

Wi-Fi CSI を用いた歯磨き中の磨き位置推定に関する 基礎的検討

田中 敬二[†] 石田 繁巳[†] 稲村 浩[†]

[†] 公立はこだて未来大学

1 はじめに

日常生活において歯を清潔に保つことは健康を維持するために必要不可欠である。そのため、歯磨きが適正に行われているかを把握することが重要であるが、歯磨きを行う本人がその適正性を客観的に評価することは困難である。歯磨きが適正に行われているかを評価する手法として、歯ブラシ型のデバイスを用いる手法 [1] や、歯を磨く手に装着したスマートウォッチを用いる手法 [2] が存在する。しかし、これらの手法はデバイス自体にコストがかかる。スマートウォッチは一般には利き手と反対の手に装着されるため、利き手と反対の手で歯を磨く必要が生じるなど、使用者に負担がかかるという課題もある。

これに対し、筆者らは Wi-Fi CSI (チャンネル状態情報) を用いて非接触かつ低コストな歯磨き適正評価システムの実現を目指している。その第一段階として、本稿では歯磨き中の磨き位置推定手法を示す。

2 関連研究

これまでも歯磨きの適正評価手法や CSI を用いた行動認識手法は報告されているが、筆者の調査した範囲では、Wi-Fi CSI を用いて歯磨きの適正評価を行う手法は報告されていない。

文献 [3] では、歯磨きを含む 8 つの行動を CSI を用いて推定する手法が報告されており、サンプリングレートが 400, 800Hz のときにそれぞれ精度 87.0, 94.8% で推定できることを示している。

文献 [2] では、スマートウォッチを用いた歯磨き中の磨き位置推定手法が報告されている。この手法では、加速度センサおよび角速度センサを用いて取得した腕のストロークの振幅、持続時間、方向、これらから計算した手首の傾きという特徴量を用いて、教師あり学習によりどこを磨いているのかを推定している。歯列全体を 9 領域に分割して評価を行い、精度 86.02% で磨き位置を推定できることを示している。

Initial Study on Wi-Fi CSI-based Brushing Position Estimation during Toothbrushing

Keiji Tanaka[†], Shigemi Ishida[†], Hiroshi Inamura[†]

[†]Future University Hakodate, Japan

[†]{b1022151, ish, inamura}@fun.ac.jp

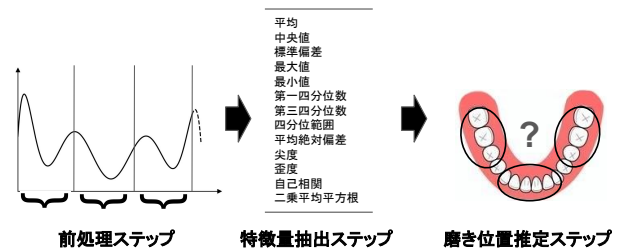


図 1: 歯磨き中の磨き位置推定手法の概要

文献 [2] より、腕の動きから磨き位置を推定できることから、本研究では、腕の動きを含む人体動作を Wi-Fi CSI を用いて取得することで磨き位置を推定する。本稿では、Wi-Fi CSI を用いた磨き位置推定の初期検討として、特徴量の選定および評価を行う。

3 歯磨き中の磨き位置推定手法

本手法では、歯磨きをしている人の前後に配置された Wi-Fi 送受信機間で通信を行った際の Wi-Fi CSI を取得・分析することで磨き位置を推定する。図 1 に、磨き位置推定手法の概要を示す。本手法は、前処理、特徴量抽出、磨き位置推定の 3 ステップで構成される。

以下に各ステップの詳細を示す。

(1) **前処理ステップ**: 本ステップでは、まず CSI の位相成分に対して位相回転の補正を行う。その後、CSI データを固定時間長のセグメントに分割する。本稿ではセグメント長は 500ms とし、セグメントのオーバーラップがないように分割する。

(2) **特徴量抽出ステップ**: 本ステップでは、各セグメントのデータに対して、サブキャリアごとに平均、中央値、標準偏差、最大値、最小値、第一四分位数、第三四分位数、四分位範囲、平均絶対偏差、尖度、歪度、自己相関、二乗平均平方根の 13 種類の特徴量を抽出する。

本研究では 192 本のサブキャリアの CSI を取得しており、各サブキャリアは振幅・位相情報を持つ。特徴量ベクトルの次元は振幅情報および位相情報のそれぞれで $13 \times 192 = 2496$ となる。

(3) **磨き位置推定ステップ**: 本ステップでは、抽出した特徴量を用い、教師あり学習により磨き位置をセグ

表 1: 磨き位置推定の性能 (特徴量選択前)

入力データ	Precision	Recall	F-measure	特徴量数
振幅のみ	0.606	0.588	0.586	2496
位相のみ	0.426	0.425	0.418	2496
振幅+位相	0.609	0.588	0.587	4992

メントごとに推定する。本稿では、教師あり学習器としてランダムフォレスト分類器を用いる。

4 評価

提案手法の有効性を確認するため、歯磨き中の Wi-Fi CSI を取得し、磨き位置推定性能を評価した。特徴量選択の効果を検証する際のベースラインとして、まず、全ての特徴量を用いた場合の推定性能を評価し、次に、歯磨き動作に有効な特徴量に着目するために、特徴量選択を行った場合の推定性能を評価した。本稿では、歯の表面を左右の頬側面および唇側面の 3 区分の上下の 6 つの領域に分割し、どの領域を磨いているのかを推定した。

4.1 評価環境

データ収集は一般住宅の洗面台前にて行った。洗面台正面に設置された洗濯機の上および洗面台上段の棚に送受信機として Espressif Systems 社製 ESP32-S3 をそれぞれ配置した。被験者には歯の各領域を 5 秒間ずつ磨いてもらい、その間に送受信期間で周期 12.5 ms で通信を行い、CSI データを収集した。全ての領域の歯を磨く間を 1 試行とし、10 試行分のデータを取得した。被験者は 20 代男性 1 名である。

評価では、取得した CSI データを 8:2 に分割し、学習データとテストデータとして使用した。

4.2 全特徴量を用いた磨き位置推定性能

振幅、位相、振幅+位相を用いた場合の磨き位置推定の性能を比較した。表 1 に、全特徴量を使用した場合の磨き位置推定を示す。振幅+位相情報を用いた場合に F 値は最大の 0.587 となったが、適正評価を行うための精度として十分とは言えない。

CSI はサブキャリアごとに異なる周波数成分を持つため、人体の動きによる影響が異なる。現状の評価では、全てのサブキャリアから抽出した特徴量を使用しており、歯磨き動作の影響をあまり受けないサブキャリアの特徴量も含まれている。

4.3 特徴量選択による磨き位置推定性能

歯磨きの影響が大きい特徴量のみを抽出するため、ランダムフォレストの結果から特徴量重要度を取得し、上位の特徴量から 1 つずつ追加して学習・評価を行う逐次特徴量選択を行った。

表 2: 磨き位置推定の性能 (特徴量選択後)

入力データ	Precision	Recall	F-measure	特徴量数
振幅のみ	0.754	0.750	0.751	249
位相のみ	0.519	0.508	0.502	181
振幅+位相	0.766	0.758	0.758	393

表 2 に、特徴量選択後の磨き位置推定性能を示す。特徴量数は、それぞれの条件で最高精度が得られた場合の特徴量数を示している。逐次特徴量選択の結果、振幅のみ、振幅+位相を用いた場合の F 値が約 0.2 向上した。特徴量数は、最大でも位相情報で 393 であり、磨き位置推定に有効な特徴量は比較的少ないことが示された。

依然として精度が十分でない原因の 1 つとして、抽出した特徴量が歯磨き動作を十分に捉えられていない可能性が考えられる。歯磨き中の CSI データを確認すると、歯磨き動作よりも、数 cm 程度の体のわずかな揺れの方が CSI が大きく変動していた。歯磨き動作による CSI 変化が、体の揺れによる変化に埋没している可能性が示唆される。

今後は、サブキャリアごとに体の揺れの影響と歯磨き動作の影響を解析し、歯磨き動作の影響が顕著に現れているサブキャリアから特徴量抽出を行う必要があると考えられる。

5 おわりに

本稿では、Wi-Fi CSI を用いた歯磨き適正評価システム実現の第一段階として、歯磨き中の磨き位置推定手法の提案と評価を行った。今後は、歯磨き動作が顕著に現れるサブキャリアを選定するとともに、本稿で用いた 13 種類の特徴量に加え、歯磨き動作の特徴をより適切に捉えられる特徴量の選定を進めていく。

参考文献

- [1] Chen, C.-H., Wang, C.-C. and Chen, Y.-Z.: Intelligent Brushing Monitoring Using a Smart Toothbrush with Recurrent Probabilistic Neural Network, *Sensors*, **21**(4), 1238 (2021).
- [2] Akther, S., Saleheen, N., Saha, M., Shetty, V. and Kumar, S.: mTeeth: Identifying Brushing Teeth Surfaces Using Wrist-Worn Inertial Sensors, *ACM IMWUT*, **5**(2), pp. 53:1–53:25 (2021).
- [3] Wang, W., Liu, A. X., Shahzad, M., Ling, K. and Lu, S.: Understanding and Modeling of WiFi Signal Based Human Activity Recognition, *ACM MobiCom*, pp. 65–76 (2015).