加速度センサ付きシャワーヘッドを用いた浴室内行動認識手法

西垣佑介[1] 寺田 努[1,2] 塚本昌彦[1]

概要：小型のセンサデバイスを用いることでユーザの状況に合わせた様々なライフログサービスを受けられるシステムが多数開発されているが，プライバシの保護や防水性の観点から浴室内においてユーザの行動を取得する研究事例は多くない．浴室内にライフログの対象を広げることで，シャワーの使用水量や入浴時間といった情報だけでなく体重や心拍などの生体情報も取得できると考えられる．ここで，認識のための特別な行動を必要とせずに浴室内の行動が認識できることが望ましい．そこで本研究では，浴室利用者の多くが使用するシャワーヘッドに小型の加速度・角速度センサを取り付けることでシャワーヘッドの動きを計測し，浴室におけるユーザの行動を認識するシステムを提案する．評価実験では，4 人の被験者における実際の入浴時のセンサデータを用いて，5 種類の行動（かけ湯をする，シャンプーを洗い流す，リンスを洗い流す，洗顔料を洗い流す．ボディソープを洗い流す）の認識を行い，62.2%の認識率が得られた．

1. はじめに

近年，コンピュータの小型化，高性能化，軽量化に伴い，小型のセンサデバイスを用いてユーザの行動や状況，周囲の環境などを認識するシステムが研究，開発されている．これらのシステムを用いることで，ユーザの状況に合わせたサービスの提供や，日々の活動をデジタルデータとして記録するライフログが行われるようになった．例えば，Cvetković ら [1] はスマートフォンに内蔵されている加速度センサを用いて，ユーザの動作を認識し，その動作による消費カロリーを推定している．Maurer ら [2] は，ユーザが装着した腕時計型デバイスの加速度センサの値からユーザの日常的な動作を認識している．センサデバイスを利用する環境として屋外では，このようにスマートフォンや腕輪型デバイス，小型センサなどをユーザが身につけることによりデータを取得できるが，住宅内では，スマートフォンを充電したり，衣服を脱いだり装飾品を外すため，センサを常時装着しているとは限らない．そのため，住宅内ではユーザ側ではなく，環境側にセンサデバイスを付与するアプローチが一般的である．例えば，G・U・M PLAY[3] は歯ブラシの動きから解析したデータを記録し，磨き具合をスコアリングするシステムである．見守りコンセント [4] は家電の消費電力をリアルタイムで記録し，電力使用状況から屋内にいる人の安否確認ができるデバイスである．Airitmo[5] は座るだけで心拍や呼吸，体動情報を測定し，ストレス指標の変化を記録できるソファである．このように家庭内における身の周りの様々なものにセンサを取り付けることで，ユーザの行動を取得できる．

一方で，浴室内においてユーザの行動を取得する研究はあまり多くない．これは，防水性の観点から使用できるセンサデバイスが限られることやユーザのプライバシ保護の点から画像を取得するカメラを用いる手法は好ましくないことが理由として挙げられる．浴室内にライフログを適用することで，シャワーの使用水量や入浴時間といった情報および体重や心拍などの生体情報を取得できると考えられる．そこで，センシング技術を用いた浴室におけるユーザの行動の認識に着目する．本論文において浴室内行動とは，シャワーを利用して身体各部位を洗い流すことを示す．例えば，「髪を洗い流している」，「体を洗い流している」といった動作である．これらの行動を認識するにあたり，シャワー利用が阻害されないようにできるだけ普段から行う動作を利用して識別することが望ましい．本研究では，浴室利用者の多くが使用するシャワーヘッドに加速度・角速度センサを取り付けることでシャワーヘッドの動きを計測し，浴室におけるユーザの行動を認識する．システムで得られた情報を用いることで，浴室利用を待っている家族に対する浴室が空くまでの時間の通知や，シャンプーの洗い残しの検出などが実現できると考えられる．

本論文は以下のように構成されている．2 章で関連研究

[1] 神戸大学大学院工学研究科
Graduate School of Engineering, Kobe University
[2] 科学技術振興機構さきがけ
Japan Science and Technology Agency, PRESTO

Copyright (c) 2017 by the Information Processing Society of Japan

について述べ，3 章で提案手法について説明する．4 章で評価実験と考察を行い，5 章で本論文のまとめと今後の課題について述べる．

2. 関連研究

2.1 ウェアラブル環境におけるセンシング技術

近年，スマートフォンやウェアラブルデバイスなどの複数のセンサを搭載したデバイスを装着することでユーザの行動や状態，およびその周辺環境を認識する研究が数多く行われている．Evani ら [6] は専用の曲げセンサを膝に装着させることで膝の曲げ具合を計測し，座る，立つ，歩くといった動作を認識している．Kwapisz ら [7] はスマートフォンに内蔵されている加速度センサを用いることで，6 種類の行動認識を行うシステムを提案している．Watanabe ら [8] は音声情報から歩行や食事などの日常生活行動をロギングするシステムを提案している．ユーザは超音波スピーカとマイクを装着し，ユーザのスピーカから出力された超音波の音量およびドップラ効果による周波数変化からユーザのジェスチャ認識を行い，環境音からの音響特徴量による環境認識と組み合わせて状況を認識している．寺田ら [9] は装着型においセンサを用いて，においに基づくコンテキスト認識手法を提案している．加速度センサだけでは認識困難な周囲の状況を，においセンサの特性を利用することで食事やトイレといった行動を認識している．Tsubaki ら [10] は導電布で構成されたストレッチセンサを用いて，ユーザが動作を行うときに伴う身体各部の周径変化からユーザの行動を認識するシステムを提案している．Shimozuru ら [11] はフォトリフレクタを用いて，ポケットを介した行動の起点を記録するシステムを提案している．この研究ではポケットに入れている物体の形状の履歴からライフログを行うことを目的として，ポケットを挟み込むようにフォトリフレクタを格子状に多数配置し，赤外線を遮った物体の形状からポケット内の物の種類を認識している．Thomaz ら [12] はスマートウォッチの 3 軸加速度センサの値を計測することで，ユーザの食べる動作を認識している．この研究では特殊なデバイスが必要ないため，普段通りに食事をするだけでデータを記録することができる．Barshan ら [13] は．3 軸の加速度，角速度および地磁気センサをユーザの胸と両腕および両脚の 5 箇所に装着し，19 種類の行動を認識している．認識する行動には，基本的な日常生活での行動（座る，立つ，歩くなど）のほか，スポーツなどの運動（エクササイズ，サイクリング，バスケットボールなど）が含まれる．村尾ら [14] は複数個の加速度センサと角速度センサを用いて，センサの数や位置およびジェスチャの種類によるジェスチャの認識精度への影響に関する調査を行っている．

しかし，これらのウェアラブルデバイスはユーザが常に身に着けることを前提としているため，何も身に着けない浴室においては実用的ではない．また，これらのデバイスは水場での使用を想定していないため，浴室での導入は困難である．

2.2 ユビキタス環境におけるセンシング技術

ユーザの周辺環境にセンシングデバイスを設置することでユーザの行動認識を行う研究がこれまでに多数行われている．Ni ら [15] はカメラで撮影した映像から上着を脱ぐ，食事をする，寝るといった生活行動を認識する手法を提案している．同様に Ren ら [16] はカメラを用いて手のジェスチャ認識を行っている．しかし，浴室においてはプライバシを考慮する必要があるためカメラの設置は不適切である．また，西浦ら [17] は CCD カメラにより撮影した輝点画像とカラー画像から浴室利用者のシルエットを検出し，呼吸を計測したり転倒を検出したりするシステムを提案している．このシステムを用いた入浴実験では，浴室における溺水や転倒事故を 100%検知し，安全入浴時の誤報もなかった．人物のシルエットにはモザイク処理を施すことで，浴室利用者のプライバシの確保を行っているが，カメラによる監視に対して心理的抵抗を感じる人が少なからずいる点が課題として挙げられている．また実用化に向けては，センサを小型化し天井に埋め込むことが検討されていた．しかし，天井にセンサを埋め込むなどの作業は，新築時や改装を伴うためシステムの導入が困難であると考えられる．Chen ら [18] は認知症などの患者に対して，浴室内に取り付けられたマイクを用いて，手を洗う，シャワーを浴びるなどの行動を認識し，健康管理を行うシステムを提案している．しかし，浴室における行動認識において，マイクを使用することはプライバシの観点から不適切であるといえる．

また，プライバシの確保を行う浴室における行動認識に関する研究として，Ince ら [19] は環境に取り付けた圧力センサおよび手首に装着した加速度センサを用いて，洗顔する，歯を磨くなどの動作を認識している．しかし，髪を洗ったり体を洗ったりといった動作は対象としていない．また，大西ら [20] はシャンプーボトルなどの浴室内物品に RFID タグとリーダーを設置することでユーザが使用する物品を検出し，物品の種類の組合せや使用する順番から何をしているかを推定している．RFID が水場である浴室でも利用できることが示されたが，この手法では浴室内のあらゆる物品に予めタグを設置しなければならない．このため，ユーザが私物のシャンプーや洗面器具などを持ち込む場合，家族間など複数のユーザで浴室を共有する環境下においての行動認識に不向きである．

一方で，ユーザの所持品に依存せず，プライバシを確保した上で行動認識を行う手法が提案されている．上田ら [21] は超音波を用いた屋内位置センサおよび家電に取り付けられた消費電力センサのみを用いて，家庭内における

Copyright (c) 2017 by the Information Processing Society of Japan

生活行動の認識システムを提案している．家庭内におけるユーザの位置情報と各部屋の家電の消費電力情報を組み合わせることで，10 種類の生活行動を認識している．石田ら [22] は冷蔵庫のドア部分に圧力センサと加速度・角速度センサを設置し，冷蔵庫開閉時のドアの動きを認識することで個人識別を行う手法を提案している．倉橋ら [23] はトイレットペーパーの芯に角速度センサを設置し，トイレットペーパーの回転動作を認識することで個人を識別するシステムを提案している．これらのシステムは小型のセンサを環境に設置するだけで済むので導入が容易である．そこで本研究では，シャワーヘッドに加速度センサを設置し，シャワーヘッドの動きを計測することで浴室における行動認識を行う．

3. 提案手法

本研究では，シャワーヘッドの動きを計測することにより，浴室におけるユーザの行動を認識する手法を提案する．なお，本研究で想定する浴室とは，シャワーフックから取り外して操作できるシャワーヘッドが備え付けられた浴室のことで，シャワーヘッドが固定されている浴室は対象としない．

3.1 システム要件

前章で述べたように，浴室内行動を認識する場合，水がデバイスにかかる恐れがあるため，防水性を備えたデバイスを利用する必要がある．また，浴室利用者にとってカメラで撮影されたり，マイクで録音されることに対する心理的抵抗が大きい [24] ため，これらの機器を用いることは望ましくない．さらに，普段のシャワー動作を妨げる程の大きさや重さを持ったデバイスの装着は好ましくない．他にも，設置コストが高いとユーザへの負担が増すため，システムの導入が容易であることが望ましい．これらを考慮した上で，システム要件を以下に示す．

- 防水性
- プライバシの確保
- 操作性の維持
- システム導入の容易さ

本研究では，以上の要件を満たした浴室内の行動認識システムを提案する．

3.2 システム設計

提案システムは，前節で述べたシステム要件を満たすように設計した．システム構成を図 1 に示す．シャワーヘッドの動作を取得する 3 軸加速度・角速度センサ（ATR-Promotions 社，WAA-006），センサからのデータを保存および解析を行う PC から構成されており，使用するセンサはビニールテープでシャワーヘッドに巻き付けて固定した．システムの流れとしては，浴室内にてシャワーを利用

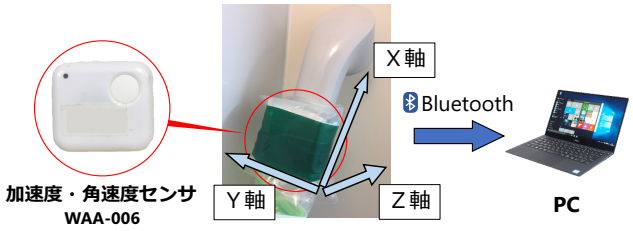


図 1 プロトタイプシステムの構成

している間のセンサからのデータを浴室外に設置した PC に Bluetooth を介して送信し，そのデータを解析することで浴室利用者の浴室内における行動を認識する．防水面を考慮してセンサはチャック付きのビニール袋の中に入れて閉じ，さらにそれらを同様のビニール袋に入れて閉じた．使用するセンサは 3 軸加速度・角速度センサのみであるため，不要なプライバシ情報を取得することはない．また，センサの大きさは縦 39 mm，横 44 mm，高さ 12 mm，重さは 20 g で，サンプリング周波数は 50 Hz である．小型で軽量なセンサであるため，シャワーヘッドへの取り付けが容易で，取り付け後も普段のシャワー動作を阻害しない．以上より前節の要件を満たしている．

3.3 行動認識手法

行動認識にはセンサ値の変化を利用するが，得られた値をそのまま使用するのではなく，挙動を効率的に把握するために特徴量抽出と呼ばれる処理を行う．得られた生データから合計 12 個の特徴量（3 軸加速度センサデータの平均値・分散値，3 軸角速度センサデータの平均値・分散値）を抽出する．ウィンドウ幅を n サンプル，得られる各軸の加速度および角速度センサデータをそれぞれ x_{acc_i}，y_{acc_i}，z_{acc_i}，x_{gyro_i}，y_{gyro_i}，$z_{gyro_i} (i = 1, 2, \cdots, n)$，時刻の離散値を T としたとき，x 軸加速度データの平均値 $\mu_{x_{acc}}(T)$ および分散値 $\sigma^2_{x_{acc}}(T)$ は以下の式で表される．

$$\mu_{x_{acc}}(T) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_{acc_i} \tag{1}$$

$$\sigma^2_{x_{acc}}(T) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} (\mu_{x_{acc}} - x_{acc_i})^2 \tag{2}$$

他の軸や角速度センサデータでも同様である．便宜上これらの特徴量をまとめて，

$$\begin{aligned} F(T) = \{&\mu_{x_{acc}}(T), \mu_{y_{acc}}(T), \mu_{z_{acc}}(T), \sigma^2_{x_{acc}}(T), \sigma^2_{y_{acc}}(T), \\ &\sigma^2_{z_{acc}}(T), \mu_{x_{gyro}}(T), \mu_{y_{gyro}}(T), \mu_{z_{gyro}}(T), \sigma^2_{x_{gyro}}(T), \\ &\sigma^2_{y_{gyro}}(T), \sigma^2_{z_{gyro}}(T)\} \\ = \{&f_1(T), f_2(T) \cdots, f_{12}(T)\} \end{aligned}$$

とおく．これらの特徴量は，それぞれスケールが異なり対等に扱うことができないため，次式に従い線形変換による

Copyright (c) 2017 by the Information Processing Society of Japan



図 2　実験環境

正規化を行う．

$$S(T) = \frac{F(T) - M}{H} \tag{3}$$

ここで，M および H は，$F(T) = (f_1(T), \cdots, f_{12}(T))$ の各成分の平均および標準偏差である．正規化によって計 12 次元の特徴量セット $S(T) = (s_1(T), \cdots, s_{12}(T))$（平均 0，分散 1）を得る．

本研究における行動認識の判定には，Waikito 大学を中心に開発されているデータマイニングツール WEKA[25] を用いて行う．筆者らが以前行った予備実験により，いくつかの認識アルゴリズムにおいて Random Forest が適しているということが分かったため，分類器には Random Forest を用いる．Random Forest は，決定木を弱学習器とする集団学習のアルゴリズムであり，ランダムサンプリングされた学習データの特徴量から多数の決定木を作成する．

4. 評価実験

提案手法による複数の浴室内行動の認識精度を調査するため，評価実験を行った．

4.1 実験方法

提案システムを図 2 のような 1 人用の浴室に設置し，実際の入浴時におけるシャワーヘッドの加速度，角速度データを取得した．データの受信および認識処理を行う PC として DELL 社の XPS13 9343 を使用し，PC 上の認識ソフトウェアの開発は Microsoft 社の Visual Studio を用いて行った．シャワーヘッドの操作は，ボディソープの泡を洗い流したりシャンプーを洗い流したりする際に行われると考えられる．逆にシャンプーで髪を泡立てている時やトリートメントで髪をケアしている時にシャワーヘッドを持ち続けることは考えにくい．その際，シャワーヘッドは手で持たずにシャワーフックに固定しておくのが自然である．そこで，認識する行動の対象は，シャワーヘッドを使用すると考えられるタイミングを考慮して，以下の 5 種類とした．

- かけ湯をする．
- シャンプーを洗い流す．
- リンスを洗い流す．
- 洗顔料を洗い流す．
- ボディソープを洗い流す．

なお本論文において，かけ湯とは浴室に入って最初に全身を軽くお湯で流す行為のことを示す．本論文ではリアルタイムでの解析はせず，センサデータを得た後で一括して計算処理を行う．また，センサデータと各行動とのラベル付けを行うため，同時にカメラによる撮影も行った．被験者は 21〜23 歳の男性 4 名で，浴室内行動をする際にはシャワーヘッドを利用するように伝えた．実験は被験者 A については 11 回，被験者 B，被験者 C および被験者 D についてはそれぞれ 5 回ずつ行った．

特徴量を抽出するために，ウィンドウ幅およびスライド幅を設定する．本稿において，図 3 のようにセンサ値から特徴量を抽出する幅のことをウィンドウ幅と呼ぶ．また，ウィンドウをずらす幅で，特徴量を計算する間隔のことをスライド幅と呼ぶ．図 3 ではスライド幅を 1/2 ウィンドウとした場合の例である．本実験で設定したウィンドウ幅およびスライド幅の組合せを表 1 に示す．これらの各組合せに対して評価を行い，浴室内行動の認識を行う上でどのウィンドウ幅およびスライド幅が適しているかを調査した．データ処理の流れとしては，まず初めに生データから各ウィンドウに対して 12 次元の特徴量を抽出した．次に，得られた特徴量セットに対してカメラによる映像を元に 5 種類の行動にラベル付けを行った．さらに，スケールを揃えるために各特徴量ごとに線形変換による正規化を行った．認識アルゴリズムには Random Forest を用いて交差検証を行い，認識率を求めた．交差検証とは，統計学において標本データを分割して，その一部をテストデータ，残りを学習データとして解析する検証手法である．今回，交差検証の中の k-分割交差検証 (k-fold cross-validation) を用いた．k-分割交差検証とは，標本群を k 個に分割し，k 個に分割された標本群それぞれをテストデータとして，k 回検証を行い，得られた k 回の結果を平均して 1 つの推定を得るものである．今回は被験者ごとに行った実験の回数が異なるため，それぞれの実験データの試行数で分割した．例えば被験者 A の場合，11 回のデータを取得したため，1 試行分のデータをテストデータとし，残りの 10 試行分は学習データとして 11 回検証を行い，得られた結果を平均して認識率を求めた．

4.2 結果と考察

各被験者が実験時に取った浴室内行動を表 2 にまとめる．行動毎の時間欄は各被験者がその行動を行っていた間の時間を示しており，全試行分の平均値である．被験者が行わなかった行動については，「-」と表記している．また，表中の*印は今回認識精度を調査する 5 種類の行動である．

Copyright (c) 2017 by the Information Processing Society of Japan

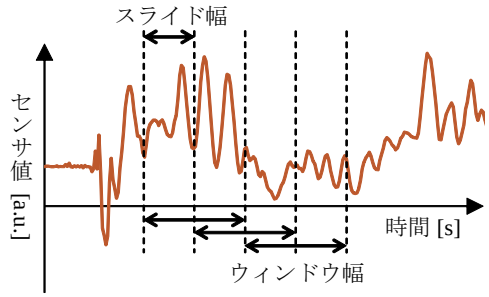


図 3　特徴量の算出方法

表 1　ウィンドウ幅とスライド幅の組合せ

ウィンドウ幅	スライド幅
200 ms	100 ms
200 ms	200 ms
500 ms	200 ms
1000 ms	200 ms
1000 ms	500 ms
2000 ms	200 ms
2000 ms	600 ms
5000 ms	100 ms
5000 ms	200 ms

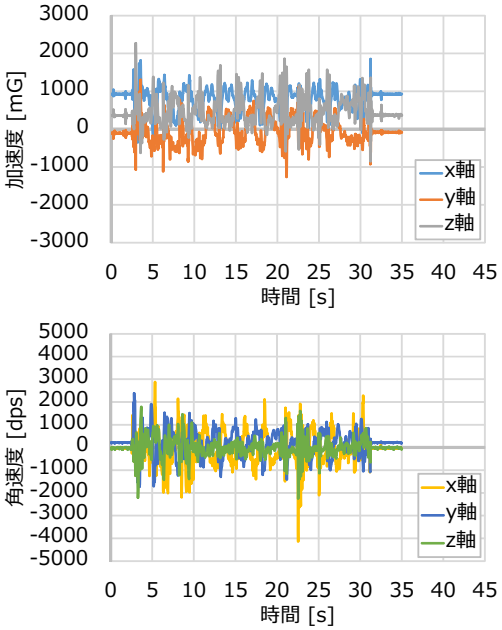


図 4　かけ湯におけるセンサデータ

ある回の実験中において被験者 A がこれらの行動を行っている間の加速度・角速度センサデータを図 4 から図 8 に示す．各被験者の取った行動の種類および順番については日ごとに変化しなかった．一方，行動の種類や順番は被験者ごとに違いがあることが確認できた．このことから，浴室内行動には個人固有の順序があると考えられる．

表 3 は，各ウィンドウ幅およびスライド幅における被験者ごとの浴室内行動の交差検証による平均認識率をまとめたものである．表 2 より，被験者 C および被験者 D は 5 種類の浴室内行動のうち，行わなかった行動があったため，

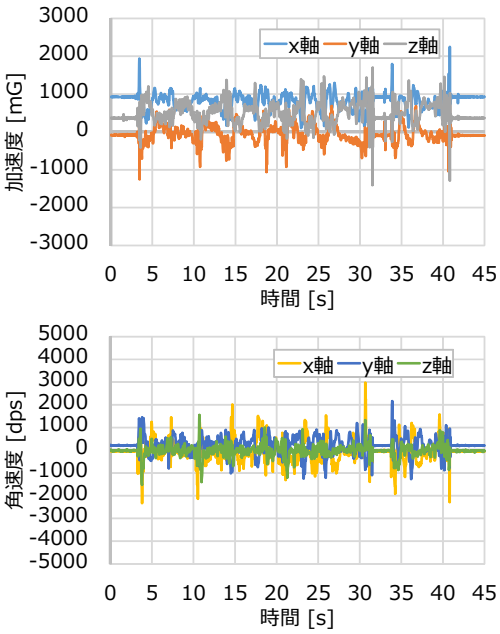


図 5　シャンプーの洗い流しにおけるセンサデータ

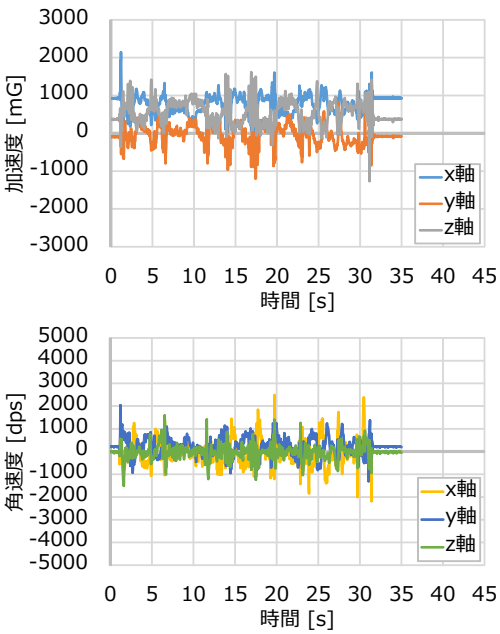


図 6　リンスの洗い流しにおけるセンサデータ

それについては認識対象から外している．したがって，被験者 A および被験者 B は 5 種類，被験者 C は 4 種類，被験者 D は 3 種類の行動認識を行った．

まず，ウィンドウ幅およびスライド幅による認識率の影響について着目する．図 9 は，スライド幅を 200 ms とした場合における各ウィンドウ幅に対する平均認識率である．被験者全員がスライド幅を大きくするにつれて認識率が向上する傾向にあることが読み取れる．これは 200 ms のウィンドウ幅では小さすぎて捉えられなかったシャワーヘッドの動きが，ウィンドウ幅を 2000 ms や 5000 ms と大きくとることで捉えられるようになったことを表していると考えられる．一方スライド幅を変えた場合には認識率に

Copyright (c) 2017 by the Information Processing Society of Japan

表 2　各被験者の取った行動

行動の種類	被験者 A		被験者 B		被験者 C		被験者 D	
	順番	時間	順番	時間	順番	時間	順番	時間
a=かけ湯をする*	1	25 s	1	28 s	1	66 s	1	41 s
b=シャンプーで頭を洗う	2	27 s	4	56 s	2	69 s	2	61 s
c=シャンプーを洗い流す*	3	40 s	5	39 s	3	40 s	3	36 s
d=リンスで頭をケアする	4	22 s	6	40 s	-	-	-	-
f=リンスを洗い流す*	5	37 s	7	26 s	-	-	-	-
g=洗顔料で顔を洗う	6	27 s	2	62 s	6	63 s	-	-
h=洗顔料を洗い流す*	7	19 s	3	15 s	7	29 s	-	-
i=ボディソープで体を洗う	8	129 s	8	92 s	4	95 s	4	92 s
j=ボディソープを洗い流す*	9	36 s	9	44 s	5	44 s	5	67 s

表 3　被験者ごとの浴室内行動の平均認識率

ウィンドウサイズ	スライドサイズ	平均認識率			
		被験者 A	被験者 B	被験者 C	被験者 D
200 ms	100 ms	0.515	0.456	0.479	0.591
200 ms	200 ms	0.500	0.450	0.480	0.591
500 ms	200 ms	0.541	0.470	0.482	0.597
1000 ms	200 ms	0.571	0.470	0.502	0.604
1000 ms	500 ms	0.553	0.467	0.498	0.608
2000 ms	200 ms	0.587	0.492	0.512	0.616
2000 ms	600 ms	0.588	0.491	0.525	0.626
5000 ms	100 ms	0.622	0.506	0.576	0.635
5000 ms	200 ms	0.622	0.498	0.568	0.638

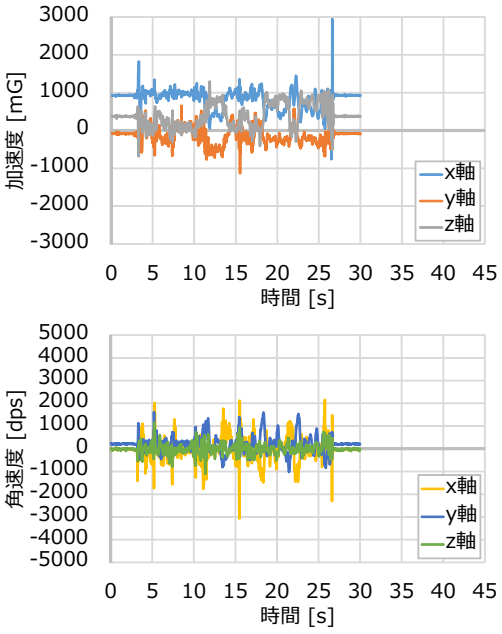


図 7　洗顔料の洗い流しにおけるセンサデータ

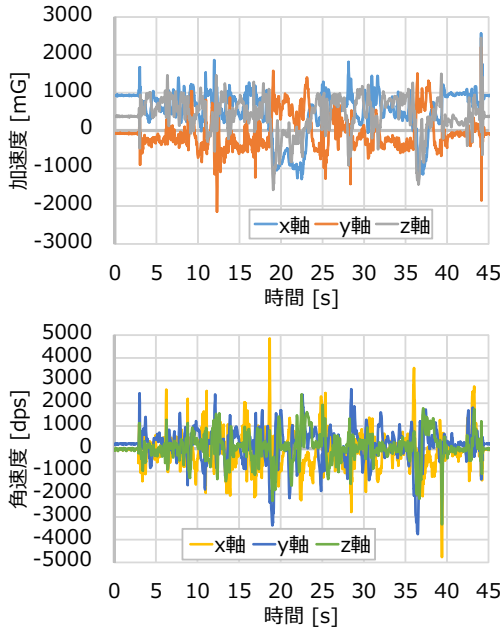


図 8　ボディソープの洗い流しにおけるセンサデータ

大きな変化は見られなかったが，今回は調べた組合せが不十分であったため，もっと多くの組合せで認識率の変化を調べることが必要だといえる．

次に，被験者ごとの認識率を比較する．被験者 A の平均認識率は最大で 62.2%で，同じく 5 種類の行動の認識を行った被験者 B の最大認識率である 50.6%よりも高くなった．この大きな要因として，被験者 A が被験者 B よりも多い 11 回分の実験データを使用しており，認識処理を行う際に用いる学習データの数が被験者 B よりも多かったことが挙げられる．したがって被験者 B〜D に対しては，追加の実験データを取得することによって認識率を向上させることができると考えられる．被験者 C はリンスの洗い流しを除いた 4 種類の行動認識を行い，平均認識率は最大で 57.6%となった．また，被験者 D はリンスの洗い流しおよ

Copyright (c) 2017 by the Information Processing Society of Japan

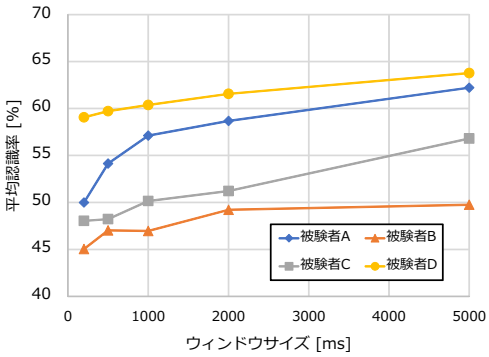


図 9 スライド幅 200 ms における平均認識率

		Predicted Class					Recall
		a	b	c	d	e	
Actual Class	a = かけ湯をする	555	236	169	46	80	0.51
	b = シャンプーを洗い流す	165	970	717	35	29	0.51
	c = リンスを洗い流す	141	743	776	40	51	0.44
	d = 洗顔料を洗い流す	63	33	103	580	27	0.72
	e = ボディソープを洗い流す	9	22	28	10	1642	0.96
Precision		0.59	0.48	0.43	0.82	0.90	0.62

図 10 被験者 A の Confusion Matrix

		Predicted Class					Recall
		a	b	c	d	e	
Actual Class	a = かけ湯をする	117	132	28	15	278	0.21
	b = シャンプーを洗い流す	66	523	176	29	56	0.62
	c = リンスを洗い流す	39	260	138	39	44	0.27
	d = 洗顔料を洗い流す	40	64	27	115	4	0.46
	e = ボディソープを洗い流す	228	29	27	9	682	0.70
Precision		0.24	0.52	0.35	0.56	0.64	0.50

図 11 被験者 B の Confusion Matrix

		Predicted Class				Recall
		a	b	d	e	
Actual Class	a = かけ湯をする	891	293	86	255	0.58
	b = シャンプーを洗い流す	501	263	82	34	0.30
	d = 洗顔料を洗い流す	126	91	362	36	0.59
	e = ボディソープを洗い流す	203	15	10	762	0.77
Precision		0.52	0.40	0.67	0.70	0.57

図 12 被験者 C の Confusion Matrix

		Predicted Class			Recall
		a	b	e	
Actual Class	a = かけ湯をする	404	269	227	0.45
	b = シャンプーを洗い流す	225	334	221	0.43
	e = ボディソープを洗い流す	76	154	1325	0.85
Precision		0.57	0.44	0.75	0.64

図 13 被験者 D の Confusion Matrix

び洗顔料の洗い流しを除いた 3 種類の行動認識を行った結果，平均認識率が 63.8%で最も高かった．

ここで，各行動が交差検証によってどのように判定されたかを調べるために，例としてウィンドウ幅 5000 ms，スライド幅 200 ms とした場合における被験者ごとの Confusion Matrix を図 10 から図 13 に示す．各セルはその行動の出力回数を示しており，対角線上の行と列に示されたラベルが一致しているセルが正しく認識されたときのものである．図 10 より，被験者 A において最も認識率の高かった行動はボディソープの洗い流しの 96.0%であった．しかし，かけ湯はシャンプーの洗い流しやボディソープの洗い流しと間違って認識されることが多かった．これはかけ湯が髪や体を含む全身を洗い流す行動のため，シャワーヘッドの操作が部分的にシャンプーの洗い流しやボディソープの洗い流しと一致している可能性があるためであると考えられる．また，シャンプーおよびリンスの洗い流しは互いに誤認識されることが多く，認識率はそれぞれ 50.6%，44.3%と低かった．これは 2 つの行動におけるシャワーヘッドの操作が似ており，動きに違いがなかったためであると考えられる．シャワーヘッドの動きのみからこれら 2 つの行動を認識し分けるのは困難であるため，正確に認識するためには異なる手法を用いる必要がある．図 11 と比較すると，被験者 B においては被験者 A よりも全体的に認識率が低いことがわかる．特にかけ湯とリンスの洗い流しについては認識率がそれぞれ 20.5%，26.5%であり，誤って違う行動に分類される場合の方が多いという結果になった．これは，前述したように実験データの数が少ないことが寄与していると考えられる他，この被験者は日ごとにシャワーの動かし方が異なっていた可能性が考えられる．被験者 C および D についても同様に，ボディソープの洗い流しの認識率はほかの行動と比べて高かったが，かけ湯およびシャンプーの洗い流しは誤認識されることが多いという結果になった．

4.3 実験のまとめ

本実験では，シャワー利用時の加速度・角速度センサデータを取得し，ウィンドウ幅およびスライド幅を変えながら浴室内行動の認識精度を調査した．いずれの被験者もウィンドウ幅を 100 ms や 200 ms と小さくとるよりも 2000 ms や 5000 ms と大きくとる方が平均認識率が向上する傾向にあった．5 種類の行動認識については，ウィンドウ幅を 5000 ms，スライド幅を 200 ms とした場合の平均認識率が最も高く，62.2%であった．実験の結果から，認識する行動によって精度が大きく異なることが分かった．また，認識精度を向上させるためには特徴量の追加や別の手法を考慮する必要があることがわかった．

5. まとめ

本研究では，浴室利用者の多くが使用するシャワーヘッドに加速度・角速度センサを取り付けることでシャワーヘッドの動きを計測し，浴室における人の行動を認識する手法を提案した．提案システムを用いた評価実験では，実際の入浴時におけるセンサデータを取得し，12 種類の特徴量を抽出することでかけ湯，シャンプーの洗い流し，リンスの洗い流し，洗顔料の洗い流し，ボディソープの洗い流しの 5 種類の行動の認識を試みた．浴室行動の認識を行う上で適したウィンドウ幅およびスライド幅を調査した結果，ウィンドウ幅を 5000 ms，スライド幅を 200 ms とした場合の平均認識率が最も高く，62.2%であった．認識率を向上させるためには，別の特徴量の追加や別の手法との併用を考慮する必要がある．また，現在の手法ではシャワーヘッドを手で持って操作しない人に対しては浴室内行動の

Copyright (c) 2017 by the Information Processing Society of Japan

認識や推定を行うことができないという問題がある．したがって，そのようなユーザに対する別の手法についても検討しなければならない．今後はより適したウィンドウ幅およびスライド幅の組合せを探すとともに，超音波センサなど他の小型なセンサを併用した認識方法についても検討する予定である．

謝辞 本研究の一部は，科学研究費補助金基盤研究 (B)(15H02698) および JST さきがけ (JPMJPR15D4) の支援によるものである．ここに記して謝意を表す．

参考文献

[1] B. Cvetković, V. Janko, and M. Luštrek: Activity Recognition and Human Energy Expenditure Estimation with a Smartphone, *Proc. of the 13th IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communication Workshops (PerCom Workshops)*, pp. 193–195 (Mar. 2015).

[2] U. Maurer, A. Smailagic, D. P. Siewiorek, and M. Deisher: Activity Recognition and Monitoring Using Multiple Sensors on Different Body Positions, *Proc. of the International Workshop on Wearable and Implantable Body Sensor Networks (BSN '06)*, pp. 113–116 (Apr. 2006).

[3] SUNSTAR, G･U･M PLAY: `https://www.gumplay.jp/`.

[4] Power Elec, 見守りコンセント: `http://www.powerelec.biz/`.

[5] バイオシータ, Airitmo: `http://www.airitmo.jp/`.

[6] A. S. Evani, B. Sreenivasan, J. S. Sudesh, M. Prakash, and J. Bapat: Activity Recognition Using Wearable Sensors for Healthcare, *Proc. of the 7th International Conference on Sensor Technologies and Applications (SENSORCOMM 2013)*, pp. 173–177 (Aug. 2013).

[7] J. R. Kwapisz, G. M. Weiss, and S. A. Moore: Activity Recognition Using Cell Phone Accelerometers, *Journal of SIGKDD Explorations*, Vol. 12, No. 2, pp. 74–82 (Dec. 2010).

[8] H. Watanabe, T. Terada, and M. Tsukamoto: A Method for Embedding Context to Sound-Based Life Log, *Journal of Information Processing (JIP)*, Vol. 22, No. 4, pp. 651–659 (Oct. 2014).

[9] 寺田 努, 小林泰貴, 塚本昌彦: においに基づくコンテキストアウェアシステム, コンピュータソフトウェア (日本ソフトウェア科学会論文誌) インタラクティブソフトウェア特集, Vol. 29, No. 4, pp. 324–334 (Dec. 2012).

[10] K. Tsubaki, T. Terada, and M. Tsukamoto: An Activity Recognition Method by Measuring Circumference of Body Parts, *Proc. of the 7th Augmented Human International Conference (AH '16)*, pp. 13:1–13:7 (Feb. 2016).

[11] K. Shimozuru, T. Terada, and M. Tsukamoto: A Life Log System that Recognizes the Objects in a Pocket, *Proc. of the 6th Augmented Human International Conference (AH '15)*, pp. 81–88 (Mar. 2015).

[12] E. Thomas, I. Essa, and G. D. Abowd: A Practical Approach for Recognizing Eating Moments with Wrist-Mounted Inertial Sensing, *Proc. of the ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing (UbiComp '15)*, pp. 1029–1040 (Sep. 2015).

[13] B. Barshan and M. C. Yüksek: Recognizing Daily and Sports Activities in Two Open Source Machine Learning Environments Using Body-Worn Sensor Units, *the Computer Journal*, Vol. 57, No. 11, pp. 1649–1667 (Oct. 2013).

[14] K. Murao, T. Terada, A. Yano, and R. Matsukura: Evaluation Study on Sensor Placement and Gesture Selection for Mobile Devices, *Proc. of the 11th International Conference on Mobile and Ubiquitous Multimedia (MUM2012)*, No.7, pp. 1–8 (Dec. 2012).

[15] B. Ni, G. Wang, and P. Moulin: RGBD-HuDaAct: A Color-Depth Video Database for Human Daily Activity Recognition, *Proc. of the 13th IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pp. 1147–1153 (Nov. 2011).

[16] Z. Ren, J. Yuan, J. Meng, and Z. Zhang: Robust Part-Based Hand Gesture Recognition Using Kinect Sensor, *Journal of IEEE Transactions on Multimedia (TMM2013)*, Vol. 15, No.5, pp. 1110–1120 (Aug. 2013).

[17] 西浦朋史, 中島真人: カラー撮像素子内蔵型 FG 視覚センサによるバスルーム監視システムの開発, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol. J89-D, No. 5, pp. 1001–1010 (May 2006).

[18] J. Chen, A. H. Kam, J. Zhang, N. Liu, and L. Shue: Bathroom Activity Monitoring Based on Sound, *Proc. of the 3rd International Conference on Pervasive 2005*, pp. 46–61 (May 2005).

[19] N. F. Ince, C.-H. Min, A. Tewfik, and D. Vanderpool: Detection of Early Morning Daily Activities with Static Home and Wearable Wireless Sensors, *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, Vol. 2008, No. 31, pp. 1–11 (Jan. 2008).

[20] 大西 諒, 平井重行: RFID 付き浴室物品使用履歴と HMM による入浴行動推定 – 推定処理のリアルタイム化とその評価 –, 電子情報通信学会サイバーワールド研究会講演論文集, pp. 1–8 (Mar. 2009).

[21] 上田健揮, 玉井森彦, 荒川 豊, 諏訪博彦, 安本慶一: ユーザ位置情報と家電消費電力に基づいた宅内生活行動認識システム, 情報処理学会論文誌, Vol. 57, No. 2, pp. 416–425 (Feb. 2016).

[22] A. Ishida, K. Murao, T. Terada, and M. Tsukamoto: A User Identification Method Based on Features of Opening/Closing a Refrigerator Door, *Proc. of the 1st International Workshop on Pervasive Smart Living Spaces (PerLS 2017)*, No.1, pp. 533–538 (Mar. 2017).

[23] 倉橋真也, 村尾和哉, 寺田 努, 塚本昌彦: トイレットペーパの回転に基づくトイレ使用者識別手法, 情報処理学会論文誌, Vol. 58, No. 1, pp. 237–248 (Jan. 2017).

[24] 有賀玲子, 浦 哲也, 定方 徹, 田中智博, 小林 稔: 照度センサを用いた住環境における生活状態パターンの抽出方法に関する基礎検討, 情報処理学会研究報告, Vol. 2013-UBI-38, No. 58, pp. 1–6 (May 2013).

[25] WEKA, `http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/`.

Copyright (c) 2017 by the Information Processing Society of Japan