

# 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

高藤 巧<sup>1,a)</sup> 樋口 雄大<sup>1,b)</sup> 山口 弘純<sup>1,c)</sup> 東野 輝夫<sup>1,d)</sup>

概要：「迷い」とは情報不足のため次の行動が決められない状態であり，食事や買物など日常の様々な場面で発生する．本稿ではスマートフォンによって推定されたユーザの移動特徴およびアプリケーションの利用状況から，ユーザの迷い行動を検出する手法を提案する．30日間，10名の被験者からスマートフォンの使用データおよび被験者による迷い報告を収集し，実験で取得したデータから迷い検出に有効な特徴量の選択を行った結果，平均 85% (AUCROC) の精度でユーザの迷いを検出できることが分かった．

## 1. はじめに

スマートフォンを常時携帯し，生活や周辺環境に関する多種多様な情報をインターネットで検索し取得できる現在のユビキタスな環境は，もはや我々の日常生活にとって不可欠となっている．我々は現在，自身が有する情報の不足や環境認識の不足を補うため，あるいは知識欲を満たすためにスマートフォンから「能動的に」情報を引き出している．例えば見慣れない土地で迷った場合は地図アプリで目的地を検索して移動経路をナビゲーションしたり，ショッピング中に気に入った商品に関する価格や販売情報，品質などをブラウザ経由でオンラインで確認する．

一方，生活シーンの中でスマートフォンを多用する状況には，移動中に目的地が見つからない，指定された移動経路がわからないなどの理由でユーザがスムーズに意図する移動ができない状況や，レストラン街や店頭で店舗や購入商品をなかなか決定できないといったいわゆる「迷い」の状況が少なからず含まれており，そういった際に人々は，スマートフォンが提供する情報やサービスに頼る行動が見られる．したがって，そういった「迷い」が発生している事実をスマートフォン側から事前に検知できれば，その状況でスマートフォンをどのように利用しているかを加味することで，サイバー側から積極的なサービス提供や行動推薦を行うといった働きかけも実現可能である．例えば地図アプリ上でナビゲーションを利用しているユーザが迷っていると検出できれば，経路近くのランドマークを提示するといったサービスの高度化が可能である．また，ショッ

ピングで迷うユーザを検出できればターゲット広告の精度も格段に向上でき，不要なタイミングでの働きかけでユーザを苛立たせることのない情報推薦が実現できる．さらに，複数ユーザの参加型センシングにより，迷いやすい地点や時刻，状況を集約できれば，観光スポットにおける案内情報の充実や積極的なおもてなしによる魅力向上にもつながり，様々な活用が期待される．

従来，ウェアラブル機器やスマートフォンなど，人々が常時携帯し操作する端末の内蔵センサにより人々の行動コンテキストならびに思考状態，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 [1-5]．また映像による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．

そこで本研究ではスマートフォンから得られる様々な行動情報ならびにスマートフォンの利用状況から，ユーザの「迷い」を検出する方法について提案する．Android スマートフォンを用い，10名の学生被験者が30日間，日常生活の中で収集した迷いの状況を用いたフィールド実験の結果，被験者の迷いを平均 85% (AUCROC) の精度で検出できることを確認した．

## 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 [6-9]．PDR は，歩行動作とは無関係な端末の動きやセンサノイズ等の影響により，PDR 単

<sup>1</sup> 大阪大学 大学院情報科学研究科

a) t-takafuji@ist.osaka-u.ac.jp

b) t-higuti@ist.osaka-u.ac.jp

c) h-yamagu@ist.osaka-u.ac.jp

d) higashino@ist.osaka-u.ac.jp

独で高い位置推定精度を実現することは容易ではないが、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。文献 [10] 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いる。また、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 [11]。こうした PDR 技術は、人の移動特徴を抽出するという点で、提案手法との関わりが深い。

## 2.2 スマートフォンを用いた感情推定

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、近年高い注目を集めている。文献 [1, 2] 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 [3] やストレス [4] を推定する手法も提案されている。文献 [5] では、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、ユーザが暇であるかどうかを推定している。スマートフォン単体でのユーザの感情の推定を目標とした研究は数多く存在するが、ユーザの迷いを検出する手法は、我々の知る限りこれまで提案されていない。

## 2.3 提案手法の位置づけ

提案手法は、スマートフォンの内蔵センサからユーザの特徴的な移動ならびにスマートフォン利用行動を検出し、それらから「迷い」の兆候の検出を試みる新しいアプローチである。従来、定量的に定義されていなかった「迷い」を、スマートフォンで取得可能な行動センシングデータならびにアプリケーション使用状況データとの関連性を、実フィールドにおいて収集したデータを用いて調査し定量化することで、これまでにないユーザーコンテキストの把握を実現することを目指している。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と考えている。

## 3. データ収集と解析による迷いと行動の関係調査

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様々である。本研究ではまず日常生活における「迷い」がどのような状況で発生しているのか、またその際にどのような行動を行い、どのようにスマートフォンを利用しているのかを調査するためのフィールド実験を行った。具体的には、日常生活におけるスマートフォン利用者の迷い時、非迷い時の端末使用データおよびセンサデータを収

表 1 データリスト

種類	内容
加速度センサ	3 軸加速度 [ $m/s^2$ ]
ジャイロセンサ	3 軸角速度 [ $rad/s$ ]
地磁気センサ	3 軸地磁気 [ $mT$ ]
近接センサ	スクリーンに物が接触しているか
照度センサ	周辺の明るさ [ $lx$ ]
GPS	位置情報 (緯度, 経度)
アプリケーション	フォアグラウンドアプリの履歴
ブラウザ	閲覧履歴, URL
スクリーン	on/off

集するため、10 名の大学生被験者に対し、30 日間スマートフォンを平常利用してもらい、迷ったと感じた際にそのタイミングと内容を記録してもらおうとともに、内蔵センサデータも合わせて記録するフィールド実験を実施した。以降、3.1 節で収集するデータの内容、3.2 節でデータの収集方法、3.3 節で収集データの解析結果について説明する。

### 3.1 収集データ

実験で収集するデータを表 1 に示す。一般的にある土地で「迷った」場合には、立ち止まる、来た道を引き返す、うろろろするなど、平常時に頻繁には観測されない移動特徴が頻出することが考えられる。そこでユーザの移動特徴を捉えるために、モーションセンサの計測値を取得する。また様々な迷いの状況において、ユーザはその迷いを解消するためにスマートフォンを用いて情報収集を行うことが考えられる。したがって、ユーザのスマートフォンの利用状況も迷い検出の重要な指標となる。それを把握するため、アプリケーション、ブラウザの利用履歴を取得する。その他に、日常的に行かない場所や暗所では迷いやすいといったようにユーザが置かれた環境が迷いの要因となる可能性もある。それを考慮して、GPS、照度センサの計測値もあわせて取得する。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

日常生活におけるスマートフォン利用者の迷い時のデータを収集するため、30 日間のフィールド実験を実施した。実験開始時に、10 名の被験者に Android スマートフォン (Nexus 5) とデータ通信専用 SIM を配布した。被験者は男性 9 名、女性 1 名で、いずれも 20 代の学生である。配布した端末上では、データ収集用のアプリケーションが動作しており、3.1 節で示したデータをバックグラウンドで記録する。各被験者は配布した端末を使用して普段通り生活し、被験者自身が迷っていると判断した際には、その内容を問わず、データ収集用アプリケーションを介して「迷い」のラベル付けを行う。また、1 日の終わりに、ラベル付けした迷いについて、時間、地点、内容を報告する。提案手法では外出時の迷いを検出することを想定しているた

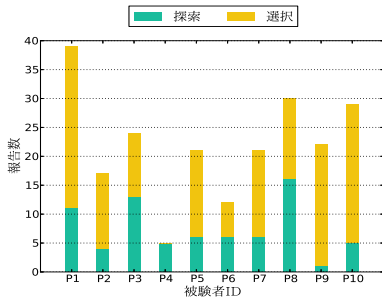


図 1 各被験者の迷い報告数

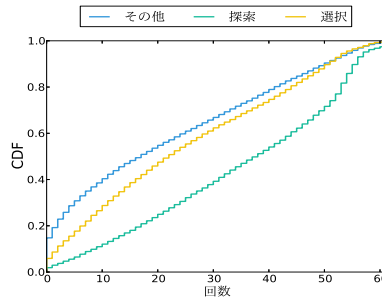


図 2 ステップ数の累積分布

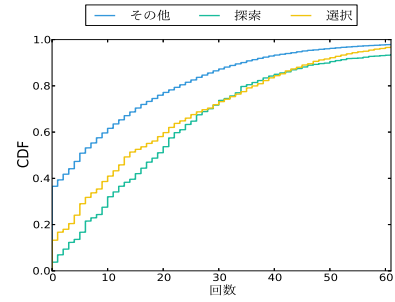


図 3 進行方向変化 (90°) の累積分布

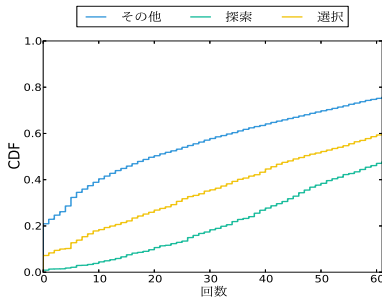


図 4 進行方向変化 (45°) の累積分布

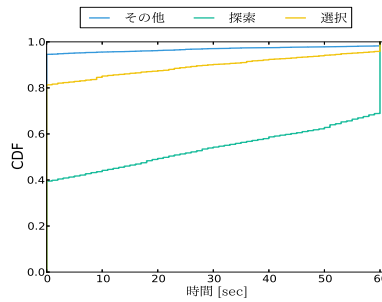


図 5 地図アプリ起動時間の累積分布

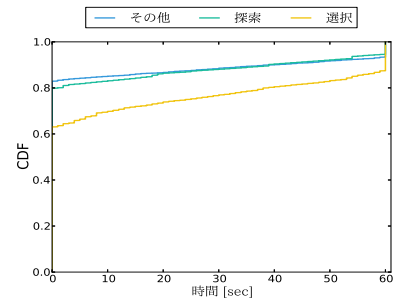


図 6 ブラウザ起動時間の累積分布

表 2 迷い内容報告例

	場所	内容
探索状態	スポーツ用品店	目的の商品を探す
	駅	荷物を預けたロッカーを探す
	屋外	目的地 (店, 宿泊先など) を探す
選択状態	フードコート	どの店で食事をとるか迷う
	駅	どの乗り換え経路で行くか迷う
	スーパー	何をかうか迷う

め、被験者には毎週少なくとも 1 回は通学以外の目的で外出するように依頼した。また、特徴量抽出の簡単化のため、実験期間中は地図アプリとして Google Map、ブラウザとして Google Chrome を使用するように依頼した。

### 3.3 実験結果

実験を実施した結果、10 人の被験者から 30 日間分の (迷い状態、通常状態) のラベル付きデータと、計 220 件の迷い報告を得た。各被験者の迷いの報告数を図 1 に、迷い報告の具体例を表 2 示す。実験で得られた迷いの報告から迷いを精査した結果、被験者が「迷い」と感じる状況をおおよそ 2 種類に分類することができた。一つは、ある目的地に向かって移動している際に、その目的地あるいは移動経路に関する情報不足のために到達することが困難である状態 (探索状態)、ならびに、購買行動などにおいて何かを選択する必要がある際、意思決定に必要な情報不足あるいはそもそもの意思決定の不断性のため決定することが困難である状態 (選択状態) である。なお、個人差もあることから、外出時における迷いがこれで分類できるわけではないが、少なくとも今回の被験者に対してはほぼすべての迷いをこれらに分類できている。

提案手法では、日常的な行動から迷い状態、探索状態、選択状態を検出することを目標とする。検出対象である各状態において、歩行特徴、端末使用状況がどのように変化するかを以降の節で示し、迷い検出に用いる特徴量を検討する。

#### 3.3.1 歩行動作に基づく特徴

全被験者の選択、探索、通常状態のそれぞれについて、歩行時における過去 30 秒間のステップ数を図 2 に示す。探索状態は選択、通常状態と比較して歩行時のステップが多くなる傾向があることが分かる。

また選択、探索、通常状態において、過去 5 分間のデータに対して 5 秒間のウィンドウを 1 秒ごとに移動させたスライディングウィンドウ内で進行方向が 90° 以上変更された回数の累積分布を図 3 に示す。また同条件で進行方向が 45° 以上変更した回数の累積分布を図 4 に示す。図 3、図 4 より、選択、探索状態はそれぞれ通常状態と比較して、進行方向を変更する回数が多くなる傾向があることが分かる。

以上のように迷い状態 (探索、選択) と通常状態を比較すると、全体的には歩行動作に差異が生じていることが確認できる。

#### 3.3.2 アプリケーションの使用状況

各被験者の選択、探索、通常状態のそれぞれについて、スクリーン ON 時の過去 60 秒間の地図アプリ、ブラウザの起動時間をそれぞれ図 5、図 6 に示す。探索状態は選択、通常状態と比較して地図アプリの起動時間が長く、選択状態は探索、通常状態と比較してブラウザの起動時間が長いことが分かる。以上のように迷い状態 (探索、選択) と通常状態を比較すると、アプリケーションの使用状況に差異

が生じることが確認できる。

## 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の計測値とスマートフォンの利用状況からユーザの迷い検出を行う。モーションセンサの計測値からユーザの歩行ステップを検出し、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。また過去一定期間のアプリケーションの利用履歴、スクリーンの状態、近接センサの計測値を取得することで、ユーザの端末使用特徴量を抽出する。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 移動軌跡推定

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て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。以降の節では、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、端末の保持方法を制限することなく歩行・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ため、その値にばらつきが見られる。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  $\sigma_{thresh}$  以上となった際に、端末保持者は歩行していると見なす。このとき、 $\sigma_{thresh} = 0.6$ 、 $std_{win} = 0.8[s]$  とする [10]。

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、

表 3 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	
アプリケーション	過去 $T_{app}$ 秒間の地図アプリ、ブラウザの起動時間
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

$MovAvr_{win} = 0.31[s]$ 、 $Peak_{win} = 0.59[s]$  とする [10]。

#### 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  $\theta_{x,t}$ 、 $y$  軸周りの傾き  $\theta_{y,t}$  とすると、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。

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

このとき経験的に、 $\alpha = 0.98$  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、3.2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、フォアグラウンドアプリケーションの時系列データおよびスクリーン状態 (ON/OFF) から端末使用に基づく特徴量を抽出する。

3.3節で示したフィールド実験の結果から、使用する特徴量を表3のように設定した。表3は移動特徴量、端末使用特徴量、その他の特徴量からなる。このとき、経験的に  $T_{walking} = 60[s]$ 、 $T_{step} = 30[s]$ 、 $T_{angle} = 300[s]$ 、 $T_{app} = 60[s]$  とする。

表 4 迷い状態検出精度

		推定結果	
		通常状態	迷い状態
実際の状態	通常状態	94.0%	6.0%
	迷い状態	45.5%	54.5%

表 5 探索状態検出精度

		推定結果	
		通常+選択状態	探索状態
実際の状態	通常+選択状態	96.5%	3.5%
	探索状態	31.2%	68.8%

表 6 選択状態検出精度

		推定結果	
		通常+探索状態	選択状態
実際の状態	通常+探索状態	93.7%	6.3%
	選択状態	49.6%	50.4%

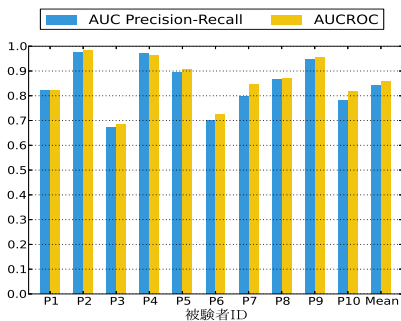


図 7 迷い状態検出時の Precision-Recall および ROC 曲線の AUC

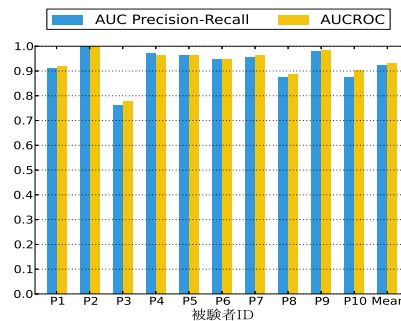


図 8 探索状態検出時の Precision-Recall および ROC 曲線の AUC

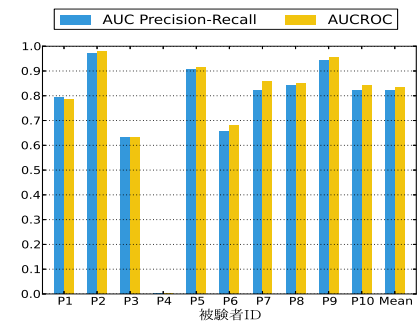


図 9 選択状態検出時の Precision-Recall および ROC 曲線の AUC

#### 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の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

#### 5.1 評価方法

提案手法の分類性能を検証するため、3.2 章のフィールド実験で収集したデータを用いて、以下のような評価を実施した。

提案手法では外出時の迷いを検出することを想定しているため、過去 10 分間歩行が検出されず、かつスマートフォンのスクリーンが ON になっていない状況を判別対象データから除外した。残りのデータセットから、4.3 節で示した特徴量を 1 秒ごとに抽出し、得られた特徴量データを各被験者が付与したラベルに基づいて迷い状態および通常状態の 2 状態に分類する。全被験者において、通常状態のデータ数が迷い状態に比べて圧倒的に多いため、迷い状態のデータ数と通常状態のデータ数が同数になるように、通常状態のデータからランダムにサンプリングする。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、各ユーザごと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 分割交差検証を実施した。通常状態のデータからランダムにサ

ンプリングした結果が分類精度に影響を与える可能性を考慮して、評価を 10 回実施した結果の平均値を評価結果とした。また被験者による迷い内容報告に基づいて迷い状態を探索状態と選択状態に分割し、(探索状態, その他), (選択状態, その他) で分類する場合の性能についても同様の評価を行った。

#### 5.2 評価結果

(迷い状態, 通常状態), (探索状態, その他), (選択状態, その他) で分類した結果をそれぞれ表 4, 表 5 および表 6 に示す。表 4, 表 5, 表 6 はそれぞれ、各被験者ごとに (迷い状態, 通常状態), (探索状態, その他), (選択状態, その他) で分類した分類率の全被験者平均の混同行列となっている。また、(迷い状態, 通常状態), (探索状態, その他), (選択状態, その他) で分類したときの、Precision-Recall と ROC 曲線の Area Under the Curve (AUC) をそれぞれ図 7, 図 8 および図 9 に示す。以降の節で、(迷い状態, 通常状態), (探索状態, その他), (選択状態, その他) で分類した場合の分類性能を評価する。

##### 5.2.1 迷い状態検出精度

被験者の中には 80% 程度の適合率、再現率で迷い状態を検出できた被験者が存在した一方で迷い状態の再現率が 30% を下回る被験者も存在したため、迷い状態の被験者平均再現率が低い結果となっている。しかし、図 7 に示したように、Precision-Recall の Area Under the Curve (AUC) が 0.9 以上の被験者が 3 人、0.8 以上の被験者が 6 人存在しており、多くの被験者が再現率の値に対して高い適合率を保っていることが分かる。また、図 7 から、10 人中 4 人の被験者の ROC 曲線の AUC (AUCROC) が 0.9 以上となり、高い分類性能であることが分かる。また 10 人中 8 人の被験者が 0.8 以上となり、大部分の被験者において十分な分類性能を持っていることが確認できた。

### 5.2.2 探索状態検出精度

表 5 から、(迷い状態, 通常状態) の 2 状態で分類した場合と比較すると、再現率が大幅に向上していることが分かる。この結果から提案手法で定義した特徴量は、スマートフォン利用者の探索行動時の移動特徴を的確に捉えていることが確認できる。また、図 8 から、Precision-Recall の AUC が 0.9 以上の被験者が 7 人、0.8 以上の被験者が 9 人存在しており、探索状態は高い適合率で検出できることが分かる。さらに、図 7 から、10 人中 8 人の被験者の AUCROC が 0.9 以上となり、(迷い状態, 通常状態) で分類した場合と比較して大幅に分類性能が向上していることが分かる。

### 5.2.3 選択状態検出精度

表 6 より、(迷い状態, 通常状態) の 2 状態で分類した場合と、適合率、再現率がほとんど変化していないことが分かる。また、図 9 から、(迷い状態, 通常状態) で分類した場合と比較して、Precision-Recall および ROC 曲線の AUC にもあまり差異がないことが分かる。これは、選択時に探索時ほど特徴的な移動が発生しないこと要因となっていると考えられる。

## 6. おわりに

本稿では、スマートフォンに標準搭載されているモーションセンサの計測情報から抽出したユーザの移動特徴と、スマートフォンの使用状況から、ユーザの迷いを検出する手法を提案した。

Android スマートフォンを用いた 30 日間の実機実験を通じて収集したデータを用いて、被験者の状態を (迷い状態, 通常状態) で分類した結果、AUCROC の全被験者平均が 85% となり、十分な分類性能を持っていることを確認した。また、(探索状態, その他) で分類した場合には、AUCROC が平均 93% となり、高い分類性能を持つことを確認している。

今後の課題の 1 つとして、選択状態の検出精度の向上が挙げられる。(選択状態, その他) で分類した場合、AUCROC が平均 83% となり、(探索状態, その他) で分類した場合と比較して、分類性能が低下する。これは選択状態は探索状態と比べて、歩行時に特徴が出にくいことが原因であると考えられるので、地図、ブラウザ以外のアプリケーションの利用頻度、利用時間などを端末使用特徴量として使用することで、選択状態の検出性能の向上を目指す。また、GPS やブラウザ履歴など実験時に収集したデータの内、端末使用特徴量として利用しなかったデータが存在するため、これらのデータを特徴量として利用することで、分類性能の向上を図る予定である。

謝辞 本研究の一部は JSPS 科研費 15H02690 の助成を受けたものです。

## 参考文献

- [1] 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).
- [2] 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).
- [3] 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).
- [4] 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).
- [5] 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).
- [6] 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).
- [7] 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).
- [8] 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).
- [9] 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).
- [10] 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).
- [11] Nirupam, R., He, W. and Romit, Roy, C.: I am a Smartphone and I can Tell my User's Walking Direction, pp. 329 – 342 (2014).