

屋外行動支援のための GPS 搭載携帯電話を用いた 移動経路の逐次的精錬手法

山田 直治^{†1} 磯田 佳徳^{†1}
南 正輝^{†2} 森川 博之^{†2}

本論文では、GPS 搭載携帯電話で得られた、測位間隔が長く、測位誤差が大きく、蓄積期間が短い位置情報の履歴から、ユーザが移動中に通過した経路（以降、移動経路と記載）を正確に推定する手法を示す。移動中に取得した連続する 2 つの位置を包含する最小矩形で移動経路を表現し、過去と同一の移動経路を通過したことを検知して、新たに取得した位置情報を用いて移動経路を逐次的に精錬することで、移動経路を正確に推定する。被験者 6 名の 6~14 カ月間の位置情報を用いた評価実験により、移動経路が逐次的に精錬されて正確に推定できていることを示す。また、逐次的に精錬された移動経路履歴を用いることで、次に滞在する位置とそこへ至る移動経路を高精度に予測できることを示す。

Incremental Route Refinement with GPS Enabled Cellular Phones for Human Behavior Support

NAOHARU YAMADA,^{†1} YOSHINORI ISODA,^{†1}
MASATERU MINAMI^{†2} and HIROYUKI MORIKAWA^{†2}

This paper proposes a route identification method from a small amount of infrequently acquired GPS points with large error. The route is identified by the minimum bounding rectangle of two consecutive GPS points and refined by the newly acquired GPS points when the user passes along the same route again. An experiment with 6 subjects over periods of 6-14 months demonstrates that the more often a user passes along a significant route, the more precisely the proposed approach can identify it. Furthermore, this paper shows an accurate route prediction method based on the refined route histories.

1. はじめに

ユーザの行動を把握し、その行動に基づいて適切な情報を提供することで、ユーザの行動を支援するサービス（以降、行動支援サービスと記載）が注目されている。これまでに、さまざまなセンサを用いてユーザの行動を把握する方式が提案されてきたが¹⁾、その中でも、GPS (Global Positioning System) で取得した位置情報に基づく行動支援サービスは、多くの携帯電話に GPS が搭載されていることもあり、安心安全¹⁶⁾、広告¹⁵⁾、情報配信⁶⁾などで実用化されている。たとえば、NTT ドコモの i コンシェル⁶⁾では、GPS 携帯電話を用いてユーザの位置情報を定期的に取得し¹⁷⁾、現在地周辺のイベント情報やレストラン情報、最終電車情報を提供しており、2010 年 3 月末時点における契約者数は約 420 万人にのぼる⁷⁾。

既存サービスの多くはユーザの現在地を利用しているが、それに加えて蓄積した過去の位置情報（以降、位置情報履歴と記載）を利用することで、ユーザの行動をより正確に把握し、さらにきめ細かな支援を行うことが可能となる。たとえば、ユーザが普段よく滞在・通過する場所（以降、日常エリアと記載）や、逆に普段あまり滞在・通過しない場所（以降、非日常エリアと記載）を把握することで、日常エリアにいる場合にはタイムセールなどの新着情報、非日常エリアにいる場合には人気レストランなどの定番情報と、ユーザが現在地についてどの程度精通しているかに応じた情報提供が可能となる。また、ユーザが滞在する位置（以降、滞在地と記載）や、そこへ至るまでにユーザが通過する経路（以降、移動経路と記載）を予測することで、これらのエリアに関する電車運行情報・道路交通情報・イベント情報などを先回りして提供することが可能となる。

位置情報履歴を利用した行動支援サービスを実現するためには、日常・非日常エリアの推定や、滞在地・移動経路の推定・予測を正確に行わなければならない。その際、以下の 4 つの要件を満たす必要がある。要件 1 として、サービス利用開始後すぐにユーザがサービスの価値を享受するために、1 度でも滞在した位置や、移動した経路を位置情報履歴から推定できなければならない。要件 2 として、通話やメールといった通常利用の妨げにならないよう、一般的な充電間隔である 2~3 日間は継続して携帯電話が動作するようにしなけれ

^{†1} NTT ドコモサービス&ソリューション開発部
Service & Solution Development Department, NTT DOCOMO, INC.

^{†2} 東京大学先端科学技術研究センター
Research Center for Advanced Science and Technology, The University of Tokyo

ばならない。それに向けて、位置情報を取得する時間間隔を長くし、携帯電話の電力消費量を抑制する必要がある。要件 3 として、携帯電話は GPS 衛星を 4 局以上捕捉できない場合、携帯電話の基地局位置も利用するため、測位誤差は大きくなり、最大で 4km 程度になる。このような場合でも、滞在地や移動経路の推定を正確に行わなければならない。要件 4 として、行動支援サービスを運用するサーバのコストを抑えるために、日常・非日常エリアの推定や、滞在地・移動経路の推定・予測にともなう計算量は少ないことが望ましい。すなわち、少量で、測位間隔が長く、測位誤差の大きい位置情報履歴から、計算量を抑えつつ、滞在地や移動経路を正確に推定・予測することが求められる。

位置情報履歴を用いた日常・非日常エリアの推定や滞在地・移動経路の予測については、これまでに多くの手法^{2)-4),8),10),11),13),24)}が提案されてきたが、いずれも上述したすべての要件を同時に満たしていない。文献 4), 8), 13), 20), 24) は、滞在地を特定し、過去のユーザの滞在地に基づく手法を提案しているが、移動経路の特定ができていないため、ユーザが移動している状況下では、日常エリアなのか、非日常エリアなのかを判定することが困難となる。これを解決するために、文献 2), 3), 10), 11), 20) は、滞在地に加えて移動経路を特定し、その移動経路履歴に基づいて日常・非日常エリアの推定や、滞在地・移動経路の予測を行う手法を提案している。しかしながら、これらの手法は、事前に大量の位置情報履歴が必要となり、要件 1 を満たしていない。そのため、履歴の蓄積に時間を要し、それまでの間、滞在地・移動経路の予測ができない。また、測位間隔が短いことを前提としており、要件 2 を満たしておらず、携帯電話の通常利用に支障をきたす。文献 20), 21) は、カーナビゲーションのマップマッチングを用いて、ユーザの移動経路を特定しているが、マップマッチングを行うためには、道路情報をつねに最新に維持するシステムが別途必要となる。また、マップマッチングを行うための計算量が増大し、要件 4 を満たせない。

本研究では、移動経路を逐次的に精練することにより、測位間隔が長く、測位誤差が大きく、蓄積期間が短い位置情報履歴から、移動経路を正確に推定する手法（以降、逐次的移動経路精練手法と記載）を示す。具体的には、まず、移動中に取得した連続する 2 つの位置を包含する最小矩形（MBR: Minimum Bounding Rectangle）によって移動経路を表現することにより、移動中に取得した位置情報履歴から移動経路を特定する。次に、ユーザが過去と同一の移動経路を通過したことを検知し、過去の移動経路を構成する位置情報群へ、新たに取得した位置情報を追加して位置情報間の移動経路を適切に補間することで、測位間隔が長い場合においても、移動経路を正確に特定できる。さらに、過去の移動経路を構成する測位精度の低い位置情報と、新たに取得した測位精度の高い位置情報を入れ替えて、移動経

路を構成する位置情報の精度を向上させることにより、測位誤差が大きい場合においても、移動経路を正確に特定できる。このように、本手法により、ユーザが同じ移動経路を繰り返し通過するにつれて移動経路が精練されてより正確になり、日常・非日常エリア推定や滞在地・移動経路予測の精度を向上させることが可能となる。

本論文の構成は以下のとおりである。まず 2 章で、関連研究について整理し、本研究の位置づけを明確化する。次いで 3 章で、逐次的移動経路精練手法と、移動経路履歴を用いた滞在地・移動経路予測手法について述べる。4 章では、3 章で示した手法の実装と評価を行い、5 章でまとめとする。

2. 関連研究

本章では、まず、滞在地に基づいて日常エリアを推定する手法（以降、日常エリア推定手法と記載）、および次の滞在地を予測する手法（以降、滞在地予測手法と記載）について述べ、本論文の目的である、移動経路を推定することの重要性を明確にする。さらに、従来の移動経路に基づく日常エリア推定手法、および滞在地・移動経路予測手法について述べ、要件 1：位置情報履歴の蓄積期間が短くても推定・予測可能であること、要件 2：測位間隔が長くても推定・予測可能であることを満たしていないことを明確にする。

日常エリア推定および滞在地予測手法に関する従来研究の多くは、滞在地を特定し、それを蓄積することで、統計的に推定、予測する手法を示している。comMotion¹³⁾ はユーザが入った施設を滞在地ととらえ、ユーザが施設に入ると GPS 衛星の信号が取得できなくなる特性を利用して滞在地を特定している。一方、Ashbrook ら⁴⁾、Kang ら⁸⁾、西野ら²⁴⁾ は、ユーザが一定時間滞在地に滞在したエリアが滞在地であると考え、それぞれ K-means 法、time-based clustering、DBSCAN¹²⁾ を用いて滞在地を特定している。蓄積した過去の滞在地（以降、滞在地履歴と記載）から、システムは自宅、オフィス、お気に入りのお店などユーザが頻繁に訪れる滞在地を日常エリアとして特定することが可能となる。また、滞在地履歴から、滞在地間の遷移関係をマルコフモデル^{4),8)} や系列マイニング^{14),24)} を用いてモデル化することで、現在の滞在地から次に訪れる確率の高い滞在地を目的地として予測している。

しかしながら、滞在地履歴に基づく日常エリア推定手法では、滞在地のみを考慮しており、本論文が目的とする移動経路を考慮していない。そのため、ユーザが移動している状況下では、日常エリア・非日常エリアの判定が困難である。また、滞在地履歴に基づく滞在地予測手法には以下の 3 つの問題がある。まず、自宅や会社などといった行動の起点となる滞在地では、多くの滞在地について誤った予測を行ってしまう。たとえば、自宅から最もよ

く訪れる滞在地が会社であるとする、自宅にいる場合の次の目的地は必ず会社になってしまう。次に、これらの手法は滞在地のみに着目しているため、滞在地間でユーザが移動した経路を予測することができない。そのため、電車の運行情報や道路交通情報といった、移動経路上に関する情報を提供することができない。さらに、ユーザが初めて訪れた滞在地では、他の滞在地へ移動した履歴がないため、他の滞在地との遷移関係をモデル化できず、次の目的地の予測ができない。たとえば、ユーザが帰宅経路上にある飲食店に初めて立ち寄り、食事をしてから、帰宅したとする。この場合、ユーザにとっては日常エリアであるが、この飲食店から自宅への遷移関係が存在しないため、次の目的地として自宅を予測することができない。

滞在地に基づく日常エリア推定手法、滞在地予測手法における上述した問題を解決するために、ユーザの移動経路を推定し、移動経路に基づく日常エリア推定手法、および滞在地・移動経路予測手法が提案されている。Zhou ら^{2),3)} は density and join-based clustering により、Liao ら^{10),11)} は階層型マルコフモデル⁵⁾、階層型 Conditional Random Fields⁹⁾ により移動経路を推定している。ユーザが通過した移動経路を蓄積することにより、通勤・通学経路、お気に入りのお店までの移動経路など、ユーザが頻繁に移動する経路を日常エリアとして特定することが可能となる。また、現在地と空間的に同一と判定された過去の移動経路を特定することで、当該移動経路を通過後に滞在地・移動経路として特定することができる。さらに初めて訪れた滞在地からの滞在地・移動経路についても、既知の移動経路と空間的に同一と判定された時点で、予測することができる。

しかしながら、これらの手法は、クラスタリング手法を用いており、事前に大量の位置情報履歴が必要となり、要件 1 を満たしていない。特に測位間隔が長く、ユーザが移動している状況下では、移動経路上における位置情報の間隔が広がってしまうため、十分な位置情報履歴を蓄積するまでに時間を要する。また、これらの手法は測位間隔が短いことを前提としているため、要件 2 を満たしておらず、携帯電話の通常利用に支障をきたす。このように、1 章で示した要件、すなわち、少量で、測位間隔が長く、測位誤差の大きい位置情報履歴から、計算量を抑えつつ、移動経路を正確に推定する手法は確立されていない。

3. 逐次的移動経路精練システム

3.1 システム構成

図 1 に、移動経路を逐次的に精練するシステム（以降、逐次的移動経路精練システムと



図 1 逐次的移動経路精練システム

Fig. 1 Incremental route refinement system.

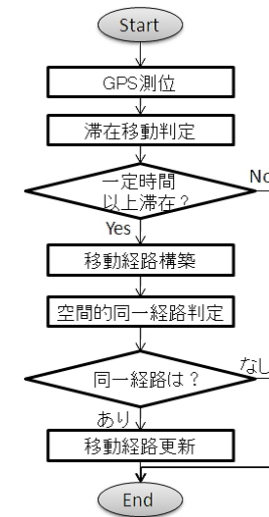


図 2 逐次的移動経路精練処理フロー

Fig. 2 Incremental route refinement procedure.

記載)の構成図を示す。本システムは、ユーザが携行する GPS 搭載携帯電話と逐次的に移動経路を精練するサーバ（以降、逐次的移動経路精練サーバ）から構成される。GPS 搭載携帯電話では、位置情報を定期的に取得し、逐次的移動経路精練サーバへ送信する。逐次的移動経路精練サーバでは、取得した位置情報に基づいて、滞在中・移動中の判定や、移動経路の推定、空間的に同一となる移動経路の特定、移動経路の更新を行う。ここで、空間的に同一の関係とは、(i) 2 つの移動経路、(ii) 移動経路と位置、(iii) 2 つの位置に対して定義され、両者に共通領域が存在することを指す。

図 2 に逐次的移動経路精練処理のフローを示す。まず、GPS 機能が位置情報を定期的に取得し、携帯電話網を介して逐次的移動経路精練サーバへ送信する。逐次的移動経路精練サーバは、滞在地判定機能において、移動経路の出発地、到着地を特定するために、受信した位置情報履歴からユーザが滞在中か移動中かを判定する。ここで、移動経路の出発地および到着地とは、ユーザが移動する直前および直後に滞っていた位置である。ユーザが一定時間以上滞在中であれば、移動経路構築機能において、直前の移動中に取得した位置情報からユーザの今回の移動経路を特定する。次に、空間的同一経路判定機能において、今回の

移動経路と空間的に同一となる過去の移動経路を移動経路履歴から特定する．空間的に同一となる過去の移動経路があれば，移動経路更新機能において，直前の移動中に取得した位置情報を用いて過去の移動経路を更新する．以降では，各機能についてその詳細を説明する．

3.2 移動経路の構築

(1) GPS 測位機能

GPS 測位機能は，携帯電話上の GPS モジュールによりユーザの位置情報を定期的に取得する．この際，測位誤差が大きいこと，電力消費量が多いことの 2 つの課題がある．測位誤差の課題について，GPS 携帯電話は GPS 衛星を 4 局以上捕捉できない場合，携帯電話の基地局位置も利用するが，この場合には測位誤差が大きくなる．これについて被験者 6 名が通常の生活をしながら，5 分間隔で 7 カ月間位置情報を取得した．なお，通常の生活をしている場所は，自宅のある住宅地や，会社のある都心部のビル街が含まれる．被験者 1 名の生活場所を図 23 に示している．その結果，60%の位置情報が測位誤差 100 m 以下であったものの，10%強の位置情報が測位誤差 1 km 以上であった．電力消費量の課題について，GPS 測位間隔を短くすると，携帯電話の電力消費量が大きくなり，通話やメールといった携帯電話の通常利用に支障をきたす．

測位誤差の問題に対し，本研究では GPS モジュールが測位時に算出する推定測位誤差を考慮して位置情報を表現する．推定測位誤差とは，測位結果に対する水平方向の位置精度の劣化度合いを表す HDOP (Horizontal Dilution of Precision) に基づいて算出される．なお，推定測位誤差の具体的な算出は GPS チップ内で行われているが，その算出式は公開されていない．本研究では，GPS チップから出力された推定測位誤差をそのまま利用することとする．本論文では，位置情報を，位置 ${}^i p_j$ と測位時刻 ${}^i t_j$ で表す．位置 ${}^i p_j$ は i 回目の移動において， j 番目に取得した位置であり，緯度・経度を中心とし，1 辺が推定測位誤差の 2 倍であるような正方形で表現する (図 3)．位置は測位誤差を考慮した円形で表現されることが一般的だが，本研究では移動経路構築の計算量を軽減するために，移動経路を構成する位置を正方形で表現し，移動経路を矩形で表現する (後述)．位置を円形ではなく正方形で表現することにより，移動経路構築の計算量をどの程度軽減できるかについては，4.1 節 (3) で評価する．

GPS 測位の電力消費量が多い問題について，事前実験として，5 分おきに GPS 測位を行い，取得した位置情報をサーバへ送信する処理を実施し，携帯電話の駆動時間を計測した．その結果，携帯電話の駆動時間は，2 日間と 10 時間であった．一般に，8 割のユーザは毎日，もしくは 2~3 日おきに携帯電話を充電することから¹⁹⁾，要件 2 を満たすために，

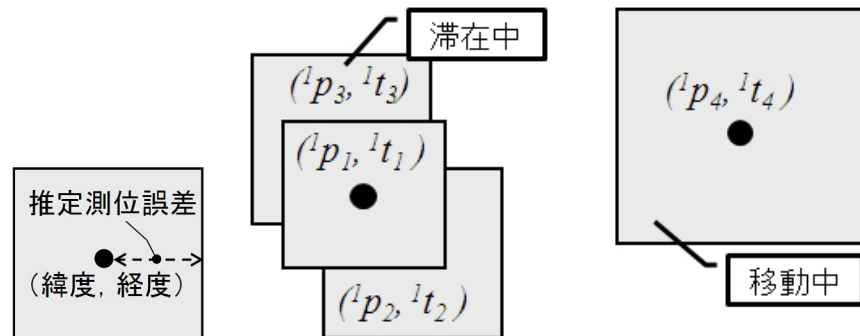


図 3 位置情報
Fig. 3 GPS point.

図 4 滞在移動判定
Fig. 4 Identification of the states of move and stay.

本研究では，GPS 測位間隔を 5 分間隔とする．

(2) 滞在移動判定機能

滞在移動判定機能では，移動経路の出発地，到着地を特定するために，複数の位置情報履歴からユーザが滞在中か移動中かを判定する．この際，ユーザが同じ場所に滞在中か移動中かとしても，前述した測位誤差の影響により，位置情報間の距離が大きくなる場合がある．

そこで本研究では，各位置情報の推定測位誤差を考慮するため，位置情報が空間的に同一か否かに基づいて判定を行う．つまり，過去 N 個の位置情報が空間的に同一であればユーザは滞在中と判定し，そうでなければユーザは移動中と判定する．たとえば，図 4 において， $N = 2$ とすると，1 回目の移動において 1 番目，2 番目，および 3 番目に取得した位置情報： ${}^1 p_1$ ， ${}^1 p_2$ ， ${}^1 p_3$ は空間的に同一であるため，ユーザは滞在中と判定される．一方， ${}^1 p_4$ は ${}^1 p_3$ と空間的に同一でないため，ユーザは移動中と判定される．

(3) 移動経路構築機能

移動経路構築機能は，移動中に取得した位置情報から移動経路を推定する．この際，測位誤差が大きい位置情報は不正確であるものの，移動経路上の位置情報が少ない場合には，移動経路を推定するうえで有用である．ただし測位誤差を考慮した移動経路とするために，連続する 2 つの位置情報を包含する領域で移動経路を推定するのが望ましい．2 つの位置情報を包含する領域として，楕円や矩形が考えられるが，本研究では連続する 2 つの位置情報を包含する領域を 2 つの座標で表現でき，移動経路構築の計算量を軽減できることから，最小包含矩形 (MBR: Minimum Bounding Rectangle) で移動経路を推定する．なお，移

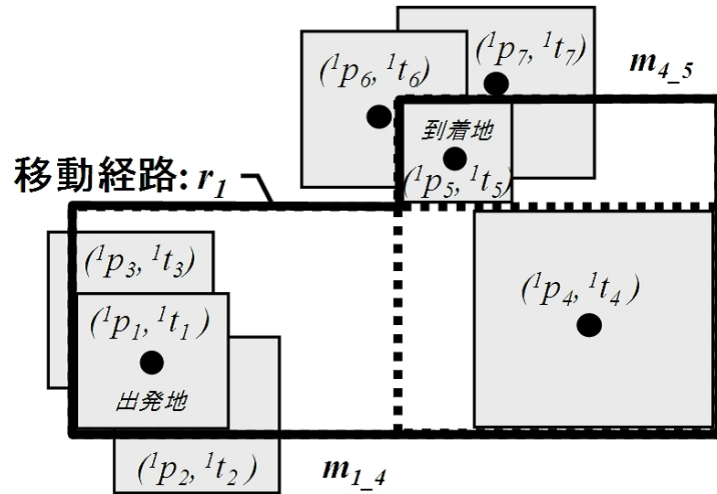


図 5 移動経路構築
Fig. 5 Route estimation.

動経路を矩形で表現する場合、楕円に比べて移動経路を示す空間的領域が大きくなるが、これは逐次的移動経路精練処理によって移動経路を構成する各矩形の空間的領域を小さくすることで、ほぼ同等になると考えられる。

本研究では、移動経路情報を、移動経路 r_i と当該経路を通過した回数 f_i (以下、通過回数と記載) で表す。移動経路 r_i ($1 \leq i \leq I$, I は移動経路の総数) は、ユーザが移動中に取得した位置 ${}^i p_j$ を測位時刻 ${}^i t_j$ 順に並べたうえで、隣接する 2 つの位置 (すなわち 2 つの正方形) を包含する MBR で表す。移動経路 r_i の定義を式 (1) に示す。

$$r_i = \{(({}^i p_{j_1}, {}^i t_{j_1}), ({}^i p_{j_2}, {}^i t_{j_2}), m_{j_1-j_2}) | 1 \leq j_1 \leq J, 1 \leq j_2 \leq J\} (1 \leq i \leq I) \quad (1)$$

ここで、 $m_{j_1-j_2}$ は、 ${}^i p_{j_1}$ と ${}^i p_{j_2}$ を包含する MBR を示す。また、 $\{({}^i p_{j_1} | 1 \leq j_1 \leq J), \{({}^i p_{j_2} | 1 \leq j_2 \leq J)\}$ (J は移動経路を構成する位置情報番号の最大値) は、移動経路 r_i 上を移動中に取得した位置情報である。

位置情報系列 $\{({}^1 p_j, {}^1 t_j) | 1 \leq j \leq 7\}$ ($N = 2$) から推定した移動経路 r_1 を図 5 に示す。システムは、まず、空間的に同一と判定された位置情報 ${}^1 p_1, {}^1 p_2, {}^1 p_3$ のうち、推定測位誤差が最も小さい ${}^1 p_1$ を出発地として特定する。次に、 $({}^1 p_4, {}^1 t_4)$ を取得し、システムは $(({}^1 p_1, {}^1 t_1), ({}^1 p_4, {}^1 t_4), m_{1-4})$ を移動経路 r_1 として推定する。さらに、 $({}^1 p_5, {}^1 t_5), ({}^1 p_6, {}^1 t_6),$

$({}^1 p_7, {}^1 t_7)$ を取得し、システムは空間的に同一と判定された 3 つの位置情報の中で最も推定測位誤差の小さい $({}^1 p_5, {}^1 t_5)$ を到着地に設定する。その結果、移動経路 r_1 は式 (2) で表される。

$$r_1 = \{(({}^1 p_1, {}^1 t_1), ({}^1 p_4, {}^1 t_4), m_{1-4}), (({}^1 p_4, {}^1 t_4), ({}^1 p_5, {}^1 t_5), m_{4-5})\} \quad (2)$$

3.3 移動経路履歴の更新

今回の移動経路と同一と判定された過去の移動経路が存在する場合には、今回の移動経路を構成する位置情報を用いて、過去の移動経路を更新する。具体的には、今回の移動経路を構成する位置情報と、過去の移動経路を構成する位置情報が空間的に同一である場合には、推定測位誤差の小さい位置情報のみを残すことで移動経路を補正する。これらが空間的に同一でない場合には、今回の移動経路を構成する位置情報を過去の移動経路に追加することで、移動経路を補間する。

(1) 空間的同一経路判定機能

空間的同一経路判定機能では、今回の移動経路 r_c と移動経路履歴内の過去の移動経路 r_s が空間的に同一か否かを判定する。同一か否かを判定するために、2 つの移動経路の空間的な重複関係を検知するが、GPS の実際の測位誤差が GPS モジュールが算出した推定測位誤差よりも大きくなる場合があり、実際には 2 つの移動経路が空間的に同一であるにもかかわらず、同一でないと判定されてしまう。

そこで本研究では、一方の移動経路を構成する位置と、もう一方の移動経路とのユークリッド距離を算出し、その累積値が閾値 TH_d を超えた時点で、別の移動経路と判定し、到着地まで閾値を超えなければ、空間的に同一経路と判定する。なお、閾値 TH_d について、複数の位置情報について、実際の誤差と、GPS モジュールが算出した推定測位誤差を比較したところ、両者の差は大きくても 200 m 程度であったことから、本研究では、閾値 TH_d を 200 m とする。

空間的同一経路判定のアルゴリズムを図 6 に示す。ここで、 ${}^s p_m, {}^s p_d, {}^s p_a$ はそれぞれ過去の移動経路 r_s を構成する位置情報、出発地、到着地を表し、 ${}^c p_i, {}^c p_d, {}^c p_a$ は今回の移動経路 r_c を構成する位置情報、出発地、到着地を表す。

今回の移動経路 r_{t1} と過去の移動経路 r_1 の空間的同一経路判定の例を図 7, 図 8 に示す ($TH_d = 200$ m)。 r_{t1} について、 r_{t1} の各位置情報: ${}^{t1} p_1, {}^{t1} p_2, {}^{t1} p_3, {}^{t1} p_4, {}^{t1} p_5$ はすべて r_1 と空間的に同一であり、 r_1 の各位置情報: ${}^1 p_1, {}^1 p_4, {}^1 p_5$ もすべて r_{t1} と空間的に同一である。そのため、 r_{t1} と r_1 は空間的に同一経路であると判定する。一方、 r_{t2} について、 r_{t2} の各位置情報のうち、 ${}^{t2} p_1$ は r_1 と空間的に同一であるものの、 ${}^{t2} p_2$ と r_1 の距離が 100 m、

1. $R_s = \{ r_s \mid {}^s p_d \text{ と } {}^c p_d, \text{ および } {}^s p_a \text{ と } {}^c p_a \text{ が空間的に同一である} \}$ とする.
2. 各 $r_s \in R_s$ について, $d = 0, i = 0, m = 0$.
3. 各 ${}^c p_i \in r_c$ について,
4. ${}^c p_i$ が r_s と空間的に同一でなければ,
 ${}^c p_i$ と r_s とのユークリッド距離 d_c を算出し, $d = d + d_c$.
5. $d \geq TH_d$ となれば, r_c は r_s と別経路であると判定し, 2へ.
6. ${}^c p_i = {}^c p_a$ となれば, $d = 0$ とし, 7へ. ならなければ $i = i + 1$ とし, 3へ.
7. 各 ${}^s p_m \in r_s$ について,
8. ${}^s p_m$ が r_c と空間的に同一でなければ,
 ${}^s p_m$ と r_c とのユークリッド距離 d_s を算出し, $d = d + d_s$.
9. $d \geq TH_d$ となれば, r_s は r_c と別経路であると判定し, 2へ.
10. ${}^s p_m = {}^s p_a$ となれば, r_s は r_c と同一経路と判定し, 2へ.
11. ${}^s p_m = {}^s p_a$ とならなければ, $m = m + 1$ とし, 7へ.

図 6 空間的同一経路判定アルゴリズム
Fig. 6 The algorithm for same route identification.

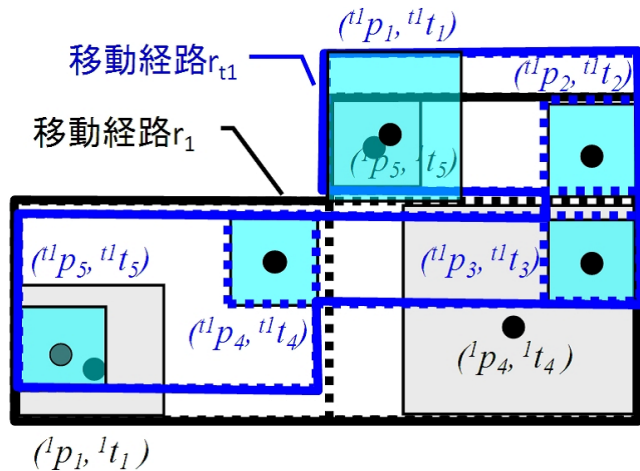


図 7 同一移動経路判定の例 (r_1 と r_{t1} は同一の移動経路と判定)
Fig. 7 Same route identification (r_{t1} is same as r_1).

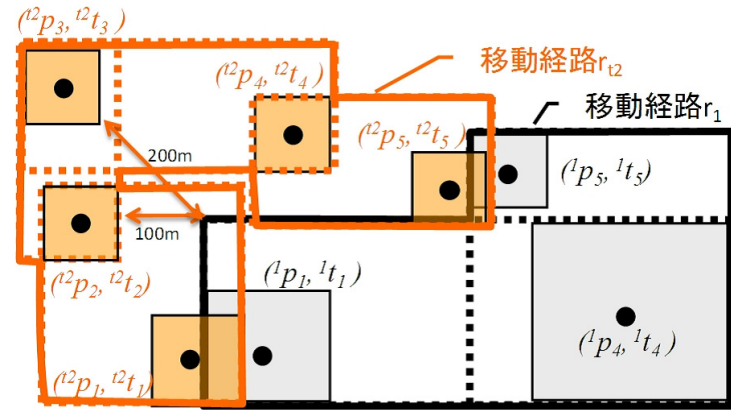


図 8 同一移動経路判定の例 (r_1 と r_{t2} は異なる移動経路と判定)
Fig. 8 Same route identification (r_{t2} is different from r_1).

${}^{t2} p_3$ と r_1 の距離が 200 m であり, その累積距離が 300 m となり, TH_d を超えるため, 別経路と判定する.

(2) 位置情報の入れ替えによる移動経路の補正

今回の移動経路 r_c を構成する位置情報 ${}^c p_i$ と過去の移動経路 r_s を構成する位置情報 ${}^s p_m$ が空間的に同一である場合には, 推定測位誤差が小さい位置情報のみを, 過去の移動経路 r_s を構成する位置情報として採用する. この際, 採用されなかった位置情報の測位時刻を, 採用された位置情報に関連づけて記録することで, 通過時刻の情報を保持したまま, 移動経路を補正することができる.

r_{t1} を構成する位置情報を用いて r_1 を補正する例を図 9 に示す. r_{t1} を構成する位置情報 (図 9 の青い正方形) のうち, ${}^{t1} p_1, {}^{t1} p_3, {}^{t1} p_5$ はそれぞれ ${}^1 p_5, {}^1 p_4, {}^1 p_1$ と空間的に同一である. そこで, 推定測位誤差がより小さいことから, ${}^1 p_4$ と ${}^{t1} p_3, {}^1 p_1$ と ${}^{t1} p_5$ を入れ替え, ${}^1 t_4$ を ${}^{t1} p_3$ に, ${}^1 t_1$ を ${}^{t1} p_5$ に, ${}^{t1} t_1$ を ${}^1 p_5$ に関連づけて保存する. このように, 推定測位誤差の小さい位置情報を推定測位誤差の大きい位置情報と入れ替えることで, 移動経路を補正することができる. さらに, 入れ替えによって削除される位置情報の測位時刻は, 空間的に同一である位置情報に関連づけられることで, ユーザの通過時刻情報を保持することができる.

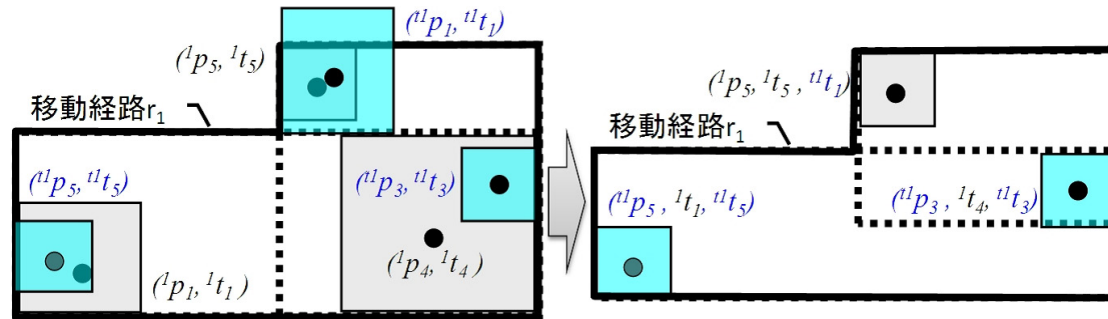


図 9 位置情報の入れ替えによる移動経路の補正
Fig.9 Route correction.

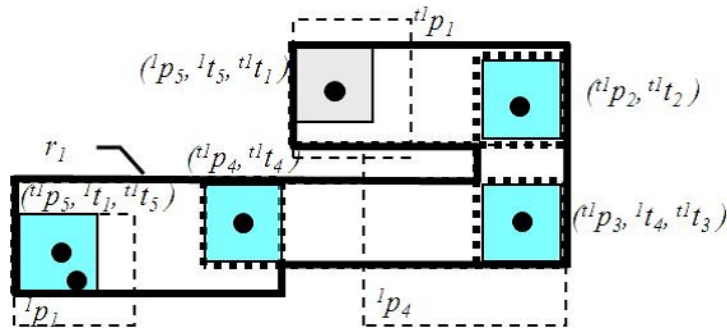


図 10 移動経路の更新: 移動経路 r_{t1} を構成する $t^1p_1, t^1p_2, t^1p_3, t^1p_4, t^1p_5$ による r_1 の更新
Fig.10 Route refinement of r_1 with $t^1p_1, t^1p_2, t^1p_3, t^1p_4, t^1p_5$ composing r_{t1} .

(3) 位置情報の追加による移動経路の補間

r_s の位置情報と c_{p_i} が空間的に同一でない場合には, c_{p_i} を r_s に追加する. ここで, r_s の位置情報列のどこに c_{p_i} を追加するかが問題となる. 最も単純な方法として, r_s の位置情報列のうち, c_{p_i} の最近傍点を抽出して, その前後いずれかに追加する方法が考えられる. しかしこの方法では, 移動経路が曲線の場合に対応できない. たとえば, 図 10 において, t^1p_4 の最近傍点は 1p_5 であることから, 1p_5 と t^1p_2 の間に追加されてしまい, 誤った移動経路となってしまう.

一般に, r_c と r_s は同一の移動経路であることから, 移動経路の更新前と更新後で, 移動

経路が大きく変化することはないと考えられる. そこで本研究では, 更新にともなう移動経路の長さの変化が最も小さくなるように, c_{p_i} を追加する. 具体的には, まず r_s の位置情報列のうち, c_{p_i} からの距離が TH_n m 以内である近傍位置情報集合 $\{s-c p_n | 1 \leq n \leq N\}$ を抽出する.

次に式 (3) を最小化する $s-c p_n$ と $s-c p_a$ の間に, c_{p_i} を追加する. ここで, $\{s-c p_a | 1 \leq a \leq 2\}$ は $s-c p_n$ と隣接する位置情報を, $d(s-c p_n, s-c p_a)$ は $s-c p_n$ と $s-c p_a$ との距離を表す. また, 式 (3) の $d(c_{p_i}, s-c p_n) + d(c_{p_i}, s-c p_a)$ は位置情報追加後の距離を, $d(s-c p_n, s-c p_a)$ は位置情報追加前の距離を表す.

$$dv(c_{p_i}, s-c p_n, s-c p_a) = d(c_{p_i}, s-c p_n) + d(c_{p_i}, s-c p_a) - d(s-c p_n, s-c p_a) \quad (3)$$

位置情報の追加の例について, 図 11 を用いて説明する. $^1p_5, t^1p_5$ を t^1p_4 の近傍位置情報集合とする. これらの近傍位置情報集合に対して, $dv(t^1p_4, ^1p_5, t^1p_2)$ と $dv(t^1p_4, t^1p_5, t^1p_3)$ を算出する. 図 11 において, 式 (3) の $d(c_{p_i}, s-c p_n) + d(c_{p_i}, s-c p_a)$ が実線の長さを, $d(s-c p_n, s-c p_a)$ が点線の長さを表す. この例では, t^1p_5 が式 (3) を最小化することから, t^1p_4 を t^1p_5 と t^1p_3 の間に追加する. このように, 新たに取得した位置情報を過去の移動経路に追加することで, 移動経路を補間することができる.

移動経路更新アルゴリズムを図 12 に示す. ここで, r_c と (c_{p_i}, c_{t_i}) はそれぞれ今回の移動経路とその位置情報を表す. TH_n は近傍の位置情報を特定する距離閾値である.

このように, 本論文で示した手法では, ユーザが 1 度でも通過した移動経路を特定できるため, 蓄積期間が短い (要件 1) 場合でも適用可能である. また, ユーザが同じ移動経路を再度通過した際に取得した位置情報を用いて, 過去の移動経路の位置情報と入れ替え, もし

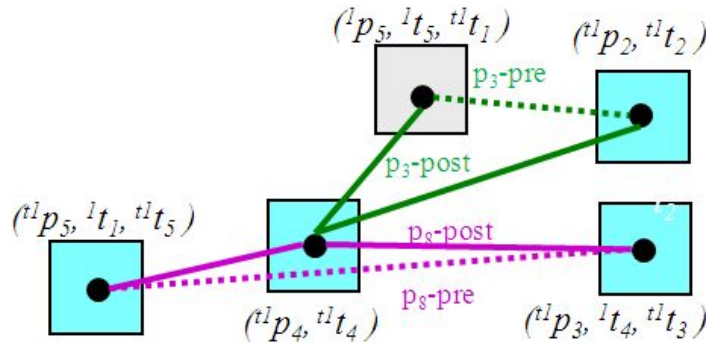


図 11 位置情報の追加：式 (3) が最小となるよう、 $t^1 p_4$ を $t^1 p_5$ と $t^1 p_3$ の間に追加
 Fig. 11 Adding GPS point to the route: Adding $t^1 p_4$ between $t^1 p_5$ and $t^1 p_3$ since the value of Eq. (3) is the lowest.

1. $R_s = \{r_s \mid r_s \text{ は } r_c \text{ と同一経路と判定}\}$ とする.
2. 各 $r_s \in R_s$ について、 ${}^s T_m = \{{}^s t_m\}$ とする.
3. 各 ${}^c p_i \in r_c$ について、
4. ${}^c p_i$ が ${}^s p_m$ と空間的に同一である場合 (入替処理)
5. ${}^c p_i$ の測位誤差が ${}^s p_m$ のそれより小さい場合、
6. ${}^s p_m$ と ${}^c p_i$ を入れ替え、 ${}^s T_m = \{{}^s T_m, {}^c t_i\}$. 3へ.
7. そうでない場合、 ${}^s T_m = \{{}^s T_m, {}^c t_i\}$. 3へ.
8. ${}^c p_i$ が ${}^s p_m$ と空間的に同一でない場合 (追加処理)
9. $\{{}^{s-c} p_n \mid {}^{s-c} p_n - {}^c p_i \text{ 間距離が } TH_n \text{ 以下となる}\}$ を取得.
10. $d = 0$. $d_t = 10000$. $p_{t1} = p_{t2} = null$ とする.
11. 各 ${}^{s-c} p_n, {}^{s-c} p_a$ について、
12. $d = dv({}^c p_i, {}^{s-c} p_n, {}^{s-c} p_a)$ を算出.
13. $d_t > d$ であれば、 $d_t = d$, $p_{t1} = {}^{s-c} p_n$, $p_{t2} = {}^{s-c} p_a$ とする.
14. ${}^c p_i$ を $p_{t1} - p_{t2}$ 間へ追加. 3へ.

図 12 移動経路更新アルゴリズム
 Fig. 12 The algorithm for route refinement.

くは過去の移動経路へ追加することで、位置情報の取得間隔が長く (要件 2)、測位誤差が大きい (要件 3) 場合でも、移動経路を正確に推定することができる。推定した移動経路の正確さについては、4章で検証する。

3.4 移動経路履歴を用いた滞在地・移動経路の予測

一般に、我々の日々の行動の多くは、過去の行動の反復であり、過去と同じ時間帯になる場合が多い。たとえば、平日の朝は、普段利用する通勤経路を通して出勤する。たとえ、出張先のように普段訪れない場所でも、そこへ行くために利用する路線や道路は同じであることが多い。また、平日の朝に通勤経路上を移動している場合には、会社へ向かう可能性は高いが、平日の夜や休日に、通勤経路上を移動している場合には、会社方面にあるショッピングセンターやレストランなどへ向かっている可能性が高い。

そこで、本研究では、これまでに示した手法により推定された移動経路履歴のうち、今回と同じ場所を同じ時間帯に通過した移動経路を特定することで、ユーザの滞在地・移動経路を予測する。そのために、新たに 2 つの機能：時間的同一経路判定機能、通過確率算出機能を逐次的移動経路精練サーバに追加する。

予測処理の流れは以下のとおりである。まず滞り移動判定機能において、ユーザが移動中であると判定された場合に、空間的同一経路判定機能において、現在地と空間的に同一である過去の移動経路を移動経路履歴から特定する。次に、そのような過去の移動経路が 1 つ以上存在すれば、時間的同一経路判定機能において、当該移動経路を通過した回数のうち、今回と同じ曜日、時間帯に通過した回数を特定する。最後に、通過確率算出機能において、空間的に同一と判定された各移動経路について、今回と同じ時間帯に通過した回数と、異なる時間帯に通過した回数から、当該移動経路の通過確率を算出する。そして、通過確率に基づいて、滞在地・移動経路を予測する。

以降の項で、時間的同一経路判定機能と、通過確率算出機能について詳細に述べる。

(1) 時間的同一経路判定機能

時間的同一経路判定機能では、空間的に同一と判定された過去の移動経路情報 (r_i, f_i) ($1 \leq i \leq I$) について、同じ曜日・時間帯に現在の位置情報 (p_n, t_n) を通過した回数 f'_i を特定する。具体的には、まず r_i について、当該経路を m 回目 ($1 \leq m \leq f_i$) に通過した際に取得した位置 ${}^{i-m} p_1, \dots, {}^{i-m} p_K$ を抽出する。次に、 p_n と重複する MBR を構成する位置情報の組: $({}^{i-m} p_{k1}, {}^{i-m} t_{k1}), ({}^{i-m} p_{k2}, {}^{i-m} t_{k2})$ を特定する。さらに、曜日 (平日, 休日) が同一で ${}^{i-m} t_{k1} - T \leq t_n \leq {}^{i-m} t_{k2} + T$ を満たす場合に、時間的に同一であると判定する。ここで T (分) はユーザが通過する時刻における多少の変動 (電車の遅延や、少し早めの出勤

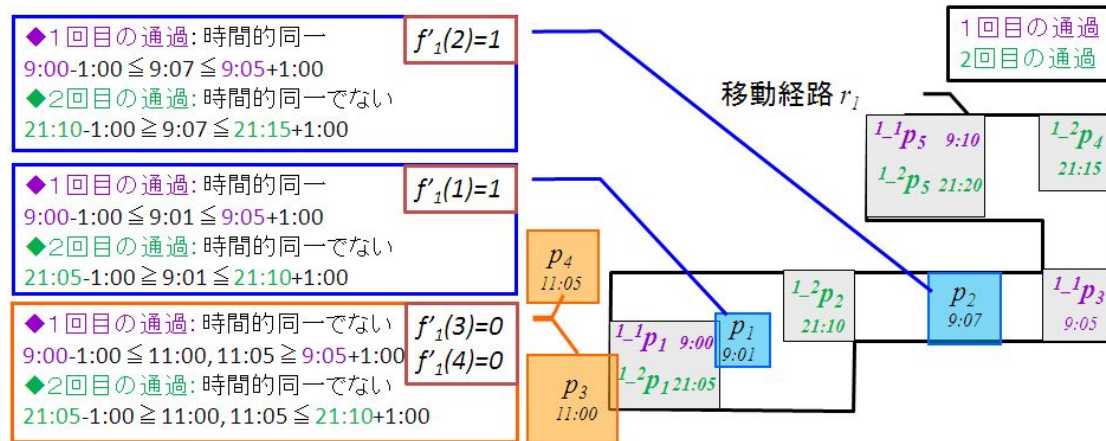


図 13 r_1 (2 回通過) に対する時間的同一経路判定例 ($T = 60$)
 Fig. 13 Temporally same route identification of r_1 ($T = 60$).

など) を吸収するための定数である。

時間的同一経路判定の例を図 13 に示す。 r_1 の通過回数 f_1 は 2 回とし、簡単のため、2 回とも現在と同じ曜日に通過したものとし、 $T = 60$ とする。まず $(p_1, 9:01)$ について、1 回目の r_1 通過時に取得した位置は $1^{-1}p_1, 1^{-1}p_3, 1^{-1}p_5$ であり、 p_1 と重複する MBR を構成する位置情報が $(1^{-1}p_1, 9:00), (1^{-1}p_3, 9:05)$ であることから、 $9:00 - 1:00 \leq 9:01 \leq 9:05 + 1:00$ を満たすため、時間的に同一と判定する。次に、2 回目の r_1 通過時に取得した位置は $1^{-2}p_1, 1^{-2}p_2, 1^{-2}p_4, 1^{-2}p_5$ であり、 p_1 と重複する MBR を構成する位置情報が $(1^{-2}p_2, 21:05), (1^{-2}p_1, 21:10)$ であることから、 $21:05 - 1:00 \leq 9:01 \leq 21:10 + 1:00$ を満たさないため、時間的に同一でないとして判定する。その結果、 $(p_1, 9:01)$ と時間的に同一となる通過回数 $f'_1(1)$ は 1 回となる。 $(p_2, 9:07), (p_3, 11:00), (p_4, 11:05)$ についても同様の処理を行い、 $f'_1(2) = 1, f'_1(3) = 0, f'_1(4) = 0$ となる。

(2) 通過確率算出機能

通過確率算出機能では、現在地と空間的に同一と判定された過去の移動経路に基づいて、滞在地・移動経路を予測する。この際、現在地と空間的に同一と判定された過去の移動経路が複数存在する場合があるが、そのような場合には、過去に通過した回数が多い移動経路、および今回と同じ時間帯に通過した回数が多い移動経路を今回も通過する可能性が高いと

考えられる。

そこで本研究では、空間的・時間的に同一と判定された過去の移動経路について、その通過回数によって当該移動経路の通過確率 p_t を算出し、通過確率が最大となる移動経路の到着地を目的地として、そこへ至る移動経路を経由地として特定する。具体的には、まず現在地を含めた過去 N 個の位置 $\{p_j | n - N + 1 \leq j \leq n\}$ について、空間的に同一と判定した移動経路 r_i の通過回数 $f_i(j)$ と、時間的に同一と判定した $f'_i(j)$ を特定する。そのうえで、空間的に同一と判定された全移動経路の総通過回数に対する通過回数の比率で通過確率 $p_t(r_i, N)$ を算出する。通過確率 $p_t(r_i, N)$ の算出式を次式に示す。

$$p_t(r_i, N) = \frac{\sum_{j=n-N+1}^n \{\alpha f'_i(j) + (1 - \alpha)(f_i(j) - f'_i(j))\}}{\sum_{j=n-N+1}^n \left[\sum_{i=0}^{I(j)} \{\alpha f'_i(j) + (1 - \alpha)(f_i(j) - f'_i(j))\} \right]} \quad (4)$$

ここで、 $f_i(j)$ は、 p_j と空間的に同一と判定した r_i の通過回数、 $f'_i(j)$ は、 p_j と空間的・時間的に同一と判定した r_i の通過回数、 $I(j)$ は、 p_j と空間的に同一と判定された移動経路数、 α は、空間的・時間的に同一と判定された通過回数の重み係数を示す。なお、 $I(j) = 0$ と

なった場合には、再度空間的に同一となる過去の移動経路が出現した時点で、滞在地・移動経路予測処理を再開する。

次に、各移動経路の通過確率を到着地ごとに集約し、通過確率最大の到着地を滞在地予測結果として特定する。さらに、現在地から当該到着地へ至る移動経路のうち、通過確率が最大となる移動経路を予測結果として特定する。

本論文で示した手法では、ユーザが1度でも通過した移動経路を特定することができる。そのため、ユーザが引越などにより新たな滞在地が生成された場合でも、1日分の位置情報履歴があれば、その滞在地へ至る移動経路を予測することが可能となる。ただし、新たに生成された移動経路が、過去の移動経路と部分的にでも空間的に同一の場合（たとえば、過去の移動経路が東海道新幹線の東京駅～新大阪駅で、新たに生成された移動経路が東海道新幹線の東京駅～名古屋駅の場合）、新たに生成された移動経路の通過回数が過去の移動経路の通過回数を上回った時点で、新たに生成された移動経路が予測結果として特定される。この場合には、移動経路予測に利用する位置情報履歴日数の閾値を用途に応じて設定することで、移動経路を通過する頻度が同程度であれば、その閾値の半分の日数が経過すると、新たに生成された移動経路を予測結果として特定することが可能となる。たとえば、ユーザが閾値を7日間と指定すれば、5日目から新たに生成された移動経路を予測結果として特定できる。

4. 評価実験

3章で示した手法の有効性を検証するために、システムのプロトタイプ実装と、評価実験を実施した。プロトタイプシステムは、市販のNTTドコモの携帯電話（機種名は表2を参照）を利用し、逐次的移動経路精練サーバとして、Dell PowerEdge 1800（3.8GHz Xeon プロセッサ、メモリ8GB搭載）を利用した。携帯電話上のGPS測位機能を実現するために、NTTドコモのビジネスMopera GPSロケーションサービス¹⁸⁾を利用した。逐次的移動経路精練サーバの機能は、Java（JDK1.6）で実装した。

評価実験では、3章で示した逐次的移動経路精練手法、および移動経路履歴を用いた滞在地・移動経路予測手法について、有効性を検証するための評価を行った。さらに、参考として、移動経路履歴を用いた日常・非日常エリア推定結果についても示す。

性能を評価するうえで、6名の被験者（A～F）が6カ月～14カ月間位置情報を収集した。なお、今回の実験では、GPS測位間隔を5分間隔とし、評価実験に用いた諸元を表1に示す。また、6名の被験者の属性を表2に示す。勤務地は全員横須賀市である。

表1 評価実験諸元

Table 1 Parameters of experimental evaluation.

パラメータ	値
滞在移動判定に利用する位置情報履歴数 N (個)	3
同一経路判定距離閾値 TH_d (m)	200
近傍位置情報距離閾値 TH_n (m)	200
時間的同一判定時間閾値 T (分)	60
時間的同一通過回数重み α	0.99
滞在地・移動経路予測の位置情報履歴数 N (個)	10

表2 被験者の属性

Table 2 Examinees' profile.

被験者	勤務形態 (出張あり/なし)	居住地	通勤時間	使用携帯電話
A	出張なし	川崎市	1時間30分	P905i
B	出張あり	横浜市	1時間10分	CTG-001G
C	出張なし	横須賀市	30分	F906i
D	出張あり	横浜市	1時間	N906i
E	出張あり	横浜市	1時間20分	SH906i
F	出張あり	鎌倉市	1時間10分	P906i

4.1 移動経路構築の性能評価

3章で示した逐次的移動経路精練手法について、まず、ユーザが移動経路を繰り返し通過することで、移動経路が精練されることを定性的に評価した。次に、構築した移動経路が実際の移動経路をどの程度包含できているかについて定量的に評価した。さらに、移動経路の構築にともなう計算量を抑えられているかについて定量的に評価した。

(1) 移動経路構築の定性評価

構築した移動経路が実際の移動経路を正確に推定できていることを定性的に確認するために、図14に、被験者Fの通勤経路に対する逐次的移動経路構築結果を示す。(a)、(b)、(c)、(d)は、被験者が通勤経路をそれぞれ1回、6回、10回、20回通過した後の移動経路構築結果である。(a)の移動経路構築結果では、正解経路をほぼ包含しているものの、移動経路を構成する位置情報が疎であり、位置情報の中には測位誤差が大きいものも含まれる。その結果、広い範囲を含む移動経路となっている。一方、(b)、(c)、(d)にあるように、通過回数が増大するにつれ、新たに取得された位置情報が追加されることで、位置情報が密になっている。また、測位誤差が大きい位置情報は、測位誤差が小さい位置情報と入れ替えられている。これにより、通過回数が増大するにつれ、移動経路が正確になっていることが確

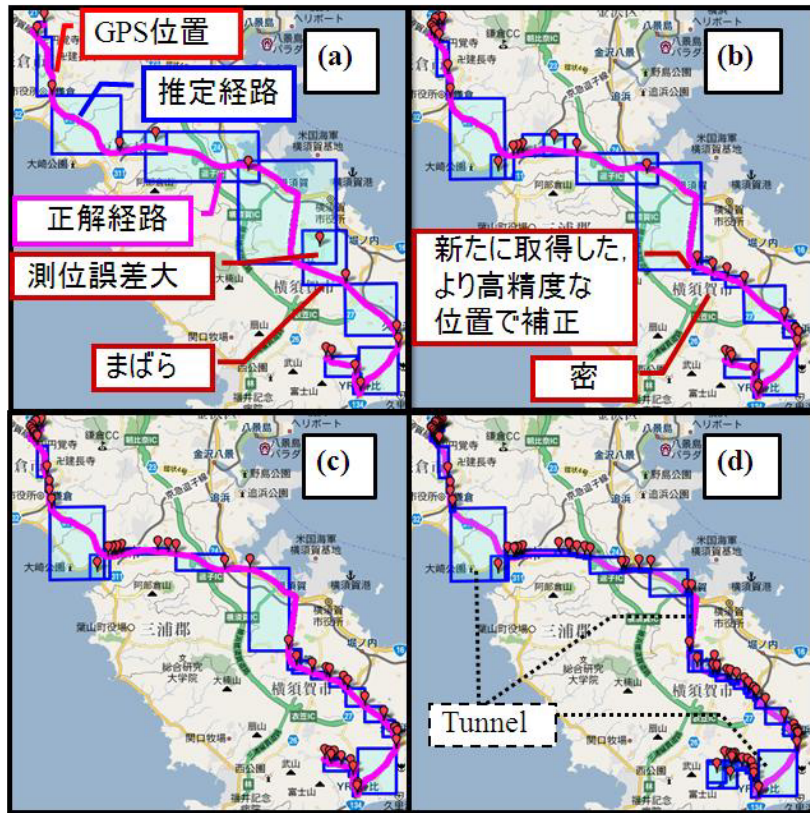


図 14 移動経路の構築結果：(a) 1 回目通過後、(b) 6 回目通過後、(c) 10 回目通過後、(d) 20 回目通過後
 Fig. 14 Examples of incremental route refinement: the estimated route after (a) 1st passing, (b) 6th passing, (c) 10th passing, and (d) 20th passing.

認できる。(d)の移動経路の一部において、比較的大きな MBR が存在するが、これはトンネル内のため、GPS 測位できないことが原因である。

(2) 移動経路構築の包含性能

構築された移動経路が実際の移動経路を正しく表現していることを確認するために、構築された移動経路が実際の移動経路をどの程度包含するかを表す包含率で評価した。具体的には、正解経路上で約 5m 間隔で位置、すなわち緯度・経度を取得し、包含率を式 (5) によ

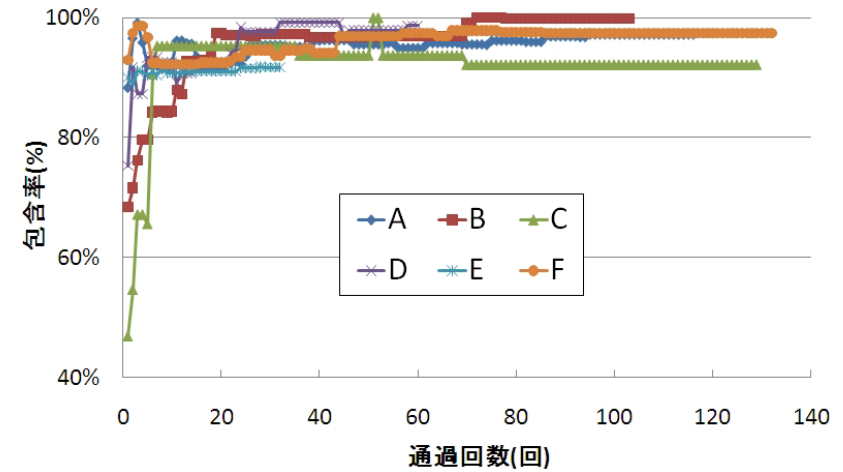


図 15 構築した移動経路の包含率
 Fig. 15 The correct route coverage of estimated route.

て算出する。

$$\text{包含率} = \frac{\text{構築した移動経路が含む正解経路の位置情報数}}{\text{正解経路の位置情報数}} \quad (5)$$

図 15 に、移動経路の通過回数に対する包含率を示す。このグラフから、多くの移動経路において、1 度の移動で特定した移動経路の包含率が 90%程度となっていることが確認できる。さらに、すべての移動経路において、1 回～10 回の通過で 90%～100%の包含率となっている。包含率が 100%とならない理由としては、正解経路がわん曲しており MBR で構築した移動経路から出てしまうこと、GPS モジュールが出力した位置情報の推定測位誤差が実際の誤差よりも小さいために構築した移動経路から正解経路が出てしまうことがあげられる。

(3) 移動経路構築の計算量評価

MBR による移動経路構築について、移動経路の構築にともなう計算量を抑えられているかを評価するために、N 個の位置情報から移動経路を構築するのに要する時間を計測した。一般に位置情報を緯度経度を中心、測位誤差を半径とする円で表現することが多いことから、比較対象として、連続する 2 つの位置情報を包含する楕円で移動経路を構築する手法についても、同様に処理に要する時間を計測した。

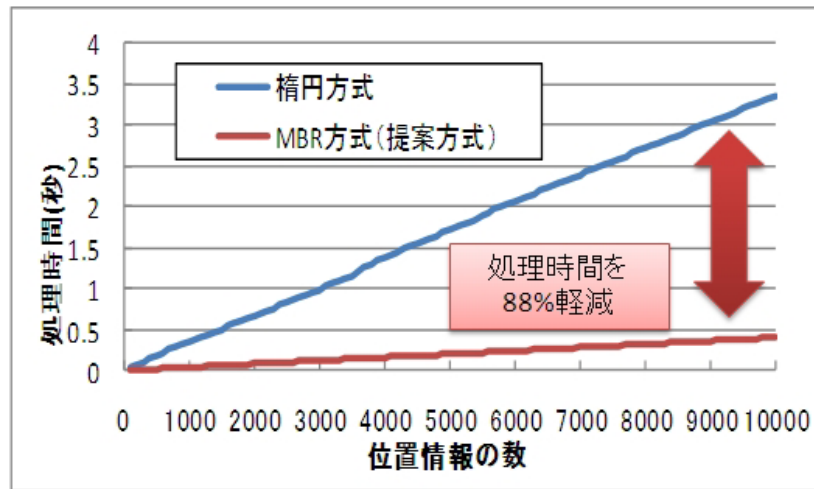


図 16 移動経路構築手法の処理時間

Fig. 16 The processing time of route matching using MBRs and ellipses.

位置情報数に対する、MBR による移動経路構築手法と、楕円による移動経路構築手法の処理時間を図 16 に示す。このグラフから分かるように、MBR による移動経路構築手法は、楕円による移動経路構築手法と比較して、処理量を 88%低下させることができている。

ここで、10,000 個の位置情報は、1 ユーザの 35 日分の位置情報に相当する。ユーザ数が増えれば、移動経路構築の計算量は重要になる。たとえば、NTT ドコモの全ユーザ相当である 5000 万人が利用することを想定すると、楕円による移動経路手法では、各 GPS 測位ごとに 4.67 時間要するのに対し、MBR による移動経路構築手法は 33 分で行うことができる。いずれの方式でも、実運用時にはサーバの増強が必要となるが、提案方式はより少ないサーバ台数で運用することができ、コストを抑えることが可能である。

4.2 移動経路履歴の更新性能評価

移動経路の更新性能を評価するために、まず、移動経路の補正性能（過去と同一の移動経路を通過した際に、位置情報を入れ替えることで移動経路を適切に補正できているか）を評価した。次に、移動経路の補間性能（過去と同一の移動経路を通過した際に、位置情報を追加することで移動経路を適切に補間できているか）を評価した。

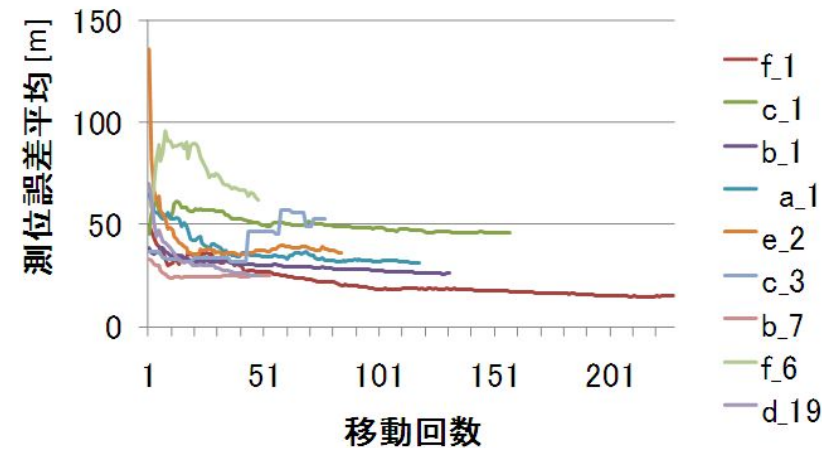


図 17 移動経路の通過回数に対する、移動経路を構成する位置情報の測位誤差平均値

Fig. 17 The performance of route refinement (Average GPS error of the route versus transit number).

(1) 移動経路更新の補正性能

過去と同一の移動経路を通過した際に、3 章で示した手法が測位誤差の大きい位置情報を測位誤差の小さい位置情報と入れ替えることで移動経路を補正できていることを確認するためには、移動経路を通過するたびに、移動経路の包含率が低下しないままで、移動経路を構成する位置情報の測位誤差が低下していることを確認できればよい。通過回数に応じて移動経路の包含率が低下しないことは、前述した (2) 移動経路構築の包含性能評価で確認できたことから、ここでは移動経路の各通過回数 k に対して、移動経路を構成する位置情報 $(^j p_1, \dots, ^j p_l)$ の測位誤差の平均値を算出した。

図 17 に移動経路の通過回数に対する位置情報の測位誤差平均値（単位：メートル）を示す。ここでは、通過回数が最も多い順に 10 経路の結果を示している。グラフより、通過回数が増大するほど、位置情報の測位誤差平均値が低下していることが分かる。一部の経路で、位置情報の測位誤差平均値が一時的に増大する場面があるが、これは新たに追加された位置情報の測位誤差が大きかったためである。このような位置情報は、通過回数が増大するにつれ、より測位誤差の小さい位置情報と入れ替えられる。

(2) 移動経路更新の補間性能評価

過去と同一の移動経路を通過した際に、3 章で示した手法が位置情報を追加することで移

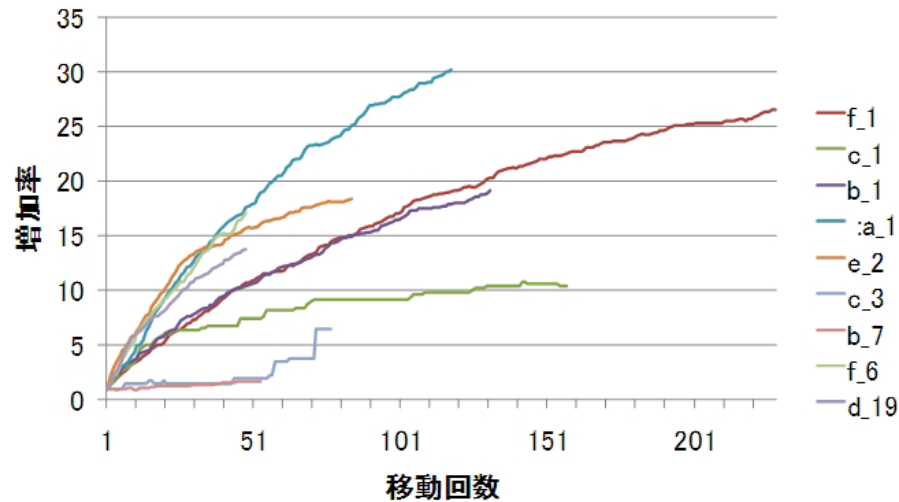


図 18 移動経路の通過回数に対する、移動経路を構成する位置情報の増加率

Fig. 18 The performance of route complementation (the increase rate versus transit number).

動経路を補間できていることを確認するためには、移動経路を通過するたびに、移動経路の包含率が低下しないままで、移動経路を構成する位置情報が増加していることを確認できればよい。通過回数に応じて移動経路の包含率が低下しないことは、前述した (2) 移動経路構築の包含性能評価で確認できたことから、ここでは移動経路の各通過回数 k に対する、移動経路を構成する位置情報の数をカウントし、増加率を式 (6) によって算出した。

$$\text{増加率}(r_j, k) = \frac{k \text{ 回通過後の } r_j \text{ を構成する位置情報数}}{1 \text{ 回通過後の } r_j \text{ を構成する位置情報数}} \quad (6)$$

図 18 に移動経路の通過回数に対する位置情報の増加率を示す。グラフ中の “x.n” は “被験者 ID_移動経路 ID” を示す。

構築された 6 名の移動経路は多数あるため、図では通過回数が多い順に 10 移動経路のみを表示した。このグラフから分かるように、通過回数が増加するにつれ、位置情報数も増大している。

増加率が移動経路によって異なるのは、移動経路上の移動速度が異なるためである。移動速度に対する増加率を図 19 に示す。このグラフにおいて、“d_19” が徒歩による移動経路、“a_1” が特急電車による移動経路を示している。このグラフから分かるように、移動速度が

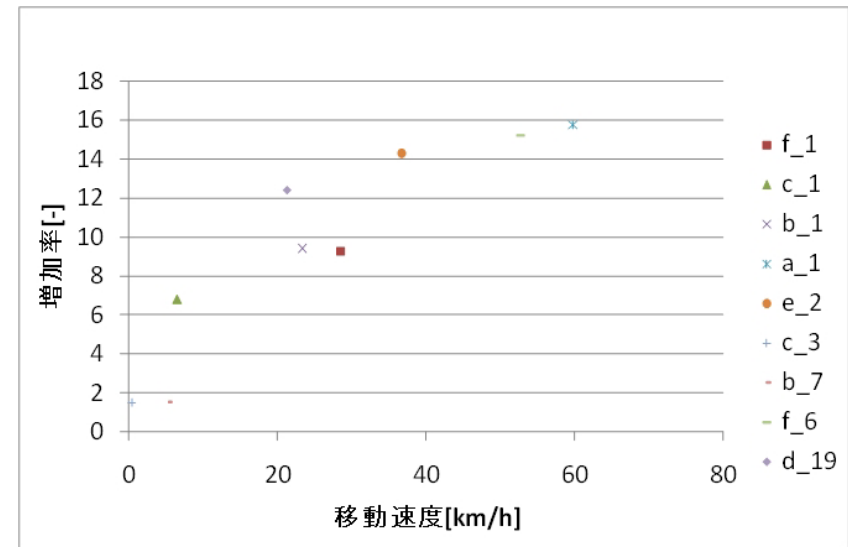


図 19 移動経路の移動速度に対する、移動経路を構成する位置情報の増加率

Fig. 19 The performance of route complementation (the increase rate versus movement speed).

速いほど、増加率も大きい。これは、移動速度が速いほど、移動経路上の位置情報が疎になり、その後取得した位置情報が追加される確率が高まるためである。

4.3 移動経路履歴を用いた滞在地・移動経路予測手法評価

滞在地・移動経路予測手法の性能について、2 つの観点で評価を実施した。第 1 に、滞在地予測に利用する学習データの日数に対する滞在地予測精度を評価した。これについては、滞在地予測に関する研究で最も多く引用されている Ashbrook ら⁴⁾ の手法と比較実験を行った。第 2 に、移動を開始してからの経過時間に対する滞在地予測精度を評価した。

性能評価を行うために、被験者 6 名の位置情報を 5 分間隔で、7 カ月間 (210 日間) 収集した。そして、それらを 7 つの期間に分割し、そのうち 1 つ (30 日間) をテストデータに、残りの 6 つ (180 日間) を学習データとした。テストデータの選択方法によって 7 パターンのデータセットができるため、それぞれのデータセットについて滞在地予測精度を算出し、7 パターンのデータセットの平均値を最終的な滞在地予測精度とした。滞在地予測精度は式 (7) により算出した。

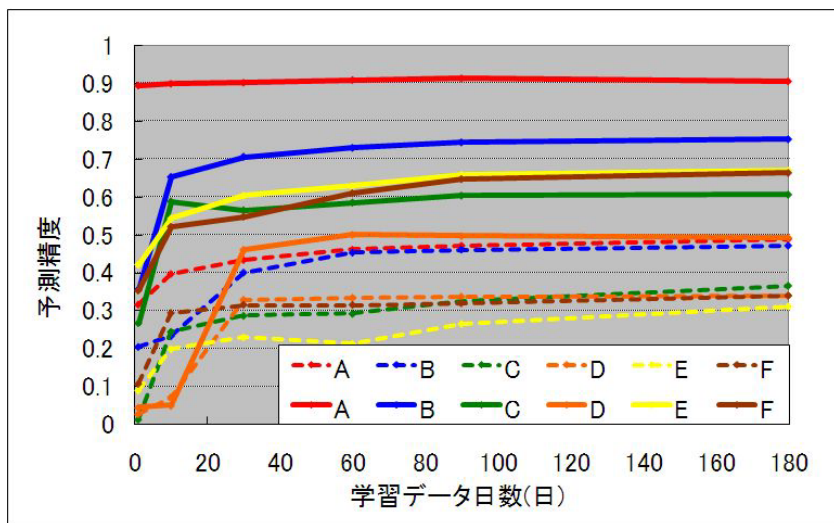


図 20 学習データ量に対する滞在地予測精度 (実線: 提案方式, 点線: Ashbrook らの方式)
 Fig. 20 The accuracy of route prediction versus the number of learning data (solid line: Proposed, dotted line: Ashbrook, et al.).

$$\text{滞在地予測精度} = \frac{\text{実際の滞在地と予測結果が一致した回数}}{\text{滞在地予測回数}} \quad (7)$$

実験結果を図 20 に示す。今回の実験では、従来手法である滞在地間の遷移モデルによる予測では、滞在地予測精度が平均 38.7%であったのに対し、提案方式は 68.2%と予測精度を約 30%向上させることができた。これは、従来手法が滞在地によって次の滞在地が決定してしまうのに対して、3 章で示した手法では、ユーザの移動経路に基づいて次の滞在地を決定することにより、移動中に取得した位置情報を用いて滞在地の予測精度を向上させることができるためである。

学習データ日数については、30 日間程度で予測精度が飽和している。これは、30 日間程度で普段よく訪れる場所が網羅されていることを示している。

なお、ユーザによって、滞在地予測精度や、精度が飽和する学習データ日数に差が生じている。これは、初めて訪問する場所、すなわち滞在地予測不可能な場所の数がユーザによって異なるためである。たとえば、被験者 A は内勤者であり、出張がほとんどないため、初めて訪問する場所もほとんどない。そのため、蓄積期間が短い位置情報履歴でも、滞在地を

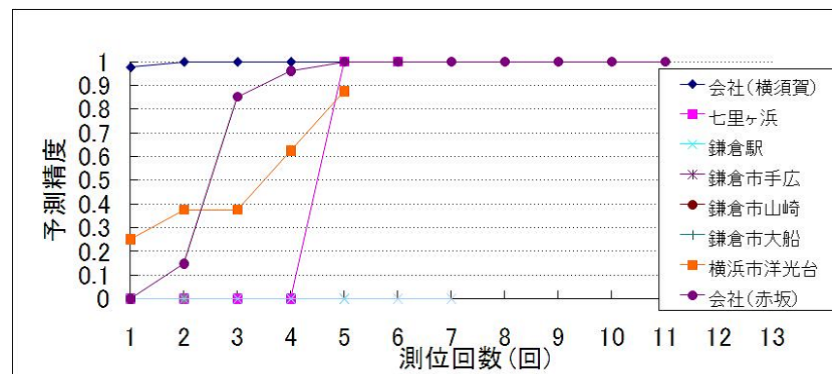


図 21 移動後の測位回数に対する滞在地予測精度の評価
 Fig. 21 The accuracy of route prediction versus moving time.

高精度に予測することができた。一方、被験者 D は長期間の出張や旅行へ行っており、初めて滞在する場所が多かったため、滞在地の精度が低下した。

次に、ユーザが移動を開始してからの経過時間に応じた滞在地予測精度について分析した。具体的には、被験者 F の 1 カ月分のテストデータのうち、学習データに滞在地が登録されている移動を対象に、移動後の測位回数に対する滞在地予測精度を評価した。

自宅から移動後の滞在地予測の時間変化を図 21 に示す。実験結果より、自宅から出た直後から、会社(横須賀)へ訪れることを高い精度で予測していることが分かる。これは従来の滞在地間の遷移関係に基づく手法も同様に高い精度で予測できる。一方、本社(赤坂)へ向かう際には、移動を開始して 2 回目の測位までは、会社(横須賀)へ訪れると予測されてしまうため、非常に低い予測精度となっている。これは従来の滞在地間の遷移関係に基づく手法も同様に低い精度となってしまう。しかしながら、3 章で示した手法では移動を開始して 3 回目の測位以降は非常に高い精度で滞在地を予測できている。これは、3 回目の測位の時点で、被験者は最寄り駅から東京方面へ移動したため、通常の会社(横須賀)への移動経路を逸脱したためである。なお、図 21 において、移動開始後しばらく経過しても、予測精度が 0 となる移動経路が存在する。これは、通過回数が多い移動経路(通勤経路など)と空間的に同一であるためである。

次に、移動経路予測の性能について考察する。図 22 は、被験者 F が 2008 年 9 月 5 日 7:42 に自宅を出発して、本社(赤坂)へ移動した際の各移動経路の通過確率を示している。

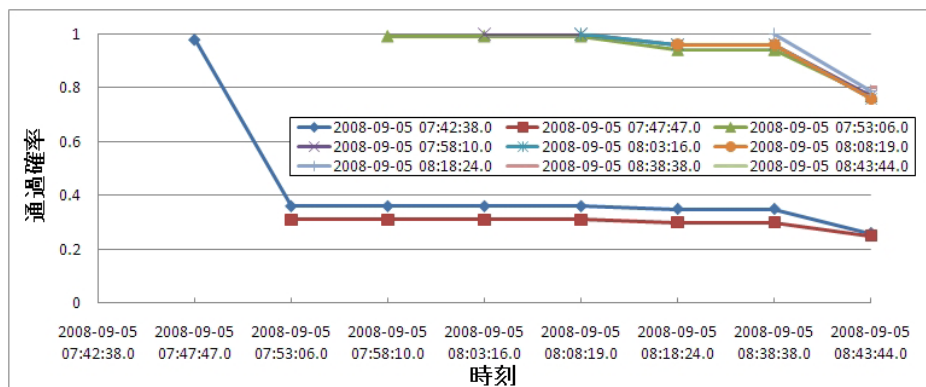


図 22 自宅から会社（赤坂）へ移動中の通過確率の変化
Fig. 22 The passing probability of transit from home to headquarter (Akasaka).

横軸の各時刻は、本社へ移動中の移動経路上において位置情報を取得した時刻を表している。7:42 時点におけるその後の移動経路の通過確率は、7:47 でほぼ 100%となっている。これは自宅～本社の移動経路と、自宅～会社の移動経路とが 7:47 の位置（最寄り駅の北鎌倉駅）で空間的に同一であり、どちらの移動経路であっても、北鎌倉が移動経路と空間的に同一となるためである。ただし 7:53 以降は 40%弱となっている。これは自宅～会社の移動経路と空間的に同一でなくなったためである。一方、7:58 時点におけるその後の通過地点の通過確率は、ほぼ 100%となっている。これは 7:58 時点で現在地と重複する移動経路の多くが東京方面へ向かっており、ほぼすべての移動経路が同じエリアを通過しているためである。

このように、普段は通らない移動経路でも、ユーザが移動することで、過去の移動経路を絞り込むことができ、滞在地・移動経路の予測精度を向上させることができる。

4.4 移動経路履歴を用いた日常・非日常エリア推定

日常・非日常エリアについて、位置情報の取得回数、および移動経路の通過回数に基づいてそれぞれ推定し、地図上に可視化した。具体的には、地図を 500 m 単位のメッシュに区切り、各メッシュと重複する位置情報の測位回数、および移動経路の通過回数を算出し、その通過回数に応じて、黒色（通過回数：少）～赤色（通過回数：多）で色分けを行った。被験者 F における日常・非日常エリアを図 23 に示す。(a) では、自宅や会社といったよく訪れる滞在地を特定することができるのに対して、(b) では、よく訪れる滞在地に加えて、

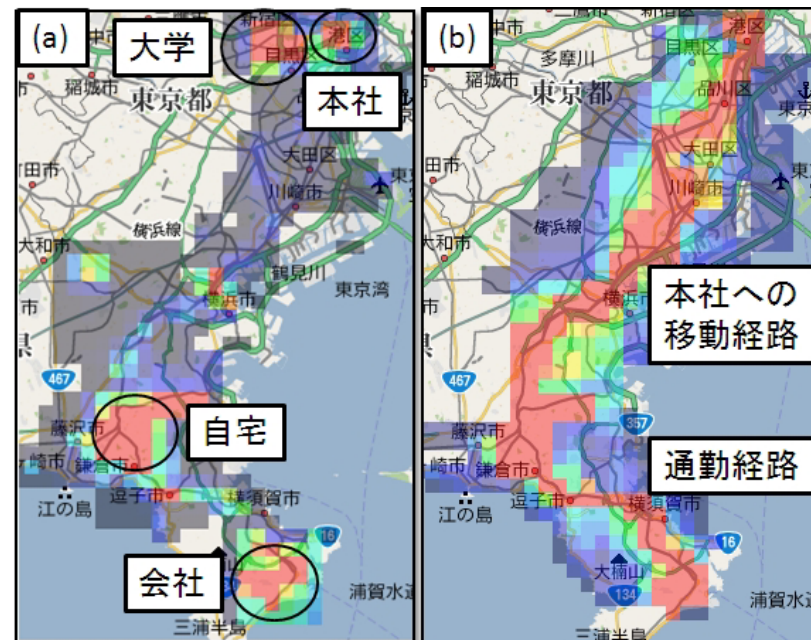


図 23 日常・非日常エリア推定結果：(a) 位置情報の取得回数に基づく推定結果、(b) 移動経路の通過回数に基づく推定結果

Fig. 23 Familiar/Unfamiliar area estimation: (a) The number of GPS points-based method, (b) The number of route passage-based method.

そこへ至る移動経路を特定することができることが確認できる。

5. おわりに

本論文では、位置情報履歴を活用した行動支援サービスの実用化に向けて、少量で、測位間隔が長く、測位誤差が大きい位置情報履歴から、移動経路を逐次的に精練する手法を示した。具体的には、移動中に取得した連続する 2 つの位置情報を包含する最小矩形によって移動経路を表現することで、移動中に取得した位置情報履歴から移動経路を特定した。さらに、ユーザが過去と同一の移動経路を通過したことを検知して、移動経路を逐次的に精練することにより、移動経路を正確に推定できることを示した。具体的には、過去の移動経路を構成する位置情報群へ新たに取得した位置情報を追加することで、測位誤差が長い位置

情報でも、移動経路を正確に推定できることを示した。また、過去の移動経路を構成する測位精度の低い位置情報と、新たに取得した測位精度の高い位置情報を入れ替えることで、測位誤差が大きい位置情報でも、移動経路を正確に推定できることを示した。このようにして得られた正確な移動経路履歴を利用することで、日常・非日常エリアの推定や滞在地・移動経路の予測を高精度に行えることを示した。被験者 6 名が 6 カ月から 14 カ月間収集した位置情報履歴を用いた評価では、移動経路の通過回数に応じて移動経路の推定精度が向上していることを確認した。さらに、移動経路履歴を用いた滞在地・移動経路予測では、滞在地予測精度が 68.2%と従来方式より 30%程度向上したことを確認し、さらにそこへ至る移動経路も高精度に予測できることを確認した。

本論文で示した移動経路の逐次的精練手法を用いることにより、ユーザは携帯電話の電力消費量を抑制しつつ、日常・非日常エリアや予測された滞在地・移動経路に関する情報を配信することが可能となる。

今後の課題として、逐次的移動経路精練手法は、道路情報や線路情報などの地図情報を用いることで、計算量は増大するものの、さらに精度向上が期待できる。これについては、計算量とあわせて今後検証していく予定である。また、より大規模の被験者を対象とした実証実験を実施し、逐次的移動経路精練手法の有効性・実用性を検証する予定である。

参 考 文 献

- 1) Dey, A.K. and Abowd, G.D.: Towards a better understanding of context and context-awareness, *1st International Symposium on Handheld and Ubiquitous Computing*, pp.304–307 (1999).
- 2) Zhou, C., Shekar, S. and Treveen, L.: Discovering Personal Paths from Sparse GPS Traces, *JCIS 2005 Workshop on Data Mining* (2005).
- 3) Zhou, C., Frankowski, D., Ludford, P., Shekar, S. and Terveen, L.: Discovering personally meaningful places: An interactive clustering approach, *ACM Trans. Inf. Syst.*, Vol.25, No.3 (2007).
- 4) Ashbrook, D. and Starner, T.: Using gps to learn significant locations and predict movement across multiple users, *Personal and Ubiquitous Computing*, Vol.7, Issue 5, pp.275–286 (2003).
- 5) Bui, H., Venkatesh, S. and West, G.: Policy recognition in the abstract hidden markov model, *Journal of Artificial Intelligence Research*, Vol.17 (2002).
- 6) i コンシェル .
<http://www.nttdocomo.co.jp/service/customize/iconcier/>
- 7) i コンシェル契約者数 .
http://k-tai.impress.co.jp/docs/event/interop2010/20100611_373742.html
- 8) Kang, J.H., Welbourne, W., Stewart, B. and Borriello, G.: Extracting places from traces of locations, *2nd ACM International Workshop on Wireless Mobile Applications and Services on WLAN Hotspots (WMASH)*, pp.110–118 (2004).
- 9) Lafferty, J., McCallum, A. and Pereira, F.: Conditional random fields: Probabilistic models for segmenting and labeling sequence data, *The International Conference on Machine Learning (ICML)* (2001).
- 10) Liao, L., Fox, D. and Kautz, H.: Learning and Inferring Transportation Routines, *AAAI-04* (2004).
- 11) Liao, L., Fox, D. and Kautz, H.: Extracting Places and Activities from GPS Traces Using Hierarchical Conditional Random Fields, *Intl. Journal of Robotics Res.*, Vol.26, No.1, pp.119–134 (2007).
- 12) Easter, M., Kriegel, H.P., Sander, J. and Xu, X.: A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise, *KDD '96*, pp.226–231 (1996).
- 13) Marmasse, N. and Schmandt, C.: Location-aware information delivery with com-motion, *HUC*, pp.157–171 (2000).
- 14) Agrawal, R. and Srikant, R.: Mining Sequential Patterns, *ICDE '95*, pp.3–14 (1995).
- 15) シリウステクノロジーズ AdLocal . <http://www.cirius.co.jp/adlocal/>
- 16) あん+くら . <http://www.xer-jp.com/ANKURA/>
- 17) オート GPS .
http://www.nttdocomo.co.jp/service/information/auto_gps/index.html
- 18) ビジネス Mopera GPS ロケーション .
<http://www.docomo.biz/html/service/gpslocation/>
- 19) 携帯電話の充電頻度に関する意識調査 . <http://release.center.jp/2010/07/1301.html>
- 20) 岸野泰恵, 寺田 努, 中川隆志, 山口喜久, 西尾章治郎: 目的予測型カーナビゲーションシステムにおける情報提示のための目的地推定手法, 情報処理学会 UBI 研究会, pp.9–16 (2007).
- 21) 田中宏平, 岸野泰恵, 寺田 努, 西尾章治郎: カーナビゲーションシステムにおける目的地予測のための走行履歴と運転状況の利用に関する一考察, 日本データベース学会論文誌, Vol.7, No.1, pp.269–274 (2008).
- 22) 携帯電話に向上して欲しい機能に関するアンケート .
http://c.filesend.to/plans2/ranks/body2.php?dalist=20100601_1
- 23) 総務省: 事業用電気通信設備規則の一部改正について . http://www.soumu.go.jp/main_sosiki/joho_tsusin/policyreports/joho_tsusin/denki_bukai/pdf/051025_3_s01.pdf
- 24) 西野正彬, 山田智広, 瀬古俊一, 茂木 学, 武藤伸洋, 阿部匡伸: 時刻情報を含む特徴

滞在パターンを用いた行動予測方式の検討，2009 年電子情報通信学会総合大会 (2009).
(平成 22 年 9 月 29 日受付)
(平成 23 年 3 月 7 日採録)



山田 直治 (正会員)

平成 13 年京都大学工学部情報工学科卒業。平成 15 年同大学院情報学研究科社会情報学専攻修士課程修了。平成 22 年東京大学大学院工学系研究科先端学際工学専攻博士課程修了。工学博士。平成 15 年より (株)NTT ドコモ勤務。現在，行動推定技術開発，およびそれを用いたサービス開発に従事。



磯田 佳徳 (正会員)

平成 3 年大阪大学基礎工学部制御工学科卒業。平成 5 年同大学院基礎工学研究科システム工学専攻博士前期課程修了。同年日本電信電話 (株) 入社。同社ヒューマンインタフェース研究所にて知能ロボットに関する研究に従事。平成 11 年より (株)NTT ドコモ勤務。現在，同社サービス & ソリューション開発部にて行動推定技術を利用したサービス開発に従事。日本ロボット学会会員。



南 正輝 (正会員)

平成 8 年芝浦工業大学工学部電子工学科卒業。平成 10 年同大学院工学研究科電気工学専攻修士課程修了。平成 13 年東京大学大学院工学系研究科電子情報工学専攻博士課程修了。工学博士。平成 18 年スイス・ローザンヌ連邦工科大学客員研究員。平成 15~19 年芝浦工業大学工学部講師。現在，東京大学先端技術研究センター准教授。電子情報通信学会論文賞，電子情報通信学会奨励賞各受賞。IEEE 会員。



森川 博之 (正会員)

昭和 62 年東京大学工学部電子工学科卒業。平成 4 年同大学院博士課程修了。現在，同大学先端科学技術研究センター教授。工学博士。平成 9~10 年コロンビア大学客員研究員。平成 14~18 年情報通信研究機構モバイルネットワークグループリーダー兼務。ユビキタスネットワーク，無線ネットワーク，モバイルコンピューティング，フォトニックインターネット等の研究に従事。電子情報通信学会論文賞 (2 回)，情報処理学会論文賞，情報通信功績賞等受賞。電子情報通信学会フェロー。平成 18~19 年電子情報通信学会編集理事。平成 20 年~電子情報通信学会情報ネットワーク研究専門委員会委員長，電子情報通信学会通信ソサイエティ英文論文誌編集長。IEEE，ACM，ISOC，映像情報メディア学会各会員。