

スマートフォンを用いた興味行動のセンシング

成元 椋祐^{1,a)} 梶田 宗吾¹ 山口 弘純¹ 東野 輝夫¹

概要: 日常生活における歩行中、通りがかったお店が気になったなどの興味が発生した際、立ち止まったり、そちらへ振り向いたりなどの単なる歩行とは異なる行動が発生する。この歩行時の行動の変化をスマートフォンによって検出することで人々の興味行動を検出することができれば、人々が実際に興味を持つ場所やモノのデータを効率的に収集しビッグデータ的に利用したり、その場所やモノに沿ったリコメンドサービス等を提供するといった活用が期待できる。本研究では、スマートフォンにて得られる歩行特徴量からユーザの興味行動を検出する手法を提案する。AndroidOS で取得可能な、プライバシー懸念の低いいくつかのセンサデータから歩行特徴量を抽出し、検出器を構築する。2つのフィールド実験を実施し、年齢や性別の異なる計 24 名の被験者のデータを用いて検出器の構築及び検出性能の検証を行った結果、それぞれにおいて 100%と 84.7%の興味行動が平均 13.9 秒及び 40.3 秒以内に検出できることが確認できた。さらに、先行研究における迷い行動のデータと合わせて検出器を構築し検証した結果、95.7%の迷い及び興味行動を平均 13.6 秒以内に検出できることが確認できた。

キーワード: スマートフォン, 興味行動, Random Forest

1. はじめに

交通システムの発達著しい現代において、国内外問わず今までに訪れたことのない場所へ行くことが容易となっている。行く先々にはお店や観光地などといった興味を惹かれるスポットが存在する。中には、本やインターネットで事前に調べていなかったり、そもそも載っていなかったりするものも少なからず存在する。こういった場所において、人々が興味を持つスポットを検出することができれば、ナビゲーションアプリ等を通じて追加で情報提供をすることによって、その人の観光がより有意義になると期待できる。また、来る 2020 年の東京オリンピックにおいては逆に外国人が多く訪れることが予想され、初来日の外国人観光客も多数いると予想できる。こういった人々には先述のケースがより多く発生すると考えられるため、興味行動の検出というのは非常に重要なコンテキストであると言える。

一方、我々の今日の日常生活において、スマートフォンは不可欠なデバイスとなっており、人々はほぼ常にスマートフォンとともに生活していると言っても過言ではない。これは外国人についても同様であり、むしろ未知の地に行く際程スマートフォンに頼る行動が多くなると考えられ

る。したがって、スマートフォンから人々の興味行動を検知できれば、場所に合わせたリコメンド等のサービス提供や、関連情報の提供による観光のサポートが可能である。例えば、地図アプリによるナビゲーションシステムを利用中のユーザの興味行動が、あるお店にて検知されたときにそのお店に関する詳細情報を提示するといったサービスの高度化も可能である。また、様々な人の興味行動に関する情報を集約・蓄積し、興味を持つ場所やモノ、時刻などといった情報が得られれば、観光地における集客戦略などへの新しい応用も期待できる。

従来、スマートフォンやウェアラブル機器など、人々が常時携帯し操作する端末の内蔵センサを用いた人々の行動コンテキストや思考状態、置かれた状況を推測するアプローチが多数提案されている。また、映像を用いた人の軌跡検出と行動解析を行うことで、人々の通常時の移動パターンを学習し、それらから犯罪の発生などの異常状態をリアルタイムで検出するシステムや技術の開発なども行われている。しかし、純粋な行動特徴量のみからユーザの興味行動を捉える研究は我々の知る限りなされていない。

興味行動の特徴として、顔だけそちらに振り向く小さな興味から、立ち止まってじっくり見るなどといった大きな興味など、考えられるパターンは複数考えられる。しかしながら、共通する点として興味を惹かれた対象を見るため、少なからず歩行速度に変化が生じ、寄り道をしたたりなどの

¹ 大阪大学 大学院情報科学研究科
Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University

^{a)} r-narimoto@ist.osaka-u.ac.jp

歩行方向にも変化が生じると考えられる。これらの歩行の変化をスマートフォンにより検出することができれば、興味行動を検出できる。

そこで本稿では、スマートフォンの内蔵センサから得られる移動に関する特徴量から、ユーザの興味行動を検出する手法を提案する。AndroidOS で取得可能ないくつかのセンサデータから、歩行特徴量を抽出し、検出器を構築する。2つのフィールド実験を行い、興味データの収集を行い、検出性能を実証する。具体的には、6名の被験者による目的地への30分程度の移動中から得られた興味行動データに基づき構築した検出器で交差検証を行った結果、100%の興味行動が平均13.9秒以内に検出できたことを示す。さらに、18名の被験者による兵庫県城崎温泉において温泉街散策時の歩行データに基づき構築した検出器で交差検証を行った結果、84.7%の興味行動が平均40.3秒以内に検出できたことを示す。最後に、先行研究[1]における迷い行動データと合わせて“迷い”と“興味”の双方を同時に検出する検出器を構築し交差検証を行った結果、95.7%の興味及び迷い行動が平均約13.6秒以内に検出できたことを示す。

2. 関連研究

2.1 スマートフォンを用いた移動軌跡推定

屋内における低コストな測位方式として、スマートフォンやウェアラブル端末に搭載された加速度センサや電子コンパスを用いて、歩行者の移動軌跡を推定するPDR技術が活発に研究されている[2], [3], [4], [5]。PDR技術は、人の移動特徴を抽出するという点で提案手法との関連は深い。PDRにおいては、歩行動作と無関係な端末の動きやセンサノイズ等の影響で方向や移動距離誤差が蓄積し、単独で高い位置推定精度を実現することは容易ではないことが知られている。しかし、近年では、日常的な使用環境を想定し、スマートフォンの所持方法によらないPDR技術の研究も行われている。例えば文献[6]では、PDRの要素技術である歩行検出、ステップ検出手法を様々な所持方法において比較検討しており、文献[7]では端末所持方法によらない高精度な進行方向推定を実現する技術も提案されている。提案手法ではステップ検出や方向変更検出においてPDR技術を応用する。

2.2 スマートフォンを用いた感情推定

近年、アプリケーションの利用履歴、通話履歴、SNSへの投稿といったスマートフォンの使用状況から感情などのユーザの主観的な情報を推定する技術が注目を集めている。文献[8], [9]では、通話、SMS、メールなどの履歴を用いて、ユーザの感情(valence and arousal)の推定を行っている。スマートフォンの使用状況、気象情報などからユーザの幸福度[10]やストレス[11]を推定する手法も提案されている。文献[12]は、通話、SMS、アプリケーションなど

の利用履歴と、音、照度、WiFiなどの環境情報から、ユーザが暇かそうでないかを推定する。

上述のように、スマートフォン単体でのユーザの感情推定を目標とした研究は数多く存在するものの、その多くは通話履歴などユーザのプライバシーに踏み込んだコンテキストの利用を前提としている。これに対し、提案手法では行動に反映される状況に着目している点で本質的に異なっており、またこれに伴いユーザの行動に関わる情報のみを用いるためプライバシー侵害懸念は低い。さらに、スマートフォン単体でユーザの興味行動検出を行う手法は我々の知る限りこれまで提案されていない。

2.3 ナビゲーションシステムの高度化技術

スマートフォンを利用したナビゲーションにおいて、ユーザに対し効果的に情報を提示することでナビゲーションシステムの高機能化およびユーザ親和性向上を図る研究も多くなされている。文献[13]では、屋内におけるナビゲーションシステムとして、Bluetoothを用いたガイドビーコンを効果的に設置する手法を提案している。文献[14]では、不慣れた土地ではナビゲーションを多用しがちであり、それが歩きながらのスマートフォン操作を誘発することを課題とし、その解決の一助としてランドマークベースの簡潔で効率的なナビゲーション手法を提案している。こういった高度なナビゲーションシステムと、我々の提案する興味行動検出機能とを統合することで、ただ目的地に向かうだけではなく、効率的に情報を収集したり、有益な情報を提示することでナビゲーションに付加価値を加えたりすることも可能になると期待できる。また、観光地等の施設管理者の観点からも、興味行動がよく発生する場所やモノを収集し、ビッグデータ化することで、今後の観光戦略などに応用することが可能となると考えられる。

2.4 提案手法の位置づけ

提案手法は、スマートフォンのセンサ計測値から推定されたユーザの移動および行動特徴のみを用いて、重要なユーザーコンテキストである「興味行動」を検出する新しい手法である。ユーザの「興味」の状況は、効率的な観光支援という意味でユーザにとっても有用である上、観光地等の施設管理者側の側面から見ても興味行動データというのは今後の観光戦略等に活用できる、価値の高いコンテキストである。興味行動の発生とスマートフォンで取得可能な行動センシングデータとの関連性を得るため、実フィールドにおける2つの異なるトライアル実験でデータを収集し活用しており、うち1つはワイルドなデータセットを用いている。

3. 興味行動に関するデータ収集

人々が興味を持つ瞬間は様々な状況で発生し、その際の

表 1 実験 A,B にて Android スマートフォンより収集したデータ

種類 (実験)	内容
加速度センサ (A,B)	3 軸加速度 [m/s^2]
ジャイロセンサ (A,B)	3 軸角速度 [rad/s]
地磁気センサ (A,B)	3 軸地磁気 [mT]

表 2 実験 A において抽出された興味行動の一部

開始時刻	終了時刻	内容
13:22:14	13:23:46	研究室の人発見
16:09:58	16:10:02	池の中の魚

人々の行動も様々ではない。本研究では、興味行動がどのような状況で発生するのか、およびその際にはどのような行動をとり、どのようなスマートフォンセンサデータが得られるのか調査するためのフィールド実験を行った。合計 24 名の被験者に対し、2 種類の実験を下記の通り行った。

- 30 分程度の目的地までの歩行データ：6 名の被験者に対し、有る目的地までの 30 分程度の歩行を行ってもらい、通る地点にて興味を惹く光景を一箇所で用意し、その際のスマートフォンから得られる歩行データ及びアクションカメラによる一人称映像を収集（実験 A）
- 兵庫県城崎温泉散策時の興味行動収集：18 名の被験者に対し、温泉街散策時の歩行データをスマートフォン及び一人称視点でアクションカメラを装着してもらい、データを収集（実験 B）

それぞれの実験にて収集するアクションカメラによる一人称映像データについては、後日興味行動のラベリングのために使用し、第三者による客観的な視点から被験者が興味行動を行っているかどうかを判断した。その際、個人差を出来る限り吸収するため、1 つの映像データに対し少なくとも 2 人以上がラベリング作業を行うようにした。ラベルを統合する際には、一方のみが見つけたラベルは双方採用し、双方が同時につけているラベルについては、時間の長さが最大となるよう、それぞれの開始時間の早い方及び終了時間の遅い方を採用するようにした。

以降では、収集するデータを 3.1 節で、実験の詳細について 3.2 節にて述べる。

3.1 収集データ

実験で収集するデータを表 1 に示す。本稿では、AndroidOS の制約ならびにプライバシーを考慮し、アプリケーションやブラウザの履歴等のデータを取得していない。以上のデータを 3.2 節で述べる方法に従って収集した。

3.2 実験内容

3.2.1 実験 A

わかりやすい興味行動のデータを収集するため、研究室に在籍する 6 名の被験者を対象に、研究室のイベントで大学からある目的地に移動する際に、通常歩行データ収集を目的とし、データロガーを起動したスマートフォン及びア

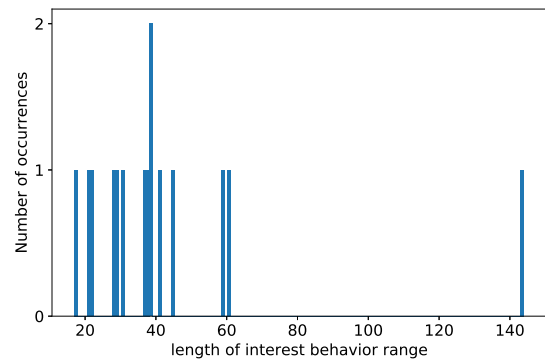


図 1 実験 A における興味行動区間の長さヒストグラム

表 3 実験 B において抽出された興味行動の一部

開始時刻	終了時刻	内容
16:46:04	16:46:21	ビール屋さんを発見
16:40:51	16:41:20	チーズタルト作りの見学

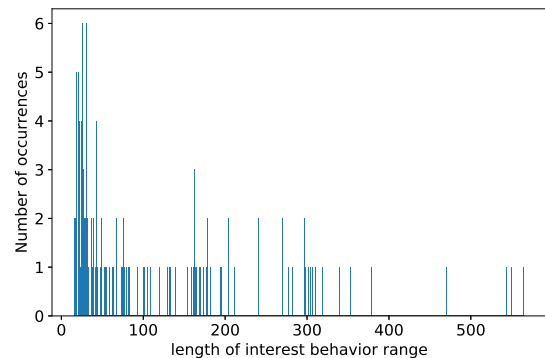


図 2 実験 B における興味行動区間の長さヒストグラム

クションカメラの装着を依頼し、データ収集を行った。興味行動を誘発するために、目的地までの道中にて我々が集まって待ち構えるという形を取り、通常歩行と興味行動時の歩行の 2 種類のデータを収集した。興味行動データのラベリングにはアクションカメラによる一人称映像データを用い、音声と合わせて後日第三者が興味行動と思われる区間をラベリングした。本実験において、合計約 6.5 時間分の歩行データを収集し、15 の興味行動区間が抽出された。抽出された興味行動について、内容の一部を表 2 に、区間の長さのヒストグラムを図 1 に示す。

3.2.2 実験 B

より多くの被験者、日常に近い一般的なデータを収集するため、兵庫県城崎温泉において温泉街散策時の歩行データ収集を、研究室に在籍する 18 名の被験者を対象に行なった。データ収集手法は実験 A と同様であり、本実験では温泉街散策時に自然と興味を惹かれる場合の興味行動収集を目指した。合計約 20 時間分の歩行データを収集し、118 の興味行動区間が抽出された。抽出された興味行動について、内容の一部を表 3 に、区間の長さのヒストグラムを図

2に示す。

4. 提案手法

4.1 概要

提案手法では、各ユーザが所有するスマートフォンのモーションセンサの計測値からユーザの興味行動検出を行う。一般のPDRのように、加速度センサの計測値からユーザの歩行ステップを検出し、ジャイロセンサで進行方向の変化量を推定することでユーザの移動特徴量を抽出する。抽出したユーザの移動特徴量を興味行動検出用の分類器に入力することで、ユーザの興味行動を検出する。特徴量の抽出及び選定、検出器選択について我々の先行研究 [1] を参考にしている。以降、4.2節で移動特徴の抽出方法、4.3節で興味行動検出に用いる特徴量、4.4節で興味行動検出に用いる検出器について説明する。

4.2 移動特徴の抽出

本節では、加速度センサおよびジャイロセンサの計測値から、端末保持者の移動特徴を抽出する。

一般的なPDRと同様、提案手法でも歩行中のステップに同期し、加速度センサの計測値が大きく変動する性質を利用して端末保持者の歩行およびステップを検出する。また加速度センサおよびジャイロセンサの計測値から端末の傾きを推定することで、重力成分を軸とする角速度を抽出することができる。これにより端末保持者の移動方向の変化量を捉えることが可能となる。以降の項では、歩行・ステップ検出および移動方向変化量の推定方法の詳細について述べる。

4.2.1 歩行・ステップ検出

提案手法では、端末の保持方法に依存せず歩行ステップを検出するため、加速度ノルムを特徴量として使用する。歩行中は、歩行ステップの影響で加速度ノルムが大きく変動する。この性質を利用することで、端末保持者の歩行状態を検出する。ウィンドウサイズ std_{win} のウィンドウに含まれる加速度ノルムの標準偏差がある閾値 σ_{thresh} 以上であるとき、端末保持者は歩行中であると見なし、本研究では文献 [6] に基づき $\sigma_{thresh} = 0.6$ 、 $std_{win} = 0.8[s]$ とする。

また歩行中は、ステップに同期して加速度ノルムが大きく変動するため、この性質を利用することで、端末保持者のステップを検出する。加速度ノルムにウィンドウサイズ $MovAvr_{win}$ の移動平均フィルタを適用することで、歩行以外の要因で発生するノイズを軽減する。フィルタ適用後のデータに対して、ウィンドウサイズ $Peak_{win}$ のスライディングウィンドウを使用し、ウィンドウ内に存在する最大の極大値をステップとして検出する。このとき、 $MovAvr_{win} = 0.31[s]$ 、 $Peak_{win} = 0.59[s]$ とする [6]。

4.2.2 進行方向変化量の推定

次にジャイロセンサの計測値から進行方向の変化量を推

表 4 特徴量リスト

歩行特徴量	
歩行状態	過去 $T_{walking}$ 秒間の 1 秒ごとの歩行/静止
ステップ回数	過去 T_{step} 秒間に検出されたステップ回数
ステップ間隔	過去 T_{step} 秒間に検出されたステップのステップ間隔の平均/標準偏差
進行方向変化量	過去 T_{angle} 秒間に進行方向を $45^\circ, 90^\circ, 180^\circ$ 変化した回数

定する方法について述べる。歩行時の進行方向を推定するには、重力成分を軸とする角速度を抽出する必要がある。提案手法では加速度・ジャイロセンサの計測値に対して、相補フィルタを適用することでスマートフォンの姿勢を推定する。

時刻 t におけるジャイロセンサ計測値を $(\omega_{x,t}, \omega_{y,t}, \omega_{z,t})$ 、加速度センサの計測値を $(a_{x,t}, a_{y,t}, a_{z,t})$ 、端末の x 軸周りの傾きを $\theta_{x,t}$ 、 y 軸周りの傾きを $\theta_{y,t}$ で表すと、時刻 $t' (> t)$ における端末の傾きは、それぞれ式 (1) のように表される。

$$\begin{cases} \theta_{x,t'} = \alpha(\theta_{x,t} + \omega_x(t' - t)) \\ \quad + (1 - \alpha) \arctan\left(\frac{a_{y,t'}}{\sqrt{a_{x,t'}^2 + a_{z,t'}^2}}\right) \\ \theta_{y,t'} = \alpha(\theta_{y,t} + \omega_y(t' - t)) \\ \quad + (1 - \alpha) \arctan\left(\frac{a_{x,t'}}{\sqrt{a_{y,t'}^2 + a_{z,t'}^2}}\right) \end{cases} \quad (1)$$

なお、 α は経験的に $\alpha = 0.98$ とする。推定した端末の傾きから重力成分の単位ベクトルを推定し、ジャイロセンサの計測値から重力成分を軸とする角速度を抽出する。

4.3 特徴量

提案手法では、3章の実験により収集したモーションセンサの計測値に対して、4.2節の移動軌跡推定手法を適用することで、スマートフォン利用者の歩行に基づく特徴量を抽出する。

我々の先行研究から、使用する特徴量を表4のように設定した。このとき、経験的に $T_{walking} = 60[s]$ 、 $T_{step} = 60[s]$ 、 $T_{angle} = 300[s]$ とする。

4.4 検出器選択

提案手法では、興味行動を検出するために、汎用的な検出器であるサポートベクターマシン (SVM) とランダムフォレストを利用したが、3節の実験で収集したデータに基づいて検出性能を評価した結果、ランダムフォレストを使用した方が検出精度が高くなるという結果が得られたため、以降の章ではランダムフォレストを利用して評価を実施する。

ランダムフォレストの検出精度が高かった要因として、提案手法では興味行動分類のために、過去の歩行状態の系列など多数の説明変数を使用したことなどが考えられる。

表 5 実験 A の交差検証結果

detection accuracy	1.000 (15/15)
ave. detection delay [s]	13.9
max detection delay [s]	54

表 6 実験 B の交差検証結果

detection accuracy	0.847 (100/118)
ave. detection delay [s]	40.3
max detection delay [s]	185

表 7 迷い行動及び興味行動検出の交差検証結果

detection accuracy	0.957 (135/141)
ave. detection delay [s]	13.6
max detection delay [s]	100

5. 性能評価

提案手法の検出性能を検証するため、3章のフィールド実験にて収集したデータを用いて、以下のような評価を実施した。データセットより、特徴量を1秒ごとに抽出し、第三者によるラベリングを行ったデータに対し、1つの興味行動区間を含む最小3分間のデータを評価対象とする、Leave-one-out 交差検証を実施した。各実験における評価は、学習ごとのばらつきを考慮するため、10回行った平均値を評価結果とした。評価指標として、ナビゲーションシステムへの応用や興味スポットデータ収集などの目的を想定し、興味行動区間において検出器が1度でも興味行動を判定できれば、その興味行動区間を検出できたとし、真値である興味行動区間の開始時刻に対し、何秒遅れで検出可能かという評価を行い、その平均値と最大値を評価している。

5.1 実験 A

実験 A で得られた全 15 個の興味行動区間それぞれに対し、交差検証を行った結果を表 5 に示す。本実験では、わかりやすい興味行動データを収集するために興味行動を誘発する状況を作り出しており、まずは検出器の基本性能を評価している。結果として、15 の興味行動区間全てにおいて少なくとも 1 度は検出できており、平均検出時間も 13.9 秒と、ナビゲーションシステムにおいてもリアルタイムにインタラクションが可能であるレベルであると考えられる。一般的な歩行速度を考慮すると、およそ 20m 程度の位置誤差にて興味行動の発生する場所を検出でき、位置推定誤差が無いと仮定すると半径 10m の誤差であり、観光地における来客者の行動分析等に十分利用できると思われる。以上より、スマートフォンから得られる行動特徴量のみで興味行動区間を十分検出できることがわかった。

5.2 実験 B

実験 B で得られた全 118 個の興味行動区間それぞれに対し、交差検証を行った結果を表 6 に示す。84.7% の興味行動区間を、平均 40.3 秒以内に検出できることがわかった。実験 A に比べ、検出性能が低下した要因として、より一般に近いワイルドな実験データであったために、わかりやす

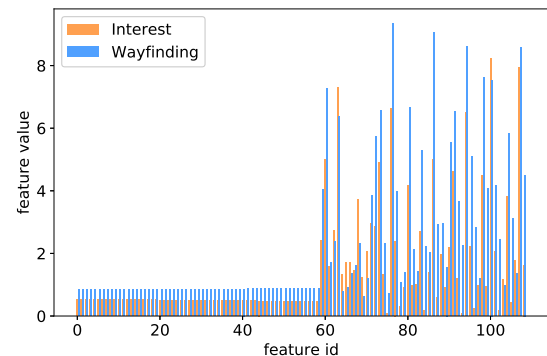


図 3 迷い行動と興味行動の特徴量比較

表 8 特徴量 ID リスト

feature_id	特徴量
0-58	過去 $T_{walking}$ 秒間の 1 秒ごとの歩行/静止
59,62,65,68,71	過去 T_{step} 秒間に検出されたステップ
60,63,76,69,72	過去 T_{step} 秒間に検出されたステップ間隔の平均
61,64,67,70,73	過去 T_{step} 秒間に検出されたステップ間隔の標準偏差
$3n+74(n=0-11)$	過去 T_{angle} 秒間に進行方向を 45° 変更した回数
$3n+75(n=0-11)$	過去 T_{angle} 秒間に進行方向を 90° 変更した回数
$3n+76(n=0-11)$	過去 T_{angle} 秒間に進行方向を 180° 変更した回数

い興味行動だけではなく、人によって判断の異なる曖昧なデータが存在する可能性や、本実験では大半の被験者が下駄を履いた状態での散策となっており、若干特殊な環境における歩行であったということも挙げられる。

しかし、リアルタイム性に若干の課題は残るものの、興味ビッグデータの収集といった、データ収集目的であれば、84.7% の性能で興味行動を検出可能であるというのは十分有用であると考えられる。

5.3 迷い行動と興味行動の同時検出

実験 A,B において得られた興味行動データ 133 個に加え、我々の先行研究 [1] にて収集した迷い行動データ 8 個を加え、同様に Leave-one-out 交差検証を行った結果を表 7 に示す。95.7% の検出性能が得られ、平均検出時間も 13.6 秒と、実験 A における評価と変わらない性能が得られた。性能が実験 B よりも高かった要因としては、ランダムフォレストの特性として、用いたデータ数が増加したことが挙げられ、より多くのデータを使用することで検出器の精度が向上したことが考えられる。また、本検証では実験 A および実験 B のデータの双方を興味行動データセットとして

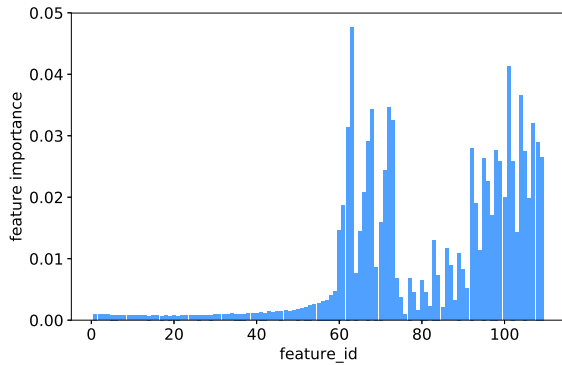


図 4 興味行動検出における特徴量の重要度

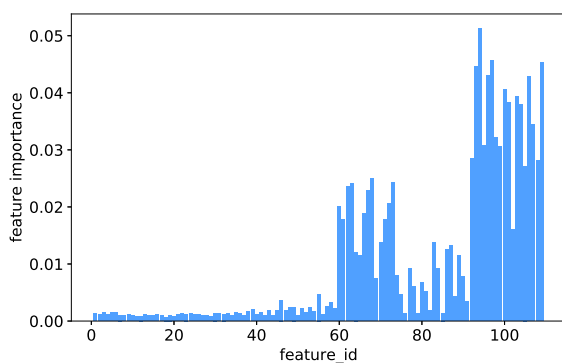


図 5 興味と迷い行動検出における特徴量の重要度

用いている為、興味行動検出の精度も高くなり、先行研究における迷い検出精度と合わせて、高い検出性能が得られたと考える。

また、図 3 及び表 8 に示す迷い行動と興味行動の歩行特徴量の比較を見ると、方向転換に係る特徴量において、迷い行動と興味行動において明確な差異が存在することが分かる。グラフより、迷い行動時には興味行動時に比べ方向転換が増える傾向があり、直感的にも迷い行動時には右往左往するといった余計な方向転換が発生すると考えられる。以上より、スマートフォンから得られるセンサデータに基づく行動特徴量から、迷い行動と興味行動をそれぞれ十分検出できると言える。

5.4 検出器における重要な特徴量

興味行動検出及び興味と迷い行動検出における、ランダムフォレストの特徴量の重要度を図 4, 図 5 に示す。対応する特徴量 ID は表 8 と同様である。グラフより、興味と迷い行動検出に重要であるのはステップ間隔に関する特徴量及び、方向転換に関する特徴量が特に重要であることがわかる。先行研究と同様の結果が得られ、特徴量 ID0 から 58 の歩行や静止に関する特徴量を除くと精度が低下する為、重要度は比較的低いが必要な特徴量であることも同様である。また、2つのグラフを比較すると、興味と迷い行

動を同時に検出する検出器の方が方向転換に関する特徴量の重要度が高くなっており、5.3 節において示した特徴量の差と一致する。したがって、今回構築した検出器では興味行動と迷い行動の特徴の差をうまく捉えることができ、それぞれを同時に検出できたとと言える。

6. おわりに

本稿では、スマートフォンに搭載されているセンサから抽出したユーザの行動特徴量のみを用いて、観光地散策時などの歩行時のユーザの興味行動を検出する手法を提案した。

先行研究において有効であった特徴量を用い、まず研究室構成員 6 名による興味行動を誘発する状況での歩行データを検証した結果、100%の精度で、平均 13.9 秒以内に興味行動を検出できることがわかった。また、研究室構成員 18 名による兵庫県城崎温泉における温泉街散策時のワイルドな歩行データについて検証した結果、84.7%の精度で、平均 40.3 秒以内という性能が得られた。さらに、先行研究にて得られた迷い行動データと本稿の興味行動データを合わせて、同時に検出する検証を行った結果、95.7%の検出性能が得られ、平均検出時間も 13.6 秒であり、特徴量の差異も示した。データ数が十分とは言えないが、迷い行動と興味行動の同時検出の可能性を示した。ショッピングモールなどの環境においては、お店や目的のものを探すなどの迷い行動と、ウィンドウショッピングなどの目的なく歩いている時に気になる商品を見つけるといった興味行動が同時に起こりうるシチュエーションが想定でき、こういった場合に迷い行動と興味行動をそれぞれ検出できることは非常に有用であると考えられる。

今後の課題としては、先述した迷い行動と興味行動が同時に存在するシチュエーションにおいて、両方が発生するデータを収集し、検出器の検出性能を検出したいと考えている。また、一般の被験者を対象にした興味行動データ収集を行い検出器の一般性の検証も行いたい。特に、訪日外国人のデータを収集することで、データに差異が生まれるのかどうかなどの分析を行っていきたいと考えている。

参考文献

- [1] 成元 椋祐, 梶田宗吾, 山口弘純, 東野輝夫: 認知マップの誤りによる迷い行動のスマートフォンを用いた検出手法, マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO2017) シンポジウム論文集, pp. 1386 – 1395 (2017).
- [2] Krach, B. and Robertson, P.: Integration of foot-mounted inertial sensors into a Bayesian location estimation framework, *Proc. of the 5th Int. Workshop on Positioning, Navigation and Communication (WPNC '08)*, pp. 55–61 (2008).
- [3] Steinhoff, U. and Schiele, B.: Dead reckoning from the pocket — An experimental study, *Proc. of the 8th Int. Conf. on Pervasive Computing and Communications (PerCom '10)*, pp. 162–170 (2010).

- [4] Woodman, O. and Harle, R.: Pedestrian Localisation for Indoor Environments, *Proc. of the 10th ACM Int. Conf. on Ubiquitous Computing (UbiComp '08)*, pp. 114–123 (2008).
- [5] Li, F., Zhao, C., Ding, G., Gong, J., Liu, C. and Zhao, F.: A Reliable and Accurate Indoor Localization Method Using Phone Inertial Sensors, *Proc. of the 14th ACM Int. Conf. on Ubiquitous Computing (UbiComp '12)*, pp. 421–430 (2012).
- [6] Agata, B. and Harle, R.: Walk Detection and Step Counting on Unconstrained Smartphones, *Proc. of the 2013 ACM Int. Joint Conf. on Pervasive and Ubiquitous Computing (UbiComp '13)*, pp. 225–234 (2013).
- [7] Nirupam, R., He, W. and Romit, Roy, C.: I am a Smartphone and I can Tell my User's Walking Direction, *Proc. of the 12th Annual Int. Conf. on Mobile Systems, Applications, and Services (MobiSys '14)*, pp. 329–342 (2014).
- [8] Robert, L., Yunxin, L., Nicholas, D. L. and Lin, Z.: MoodScope: Building a Mood Sensor from Smartphone Usage Patterns, *Proc. of the 11th Annual Int. Conf. on Mobile Systems Applications, and Services (MobiSys '13)*, pp. 389–402 (2013).
- [9] Boyuan, S., Qiang, M., Shanfeng, Z., Kebin, L. and Yunhao, L.: iSelf: Towards Cold-Start Emotion Labeling using Transfer Learning with Smartphones, *Proc. of the 34th Annual Joint Conf. of the IEEE Computer and Communications Societies (INFOCOM '15)*, pp. 1203–1211 (2015).
- [10] Bogomolov, A., Lepri, B. and Pianesi, F.: Happiness Recognition from Mobile Phone Data, *Proc. of the 6th IEEE Int. Conf. on Social Computing and Networking (SocialCom '13)*, pp. 790–795 (2013).
- [11] Andrey, B., Bruno, L., Michela, F., Fabio, P. and Alex, (Sandy), P.: Daily Stress Recognition from Mobile Phone Data, Weather Conditions and Individual Traits, *Proc. of the 22nd ACM Int. Conf. on Multimedia (MM '14)*, pp. 477–486 (2014).
- [12] Pielot, M., Dingler, T., Pedro, J. S. and Oliver, N.: When Attention is not Scarce - Detecting Boredom from Mobile Phone Usage, *Proc. of 17th ACM Int. Conf. on Ubiquitous Computing (UbiComp '15)*, pp. 825–836 (2015).
- [13] Seyed, A. C., Vinod, N. and Laura, W.: GuideBeacon: Beacon-based Indoor Wayfinding for the Blind, Visually Impaired, and Disoriented, *Proc. of 2017 IEEE Int. Conf. on Pervasive Computing and Communications (PerCom '17)*, pp. 121–130 (2017).
- [14] Shoko, W., Hiroshi, K., Yukiko, K., Adam, J., Eiji, A. and Toyokazu, A.: Lets Not Stare at Smartphones while Walking: Memorable Route Recommendation by Detecting Effective Landmarks, *Proc. of the 2016 ACM Int. Joint Conf. on Pervasive and Ubiquitous Computing (UbiComp '16)*, pp. 1136–1146 (2016).