

ウェアラブルデバイスを用いた食事時の同伴者有無の推定

霧生和樹^{†1} 落合桂一^{†2} 稲垣章弥^{†2} 山本直樹^{†2} 深澤佑介^{†2}
木本勝敏^{†2} 沖村宰^{†3} 寺澤悠理^{†3} 前田貴記^{†3} 太田順^{†1}

概要: 本研究の目的は、ウェアラブルデバイスを用いて食事時に同伴者が居るかどうかを推定することである。「食事時同伴者の有無は媒体へのアクセスと他者とのインタラクションに基づく行動より推定できる」という仮説のもとに腕時計型デバイスとスマートフォンを用いてデータを取得し、そのデータから食事時同伴者の有無を推定する手法を提案した。日常生活において食事時のデータを取得し、推定、評価し、9割を超える精度を得た。

キーワード: 機械学習, 腕時計型デバイス, スマートフォン, 食事, メンタルヘルス

Recognition of the Social Eating Environment Using a Wearable Device

KAZUKI KIRIU^{†1} KEIICHI OCHIAI^{†2} AKIYA INAGAKI^{†2}
NAOKI YAMAMOTO^{†2} YUSUKE FUKAZAWA^{†2} MASATOSHI KIMOTO^{†2}
TSUKASA OKIMURA^{†3} YURI TERASAWA^{†3}
TAKAKI MAEDA^{†3} JUN OTA^{†1}

Keywords: Machine Learning, Watch Device, Smartphone, Eating, Mental Health

1. 序論

1.1 はじめに

平成27年12月の労働安全衛生法の改正に基づいてストレスチェックが義務化された[1]ことも関連し、メンタルヘルスが関心を集めている。メンタルヘルスは日常生活の質に関わりがあり[2]、具体的には精神的に疲労を抱えていたり不安を抱えていたりすると、不眠症や食欲の低下などを引き起こす可能性がある。メンタルヘルスの評価にはアンケートが用いられることが多いが、連続的に評価することができない、手間がかかるといった性質から日常生活の中で自分のメンタルヘルスを把握し、管理することは難しい。

一方近年、ウェアラブルデバイスの小型化が進んだことで身体に違和感なく装着できるようになり、人体の動作に関わる情報を長期間、連続的に入手することが可能となった。それに伴い、ウェアラブルデバイスで得た情報を用いて人間の行動を推定する研究が進められている。このような人間の日常行動はメンタルヘルスと関わりがあることが指摘されており[3][4]、デバイス装着者がどのような行動をとっているかを客観的に管理することで健康支援の役に立っている。また、松原らの研究[3]により食生活のメンタル

ヘルスへの影響は指摘されており、その中で食事時の対人交流についても、「トイレ飯」が話題になったように食事時同伴者の有無が対人的疎外感に影響を与えるなど[5]、メンタルヘルスへ影響を与えていることが指摘されている。

以上の知見から、日常生活における食事時の同伴者の有無を推定することはメンタルヘルスの向上につながると考えられる。

1.2 関連研究

ここでは、食事に関する研究、および対人交流に関する研究をまとめる。

まず、食事行動自体を推定する研究は Bao らの研究[6]をはじめ多くなされている。この研究では2軸加速度センサを肘、手首、右腰、膝、足首の計5箇所に着用し、それぞれの加速度情報をもとに歩く、座っている、走るなどの基本的な動作や食事をする、歯を磨く、洗濯ものを畳むなどの日常生活で行われる行動、計20種類を分類している。また、さらに踏み込んだものでは、耳付近に着用した音声センサを用いて、咀嚼音から食事内容を推定する研究[7]が行われている。他にも、手首にウェアラブルデバイスを装着し、手で食べるものはおにぎり、など食べる動作に注目することでその加速度情報から食事内容を推定する研究や

^{†1} 東京大学
The University of Tokyo
^{†2} (株)NTT DOCOMO
NTT DOCOMO, Inc.

^{†3} 慶應義塾大学
Keio University

[8], 食事の開始を推定する研究[9], 食事時間を推定する研究[10]が行われている. これらの研究は, ウェアラブルデバイスを用いることでユーザの負担とならず簡便に, 客観的に推定を行っている.

一方で対人交流の推定に関する研究は少ない. 名刺型のデバイスを用いてコミュニケーションの量や質を評価する研究がなされている[11]. 名刺型デバイスには赤外線センサ, 音声センサ, 加速度センサ, 照度センサ, 温度センサ, 湿度センサが内蔵されており, 赤外線センサを用いて人との対面記録や訪れた場所の情報, 音声センサで会話の内容は記録せず, 声の高さなどの情報を取得する. 赤外線センサや音声センサの情報を用いて誰とコミュニケーションをどれくらいしたか, を把握し組織のコミュニケーションの量や質を推定する. 名刺型デバイスは首から下げるだけでよいため装着者の負担にならず簡便にデータを取得することが可能だが, 対面記録は相手も同じデバイスを装着していなくてはならず, 場所の記録には赤外線ビーコンを設置しなくてはならないため, 個人単位で運用することには向かず, 組織単位での実用が基本となる.

以上をまとめると, 食事行動自体や食事内容の推定の研究は行われているが, 食事時同伴者の有無まで踏み込まれたものはなく, 対人交流の推定の研究も相手もデバイスを装着していることが前提となっており, 日常生活において個人単位での実用化は難しいと言える.

1.3 研究目的

前節までの議論を踏まえて, 本研究の目的を「装着者の負担にならないウェアラブルデバイスを用いて, 食事時同伴者の有無を推定する」こととする. 目標精度については, 食事場面が切り出されている仮定の上での実用性を考慮し90%とする.

2. 提案手法

2.1 推定のための仮説

推定にあたり, 「食事時同伴者の有無は媒体へのアクセスと他者とのインタラクションに基づく行動より推定できる」という仮説を立てた. 行動観察において, 一人で食事時にはスマートフォンや音楽プレーヤーなどへアクセスしてしまう事例, また複数人で食事時には会話に伴う発話や話す際や笑う際に手で口をふさぐなどのジェスチャを行う事例が見られたことより, この仮説を立てた. そこで媒体としてスマートフォン, 他者とのインタラクションに基づく行動としてジェスチャに注目し, データ取得を行う.

2.2 センサ系の構成

アクセスを取得するデバイスとしてスマートフォン, また, ジェスチャに関する情報を取得できるデバイスとして加速度・角速度を測定できる腕時計型デバイス“ASUS ZenWatch WI500Q”(ASUS)を使用する (図 1).

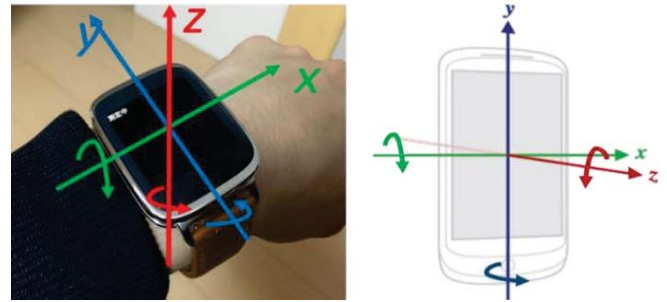


図 1 腕時計型デバイス (左) とスマートフォン (右), およびそれぞれのデバイスの軸の方向

表 1 腕時計型デバイスにより取得するデータ

取得データ	単位	標記方法
方位	rad	d
3 軸加速度の重力成分	m/s^2	$\mathbf{g} = (g_x, g_y, g_z)$
重力成分を除いた 3 軸加速度	m/s^2	$\mathbf{a} = (a_x, a_y, a_z)$
3 軸周りの角速度	rad/s	$\mathbf{v} = (v_x, v_y, v_z)$

表 2 スマートフォンにより取得するデータ

取得データ	単位	標記方法
照度	lux	l
方位	rad	d_s
3 軸加速度の重力成分	m/s^2	$\mathbf{g}_s = (g_{sx}, g_{sy}, g_{sz})$
重力成分を除いた 3 軸加速度	m/s^2	$\mathbf{a}_s = (a_{sx}, a_{sy}, a_{sz})$
3 軸周りの角速度	rad/s	$\mathbf{v}_s = (v_{sx}, v_{sy}, v_{sz})$
画面 ON/OFF		
イヤホンジャックの使用		
ホームボタンの押下	回	

腕時計型デバイスで取得するデータは表 1 に示す計 10 のセンサ値で, 実利用環境を考慮し非利き手に装着して取得する. スマートフォンで取得するデータは表 2 に示す計 11 のセンサ値と 3 種のイベントである. 3 軸加速度, 3 軸周りの角速度の各方向については図 1 に示し, 表 1, 表 2 中の添え字 x, y, z はデバイスの 3 軸を示す. サンプリング周波数については 20Hz とする[6].

2.3 推定手法の流れ

手法全体の流れは図 2 に示す. ジェスチャの認識にはテンプレートマッチングがよく用いられるが[12][13], これらはジェスチャが定型的運動であることが前提であり, 適さない. そこで, 細かい変化に対応できるウィンドウ分割を用いる. 以下に手法の詳細を記す.

まず, 両食事時同伴者の有無におけるデータ数が揃うように食事開始から数分を抽出する. 抽出時間は取得したデータを基に決定する. それを 57.6 秒のフレームに分割し, このフレームを 1 検証データとする. このような値に設定しているのは, フーリエ変換の都合上である. フレームを

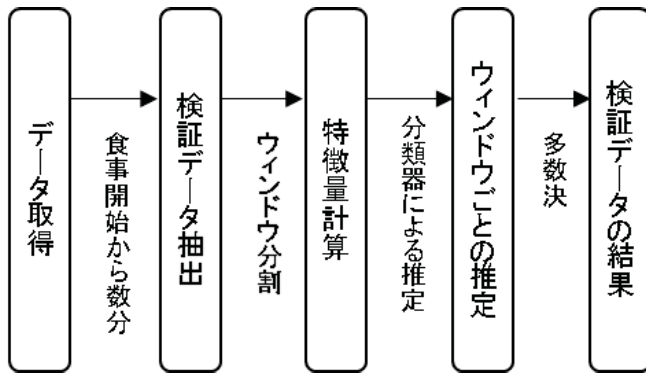


図2 推定手法全体の流れ

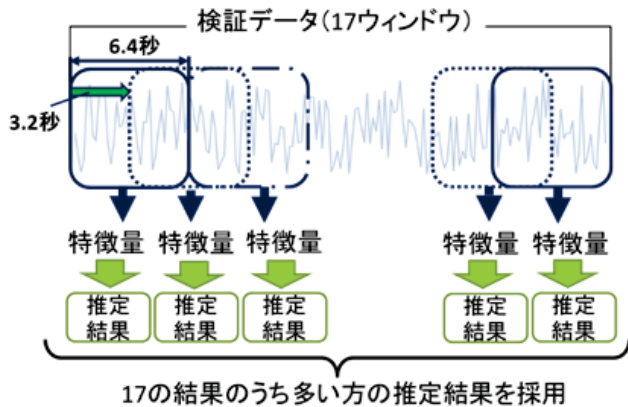


図3 検証データの推定結果の決定方法

ウィンドウ幅 6.4 秒，移動幅 3.2 秒で 17 ウィンドウに分割する．このウィンドウごとに特徴量を計算し，その特徴量を用いて，1 つの検証データの 17 のウィンドウそれぞれにおいて一人で食事を行っているか，および複数人で食事を行っているかの推定を行う．その 17 の推定結果のうちより多く推定された結果を検証データの推定結果として採用する (図 3)．分類器には，特徴量の重要度を導出できる特徴を有し，パターン認識の分野でよく用いられる Random Forest を用いる[9][14]．

2.4 腕時計型デバイスのデータを用いた特徴量

腕時計型デバイスのデータを用いた特徴量について述べる．まず，取得データから以下の 11 の値を計算する．

- デバイスの傾きを示す 2 つの角度 ϑ_g, φ_g
- デバイスの運動を示す 7 つの値 $a_x, a_y, a_z, v_x, v_y, v_z, |a|$
- デバイスの運動の向きを示す 2 つの角度 ϑ_a, φ_a

まず， ϑ_g, φ_g は 3 軸加速度の重力成分を基に求められるデバイスの傾きを示す角度であり，手の姿勢の指標となる．それぞれ以下の式(1)(2)により計算される．

$$\vartheta_g = \text{sgn}(g_y) \cos^{-1} \left(\frac{g_x}{\sqrt{g_x^2 + g_y^2}} \right) \quad (1)$$

$$\varphi_g = \cos^{-1} \left(\frac{g_z}{\sqrt{g_x^2 + g_y^2 + g_z^2}} \right) \quad (2)$$

$a_x, a_y, a_z, v_x, v_y, v_z$ はデバイスより取得された，重力成分を除いた 3 軸加速度，および 3 軸周りの角速度それぞれの各成分の値であり，そのまま用いる．これらに加えて 3 軸加速度の大きさである $|a|$ を計算する．これらの 7 値は手の動きの指標となる．

最後に ϑ_a, φ_a について， ϑ_a は 3 軸加速度の重力成分と重力成分を除いた 3 軸加速度より求められる角度で，重力の方向に対する手の動きの向きを示す指標であり，以下の式 (3) により計算される．

$$\vartheta_a = \cos^{-1} \left(\frac{\mathbf{g} \cdot \mathbf{a}}{|\mathbf{g}| |\mathbf{a}|} \right) \quad (3)$$

ϑ_a は方位から計算される値であり，この値により区別したいのは，例えば身体の前方向へ手を突き出したのか，あるいは側方へ手を突き出したのかという自身の身体を基準とした手の動きの向きである．デバイスにより取得される方位は北を基準とした絶対的な値であり，データ取得の際にどの方向を向いているかに大きく依存してしまう．そこで，以下の手順で角度 ϑ_c (rad) を求め，これを基準とした相対角度に d を修正し，その修正した角度を ϑ_d (rad) とする．

$$\cdot (\vartheta_1, \vartheta_2, \dots, \vartheta_i, \dots, \vartheta_{36}) = \left(-\frac{17}{18}\pi, -\frac{16}{18}\pi, \dots, -\frac{i-18}{18}\pi, \dots, \pi \right)$$

とする．

・ 1 フレームの d について $\vartheta_{i-1} \leq d < \vartheta_{i+1}$ を満たす d の個数をカウントする．

(ただし $i = 1$ のときは $-\vartheta_{36} \leq d < \vartheta_2$ を満たす d ，

$i = 36$ のときは $\vartheta_{35} \leq d$ または $d < -\vartheta_{36}$ を満たす d の個数をカウントする．)

・ $\vartheta_{k-1} \leq d < \vartheta_{k+1}$ を満たす d が一番多いとき， $\vartheta_c = \vartheta_k$ とする．

(同様に $-\vartheta_{36} \leq d < \vartheta_2$ を満たす d が一番多いとき，

$\vartheta_c = \vartheta_1, \vartheta_{35} \leq d$ または $d < -\vartheta_{36}$ を満たす d が一番多いとき， $\vartheta_c = \vartheta_{36}$ とする．)

次に特徴量として，上記の 11 の値それぞれに対して，平均，標本標準偏差，2 ウィンドウ前との相関係数 (ピアソンの積率相関係数)，2 ウィンドウ前との平均の差分，フーリエパワースペクトルの最大値，最大値をとるときの周波数，周波数領域のエントロピー，7 つの値をウィンドウごとに計算する．すなわち，計 77 個の値が腕時計型デバイスで取得したデータから計算される特徴量となる．

2.5 スマートフォンのデータを用いた特徴量

スマートフォンのデータを用いた特徴量について述べる．まず，取得データから以下の 6 の値を計算する．

- a. デバイスの姿勢を示す3つの角度 $\vartheta_{sg}, \varphi_{sg}, \vartheta_{sd}$
- b. デバイスの運動を示す2つの値 $|a_s|, |v_s|$
- c. デバイス周りの環境を示す1つの値 dl

$\vartheta_{sg}, \varphi_{sg}, \vartheta_{sd}$ はそれぞれ $\vartheta_g, \varphi_g, \vartheta_d$ と同様の方法で求める。 dl は、照度差で l の変化を示し、例えばスマートフォンを傾けるなどして l に変化があればそれを検出できる。これらの6の値によってデバイスが動いたか、傾いているかという情報を得られ、スマートフォンを手に持って使用しているかの指標となる。これらの6つの値に対してウィンドウごとにそれぞれ平均と標準偏差を計算し、計12の値を特徴量の一部とする。

これらの特徴量に加え、取得した、画面 ON/OFF, イヤホンジャックの使用, ホームボタンの押下のイベントより、それぞれ画面 ON 時, イヤホンジャック使用時, ホームボタン押下時を1, 他を0とした3の値を特徴量として加える。これらはスマートフォンにアクセスをしているかどうかの指標となる。

以上のデバイスの動きに関する12の特徴量と、スマートフォンへのアクセスに関する3の特徴量、計15の特徴量がスマートフォンで取得したデータより求められる。

3. 実験

3.1 実験手法

実験参加者は20人(男性16人, 女性4人:21.4±1.1歳)であり、利き手は全員右手であった。食事開始から終了までのデータを参加者に貸与した腕時計型デバイスと参加者自身のスマートフォンを用いて取得した。参加者1人あたり一人で食事をした場合、および複数人で食事をした場合をそれぞれ3回、計6回分の食事のデータ取得を行った。食事場所については、10人は大学の学食と指定し、他の10人については特に指定せずに行った。なお、本実験は東京大学倫理審査専門委員会の許可(審査番号:16-177)のもとに行い、書面にてインフォームドコンセントを行った。

3.2 取得データと解析手順

一般に検証方法には個々人のみのデータを学習用とした場合と他者のデータを学習用とした場合の2通りがある。日常生活の実用を考えると、他者のデータを学習データとしてモデルを作成し対象者の検証データを適用できる方が、あらかじめその人のデータを集める必要がなく理想的である。しかし、実際は個々人による振る舞いの差異は大きく難しい。そこで、本研究では対象者のデータを最初に少数集め、個々人のデータのみで学習を行い、個々人専用のモデルを作成し検証することを考える。

実際に取得したデータを見ると、20人のうち5人のデータの一部に値が一定区間更新されていない区間があった

表3 腕時計型デバイスのデータのみを用いた場合の推定結果(対象15人)

	一人	複数
一人	113	21
複数	21	113
精度	83.7%	

表4 腕時計型デバイスのデータとスマートフォンのデータを併用した場合の推定結果(対象6人)

	一人	複数
一人	51	1
複数	3	53
精度	96.3%	

表5 腕時計型デバイスのデータのみを用いた場合の推定結果(対象6人)

	一人	複数
一人	44	9
複数	10	45
精度	82.4%	

ため、その5人についてはデータの信頼性等を考慮して解析対象から除外する。また、アプリを起動して測定開始をした後そのままスマートフォンを机に置いてしまい、全く操作が見られなくなってしまう事例が9人に見られたため、残りの6人に対してスマートフォンのデータを併用した解析を行う。したがって、以下の2つの解析を行う。

1. 腕時計型デバイスのみでのデータを用いた食事時同伴者の有無の推定(対象15人)
2. 腕時計型デバイスのデータとスマートフォンのデータを併用した食事時同伴者の有無の推定(対象6人)

解析対象としては食事開始から172.8秒(サンプル数3456)を抽出する。ただし、食事開始から10秒(サンプル数200)は除外した後に抽出を行う。つまり、食事1回あたり3個の検証データ(57.6秒)が抽出され、1人あたり一人で食事を行った場合、および複数人で食事を行った場合それぞれ9個、計18個の検証データを用いて解析を行う。18の検証データを9分割の交差検証を行うことにより評価する。

3.3 結果

腕時計型デバイスのみでのデータを用いた場合の推定結果の混同行列を表3に示す。行が推定結果、列が正解を示している。精度は83.7%であり、90%の目標には達しなかったものの一定の精度は得られており、食事時同伴者の有無の推定に手の動きの情報の有効性が示唆されている。

腕時計型デバイスのデータとスマートフォンのデータを

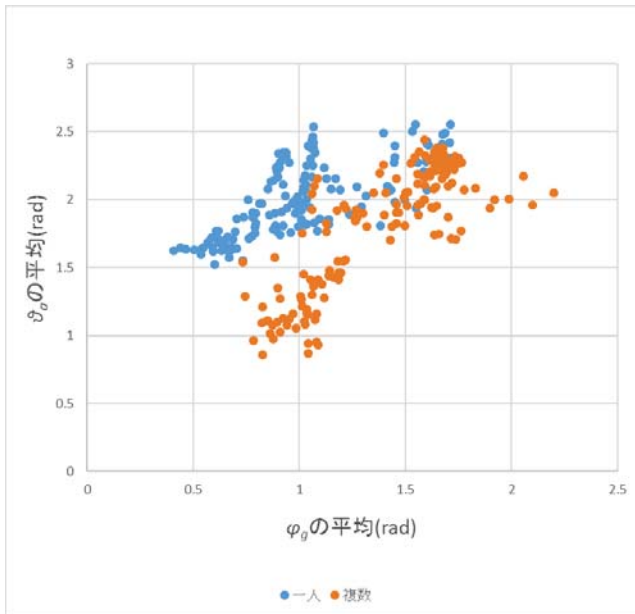


図4 参加者 A における重要度上位 2 つの特徴量によるウィンドウのプロット (腕時計のみ)

併用した場合の推定結果の混同行列を表 4 に示す。また、比較のために対象の 6 人の腕時計型デバイスのみでのデータを用いた場合の推定結果を表 5 に示す。精度は 96.3%と腕時計型デバイスのみでのデータを用いた場合の 82.4%に対し向上しており、目標の 90%にも達している。両者の結果を比較するために、それぞれの解析の結果を有意水準 $\alpha=0.05$ で独立性の検定を行ったところ帰無仮説は棄却され独立ではなかった。すなわち、スマートフォンの特徴量を組み合わせることは有効であったと言える。

「食事時同伴者の有無は媒体へのアクセスと他者とのインタラクションに基づく行動より推定できる」という仮説は、媒体としてスマートフォン、インタラクションに基づく行動としてジェスチャに注目したとき支持されたと言える。

3.4 考察

まず、腕時計型デバイスのみの特徴量を用いた推定結果について考察する。そこで、精度の良かったある 1 名の参加者 (参加者 A とする) について詳しく議論する。Random Forest においては、特徴量の 1 つの値をランダムに変更したときの推定精度への影響を見ることで特徴量の重要度を計ることができる。それによって有効とされた特徴量は ϕ_g (デバイスの傾き) の平均と ϕ_a (重力成分に対する加速度の向き) の平均である。これらの 2 つの特徴量を軸として各ウィンドウをプロットした結果を図 4 に示す。

図 4 の各点はウィンドウと対応しており、この図を見ると、基本的に一人で食事をした場合 ϕ_a の値が大きく、複数人で食事をした場合 ϕ_a の値が小さくなっており、比較的きれいに分離されているのが分かる。 ϕ_a とは重力方向に対する手を動かす向きの指標であり、その値が小さいというこ

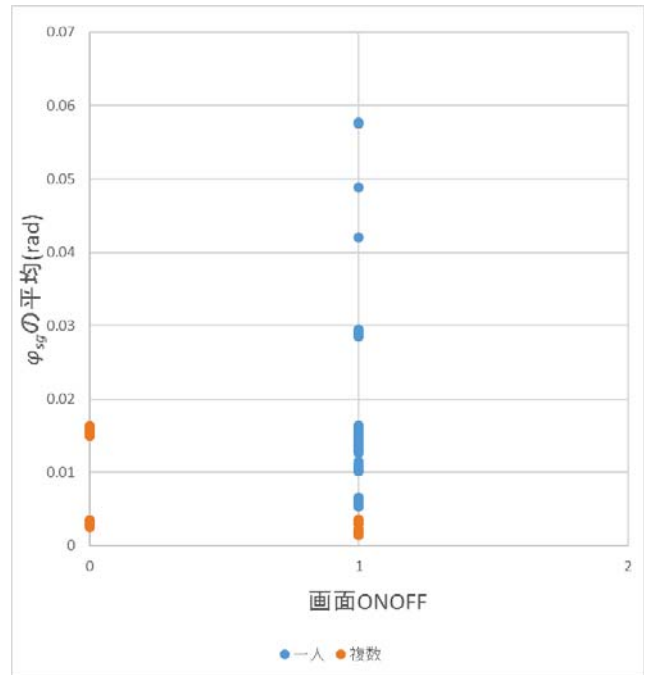


図5 参加者 B における重要度上位 2 つの特徴量によるウィンドウのプロット (腕時計のみ)

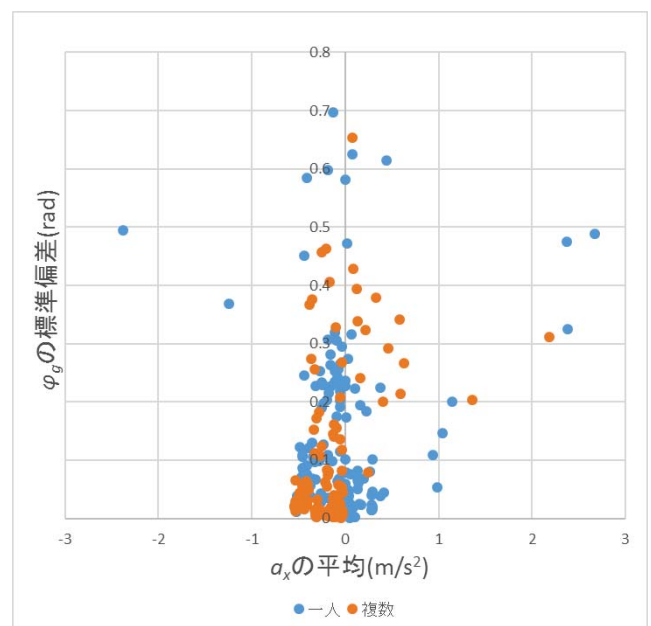


図6 参加者 B における重要度上位 2 つの特徴量によるウィンドウのプロット (スマートフォン併用)

とは上方向への動きが多くなっていることを示す。これは、一人で食事をしている際はスマートフォンを操作する際の画面タッチの動きや、その操作に伴い視線が常に下がるため食器をあまり持ち上げなくなるなど相対的に下方向への動きが多くなり、複数人で食事をしている際は相手と会話を行うことにより視線が上がり器を持ちあがる回数が増えたことや、会話に伴いジェスチャを行ったことにより相対的に上方向への動きが増加したなどの理由が考えられる。

また、この例においてデバイスの傾きと重力成分に対す

る加速度の向きが重要とされたように、食事時同伴者の有無の推定には手の姿勢と手の運動の向きが重要だと考えられる。食事時の手の動きというのは細かく、小さな動きが多い。そのため運動自体の大きさよりも、手の姿勢や運動の向きのほうが細かい動きに対応しやすく、値として現れやすいと考えられる。

次に腕時計型デバイスとスマートフォンの特徴量を併用した場合の結果について考察する。そこで、スマートフォンの特徴量を用いた場合に精度が一番向上した別の参加者1名(参加者Bとする)について詳しく見ることにする。先ほどと同様に、有効とされた上位2つの特徴量は、腕時計型デバイスのみの特徴量を用いた場合は a_x (デバイスの x 軸方向への加速度)の平均と φ_g の標準偏差、スマートフォンの特徴量を併用した場合は画面のONOFFとスマートフォンにおける φ_{sg} (スマートフォンの傾き)の平均である。これらの2つの特徴量を軸として各ウィンドウをプロットした結果をそれぞれ図5, 図6に示す。

まず図5を見ると、一人で食事をした場合と複数人で食事をした場合の各プロットがあまり分離できていないことが分かる。縦軸、横軸それぞれの値の小ささから、この参加者は食事時に同伴者の有無にかかわらず手をあまり動かさないことが分かる。そのため、この参加者については腕時計型デバイスのみで推定を行うことは難しい。

一方、図6を見ると画面ONOFFの特徴量によって単純化し、一人で食事をした場合と複数人で食事をした場合のプロットが比較的分離しやすくなっていることが分かる。これは一人で食事をした際にスマートフォンを操作してしまい、複数人で食事をした際は食事相手がいるために、その操作がないことに由来する。すなわち、手の動きの情報に加えてスマートフォンのアクセスに着目することも、食事時同伴者の有無の推定に有効であることが分かる。

4. 結論と今後の展望

本研究では、「装着者の負担にならないウェアラブルデバイスを用いて食事時同伴者の有無を推定する」ことを目的とし、「食事時同伴者の有無は媒体へのアクセスと他者とのインタラクションに基づく行動より推定できる」という仮説に基づき、媒体としてスマートフォン、インタラクションに基づく行動としてジェスチャに注目した。装着時に負担とならない腕時計型デバイスと日常生活において所持していることが想定されるスマートフォンを用いて参加者の日常生活の食事時のデータ取得を行い、腕時計型デバイスのデータから77個、スマートフォンのデータから15個の計92の特徴量を計算した。これらの特徴量を用いてRandom Forestにより食事同伴者有無の推定を行った。結果は腕時計型デバイスのみの特徴量を用いたときに83.7%、腕時計型デバイスとスマートフォンの特徴量を併用したときに96.3%であった。腕時計型デバイスのデータのみを用

いた結果から手の姿勢と手の運動の向きの有効性、スマートフォンのデータを併用した場合の結果からスマートフォンへのアクセス情報の有効性がそれぞれ示された。これらの結果より、「食事時同伴者の有無は媒体へのアクセスと他者とのインタラクションに基づく行動より推定できる」という仮説は、媒体としてスマートフォン、インタラクションに基づく行動としてジェスチャに注目したとき支持されたと言える。

元来の目的はメンタルヘルスを客観的に測定することであり、それには食事以外の場面における対人交流や、対人交流時の相手や雰囲気由来する心理状態も関わりが大きい。そのため今後は、対人交流の質などより詳細まで踏み込んだ推定を目指したい。

参考文献

- [1] 厚生労働省: <http://www.mhlw.go.jp/bunya/roudoukijun/anzeneisei12/pdf/151504-1.pdf>
- [2] Martin Prince, Vikram Patel, Shekhar Saxena, Mario Maj, Joanna Maselko, Michael R Phillips, Atif Rahman: "No Health Without Mental Health," *Lancet*, Vol. 370, pp. 859-877, 2007.
- [3] 松原 達哉, 宮崎 圭子, 三宅 拓郎: "大学生のメンタルヘルス尺度の作成と不登校傾向を規定する要因," 立正大学心理学研究紀要, No. 4, pp. 1-12, 2006.
- [4] 黒川 淳一, 井上 真人, 岩田 弘敏, 松岡 敏男, 井奈波 良一: "コンピュータ情報処理作業における生活習慣とメンタルヘルス," 日本職業・災害医学会誌 JJOMT, Vol. 52, No. 2, pp. 96-104, 2004.
- [5] 荒川 裕美子, 吉田 浩子: "大学生の対人的疎外感と昼食行動," 川崎医療福祉学会誌, Vol. 21, No. 1, pp. 127-133, 2011.
- [6] Ling Bao, Stephen S. Intille: "Activity Recognition from User-Annotated Acceleration Data," *Pervasive Computing*, Vol. LNCS 3001, pp. 1-17, 2004.
- [7] Oliver Amft, Mathias Stager, Paul Lukowicz, Gerhard Troster: "Analysis of Chewing Sounds for Dietary Monitoring," *Ubicomp 2005*, pp. 56-72, 2005.
- [8] 鍋谷俊輔, 岩本健嗣, 松本三千人: "ウェアラブルデバイスによる食べる動作に着目した食事内容推定の研究," マルチメディア通信と分散処理ワークショップ論文集, pp. 160-167, 2014.
- [9] Edison Thomaz, Irfan Essa, Gregory D. Abowd: "A Practical Approach for Recognizing Eating Moments with Wrist-Mounted Inertial Sensing," *Ubicomp 2015*, pp. 1029-1040, 2015.
- [10] Yujie Dong, Jenna Scisco, Mike Wilson, Eric Muth, Adam Hoover: "Detecting Periods of Eating During Free-Living by Tracking Wrist Motion," *IEEE J Biomed Health Inform*, Vol. 18, No.4, pp. 1253-1260, 2014.
- [11] 早川 幹, 大久保 教夫, 脇坂 義博: "ビジネス顕微鏡; 実用的人間行動計測システムの開発," 電子情報通信学会論文誌 D 情報・システム J96-D, Vol. 10, pp. 2359-2370, 2013.
- [12] 村尾 和哉, 寺田 努: "加速度センサの定常性判定による動作認識手法," 情報処理学会論文誌, Vol. 52, No. 6, pp. 1968-1979, 2011.
- [13] Chun Zhu, Weihua Sheng: "Wearable Sensor-Based Hand Gesture and Daily Activity Recognition for Robot-Assisted Living," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans*, Vol. 41, No. 3, pp. 569-573, 2011.
- [14] Leo Breiman: "Random Forests," *Machine Learning*, Vol.45, No. 1, pp. 5-32, 2001.