

センサデータからの人間の行動推定

Activity Recognition of the Human from Sensor Data

植田 智明^{*1} 杉村 博^{*2} 松本 一教^{*1} 一色 正男^{*2}
 Tomoaki UEDA Hiroshi SUGIMURA Kazunori MATSUMOTO Masao ISSHIKI

^{*1} 神奈川工科大学 情報学部情報工学科

Department of Information and Computer Science, Faculty of Information Technology, Kanagawa Institute of Technology

^{*2} 神奈川工科大学 創造工学部ホームエレクトロニクス開発学科

Department of Home Electronics Development, Faculty of Creative Engineering, Kanagawa Institute of Technology

This paper proposes a method to measure the concentration degree of a seated person. The method mainly uses a smartphone that standardly equips with an acceleration sensor. We discover feature patterns that are useful to identify typical predefined activities of a person, which are completed in short time intervals. By using the feature patterns we estimate the degree of concentration over relatively long time intervals. We in this paper explain an outline of the method and show several experimental results.

1. はじめに

スマートフォンやゲーム機にさまざまなセンサやデバイスが搭載されるようになった昨今,それらを用いて様々な研究が行われるようになった.これらのセンサから得られたデータを用いることにより,高額なセンサ類を必要とすることなく,ある程度精度を保った行動推定が可能[Ouchi 2012]になった.また,スマートフォンやゲーム機には通信機能が搭載されているため,ユーザーの現在の行動や次の行動を予測し,ネットワークを介した家電制御によるエコ活動への貢献やユーザーが今後必要とすることであろうとされる物品の広告表示といったサービス提供だけでなく,心臓発作で倒れる等の急を要する人体の異常の迅速な検知など,医療・福祉の面においても貢献できると期待されている.

人間の集中度合いを簡易的に測定する様々な研究が行われるようになったが,まず,集中という状態がどのような状態を示すか定義しておく必要がある.本研究では,集中とは「主に学習場面などにおいて1つの物事に対して,落ち着いた状態で真剣に取り組むこと」と位置付けている.従来では,学習時などの知的活動に対する集中度合いは高度な脳波計測を行う必要[Yamaguchi 2011]があった.本研究の成果を用いれば,学習時といったデスクワークにおける集中度をリアルタイムで計測し,集中力が切れてきたら,休憩を促すといったGUIと組み合わせるといったスマートフォンならではの応用も考えられる.

日常的に持ち歩く頻度の高いスマートフォンの更なる可能性を追求することは十分意味のあることだと考えられる.本研究では,近年広く普及したスマートフォンをセンサデバイスとし,電力消費が比較的少なく,通信環境に依存しない加速度センサのみを使用して,着席時の集中度に関する推定を行った.人間の基本動作である「歩く」「走る」「座る」などといった単純な動作は高精度の推定が可能ではあるが,「着席時」という状態に限定した.動作が制限された状態における上半身の行動を推定することにより,集中度を測定できることを実験により実証する.

1.1 関連研究

行動推定には様々なアプローチがなされている.近年のセンサデバイスの低価格化に伴い,脳波センサのような大掛かりで高価なものを使用することなく,比較的安価な任天堂のWiiリモコン,Wiiボード,スマートフォンを利用した研究がいくつか存在している.

論文[Ookubo 2008]では,椅子の背もたれにWiiリモコンを設置し,計測した加速度センサデータをBluetooth通信でPCへ送り,PC上でユーザーの着席,離席状況や椅子の動きから推測した集中度合いが表示されるシステムを提案している.この方式であれば,着席・離席状態はかなりの高精度で検出できる.しかし,これは大規模な教室などにおいては,Bluetoothの同時接続による干渉,椅子の背もたれで検出できる動作の少なさを考慮すると常用は現実的ではない.

論文[Ito 2009]では,ベンチ型の椅子にWiiボードを設置し,その上に座ることで,重量の変化と重心の移動を取得し,足を組む,体を傾ける,頬杖をつく,キーボードを叩くなどといった状態の識別を試みている.

論文[Ouchi 2012]では,本研究と同様にスマートフォンを利用し,生活行動の推定を行っているが,加速度センサだけではなく,マイクやGPSなども併用して非常に高い認識性能を獲得している.

1.2 本研究の目的

先述の論文[Ookubo 2008][Ito 2009]の共通点は,センサデバイスを椅子側の座や背もたれに取り付けている点である.椅子の上でできる動作は制限されるため,動作の推定が比較的容易になると考えられる.それに対し,本研究および論文[Ouchi 2012]ではセンサデバイス(スマートフォン)を体に身につけるという手法で行っている.椅子に直接設置する場合,不特定多数の利用者が存在する可能性が高く,個人に合わせた学習が難しく,精度の向上が難しいと考えられる.一方で,スマートフォンは大抵個人で使うものであるため,個人ごとの学習結果データの蓄積がしやすく,アプリケーション間での学習結果データの共有といった様々な応用が考えられる.

本論文では,スマートフォンで取得した学習用加速度データおよび推定対象の加速度データをPCにて処理をした.被験者

連絡先: 植田 智明, 神奈川工科大学情報学部情報工学科,
 神奈川県厚木市下荻野 1030, 046-291-3199,
 s1021032@cce.kanagawa-it.ac.jp

が集中しているかどうか行動推定し,集中時の学習結果と照らし合わせることで,集中度合いを数値として可視化を行うという取り組みを行った。

1.3 集中度について

人間が「集中している」とは,どのような状態のことであろうか。また,その度合いを人間の動作など外部から観測して測定できる量で知ることができるのだろうか。例えば脳波を使って調べる方法は以前から行われている。本研究では,集中しているかどうかの判定は,作業中の状況を録画したものを自らが後に見て判断することになっている。

2. センサデータからの行動推定

本研究ではセンサデータの取得を行うために Android スマートフォンを利用した。加速度センサからの情報を取得し,単位時間ごとに区切る前処理を施し,ローカルストレージに保存する Android アプリケーションを作成した。図 1 の流れで行動推定を利用した集中度計測が行われる。

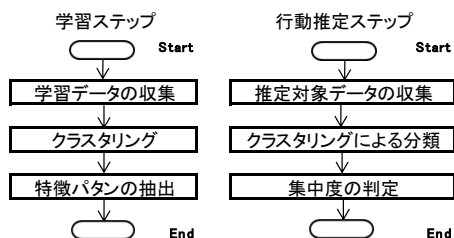


図 1 行動推定手順

2.1 加速度センサ情報の取得

加速度センサを用いた行動推定の研究において,センサの最適な設置場所や妥当な周波数がいくらかという結論は出ていない。論文[Ito 2009]のように 50Hz 以上で行われていることが多く,高ければ高いほど精度は高くなると一般的に考えられる。しかし,論文[Kashihara 2012]のように加速度センサ取得に利用する端末によって,加速度センサの取得周波数上限が低い場合がある。一方で論文[Uuchi 2012]にて,スマートフォンを用い 20Hz でも高精度な推定が可能であること,および文献[Kawahara 2005]において 10Hz 以下でも十分な精度を保つことができることから,本研究では 15Hz で加速度情報の取得を行うことにした。

スマートフォンに内蔵された加速度センサからの情報(x,y,z)を時系列順に保存する。図 2 のように,スマートフォンを用いてセンサ情報の記録作業を推定したい行動(例としては,集中している,集中していない,歩く,座る,立つ等)ごとに行う。

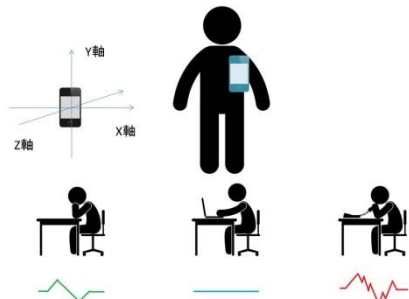


図 2 端末からの加速度センサ情報取得

関連研究においては,取得した加速度センサ情報を Wi-Fi ネットワークまたは Bluetooth を介して,PC へ送信するものが多い。これでは,屋外や鉄筋コンクリートの建物といった電波の届かない環境ではデータの取得に限られる。このため,本研究では端末本体のストレージにデータを保存することにした。

学習用データは教師なしデータではあるものの,取得の際に集中しているか否かの状態や行動と関連付けておく必要がある。

2.2 特徴パタンの抽出

特徴パターンとは,2 つの行動(集中している,していない)に属するセンサデータから,それらの行動を識別するために有効なデータの特徴のことである。これを求めるために,まず,各々の行動に対するデータを収集して,それらを短い(2 秒)の部分データに区切り,クラスタリングにより分類するという作業を行う。各々の行動データについてのクラスタリング結果を分析することで,特徴パターンを求める。以下,これらの内容を説明する。

(A) クラスタリングによる分類

センサで取得した加速度の部分時系列データから代表的な波形を持つデータを抽出し分類するため,非階層型クラスタ分析の k-means 法でクラスタリングする。図 3 のように,各行動の特徴的な波形(セントロイド)を求める。

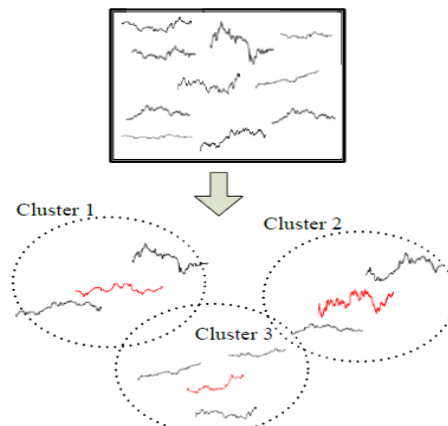


図 3 クラスタリングによる各行動の特徴抽出

同じ行動だとしても,動きに緩急が生じる可能性がある。そうした緩急により,セントロイド波形と違うものと判断されてしまう場合がある。図 3 のように,クラスタリング時にセントロイド波形との波長のずれによる精度低下を防ぐため,一般的なユークリッド距離ではなく Dynamic Time Warping (DTW) 距離を利用し,時間軸方向で伸縮することで類似しているか[Sakurai 2004]を判断している。

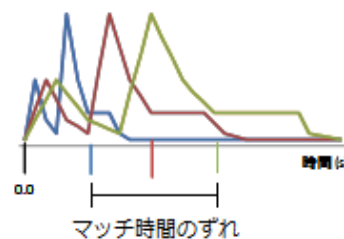


図 4 セントロイド波形とのマッチ時間のずれ

ここでのクラスタ数 N は任意で事前に与えるようにしている。クラスタ数を増やせば,取得した加速度情報からの知識の質を向

上させる事ができると考えられる。しかし、今後 PC ではなく、スマートフォン単体でリアルタイムに行動推定を完結させるといった場合に、計算能力の観点から精度と推定にかかる時間とのトレードオフを考慮する必要があると考えられる。最適なクラス数 k の検証は、 k -means の高速化手法の検討[論文[Onoda 2011]および[Sugiyama 2011])を含め、この件は今後の課題としたい。

(B) 特徴パターン抽出

先に説明したクラスターリングにより「集中している」に対するクラスター(セントロイド)集合、「集中していない」に対するクラスター集合をそれぞれ、 $A=\{C_1^A, \dots, C_k^A\}$, $B=\{C_1^B, \dots, C_k^B\}$ とする。ここで用いるクラスターリングに用いる手法は k -means なので k は両データについて同じ値として与えている。

データ x が特徴パターンであるとは、それを知ることによって「集中している」か「集中していない」かを十分に識別することである。すなわち、 x に類似の A のセントロイド C_i^A が存在し、どの B のセントロイド C_j^B も x と類似でないとき、または類似の B のセントロイド C_j^B が存在し、 A のどのセントロイド C_i^A も x と類似でないことである。クラスター集合 A および B に対して特徴パターンとならないものを除外する操作を行う。

学習結果において、分類上の行動と実際の行動の不一致がたびたび見受けられる。このような状態(「集中していない」と取得したデータ y が先述の C_i^A と類似し、「集中している」と判定される状態)をグレーゾーンと呼ぶことにする。表 1 を見ると、グレーゾーンは「集中していない」で多く発生していることがわかる。これは被験者の「集中していない」状態を取得した際に、行動と行動の間のインターバルが、「集中している」状態とよく似た波形になっていることが原因だと推測される。

グレーゾーンがある状態で分類すると、分類精度は表 1 の場合では 88.67%となる。次の段階での推定対象の分類を行った場合、行動推定の精度が低下することが予想される。本論文では、グレーゾーンを多数決により、割り当てなおすことにした。

表 1 グレーゾーンの発生

	a	b	合計
集中	148	2	150
非集中	32	118	150

※ aは“集中”として分類された数
bは“非集中”として分類された数

2.3 集中度の判定

(A) 推定対象データの分類

学習結果に基づき推定対象の加速度センサデータを分類する。図 5 のように、学習結果のクラスターと行動の関連付けをもとに、推定対象データに行動を対応付ける。



図 5 学習結果を基に推定対象データを分類

推定対象データにおいて、学習結果に存在しなかったセントロイドが発生することがある。このようなセントロイドを持つデータを未知データ(Unknown)と呼ぶこととする。未知データに対し、どのような行動が対応していたのかを推測する必要がある。本研究では、未知データと分類される特徴波形が発生した場合、暫定的に「なにかしらの行動」があったと見なし、「集中していない」時の状態として未知データのクラスターを扱うこととした。

(B) 単位時間当たりの行動クラスター数を算出

一般的に、人間は集中時に動きが少なくなると考えられている。集中していないときは、欠伸をしたり、身の回りにあるものを手に取ったりといった行動が考えられる。本研究ではこういった行動の頻度を算出することで、その時間集中していなかったかどうか判定できると考えている。

本研究では単位時間を 1 分と設定し、2 秒ごとの「集中していない」行動をカウントし頻度を求めた。図 6 に 1 分毎のカウント数と集中度を示した。集中度はカウント数が多いほど集中していないと判断されるため、0%に近づく。逆に、100%に近いほど集中していることを示している。また、直近の時間と比較して、集中していなかった時間帯を把握することも出来ると考えられる。

時間[分]	“非集中”の数	集中度合い
0	6	80%
1	13	57%
2	6	80%
3	5	83%
4	26	13%
5	12	60%
6	30	0%
7	27	10%
8	27	10%
9	23	23%
10	16	47%
11	9	70%
12	27	10%
13	21	30%
14	9	70%
15	1	97%
16	2	93%
17	0	100%
18	0	100%
19	0	100%
20	1	97%
21	0	100%

図 6 単位時間当たりの行動クラスター数

3. 実験

3.1 実験概要

本研究では、Android スマートフォンの NTT DOCOMO XPERIA Z SO-02E を利用し、加速度情報の取得を行った。着席時という前提であるため、上半身の動きが比較的取得し易いと考えられる場所かつ被験者に負荷のない場所を考慮に入れた結果、7 のように衣服の胸ポケットに端末を入れ、加速度情報の取得を行った。

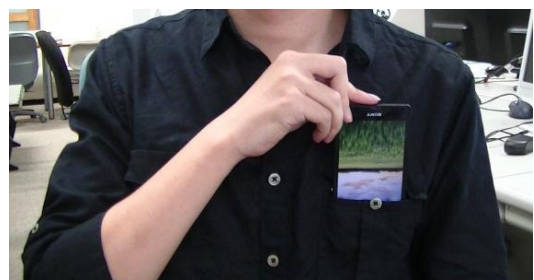


図 7 端末の装着位置

加速度情報の取得は大きく分けて 3 種類(集中時の加速度データ,非集中時の加速度データ,推定対象の加速度データ)となる。学習用加速度データはそれぞれ 3 分程度,推定対象の加速度データは 10 分程度取得する。本実験では,集中時の加速度データ取得時に英語の問題集を被験者に解いてもらった。一方,非集中時の加速度データ取得では,椅子に座った状態で,積極的に背もたれに寄りかかったり,頬杖をついたり,欠伸をするなどといった落ち着きのない行動をとってもらうことにした。

推定対象の加速度データを取得すると同時に,図 8 のように,ビデオカメラ(JVC ケンウッド GZ-E320-R)で被験者の様子を記録した。このビデオカメラの映像と比較して被験者がどのような行動をとっていたかを確認する。推定対象の加速度データを取得した際も,2-5 分程度の英語の問題を解いてもらうこととした。

単位時間当たりの行動クラスタ数を算出したあと,映像と推定結果データを照らし合わせ,頬杖をつく,欠伸をする,背伸びをするといった集中していないと考えられる動作が,データ上の時間帯で実際に行われていたかどうかを客観的に確認した。

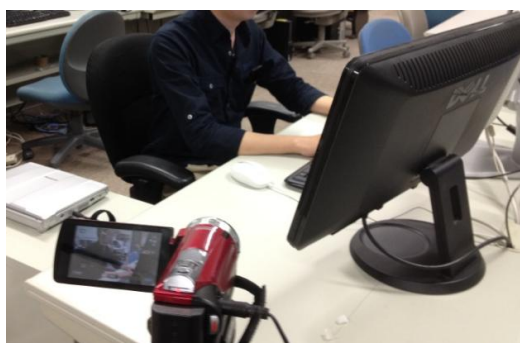


図 8 実験風景

3.2 実験結果

表 2 へ実験の結果を示す。クラスタリングにおいてクラスタ数は 10 で行った。また,1 分に満たない時系列データは切り捨てている。データの長さは加速度センサの情報を取得し,解析を行ったデータの長さを示している。解析結果とビデオカメラで撮影した映像との比較において,被験者が解析結果通りの行動をとらなかった数を誤検出数として示している。表 2 の通り,最終的な適合率は 74.31%となった。

表 2 実験結果

データ	データの長さ [分]	解析結果と映像の比較	
		誤検出数	適合率
1	14	4	71.43%
2	15	5	66.67%
3	9	1	88.89%
4	9	1	88.89%
5	19	4	78.95%
6	9	3	66.67%
7	10	6	40.00%
8	8	1	87.50%
9	9	3	66.67%
10	9	1	88.89%
11	8	1	87.50%
12	9	3	66.67%
13	8	2	75.00%
14	8	2	75.00%
合計	144	37	74.31%

4. おわりに

本論文では,スマートフォンの加速度センサを用いて,行動推定を応用した集中度の計測を試みた。学習データ(集中時,非集中時)をクラスタリングし,学習結果として知識を獲得した。学習結果からグレイゾーンを排除することによる最適化を施し,推定対象と照合することによって,学習外のデータ(未知データ)の検出および集中度の数値化を行った。

実験により,適合率 74.31%を得ており,高価なセンサを用いず,スマートフォンの加速度センサのみを利用したと考えれば,概ね良好ではないかと思われる。今後は,スマートフォン単体で完結できる推定手法の研究を行う。具体的にはクラスタリングの最適なクラスタ数設定や,推定対象データの長さに応じた動的な単位時間の設定,30 分程度の中時間の行動識別や温度,照度,湿度といった別のセンサや通信連携といった他の情報の併用について研究を進める計画としている。

参考文献

- [Ookubo 2008] 大久保雅史,藤村安耶: 加速度センサーを利用した集中度合い推定システム, WISS2008,2008
- [Ito 2009] 伊藤直貴,伊藤雄一,北村喜文,岸野文朗: 重心と重量を用いた着座状態識別に関する一検討, 電子情報通信学会総合大会,P261,2009.
- [Yamaguchi 2011] 山口雄也,藤中遼,岸野文朗,中島康祐,伊藤雄一: 学習時の集中度測定に関する一検討, 電子情報通信学会総合大会,P221,2011.
- [Ouchi 2012] 大内一成,土井美和子: スマートフォンによる屋内外生活行動センシング,マルチメディア,分散,協調とモバイル(DICOMO2012)シンポジウム,P173-179,2012.
- [Kashihara 2012] 榎原裕大,清水裕貴,吉永努,入江英嗣: スマートフォンによる歩行動作分析の評価, マルチメディア,分散,協調とモバイル(DICOMO2012)シンポジウム ,P165-172,2012.
- [Kawahara 2005]川原圭博,森川博之,青山友記: 小型無線センサを用いたコンテキスト推定とそのアプリケーション,ウェアラブルコンピューティング研究会研究報告,Vol.1,No.3,P2-6,2005.
- [Tada 2008] 多田昌裕,納谷太,大村廉,岡田昌也,野間春生,鳥山朋二,小暮潔: 無線加速度センサを用いた運転者行動の計測・解析手法, 電子情報通信学会,P1115-P1129,2008.
- [Sugimura 2012]杉村博,松本一教: 背景知識を利用したデータマイニング,2012 年人工知能学会, 2B1-R-3-6,2012.
- [Obayashi 2010]尾林史章,小沢真治,小塚一宏: ドライバの挙動の計測と運転に対する集中力の評価指標の提案, 電子情報通信学会,P37-42,2010.
- [Kinoshita 2012] 木下剛志: スマートフォンセンサおよび Bluetooth 探索を用いた個人間の相対位置表示システム,北陸先端技術大学院大学知識科学研究科,2012.
- [Onoda 2011]小野田崇,坂井美帆,山田誠二:k-means 法のような初期値設定によるクラスタリング結果の実験的比較,人工知能学会,1J1-OS9-1,2011.
- [Sugiyama 2011]杉山磨人,山本章博:2 進符号化を活用した高速かつ柔軟なクラスタリング,人工知能学会,1P2-lb-3in,2011.
- [Sakurai 2004] 櫻井保志,吉川正俊: ダイナミックタイムワーピングのための類似探索手法, 情報処理学会論文誌,P23-26,2004.