

ウェアラブルデバイス上の複数センサを用いた自動食事行動記録 Multi-sensor Fusion for Automatic Detection of Eating Activity Using Wearable Devices

森 達也[†] 内田 大輔[†] 前田 一穂[†] 堀田 真路[†] 猪又 明大[‡] 柳沼 義典[†]
Tatsuya Mori Daisuke Uchida Kazuho Maeda Shinji Hotta Akihiro Inomata Yoshinori Yaginuma

1. はじめに

超高齢社会を迎え、健康維持・増進による労働者の生産性向上や医療費の削減が課題となっている。そのため、健康維持・増進をサポートする技術や仕組みが求められている。特に、ウェアラブルデバイスや人工知能等の ICT 技術の活用により、健康を維持するために大切な要素である運動・睡眠・食事を自動で記録・管理し、利用者の生活習慣に合わせて適切な対処を働きかけるモバイルヘルスケアサービスに期待が集まっている。運動・睡眠に関しては、それぞれの時刻や質の自動記録が可能になりつつあるが、食事の自動記録に関しては、時刻の記録すら未だ十分な精度を得られていない。

近年、慣性センサや脈拍センサなどの複数のセンサを搭載したリストバンド型のウェアラブルデバイスが普及しつつある。本論文では、これらのデバイスの活用を想定し、腕の動作と脈拍数から食事時刻を検知する手法を提案する。

2. 関連技術

食事時刻の自動記録に関し、これまでに多岐にわたるデバイスで様々な手法が提案されている。その中で、利用環境が限定されず、外出時にも食事を検知できる手法として、ウェアラブルセンサを用いる方法が報告されている。例えば、Yatani らは、喉の周辺に装着したデバイスで、食物の咀嚼や嚥下の際に生じる音をセンシングし、食事を検知した[1]。また Li らは、歯に超小型の加速度センサを装着し、噛む動きの特徴量を抽出して食事を検知した[2]。これらの手法は、精度が高い一方で、デバイスが身体のセンシティブな部位に接触するため、日常計測用途に不向きである。Dong らや Thomaz らは、より一般的に使われているリストバンド型デバイスでの食事検知手法を提案した[3,4]。彼らの手法は、食べ物を口に運ぶ腕の動作の特徴を慣性センサにより捉える。Thomaz らの手法は自由な生活環境下における 7 人日分の評価データで 0.76 の F 値を実現した。しかし、実用化に向けて精度改善が望まれる。

3. 提案手法

そこで本論文では、腕の動作と脈拍数を組み合わせた食事検知手法を提案する。慣性センサ値が表す腕の動作と、脈拍数が表す体内の状態は異質であり、組み合わせることで食事検知精度の向上が期待できる。

提案手法の概略図を図 1 に示す。主に 3 つの処理から構成される。一つは、脈拍数から食事らしさ（以下、脈拍確信度とする）を算出する処理 1 であり、一つは腕につけた慣性センサの値から食事らしさ（以下、腕動作確信度とする）を算出する処理 2 であり、残る一つは、脈拍確信度と

腕動作確信度から最終的な食事らしさ（以下、統合確信度とする）を算出する処理 3 である。確信度は、それぞれの入力信号を特徴量化した後、機械学習で作成されたモデルを適用し、0 から 1 の範囲の値として一分ごとに算出される。処理 3 で出力された統合確信度が閾値を超えた時刻を食事時刻として出力する。

処理 1～3 で用いる特徴量について次に説明する。各特徴量は、判定対象の時刻の前後の入力信号を用いて算出される。処理 1 で用いる特徴量は、食事に伴う脈拍数の応答を表す値とする。食事の際、脈拍数には、食物の摂取行動に伴うと考えられる数分～数十分程度の短期的な第一のピークと、消化に伴うと考えられる食後数時間にわたる長期的な第二のピークの 2 つの異なる時間スケールを持つピークが観察される（図 2）。各ピークの特徴を、傾き、振幅、面積等として数値化し、処理 1 の特徴量とする。尚、歩行による脈拍数上昇は第 1 のピークと類似することがあるため、歩行区間の脈拍数を除去した上で特徴量を計算する。処理 2 で用いた特徴量は、Dong らが提案した手法[3]と同様に、手首の回転等とする。処理 3 では、脈拍数と腕の動作から総合的に食事を検知するため、処理 1 と処理 2 から出力される同時刻の脈拍確信度と腕動作確信度を特徴量とする。

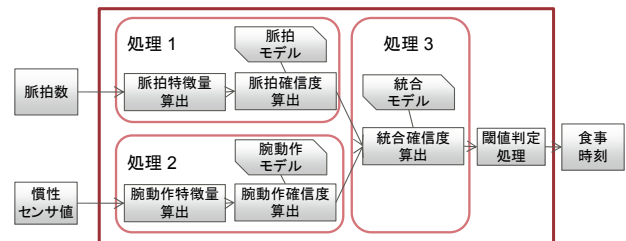


図 1 提案手法の概略図

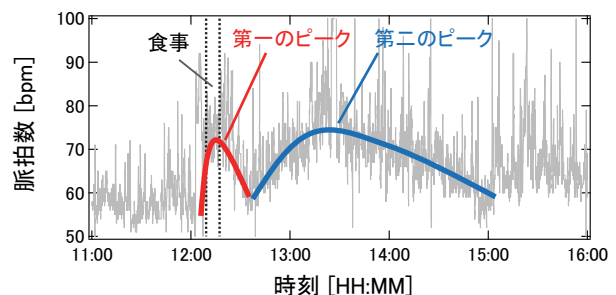


図 2 食事に伴う脈拍数のピーク

4. 実験

本手法の精度を評価するため、実験を行った。被験者は健康者 9 人（男性 8 人 女性 1 人、年齢範囲は 28～54 歳）である。各被験者は、日中センサデバイスを装着したまま、普段通り過ごすよう指示された。そのため本実験で取得したデータには、食事以外の様々な行動も含まれている。例

[†] 株式会社富士通研究所

Fujitsu Laboratories Ltd.

[‡] 株式会社欧州富士通研究所

Fujitsu Laboratories of Europe Ltd.

例えば、PC 作業、会議、対話、トイレ、歯磨き、歩行、階段昇降、などである。今回の実験では、慣性センサ値・脈拍数をそれぞれ Shimmer 社製 Shimmer 3 および Mio 社製 Mio ALPHA を用いて取得した。慣性センサ値は、被験者の利き手の手首の背側に Shimmer 3 を装着し、サンプリング周波数 50Hz で内臓 SD カードに保存された。一方、脈拍数は、Mio ALPHA で算出され、被験者が携帯するスマートフォンに 1Hz で保存された。スマートフォンの加速度センサ値も歩行区間検出のため同時に保存された。また、正解データ取得のため、被験者は、スマートフォンのアプリに手動で食事開始時刻および終了時刻を入力するよう指示された。

この実験は数か月間行われ、脈拍数・慣性センサ値の取得データ人日数はそれぞれ 641 人日、105 人日で、同時に計測されたのは、70 人日であった。

5. 評価方法

本節では評価方法について述べる。食事の際の動作や脈拍数の上昇に個人ごとの特性があること[5]、実運用時に各個人ごとに正解データの取得が難しいことを考慮し、Leave-one-participant-out (LOPO) に基づいて評価した。これに伴い、提案手法の 3 つの処理の各モデルは、評価対象者を除くデータを用いて作成された。例えば、脈拍数から脈拍確信度を算出する処理 1 のモデルは、慣性センサ値を取得していない日も含む 641 人日分のデータの内、評価対象者以外のデータを用いて作成された。他の 2 つの処理のモデルも同様にして作成された。

脈拍数・慣性センサ値が同時に計測された 70 人日のデータの 11 時～16 時を評価対象とした。評価指標は従来研究[4]に従い、食事検知の評価で一般的な F 値とした。また、組み合わせの効果を評価するため、脈拍確信度、腕動作確信度を用いて、脈拍数のみ、腕の動作のみでの食事検知も合わせて実行し、F 値を計算した。

6. 結果と考察

表 1 に脈拍数確信度、腕動作確信度、統合確信度を用いて食事検知を実行した際の F 値を示す。

表 1 それぞれの確信度を用いた食事検知の F 値

| | 脈拍確信度 | 腕動作確信度 | 統合確信度 |
|-----|-------|--------|-------|
| F 値 | 0.59 | 0.75 | 0.87 |

表 1 より、脈拍確信度を用いた食事検知の F 値は 0.59、腕動作確信度を用いた場合は 0.75 であり、腕動作確信度の F 値は従来研究[4]とおおよそ一致した。一方、統合確信度を用いた場合は、0.87 であった。この値から、脈拍数と腕の動作の組み合わせにより食事検知の性能が向上していることが分かる。これは、脈拍数と腕の動作を組み合わせることにより、それぞれの食事検知に存在する誤検知の一部が、取り除かれるためだと考えられる。図 3 は、ある一日の脈拍確信度、腕動作確信度、統合確信度の時間変化である。この図が示すように、脈拍確信度と腕動作確信度は、食事前後以外の時間帯でも確信度が高くなる場合があり、誤検知が発生する。一方で、脈拍確信度、腕動作確信度が同時に高くなる時間帯は、食事の前後のみである。2 つの確信度から生成される統合確信度も、食事前後でのみ高い。

このように、統合確信度を用いることで誤検知を減らし、精度良く食事を検知できる。食事前後以外で脈拍確信度と腕動作確信度が同時に高くない理由は、慣性センサ値が表す腕の動作と脈拍数が表す体内状態は異質であり、それぞれ誤検知の要因が違うためだと考えられる。具体的には、脈拍数を用いた食事検知の誤検知の要因は、緊張状態などによる脈拍数の上昇であるのに対し、腕の動作では、例えば、鼻を搔く、目をこする等の手を顔に近づける動作である。脈拍数の上昇と腕を顔に近づける動作は食事以外で同時に発生しにくいいため、腕の動作と脈拍数は互いの誤検知を取り除くことができる。よって、脈拍数と腕の動作は食事検知に有効な組み合わせであると考えられる。

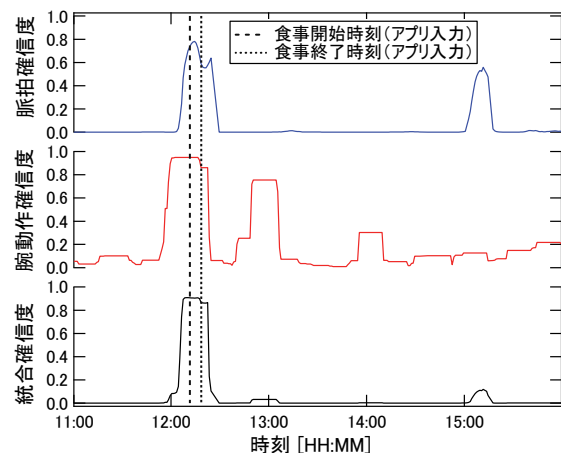


図 3 確信度の時間変化

7. まとめ

本論文では、脈拍数と腕の動作を組み合わせた食事検知手法を提案した。提案手法を 9 名 70 人日分のデータを用いて評価した。その結果、脈拍数のみ、腕の動作のみでの食事検知の F 値は 0.59、0.75 であったのに対し、両方を組み合わせた場合は 0.87 と高い値を示した。この値は、従来研究で報告されている 0.76 よりも高く、脈拍数と腕の動作の組み合わせが食事検知に対し有効であることが示された。

参考文献

- [1] K. Yatani, K. N. Truong, "Bodyscope: a wearable acoustic sensor for activity recognition" in Proc. the ACM Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp), pp. 341-350 (2012).
- [2] C.Y. Li, W.J. Chen, P. Huang, H. Chu, "Sensor-embedded teeth for oral activity recognition" in Proc. International Symposium on Wearable Computers (ISWC), pp. 41-44 (2013).
- [3] Y. Dong, J. Scisco, M. Wilson, E. Muth, A. Hoover, "Detecting periods of eating during free living by tracking wrist motion", IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics (JBHI), Vol.18, No.4 pp. 1253-1260 (2014).
- [4] E. Thomaz, I. Essa, G.D. Abowd, "A practical approach for recognizing eating moments with wrist-mounted inertial sensing", in Proc. the ACM Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing (UbiComp), pp. 1029-1040 (2015).
- [5] Y. Shen, E. Muth, A. Hoover, "Recognizing Eating Gestures Using Context Dependent Hidden Markov Models", in Proc. Connected Health: Applications, Systems and Engineering Technologies (CHASE), pp. 248-253 (2016).