

誤差情報を考慮した同行判定手法

瀬 古 俊 一 † 西 野 正 彰 † 青 木 政 勝 †
山 田 智 広 † 武 藤 伸 洋 † 阿 部 匡 伸 †

本稿では、GPS や WiFi などから得られる位置情報を利用して、ある二人が同行しているかいないかを判定する方法について述べる。計測される位置情報は誤差が含まれており、従来の判定手法では計測精度の善し悪しにより、同行しているかしていないかの判定精度が低下してしまう。そこで、位置を計測したときに得られる誤差情報を利用し、計測環境に対してロバストな判定手法を提案する。

A Method to Judge whether a Person is not Alone using Margin of Error

SHUNICHI SEKO ,† MASAAKI NISHINO ,† MASAKATSU AOKI ,†
TOMOHIRO YAMADA ,† SHINYO MUTO † and MASANOBU ABE †

In this paper, we propose the method for increasing precision of the accompanied level using location data from GPS or WiFi equipments. A margin of error in location data cause misjudgments in accompaniment. Therefore, there is problem that these data is not in the right place. We propose a way using margin of error to solve the problem and demonstrate effectiveness of our approach with empirical results.

1. はじめに

近年、GPS 端末などが身近なものとなり、位置情報をログとして残すことが容易になった。それにより、位置情報を利用した様々なサービスが活発化してきている。例えば、訪れた場所や移動の軌跡を記録したり、写真に位置情報を付加することで地図上に表示したりするサービス^{*}がある。これらのサービスを高度化するために、複数人のログから人と人との交わりを利用することが重要であると考えている。その第一ステップとして本稿では同行度に着目する。文献¹⁾では、一人のときと同伴者がいるときの消費・購買行動は、購買の動機から結果にいたるまでいくつかの違いが見られると述べられている。また、同伴者がいる場合でも同伴者の違いによって消費・購買行動の傾向が変わってくることも述べられている。このように、一人でいるときの振る舞いと複数人でいるときの振る舞いは変化する。また、同伴者がいる場合でも誰と一緒にいるかによって振る舞いが変わってくる。したがって、一

人でいるかそうでないか、一緒にいるのは誰かということは重要な意味を持っている。

ライフログから一人でいるのか同伴者がいるのかを判定できると、人ととの交わりを知ることができ、非常に有益な情報となる。例えば、文献²⁾で述べられている滞在地からの行動パターン抽出では、場所の他に誰と一緒にあったかという情報が加わることで、さらに綿密な行動パターンを導きだすことが可能となる。また、文献³⁾で述べられている移動手段と組み合わせることで「一人で電車に乗っている」などがわかり、レコメンド情報を提示するタイミングを知ることができる。このように、一人でいるのか複数人でいるのかという情報は有用なものである。以下に、同行しているか否かがわかることの重要性と応用例について述べ、ある二人のデータに対しての同行判定手法について提案する。

2. 同行判定の重要性

1 章で述べたように、人ととの交わりはライフログを利用した社会生活のサポートにおいて重要な要素の一つである。同行しているかいないかの判定は、その交わりをみるための手段の一つとなる。位置情報から同行状態を判定することで、時間と場所、誰と一緒にいるかというシチュエーションがとれるため、それ

† 日本電信電話株式会社 NTT サイバーソリューション研究所
NTT Cyber Solutions Laboratories, NTT Corporation
★ 写真を地図上に表示して楽しめる“サイバーショット”
<http://www.sony.jp/CorporateCruise/Press/200710/071023/>

らの情報から人間関係や行動などを導きだすことができる。このように、同行の判定ができれば、人ととの交わりを検出することが可能となる。そして、同行判定はライフログを利用した社会生活のサポートに応用することができる。本章では、具体的にどのようなサポートができるのかについて、レコメンドの判断、人間関係の推定、ニアミスの通知といった3つの応用例をあげながら述べる。

レコメンドの判断

文献¹⁾で述べられているように、一人でいるか同伴者がいるか、同伴者が誰なのかによって行動などは変化する。したがって、レコメンドの内容は、一人でいるときか複数人でいるのか、誰と一緒にいるのかによって変える必要がある。同行判定を行うことによって、集団にマッチしたレコメンドを送ることや、ある人と一緒にいるときには特定のレコメンドを抑制するなどといったことが可能となる。またレコメンドの内容への利用だけではなく、レコメンドを行うタイミングの指標として利用することもできる。一人での行動の時にレコメンドへの反応が高い人に対しては一人のときを狙ってレコメンド送る、複数人での行動の時にレコメンドへの反応が高い人に対しては集団行動しているときを狙ってレコメンドを送るといったように、レコメンドの効果の高いタイミングをはかることができる。このように、同行判定はレコメンドに利用することが可能である。

人間関係の推定

誰とどこで同行しているかというログが蓄積していくことにより、同行している人物との人間関係を推定することができる。与えられた位置情報データが誰のものかということが事前にわかつていれば、同行判定を行うことにより、いつ、どこ(座標)で一緒にいたかを導きだすことが可能である。人間関係の推定ができることにより、家族・友人等のラベリングを自動でつけることが可能となり、情報公開設定のポリシなどに利用することも可能である。

ニアミスの通知

お互いの位置情報がリアルタイムにわかれば、その距離を用いてニアミスの通知を行なうことができる。例えば、一人で暇つぶしに出かけているときに、近くに友人も一人で暇つぶしをしているという情報を得られれば、合流して一緒に行動するといったことが可能である。逆に、誰かと一緒にいるときに、友人・家族等と会いたくない場合にも利用することができる。リアルタイムに位置情報が得られることが必須になるが、外出時に友人・家族等が近づいたときに知らせる

といったことにも同行判定は応用可能である。

以上のように、同行判定はライフログを利用した様々なサービスに応用することが可能である。ライフログは、それを記録している本人のみに使う、もしくは共有知のよう匿名で不特定多数のログが集まっている場所へアクセスして使うといったサービスやアプリケーションへの応用になりがちである。しかし、家族・友人等の匿名でなくリアルのつながりがある人のライフログとあわせて利用することで、個人だけに閉じたライフログの利用ではできない生活のサポートができるようになる。このように、人ととの交わりが検出できることでライフログを利用した社会生活のサポートの質が向上するので、同行判定を行うことは非常に重要であると考える。

3. 同行検出技術

2章では同行しているか否かの情報が重要であることについて述べてきた。本章では、同行しているかどうかを検出するための技術はどのようなものがあるかについて紹介し、我々はどの技術に対して言及していくかについて述べる。

3.1 検出手法

同行しているかどうかを検出する手法には、リアル世界を対象とする場合とバーチャル世界を対象とする場合とに大きく分けられる。それぞれの世界に対しての検出手法として以下のようないわゆる一例としてあげられる。

- リアル世界
 - GPS や PlaceEngine⁴⁾などを用いた絶対位置による手法
 - Bluetooth などの近接無線通信を用いた相対位置による手法⁵⁾
- バーチャル世界
 - Web 上のデータから抽出する手法⁶⁾

Web 上のデータ(SNS や blog など)を用いれば、人間関係やどこに誰と行ったかを検出することは可能である。しかし、それらは各々の人が能動的にデータを記録する必要があり、自動的にデータが記録されいくわけではない。そのため、データを意図的に登録しない限り人と人の交わりを検出できない。また、必ずしも“誰と”・“どこで”という情報が含まれるわけではない。したがって、バーチャル世界では断片的な関わりしか検出できない可能性がある。リアル世界でのデータはセンサを使えば自動的に取得することができる。それにより、意図的に登録しなくてもデータが蓄積していくため、

誤差情報を考慮した同行判定手法

表 1 リアル世界での交わりを検出するための技術比較

		エリアカバー	屋内	普及率	地点取得
絶対位置	GPS	○	×	○	○
	PlaceEngine	×	○	△	○
相対位置	Bluetooth	-	○	△	×
	Wifi	-	○	○	×

バーチャル世界を対象にするよりも洩れなく関係を検出できる可能性が高い。同時に、バーチャル世界とは異なり、データを詐称することが難しいという特徴がある。匿名性を悪用した事件が課題となる今日、この意味合いは大きいと考える。

以上のことから、我々はバーチャル世界ではなく、リアル世界を対象として同行しているかどうかを検出する手法について検討する。

3.2 絶対位置の利用と相対位置の利用の比較

3.1節では、リアル世界での交わりを検出するための技術として、絶対位置を利用する方法と相対位置を利用する方法をあげた。絶対位置を利用する方法と相対位置を利用する方法とを比較すると表1のようになる。なお、PlaceEngineの技術自体は近接無線通信を用いたものであるが、位置情報として座標を与える手法なので絶対位置を利用する方法に分類した。

絶対位置を利用する方法と相対位置を利用する方法はそれぞれ短所と長所がある。絶対位置を利用する方法は、GPSでは屋内に非常に弱く、PlaceEngineではエリアカバー率が低いといった欠点がある。しかし、座標(絶対的な位置)を用いて一緒にいるかの判定ができるため、どの地点にいたかを特定できる。相対位置を利用する方法は、屋外・屋内に影響されず、エリアカバーも関係なく検出することが可能である。しかし、お互いの相対的な位置で判定を行うため、それだけではどの地点にいたかを特定することができない。したがって、どこで同行していたかの情報が欲しければ絶対位置を利用した方法、場所にとらわれず同行をとりたければ相対位置を利用した方法といったように、何を重視するかでどちらの技術を利用するか変わってくる。

我々は“どこで”一緒にいたかを重視している。人の行動や人間関係を検出するためには、一緒にいた場所がどこであるかは非常に重要である。文献⁷⁾では、人間の行動は時間や場所、現在の状況などのコンテキストによって大きく左右されることが述べられている。また1章でも述べた通り、誰と一緒にいるかによっても行動は変化する。例えば、同伴者が同じであっても、家と一緒にいたのか外で一緒にいたのかでは大きく意



図 1 実際のルートと計測されたルート

味合いが変化する。このように、時間・場所・現在の状況・同伴者などのコンテキストによって行動がかわってくるため、“誰と”・“どこで”という組み合わせた情報が非常に重要な要因となる。

以上のことから、本稿では相対位置を用いた方法ではなく、座標による絶対位置を用いた方法についての同行判定手法に関して言及していく。

4. 課題とアプローチ

4.1 課題

位置情報を計測すると、そのデータには多かれ少なかれ誤差が含まれている。図1は二人で一緒に歩いたときのルートと、携帯していたGPS端末でそれぞれが計測したルートを示している。このときの計測は、同じ型番の機種を使用し、二人ともズボンのポケットに入れて計測するというように、なるべく同じ条件になるようにして計測を行った。ほぼ同じ条件で計測しているにもかかわらず、計測されたルートの差異は大きい。このように、計測されたデータは誤差を含んでおり、同じ時刻で同じ場所、同じ機種であったとしても計測結果は異なる。計測結果は誤差によって大きく左右されるため、計測された座標の位置をそのまま使って同行判定を行うと、正しい判定ができない場合がある。

表2は、計測されたデータから得られた誤差の目安を表す値(低いほど誤差が少ない)の変化を5秒おきにみたものである。この表からわかるように、1分間でも誤差の目安を表す値が刻々と変化する様子がみら

表 2 計測精度の変化

経過時間	誤差の目安値
0 秒後	2.1
5 秒後	2.1
10 秒後	4.1
15 秒後	6.3
20 秒後	4.1
25 秒後	3.6
30 秒後	3.1
35 秒後	2.1
40 秒後	2.1
45 秒後	6.7
50 秒後	2.1
55 秒後	2.1

れる。したがって、計測されたデータ群は計測精度の良い場合の位置と悪い場合の位置とが入り交じっていることが大半である。このように、取得できる位置情報は誤差が含まれておらず、その度合いは各計測ごとに異なっている。この誤差はフィルタリングや補正などの処理を行うことで軽減できるが、完全にはなくならない。

計測された位置情報に誤差が含まれていると、同行判定を行う際に次のような問題が生じる。

- 実際の距離が遠くても、誤差で計測された点の距離が近くになってしまい、同行していると判定される可能性がある
- 実際の距離が近くても、誤差で計測された点の距離が遠くになってしまい、同行していないと判定される可能性がある

このように、誤差によって同行していないのに同行している判定をしてしまったり、あるいはその逆の判定をしてしまうという問題が生じる。この問題が存在するため、二人の距離が何 m 以内だったら一緒にいると判定する手法では、誤差に対応した判定を行うことができない。したがって、誤差を考慮した判定手法を考える必要がある。

4.2 課題解決へのアプローチ

GPS や PlaceEngine からは位置情報のほかに、計測された位置がどれくらいの誤差を含んでいる可能性があるかという情報を得ることができる。我々は、この誤差情報を利用し、誤差の度合いによって同行判定の基準を変動させることで計測精度によるズレを軽減させる手法を提案する。そして、誤差と計測距離の関係から同行しているかどうかの確度を算出することにより、判定精度の向上をはかる。

5. 提案手法

ここでは GPS を使用した場合の手法について述べ

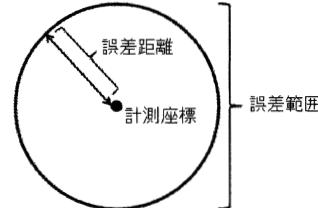


図 2 DOP 値による誤差範囲

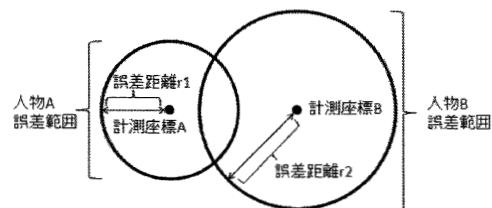


図 3 誤差範囲の重なり

る。GPS 以外にも PlaceEngine 等の座標と誤差情報を含むものであれば、本手法と同等の考え方で判定精度を向上させることができると可能である。また、提案する手法は 1 対 1 で判定することを前提としている。

5.1 誤差情報の利用

GPS を計測した時の誤差の目安となるものとして DOP(Dilution of Precision) 値というものがある。DOP 値とは、補足した衛星数の数や配置場所、信号の強度を元に算出され、GPS 計測時の精度の劣化具合を表す値である。DOP 値は、値が小さいほど計測精度が高く、大きいほど計測精度が低いことを示している。また、 $2\text{drms}(2 \times \text{distance root mean square})$ という測位誤差の目安となるものもある。この 2drms を半径とする円内におよそ 95% の測位点が入ると言われている⁸⁾。そこで、本手法では DOP 値に 2drms をかけたものを誤差距離 r と定義する。

$$r = \text{DOP} \times 2\text{drms} \quad (1)$$

式 1 を定義することで、計測座標からの誤差範囲を図 2 のように示すことができる。したがって、図 3 のように人物 A と人物 B の計測座標の誤差範囲同士が重なっていれば、一緒にいる可能性があるということがいえる。

5.2 2 次元閾値

2 者間の計測座標の距離を計測距離、それぞれの誤差距離を足し合わせたものを合成誤差距離とする。この 2 つを軸にとると、2 次元平面に閾値を設定することが可能となる(図 4)。1 次元で判定基準を設けるよりも、2 次元の方がより複雑な判定基準を設定するこ

誤差情報を考慮した同行判定手法

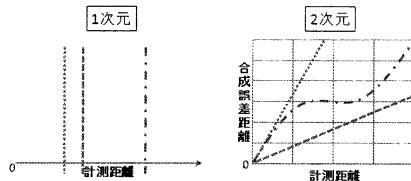


図 4 1 次元と 2 次元の閾値設定の比較

とができる。このように、2次元平面に閾値を設定できるようにすることによって、より正確な判定が可能となる。

5.3 同行度の定義

ある地点において同行していた(一緒にいた)可能性を示す確度を定義し、それを同行度と呼ぶ。同行度は0から1の数値をとり、1に近いほど同行している可能性が高く、0に近いほど可能性は低いことを表す。人物Aの計測座標Aと人物Bの計測座標Bとの距離を計測距離d、人物Aの誤差距離をr₁と人物Bの誤差距離をr₂を足した値を合成誤差距離Rとした場合(図5)、例えば以下のような式で同行度Fを定義できる。

$$F = 1 - \frac{d}{R + d} \quad (2)$$

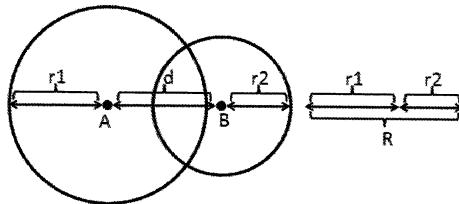


図 5 計測距離 d と合成誤差距離 R(r₁+r₂)

同行度Fを、計測距離dと合成誤差距離R軸にしたグラフで表すと図6のようになる。したがって、同行度Fは2者間の計測距離dと合成誤差距離Rとの関係をあらわしたものとの区切りとして使用できる。そのため、計測距離dや合成誤差距離Rを考慮して同行度Fによる区切りを変化させることにより、より正確な同行判定を行うことができる。例えば図7のように、同行度Fと合成誤差距離Rを複数組み合わせることによって、同行と非同行を分けるような閾値が設定可能となる。

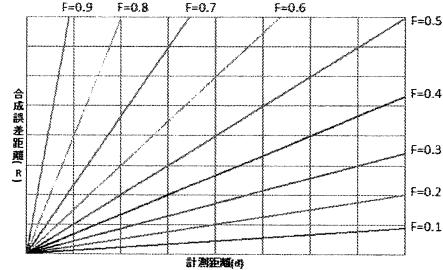


図 6 同行度(F)と計測距離(d)と合成誤差距離(R)の関係

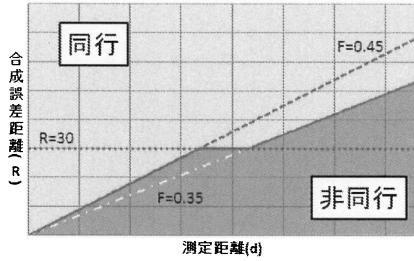


図 7 閾値設定の例

6. 評価実験と考察

6.1 従来手法との比較評価

実測データから本手法を用いた場合の正解率と計測距離のみで判定を行う手法を用いた場合での正解率を求め、それらを比較することにより評価を行った。

6.1.1 比較対象

本手法の比較対象の手法として、測定距離が閾値以内であったら同行していると判定する手法(以下従来手法)を用いる。従来手法の閾値として10m, 20m, 30m, 40m, 50m, 60mを用い、それぞれの閾値ごとに判定結果を求めた。また、本手法の閾値は以下のように設定した。

同行：以下の(1)または(2)を満たす

- (1) $F \geq 0.45$
- (2) $0.35 < F < 0.45$ かつ $R \geq 30$

非同行：以下の(1)または(2)を満たす

- (1) $F \leq 0.35$
- (2) $0.35 < F < 0.45$ かつ $R < 30$

※ F:同行度

※ R:合成誤差距離

6.1.2 比較方法

それぞれの手法の優位性を確かめるために、正解率を比較する方法を用いて評価を行う。ここでいう正解率とは、それぞれの判定手法により導き出された結果

が実際の結果と一致していれば正解とし、その正解の数が評価対象データ数のうち何割であったかということを示す値である。

評価対象となるデータは、同じ時刻に同じ型番の機種を用いて計測した二人のデータを使用する。このデータは2セットあり、片方は同行時間が長かったときのデータ(Data1)であり、もう一つは同行時間が短かったときのデータ(Data2)である。判定に用いるデータのサンプリングレートは1Hzである。そして、それぞれの座標点の数は、Data1は4,252点であり、Data2は26,245点である。なお、Data1とData2は別の日、別の場所で測定したデータである。

判定するデータは、同行／非同行クラスと計測精度が良い／悪いクラスとを組み合わせた4つのクラスに分けて行う。“同行／非同行”とは、二人が実際に同行していた／していなかった部分のデータのことをさす。“計測精度が良い／悪い”とは、DOP値が低い／高い部分のデータのことをさす。これらのクラスを組み合わせて、同行かつ計測精度が良い、同行かつ計測精度が悪い、非同行かつ計測精度が良い、非同行かつ計測精度が悪いデータをData1,Data2から抽出し、それぞれに対して正解率を求めた。なお、この比較において、DOP値が低い／高いを決める閾値は5としている。一般的にDOP値が5以下であれば信用できるため、本評価実験においてもその基準を利用した。また、データの測定を行ったGPSデバイスの2drms値はWAAS使用時で1~5mとされている^{☆☆}ため、2drms = 5として誤差距離の計算を行った。

判定を行う際には2者間の計測データを時間間隔T=1分で計測距離と合成誤差距離を平均化した。1点で判定を行うよりも1分間にまとめた方がどちらの手法も判定精度が向上するため、平均化する処理を行った。

平均化したData1,Data2の各クラスの割合は図8のようになる。それぞれ同行／非同行に偏ったデータを用いることで、同行／非同行の割合による差異が現れにくくなるよう配慮した。なお、計測精度はどちらも半々に近い割合となっている。

6.1.3 比較結果

表3,4はData1,Data2についての、表5はData1とData2をあわせたときの同行判定正解率の結果である。また、図9,10はData1,Data2についての、図11はData1とData2をあわせたときの正解率を各

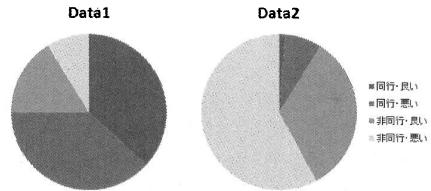


図8 Data1,Data2 の各クラスの割合

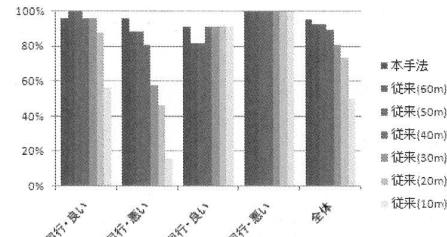


図9 同行判定正解率の比較 (Data1)

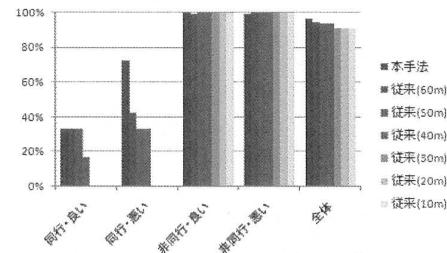


図10 同行判定正解率の比較 (Data2)

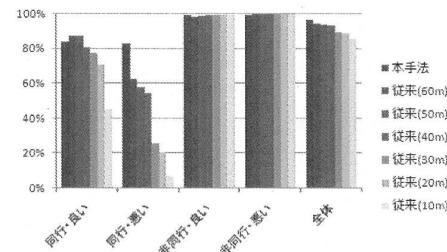


図11 同行判定正解率の比較 (Data1,2 の合計)

クラスごとにグラフで表したものである。表3,4の縦方向にあるカラムは同行判定を求める手法を示している。“従来”と書いてあるものは従来手法のことをさし、括弧の中の数値が計測距離の閾値になっている。また、横方向にあるカラムはクラスごとの正解率を示している。

6.2 考察

表3-5、図表9-11から分かる通り、どちらのデータ

[☆] <http://akademeia.info/index.php?GPS>

^{☆☆} カタログスペックより。 http://www.globalsat.com.tw/eng/product_detail1_00000090.htm

誤差情報を考慮した同行判定手法

表 3 同行判定正解率の比較 (Data1)

	同行 良い	同行 悪い	非同行 良い	非同行 悪い	全体
本手法	96.00%	96.15%	90.91%	100.00%	95.59%
従来 (60m)	100.00%	88.46%	81.82%	100.00%	92.65%
従来 (50m)	100.00%	88.46%	81.82%	100.00%	92.65%
従来 (40m)	96.00%	80.77%	90.91%	100.00%	89.71%
従来 (30m)	96.00%	57.69%	90.91%	100.00%	80.88%
従来 (20m)	88.00%	46.15%	90.91%	100.00%	73.53%
従来 (10m)	56.00%	15.38%	90.91%	100.00%	50.00%

表 4 同行判定正解率の比較 (Data2)

	同行 良い	同行 悪い	非同行 良い	非同行 悪い	全体
本手法	33.33%	72.73%	100.00%	99.21%	96.55%
従来 (60m)	33.33%	42.42%	99.31%	100.00%	94.48%
従来 (50m)	33.33%	33.33%	100.00%	100.00%	94.02%
従来 (40m)	16.67%	33.33%	100.00%	100.00%	93.79%
従来 (30m)	0.00%	0.00%	100.00%	100.00%	91.03%
従来 (20m)	0.00%	0.00%	100.00%	100.00%	91.03%
従来 (10m)	0.00%	0.00%	100.00%	100.00%	91.03%

表 5 同行判定正解率の比較 (Data1,2 の合計)

	同行 良い	同行 悪い	非同行 良い	非同行 悪い	全体
本手法	83.87%	83.05%	99.35%	99.22%	96.42%
従来 (60m)	87.10%	62.71%	98.06%	100.00%	94.23%
従来 (50m)	87.10%	57.63%	98.71%	100.00%	93.84%
従来 (40m)	80.65%	54.24%	99.35%	100.00%	93.24%
従来 (30m)	77.42%	25.42%	99.35%	100.00%	89.66%
従来 (20m)	70.97%	20.34%	99.35%	100.00%	88.67%
従来 (10m)	45.16%	6.78%	99.35%	100.00%	85.49%

に対しても非同行時の判定は計測精度の善し悪しを問わず、本手法でも従来手法でも正解率はほとんど変わらなかった。また、同行かつ計測精度の良いクラスに関しては、従来手法は閾値の設定により大きな差が現れたが、閾値の選び方によっては本手法と正解率があり変わらなかった。しかし、同行かつ計測精度の悪いクラスに関しては、本手法と従来手法では大きな差が見られた。Data1, Data2 を合わせた結果(表5、図11)を見てみると、同行時の計測精度による正解率の差は、本手法では 0.82% であるのに対し、従来手法では最小でも 24.39% の差が出ている。また、Data1, Data2 どちらのデータに対しても、従来手法は計測精度いクラスの場合、非同行の正解率は良いが、同行の正解率は悪い。それにくらべ、本手法では従来手法ほど同行／非同行の正解率の差がでていなく、計測精度の良い／悪いでも正解率の差は出でていない。

従来手法では閾値の設定によって計測精度が良いときの正解率に影響を及ぼす。閾値の値を低くすると、非同行かつ計測精度が良いクラスの正解率は高くなる

が、同行かつ計測精度が良いクラスは正解率が下がる。また、閾値を高くするするとその逆の現象が起きる。従来手法では、これらの正解率を両立させることが難しい。したがって、どちらかに偏っているデータを判定した場合、極端に正解率が高くなるか低くなるかという結果になり、安定した判定を行うことができない。

このように、従来手法では GPS の計測精度による正解率のばらつきが大きい。よって、GPS の計測精度の良い場所や悪い場所が入り交じっているデータに対しては、計測距離のみで判定する従来方式よりも、本手法のほうが安定した正解率を導き出せる。

本手法は、DOP 値という誤差の程度を表す値を使用することにより、計測地点の誤差範囲を求め、合成誤差距離と計測距離から算出する同行度を用いることで、より正確な同行判定を行うことができる。このように、本手法を用いることで計測環境に対してロバストな、精度が高い同行判定を行うことが可能となる。

7. ま と め

本稿では、人と人の交わりの重要性について述べ、その検出方法のひとつとして同行度を用いる手法について述べてきた。そして、提案手法が従来手法よりも安定して判定精度の高い結果を出せることを示した。また、同行判定ができることがログを利用して社会生活のサポートにおいてどのように応用可能なのかについて 3 つの例を示した。

今後は、複数人の同行を容易に判定できる手法を確立する予定である。本手法は 1 対 1 で判定するため、そのまま全検索すると非常に時間がかかる。これを回避する方法として、文献⁹⁾で述べているような類似している軌跡を検索する手法を用いて対象範囲を狭めるといったアプローチがあげられる。このように、複数人の同行を調べたいときに実用的な速度が出ないという問題があるため、これの解決に取り組んでいく。また、2 章で述べたログを利用して社会生活のサポートへの応用例について、実際にどれくらい有用になるのかについて検証していく予定である。

参 考 文 献

- 1) 井上淳子, “購買行動における同伴者の影響：母娘ショッピングの観点から”, 産研アカデミック・フォーラム, 2005, vol.13, p29-40.
- 2) 西野 正彬, 他, “滞在地遷移情報からの行動パターン発見方法の検討”, 第 20 回ユビキタスコンピューティング研究会, 2008.
- 3) 青木 政勝, 他, “ログを利用して移動手段判定の検討”, 第 20 回ユビキタスコンピューティング研究会, 2008.
- 4) 畠本 純一, 塩野崎 敦, 末吉 隆彦, 味八木 崇, “PlaceEngine: 実世界集合知に基づく WiFi 位置情報基盤”, インターネットコンファレンス 2006, pp.95-104, 2006.
- 5) 鄭 哲成, 西尾 信彦, “GRECOM: グループペースのサービス提供に向けたグループコンテキスト管理機構”, 第 17 回ユビキタスコンピューティングシステム研究発表会, 2008.
- 6) Lada A. Adamic, Eytan Adar, “Friends and Neighbors on the Web”, Social Networks, Vol. 25, No. 3, pp. 211?230, 2003.
- 7) 関沢 英彦, 鷺田 祐一, ミカエル ビヨルン, “シチュエーションマーケティング”, かんき出版, 2008.
- 8) 安田明生, “GPS の現状と展望”, 電子情報通信学会誌, Vol.82, No.12, pp.1207-1215, 1999.
- 9) 柳澤 豊, 赤埴 純一, 佐藤 哲司, “移動軌跡データに対する類似度検索手法”, 科学技術フォーラム, 2002.