. (2019). Consideration of human motion's individual differences-based feature space evaluation function for anomaly detection. *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*.
- [4] W. Tao, M. C. Leu, Z. Yin, (2020). Multi-modal recognition of worker activity for human-centered intelligent manufacturing, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*.
- [5] Stiefmeier T, Ogris G, Junker H, Lukowicz P, Troster G. Combining Motion Sensors and Ultrasonic Hands Tracking for Continuous Activity Recognition in a Maintenance Scenario. In: *2006 10th IEEE International Symposium on Wearable Computers. IEEE*; 2006. p. 97–104.
- [6] I Laptev, M Marszalek, C Schmid, and B Rozenfeld. Learning realistic human actions from movies. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2008; p. 1–8.
- [7] Hong, J , Cho, B , Hong, Y W , and Byun, H . Contextual action cues from camera sensor for multi-stream action recognition. *Sensors*. 2019;19(6):1382.
- [8] Al-Amin M, Tao W, Doell D, Lingard R, Yin Z, Leu MC, et al(2019). Action Recognition in Manufacturing Assembly Using Multimodal Sensor Fusion. *Procedia Manufacturing*.
- [9] Tao W, Leu MC, Yin Z. Multi-Modal Recognition of Worker Activity for Human-Centered Intelligent Manufacturing. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2020;95:103868.
- [10] 川瀬 陽平, 橋本 学 組立作業における視線と手の動きの関係に着目したスキル習得プロセスの分析 精密工学会誌