

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

成元 椋祐¹ 梶田 宗吾¹ 山口 弘純¹ 東野 輝夫¹

概要：目的地を見失うなどの「迷い」の一要因として、人間が地図や視野などから得られる視聴覚情報により自意識内に構築する認知マップの誤りがある。したがって、人間が認知マップの誤りに気づき視聴覚情報を新たに収集する行動をスマートフォンにより検出することができれば迷い行動を検出でき、迷い解消のための情報提供をタイムリーに提供する高度ナビや、迷いが多発する地点を発見し案内情報の充実などに活用するビッグデータ応用なども期待できる。本研究では、スマートフォンの利用や移動の特徴量からユーザの迷い行動を検出する手法を提案する。プライバシー懸念が低く、Android OS で取得可能ないくつかの端末使用特徴量と歩行特徴量を抽出し、フィールド実験に基づく特徴量選択を行い、検出器を構築する。17名の被験者による石川県山代温泉でのチェックポイント探索ゲームで得たデータに基づき構築した迷い検出器を用いて交差検証を行った結果、平均約82%の精度で迷い状態を検出できた。さらに、104名の被験者が参加した大学祭スタンプラリーならびに105名の被験者が参加したVRを用いた目的地発見ゲームで行動データを収集し、先述の検出器で検証した結果、スタンプラリーでは平均約71%の精度で迷い状態を推定でき、VR実験では被験者から迷い状態の特徴を観察できた。

1. はじめに

今日、必要な多種多様の情報をインターネットで取得することは完全に日常生活行動の一部であり、人々は自身の情報不足や周辺環境の認識不足を補うため、あるいは知識欲を満たすためにスマートフォンを活用した能動的な情報収集を行う。例えば、初めて訪れる土地において目的地への道のりがわからない場合、地図アプリ等を用いてナビゲーションを開始する。現代においてスマートフォンを用いた情報収集は生活の一部を支える重要な行動といえる。

一方、生活シーンでスマートフォンを利用する状況の中には、目的地への方向がわからなかったり目的地については見当たらずに困惑するといった、いわゆる「迷い」の状況が少なからず含まれている。そのような状況においては、人々はスマートフォンを利用して更なる情報やサービスをに頼る行動が見られる。したがって、スマートフォン側でユーザの「迷い」の発生を事前に検出できれば、積極的にタイムリーなサービス提供や行動推薦による迷い解消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が迷っ

ていると検知したときに周辺ランドマークの方向や写真などの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。さらに、複数の人の迷いに関する情報を集約・蓄積し、迷いやすい地点や時刻などといった情報が得られれば、観光地における案内情報の充実や改善など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、スマートフォンユーザの「迷い」を捉える研究は我々の知る限りなされていない。

「迷い」状態に陥る原因として、記憶や感情、場所の特徴などから構成される認知マップ (Cognitive Map) と現実との差異や、情報不足、曖昧な記憶に起因する認識の誤りなどがある。人間は地図や視野などの視聴覚情報によって認知マップを学習することが知られているが、人間が認知マップの誤りに気づき視聴覚情報を新たに収集する行動をスマートフォンにより検出することができれば迷い行動を検出できる。

¹ 大阪大学 大学院情報科学研究科
Graduate School of Information Science & Technology, Osaka University,
1-5 Yamadaoka, Suita, Osaka 565-0871, Japan

そこで本稿では、スマートフォンの利用や移動の特徴量から、認知マップの誤りに起因するユーザの迷い行動を検出する手法を提案する。プライバシー懸念が低く、Android OS で取得可能ないくつかの端末使用特徴量と歩行特徴量を抽出し、フィールド実験に基づく特徴量選択を行い、検出器を構築する。我々の先行研究 [1] では、10 名の被験者が 30 日間の日常生活中に遭遇した迷いの状況データを収集し、「日常生活の迷い」の検出に有効な特徴量を選択した結果、平均 85%(AUCROC) の精度で検出できることを確認している。これに対し本稿では、目的地に対する移動時に発生する「探索行動の迷い」に特化し、認知マップの誤りに起因するユーザの迷い行動の検出性能を 100 名規模の実験により実証する。具体的には、17 名の被験者による石川県山代温泉でのチェックポイント探索ゲームで得たデータに基づき構築した迷い検出器を用いて交差検証を行った結果、平均約 82% の精度で迷い状態を検出できたことを示す。さらに、104 名の被験者が参加した大学祭スタンプラリーならびに 105 名の被験者が参加した VR を用いた目的地発見ゲームで行動データを収集し、先述の検出器で検証した結果、スタンプラリーでは平均約 71% の精度で迷い状態を推定でき、VR では迷い行動の検出に有効な特徴量が同様に確認できた。これらより、探索行動における迷い検出の有効性と実用性を明らかにする。

2. 関連研究

2.1 心理学的な「迷い」

文献 [2] では、人が迷い状態に陥る原因として以下を挙げている。

- (1) 認知マップ利用時の誤り（思い込みや誤認識）
- (2) 認知マップの情報不足
- (3) 方向、距離の見積り誤り

これらのうち、本研究では認知マップに関連した (1) および (2) に着目する。認知マップとは、場所の特徴や関連する記憶、それに紐づく感情などの内的表現の集合からなる、脳内地図の一種と表現できる。認知マップに格納されている方角や距離などは必ずしも正確ではないため、人々はそれを地図や実際の風景等と照合しながら目的地への経路を理解する。人間が認知マップを学習する方法としては、地図などを見ることによる情報収集や周辺理解のための視野情報の収集、スマートフォンによる情報収集などがあげられるが、そういった認知マップの訂正あるいは学習行動を検知すれば、効果的に迷い状態を検知できる可能性が高い。

2.2 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 [3], [4], [5], [6]。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 [7] 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 [8] 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。

2.3 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 [9], [10] 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 [11] やストレス [12] を推定する手法も提案されている。文献 [13] 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ー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、提案手法では探索行動における迷いといった、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ーの動作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迷い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。

2.4 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 [14] 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 [15] 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、我々の提案する迷い検出機能とを統合することで、ユーザが望むタイミ

ングで詳細情報などを提示し、情報提示効果を向上させながら過剰なインタラクションを抑制するストレスフリーなナビゲーションなども実現できると期待される。

2.5 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から、重要なユーザーコンテキストでありながら十分な定量化がなされていなかった「探索時における迷い」を検出する新しい手法である。ユーザーの「迷い」の状況は、ユーザーの感情・心情と共に、スマートフォンや環境からの働きかけを最も必要とするという意味で注目度が高いコンテキストである。迷い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3つの異なるトライアル実験（うち2つは100名超が参加）でデータを収集し活用しており、実践的でユニークなアプローチであるといえる。

3. 迷い行動に関するデータ収集

人々の「迷い」は様々な状況で発生し、その際の人々の行動も一様ではない。本研究では、探索行動における「迷い」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、どのようにスマートフォンを利用するかを調査するためのフィールド実験を行った。参考のため、日常生活における多様な迷いの検出をアプリケーション利用情報などまで踏み込んで検出した我々の先行研究 [1] での実験も含め、実施した4実験は以下の通りである。

- 日常生活においてユーザが「迷った」と判断した状況の検出（文献 [1]）
 - 10名の被験者に対し、30日間の日常生活におけるセンサーデータおよびスマートフォンの利用情報データを、ユーザによる「迷い」のアノテーション付きで収集（実験 A）
- 探索時における迷いの検出（本稿での提案手法）
 - スマートフォンを用いたスタンプラリーにおけるデータ収集（実験 B）
 - * 山代温泉の5箇所を回るスタンプラリー（実験 B-1）：17名の被験者に対し、センサーデータおよびスマートフォンの使用状況データを、ユーザによる「迷い」をアノテーション付きで収集
 - * 大阪大学の大学祭において学内の2箇所を回るスタンプラリー（実験 B-2）：104名の被験者を対象に、ユーザーによるラベル付けは行わず、行動録画による迷いと推定される行動を手動でラベル付けしたデータを収集
 - 仮想空間上での歩行実験（実験 C）：VR デバイスを用いた実環境（秋葉原）を忠実に模した仮想空間内において、指定した（迷いやすい）目的地まで歩行し、

表 1 実験 A および B において Android スマートフォンより取得した情報

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]
近接センサ (A,B)	スクリーンに物が接触しているか
照度センサ (A,B)	周辺の明るさ [lx]
GPS(A,B)	位置情報 (緯度, 経度)
アプリケーション (A)	フォアグラウンドアプリの履歴
ブラウザ (A)	閲覧履歴, URL
スクリーン (A,B)	on/off

表 2 実験 C (VR) において取得した情報

種類	内容
腕のスイング速度	歩行速度 [m/s]
腕のスイング軸	移動方向ベクトル
ヘッドセットの向き	視点方向ベクトル
現在位置	二次元座標
被験者の撮影	歩行の様子

歩行データや地図の確認行動、視線データなどを収集以降では、実験 B 及び C において収集したデータの内容を 3.1 節で、データの収集方法を 3.2 節で述べる。比較のため、実験 A のデータ収集方法の一部についても触れるが、その詳細は文献 [1] を参照されたい。提案手法では実験 A の解析によって得られた知見を元に特徴量を設定し、本研究で新たに扱う「探索行動時の迷い」の検出を行う。

3.1 収集データ

実験で収集するデータを表 1 及び表 2 に示す。AndroidOS の制約ならびにプライバシーを考慮し、実験 B ではアプリケーションやブラウザの履歴を取得していない。実験 C では、提案手法で設定した特徴量による迷い検出が仮想空間上での歩行動作においても有効であることを検証するため、取得できるすべてのデータを収集した。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 B-1

効率的に迷い発生時のデータ収集を行うため、研究室に在籍する 17 名の被験者を対象に、石川県山代温泉においてスタンプラリー形式によるフィールド実験を行った。被験者にデータロガーと地図アプリをインストールしたスマートフォンを貸与し、予め設定したスタンプの場所を、テキスト情報と地図上の大まかな存在円のみから判断し、そこを訪れてもらうように設定した。移動中に被験者が迷ったと感じた際にアプリ内の「迷ったボタン」でラベル付けを行ってもらい、スタンプ到達と同時にログを終了してもらった。本実験において、迷っていない状態（通常状態）のデータを約 5.5 時間分、迷い状態のデータを約 1 時間分収集できた。このときのロギング間隔は十数ミリ秒程度で



図 1 スタンプラリーアプリ実行画面



図 2 スタンプラリー実施中の被験者の様子

あり、特徴量として抽出する際には1秒ごとにサンプリングして用いる。

3.2.2 実験 B-2

性別、年代等が多様な不特定多数の被験者による迷いのデータを収集するため、スマートフォンと BLE ビーコンを利用したスタンプラリー形式によるデータ収集を、2017年5月に開催された大阪大学の大学祭（いちよう祭）において実施し、開催2日間で合計104名のデータを収集できた。実験 B-1 で用いたログアプリをもとに本スタンプラリー専用の Android アプリを開発し、スタンプの位置については図1左のようにアプリ内地図上に半径5m程度の存在円で表示し、被験者に現場での探索行動を促した。またヒントとして、図1右のようにスタンプ（BLE ビーコン）を拡大した画像や、スタンプ付近から周囲を見渡した画像も表示できるようにしている。スタンプ設置場所については、公園内の木や、似たような柱が多数並ぶ中での1つの柱を選ぶなど、探索行動時の迷いが発生しやすいと考えられる場所に設置した。本スタンプラリーは実験データを取得することは説明してあるものの、参加者は児童も多く含まれており、基本的に遊びの感覚で自然に参加してもらった。そういった一般参加者に対して迷いの発生と同時にアノテーション付けを依頼することは参加者への負荷が高く、記録忘れのリスクもある。そこで、参加者にはスマートフォンを目立つ色のストラップケースに入れて貸与し、スタンプ設置箇所周辺でそのケースを有する人の動画撮影をすることで、動画内での参加者の迷いを含めた全行動をわかりやすく記録し、後日の動画検証より迷い行動を我々が客観的に判断する方法をとった。また、参加者の主観も同時に得たいため、スタンプラリーを終了した参加者に対し、終了直後に表3に示す内容の簡単なアンケートを実施した。参加者104名の内訳を表4に示す。そのうち、アンケートにおける「迷ったかどうか」の設問に対し3以上を回答し、かつ迷った場所について4以上を回答した被験者に対し、スタンプ周辺での迷いが発生したとして、撮影したスタンプ周辺での動画を参考にラベル付けを行った。

3.2.3 実験 C

スマートフォンから得られる迷い発生時の行動特徴をよ

表 3 アンケート内容

項目	選択肢
迷ったかどうか	5段階(余裕(1)-迷った(5))
迷った場所	5段階(スタート地点(1)-スタンプ周辺(5))
性別	2値(男性, 女性)
年齢	年代回答
身長	数値 [cm]

表 4 スタンプラリー被験者内訳

	合計		迷い		迷い発生率	
	男性	女性	男性	女性	男性	女性
～10代	49	37	16	20	32.65%	54.05%
20代	10	3	5	1	50.00%	33.33%
30代	0	0	0	0	-	-
40代	1	1	1	1	100%	100%
50代	2	0	1	0	50.00%	-
60代～	0	1	0	1	-	100%

り詳細な歩行動作記録をもとに確認および検証するため、Unity 上での仮想空間内の指定目的地への歩行時における迷い検出実験を3.2.2項と並行して実施した。HTC VIVEを用い、ZENRIN社の提供するZENRIN City Assetを利用して秋葉原の3D空間を仮想空間内に再現し、両手に持つコントローラーのスイングによって指定した目的地へ歩行するアプリケーションを開発した。スマートフォンによる地図情報や位置情報取得操作を可能な限り再現するため、図3のように、コントローラーのトリガー操作によってGoogleの2D地図が仮想空間上にオーバーレイ表示され、表示場所がコントローラーに追従するようにしている。被験者には、開始時に方角と目的地を伝え、Google地図を適宜参照しながら目的地へ歩行してもらった。歩行の様子は図4のように常時動画撮影し、客観的に迷っているのかどうかを判定できるようにしている。

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ー、近接センサーおよび照度センサーの計測値からユーザの迷い検出を行う。一般のPDRのよう



図 3 開発したアプリケーションにおける仮想空間内での地図の表示



図 4 仮想空間を歩行する被験者

に、加速度センサーの計測値からユーザの歩行ステップを検出し、ジャイロセンサー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。また、スクリーンの点灯状態ならびに物体の近接状態、および照度を測ることで端末の使用状態を取得する。抽出したユーザの移動特徴量および端末使用特徴量を迷い検出用の分類器に入力することで、ユーザの迷い状態を推定する。以降、4.2節で移動特徴の推定方法、4.3節で迷い検出に用いる特徴量、4.4節で迷い検出に用いる分類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 [7] 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 [7]。

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し、近接センサ計測値及びスクリーン状態 (ON/OFF) から端末使用に基づく特徴量を抽出する。

3章で示した実験 A の結果から、使用する特徴量を表 5 のように設定した。表 5 は移動特徴量、端末使用特徴量、およびそれら以外の特徴量からなる。このとき、経験的に $T_{walking} = 60[s]$, $T_{step} = 60[s]$, $T_{angle} = 300[s]$ とする。

表 5 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 $45^\circ, 90^\circ, 180^\circ$ 変更した回数
端末使用特徴量	
スクリーン	現在のスクリーン状態 (ON/OFF)
近接性	現在の近接センサの計測値
その他	
照度	現在の照度センサの計測値

4.4 分類器選択

提案手法では、迷い状態と通常状態を分類するために、汎用的な分類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、3.2 節の実験で収集したデータに基づいて分類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分類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分類精度が高かった要因として、提案手法では迷い分類のために、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。

5. 性能評価

提案手法の分類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 秒毎に抽出し、実験 B-1 に関しては被験者がアプリを介して報告した迷いのタイミングに基づき迷い状態あるいは通常状態のラベル付けを行った。実験 B-2 では、学祭での展示という形で、一般来場客に対してゲーム感覚で実験に協力してもらった為、迷いに関するラベリングを強いることでのゲーム性の低下による被験者減少を懸念し、3.2.2 項で述べた簡単なアンケートベースにて、スタンプ周辺での迷いが発生したデータかどうかを分類した。さらに、スタンプ周辺で撮影したビデオを参考に、迷いが発生しているデータに対して具体的なラベル付けを行った。

各実験の評価では、学習ごとのばらつきを考慮するため、評価を 10 回行った結果の平均値を評価結果とした。

5.1 実験 B-1

各被験者の迷い行動データに対して交差検証を行った結果を図 5 及び図 6 に示す。交差検証を行う際には、迷い状態のデータに比べ通常状態のデータが多いため、通常状態と迷い状態のデータ数が同数となるように、通常状態のデータからランダムサンプリングする。以上により得られた迷い状態および通常状態の 2 状態のデータを、各被験者

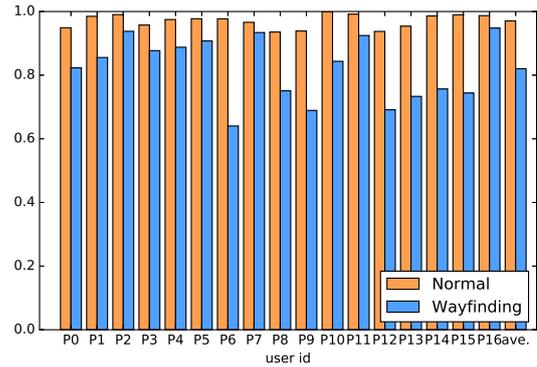


図 5 実験 B-1 における各ユーザの推定精度

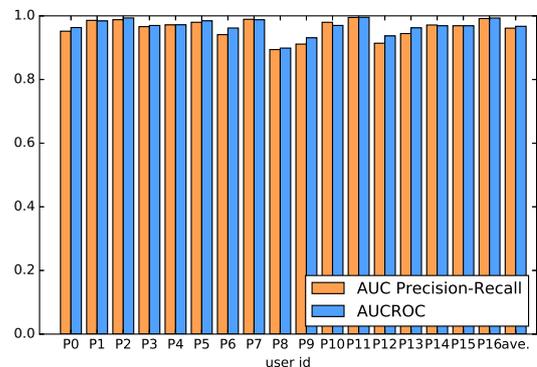


図 6 実験 B-1 における各ユーザの AUC

毎に学習用データとテスト用データに分割して、分類精度の評価を行った。新規の迷いに対する分類精度を評価するため、データを時系列順にソートし、10 分割の交差検証を実施した。

結果を見ると、いずれの被験者においても通常状態 (Normal) の推定精度は 90% を超えており、通常状態の推定を誤ることが非常に少ない (偽陽性が低い) ことがわかる。迷っていないユーザを迷いと偽判定するケースが多発すれば、ナビゲーションなどでは過剰なインタラクション等につながる恐れもあるため、その煩わしさを回避するために重要であると考えられる。また、迷い状態の検出精度に関しても、被験者ごとのばらつきはあるものの、多くの被験者において 80% 以上の推定精度を達成し、Area Under the Curve (AUC) ではほとんどの被験者が 90% 以上である。17 人の平均精度は約 82% と十分な分類性能が確認できている。この分類器における各特徴量の重要度を図 7 に示し、横軸の特徴量 ID (feature.id) に対応する特徴量を表 6 に示す。これらより、迷い検出に有効な特徴量がステップ及び進行方向の変更回数であることが読み取れる。これは、迷い発生時にはユーザは同じ場所を通常より頻繁にうろろする、あるいは歩行速度が低下するといった行動的特徴が現れることを示唆している。

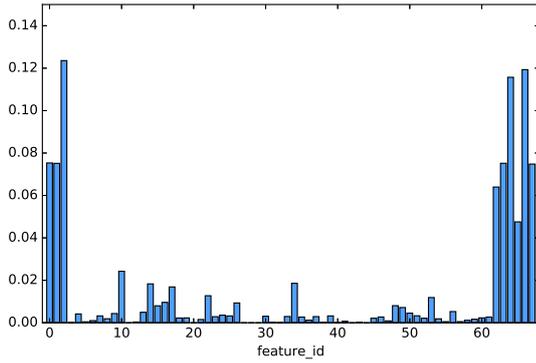


図 7 実験 B-1 における特徴量の重要度

表 6 特徴量 ID リスト

feature_id	特徴量
0	スクリーン状態
1	近接センサ
2	照度センサ
3-61	過去 $T_{walking}$ 秒間の 1 秒ごとの歩行/静止
62	過去 T_{step} 秒間に検出されたステップ
63	過去 T_{step} 秒間に検出されたステップ間隔の平均
64	過去 T_{step} 秒間に検出されたステップ間隔の標準偏差
65	過去 T_{angle} 秒間に進行方向を 45° 変更した回数
66	過去 T_{angle} 秒間に進行方向を 90° 変更した回数
67	過去 T_{angle} 秒間に進行方向を 180° 変更した回数

5.2 実験 B-2

実験 B-1 については文献 [1] の実験 A と同様、こういったデータ取得実験にある種の理解があり、被験者として慣れている参加者（研究室の構成員）による実験である。また、実験の趣旨説明と行動とログに関する十分な留意事項説明をする機会と時間を確保できていた。これに対し、実験 B-2 についてはデータ取得実験の趣旨説明は簡単に行ったものの、基本的には児童や高齢者を含む幅広い年代の一般参加者であり、行動に特段の制約もおこななかったため、データのクリーニング等を考慮する必要がある。しかし、こういった一般利用に近いデータに基づく検出性能を示すことができれば、提案手法の実用性や有用性を客観的に示すことができると考えられる。

まず、これまでと同様の学習方法を用いて推定を試みた結果、推定精度が極めて低い結果となった。原因を解析するため、データ分析と実験の様子を確認したところ、スタンプ周辺箇所での行動には迷いがみられるものの、スタンプ周辺までの移動中におけるデータに問題があることが分かった。今回は学祭における一般参加者募集であったため、スタンプラリー中の寄り道や休憩など、スタンプへ向かう以外の行動も許容した上、スタンプまでに向かう通り

表 7 実験 B-2 における迷い推定精度（平均）

		推定値	
		通常	迷い
真値	通常	69.1%	30.9%
	迷い	28.3%	71.7%

が学祭におけるメインストリートとなっていたため、激しい混雑の中でそのユーザの通常状態のデータがほとんど含まれなかったことが原因として考えられる。また、スタンプ周辺以外でも迷った可能性があるにも関わらず、被験者の負担を低減するため簡易なアンケートしか行わなかったことから、スタンプ周辺以外の迷い状態のラベル付けを正しく行えなかった可能性が高い。

そのため、本節では 5.1 節の実験 B-1 で得たデータを学習データとして分類器を作成し、その分類器に対して、アンケートにおいてスタンプ周辺で「迷った」と回答した 40 名の被験者のスタンプ周辺のデータと、全く迷わなかったと回答した 20 名の被験者のスタンプ周辺のデータを、通常状態と迷い状態それぞれ 1500 秒ずつ用意し、迷い推定を行うことで、一般的なケースに対する評価を行った。これにより、個人差の影響を完全に排除しながら、不特定多数の被験者に対する客観的な評価が可能となる。なお、今回の推定での学習データ量は、3.2.1 項で示した通り、17 人分の約 6.6 時間分である。

全データに対する平均の推定精度を表 7 に示す。通常状態と迷い状態を同数含むデータセットに対し、テストデータに含まれない被験者のデータをそれぞれ約 70% で推定することができた。実験 A および実験 B-1 では、各個人のデータを時分割した交差検証を行っており、厳密な意味での適用可能性の評価ではなかったが、本実験における不特定多数のデータにおいて、上記実験よりは多少の精度減少はあるものの、良好な精度が得られたことは提案手法の汎用性を示す結果であるといえる。

図 5.2 から分かる通り、特徴量 ID63 以降の、ステップ及び進行方向の変更の特徴量が迷い推定に大きく寄与している事がわかる。スクリーン状態や近接センサ等の重要度が低くなっているのは、実験 B-2 では参加者にネックストラップ付のケースにスマートフォンを格納し、た上で貸し出したために、スマートフォンを首から下げた状態で、かつスクリーンは常時 ON 状態であった。そのため、端末の使用状態が特徴として現れず、行動特徴量のみが分類に有効な特徴量としてあらわれていると考えられる。これは端末を鞆やポケットにしまっている状態などの使用状況が含まれていない、純粋な行動特徴量のみでも有効な精度で推定できることを示しており、それらの情報が加わることで更なる精度向上が期待できる。

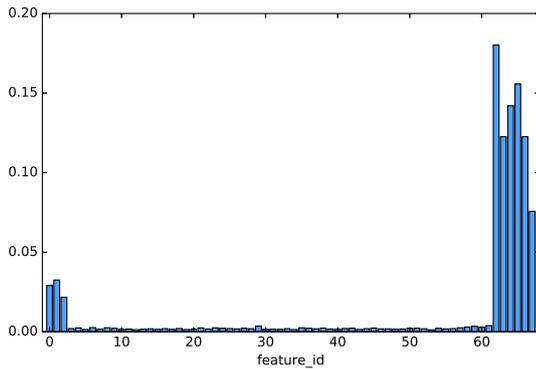


図 8 実験 B-2 における特徴量の重要度

5.3 実験 C

本節では、実験 A および B によって得られた迷い行動検出に有効な特徴量が、仮想空間内での歩行における迷い行動時の歩行特徴としてもあらわれるかを検証する。40 名の被験者の歩行ログデータを対象に、目的地周辺における 3 分間のデータを抽出し、歩行速度及び方向転換回数の特徴量を抽出した。各特徴量は、過去 60 秒間のタイムウィンドウ内での値となっている。抽出した特徴量データの分析結果を図 9-図 16 に示す。以降では、歩行速度および方向転換回数と迷い行動との関係についての分析結果を述べる。

5.3.1 歩行速度に基づく特徴

図 9 に示すユーザ毎の過去 60 秒間の歩行速度平均に対し算出した標準偏差 (図 10) より、ユーザによって歩行速度平均のばらつきが大きい被験者と小さい被験者が存在し、有意な差が見受けられる。実際に歩行の様子を撮影した動画を参照すると、歩行速度のばらつきの大きい被験者では迷っていると見受けられる仕草が散見された。迷っている際には、ゆっくりと周囲を見回すことで自身の現在位置や現状を把握し、自身の認知マップ内にあるランドマーク等の特徴物との照合を行う必要があるため、自然と歩行速度が低下すると考えられる。一方で、現在歩くべき方向や道筋がはっきりと分かっている場合には、自信を持って歩行するため、自然と歩行速度が高まると考えられる。以上より、迷っている際には歩行速度が変化することで、迷い行動時の特徴としてあらわれると考えられる。また、この特徴量は本稿実験 A および B におけるステップ間隔に関する特徴量と同様であると言える。

5.3.2 方向転換回数に基づく特徴

図 12, 図 14, 図 16 から同様に、方向転換回数が多い被験者に、迷っている仕草が散見される傾向がわかった。前述の歩行速度の特徴と同様に、迷っている際には周囲を見回すため、その近辺を頻繁に歩き回ることによって現在位置周辺の情報を収集するといった行動が動画より見受けられた。したがって、迷っている際には周囲を歩き回るための行動による方向転換が増え、特徴としてあらわれると考えられ

る。この特徴量は、実験 A および B における特徴量と同様の、方向転換に関する特徴量を抽出している。

以上より、VR 機器を用いた仮想空間上においても、実環境と同様の迷い行動時の歩行特徴があらわれていると言える。しかしながら、VR での歩行は完全に実際の歩行と同じではないため、不慣れに起因した通常と異なる振る舞いが生じる可能性も考えられる。今回作成したアプリケーションでは、できる限り普通の歩行に近くなるように留意して実装したが、足を動かす必要がないなど、仮想空間での歩行に違和感を感じる被験者も存在した可能性がある。実環境と仮想空間の差異によって、迷い行動の検出における差異がどのように発生するのかを、仮想空間上で実現している実環境と同じ場所・シナリオで実験を行うことで検証していきたい。

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といくつかのスマートフォン利用特徴量から、目的地などを探索する際に認知マップの誤りなどから発生する「探索時の迷い」を推定する手法を提案した。

30 日間のフィールド実験から得られたデータを用いて選択した特徴量を用い、まず研究室構成員 17 名が参加した簡易スタンプラリー実験のデータを分類した結果、平均約 82% の精度で迷い状態を推定できることがわかり、選択した特徴量の中でもステップに関する特徴量及び方向転換に関わる特徴量が迷い推定に大きく寄与していることがわかった。また、大阪大学の大学祭においてブースを出展し、訪れた一般訪問者 104 名に対してスタンプラリー実験を実施し、実際に迷ったとアンケート回答した 40 人のデータならびに迷わなかったと回答した 20 人のデータを、前述の 17 人のデータで学習・構築した分類器で分類した結果、平均精度約 70% の推定精度が得られた。100 名超の一般参加者を対象にし、専用アプリを用いた 2 日間のスタンプラリー実験により、イベント参加時などに発生する目的地喪失の迷いのきっかけの多くを、年代や性別を問わず捉えられることを実証でき、かつ有意義なデータセットを得ることもできている。また、VR 機器を用いた仮想空間歩行アプリケーションを独自開発し、一般参加者に楽しんでもらいながら迷いデータ検証を実現している。VR 機器は 100 名超が体験したため、それらのデータを今後より詳細に解析していく予定である。

今後の課題として、より多くのデータを収集し、学習データの多様性と分類器の性能の相関を検証していきたいと考えている。また、作成した分類器をナビゲーションシステムに搭載し、迷い推定時に解消を助成するようなアプリケーションプロトタイプを開発するとともに、その実証実験も行っていきたい。

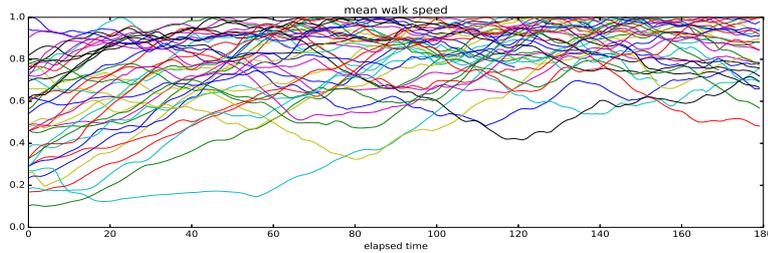


図 9 歩行速度移動平均の推移 (ユーザ毎に最大速度にて正規化)

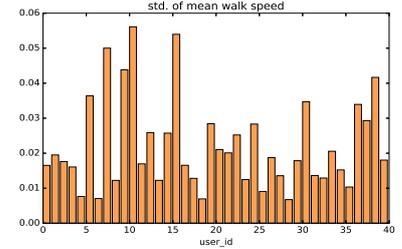


図 10 図 9 のユーザ毎の標準偏差

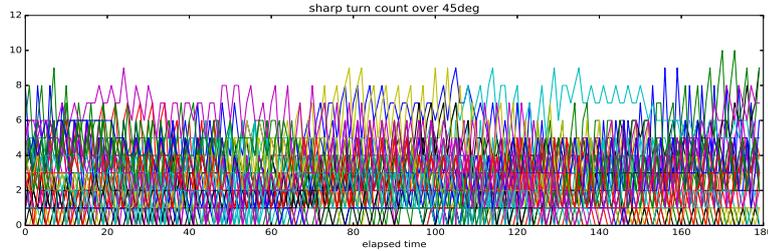


図 11 45 度以上の方向転換回数

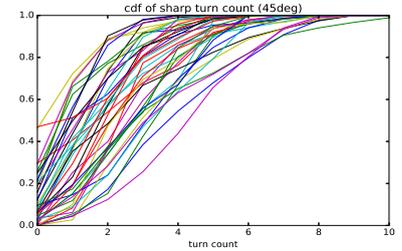


図 12 図 11 の累積分布

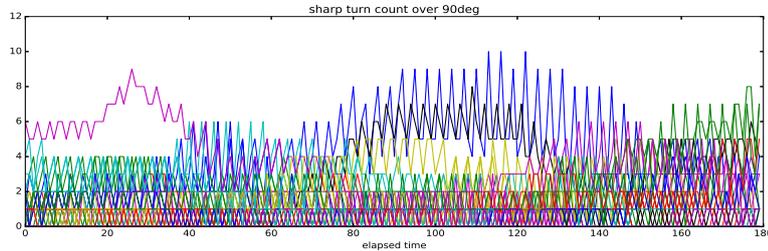


図 13 90 度以上の方向転換回数

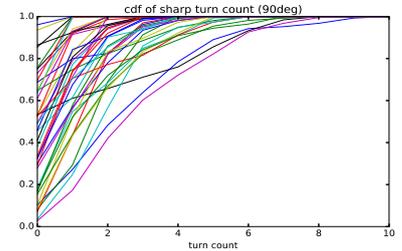


図 14 図 13 の累積分布

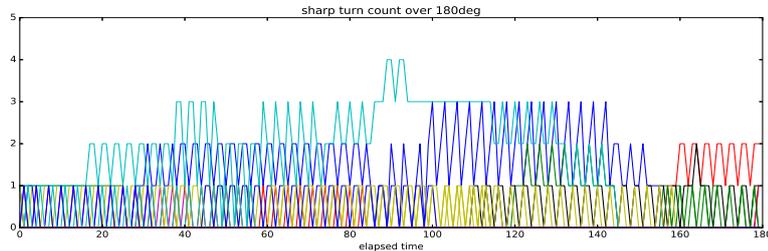


図 15 180 度以上の方向転換回数

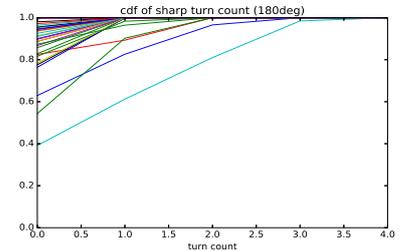


図 16 図 15 の累積分布

謝辞

本研究の一部は JSPS 科研費 JP15H02690 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] 高藤巧, 樋口雄大, 山口弘純, 東野輝夫: スマートフォン利用者の迷い行動の検出に関する一検討, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 115, No. 466, pp. 1–6 (2016).
- [2] Golledge, R. G.: *Wayfinding Behavior: Cognitive Mapping and Other Spatial Processes*, Johns Hopkins University Press (1998).
- [3] Krach, B. and Robertson, P.: Integration of foot-mounted inertial sensors into a Bayesian location estimation framework, *Proceedings of the 5th International Workshop on Positioning, Navigation and Communication (WPNC '08)*, pp. 55–61 (2008).
- [4] Steinhoff, U. and Schiele, B.: Dead reckoning from the pocket — An experimental study, *Proceedings of the 8th International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom '10)*, pp. 162–170 (2010).
- [5] Woodman, O. and Harle, R.: Pedestrian localisation for indoor environments, *Proceedings of the 10th ACM International Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp '08)*, pp. 114–123 (2008).
- [6] Li, F., Zhao, C., Ding, G., Gong, J., Liu, C. and Zhao, F.: A reliable and accurate indoor localization method using phone inertial sensors, *Proceedings of the 14th ACM International Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp '12)*, pp. 421–430 (2012).
- [7] Agata, B. and Harle, R.: Walk Detection and Step Counting on Unconstrained Smartphones, *Proceedings of the 2013 ACM international joint conference on Pervasive and ubiquitous computing (UbiComp '13)*, pp. 225–234 (2013).
- [8] Nirupam, R., He, W. and Romit, Roy, C.: I am a Smartphone and I can Tell my User's Walking Direction, *Proceedings of the 12th annual international conference on Mobile systems, applications, and services (MobiSys '14)*, pp. 329–342 (2014).

- [9] Robert, L., Yunxin, L., Nicholas, D. L. and Lin, Z.: MoodScope: building a mood sensor from smartphone usage patterns, *Proceeding of the 11th annual international conference on Mobile systems applications, and services (MobiSys '13)*, pp. 389–402 (2013).
- [10] Boyuan, S., Qiang, M., Shanfeng, Z., Kebin, L. and Yunhao, L.: iSelf: Towards Cold-Start Emotion Labeling using Transfer Learning with Smartphones, *Proceedings of (INFOCOM '15)*, pp. 1203–1211 (2015).
- [11] Bogomolov, A., Lepri, B. and Pianesi, F.: Happiness recognition from mobile phone data, *Proceeding of the 6th IEEE international conference on Social Computing and Networking (SocialCom '13)*, pp. 790–795 (2013).
- [12] Andrey, B., Bruno, L., Michela, F., Fabio, P. and Alex, (Sandy), P.: Daily Stress Recognition from Mobile Phone Data, Weather Conditions and Individual Traits, *Proceedings of the 22nd ACM international conference on Multimedia (MM '14)*, pp. 477–486 (2014).
- [13] Boyuan, S., Qiang, M., Shanfeng, Z., Kebin, L. and Yunhao, L.: When Attention is not Scarce - Detecting Boredom from Mobile Phone Usage, *Proceedings of 17th ACM International Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp '15)*, pp. 825–836 (2015).
- [14] Seyed, A. C., Vinod, N. and Laura, W.: GuideBeacon: Beacon-based indoor wayfinding for the blind, visually impaired, and disoriented, *Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom2017)*, pp. 121–130 (2017).
- [15] 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, *Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing (UBICOMP '16)*, pp. 1136–1146 (2016).