

# ゲートレス鉄道サービスに向けた GPS位置情報を用いた乗車区間判定方式の評価

根本 潤<sup>1,a)</sup> 遠山 元道<sup>2,b)</sup>

受付日 2019年6月10日, 採録日 2019年9月30日

**概要:** 本研究では第1にゲートレス鉄道サービスを提案する。タッチレスゲートが入退場確認のために必ず改札の通過を求めるのに対して、ゲートレス鉄道サービスは改札自体を不要にすることで、柔軟かつ効率的な運賃徴収への道を拓く。導入や保守に要するコストの観点から、本研究では、ゲートレス鉄道サービスの実現のため、GPS位置情報に基づく乗車区間判定を行う。利用者数ならびに列車本数が莫大であるため、乗車区間判定の処理コストも莫大となる。そこで、本研究では第2に、この判定処理コストを削減する方式を提案する。提案方式はデータの内挿とユークリッド距離に基づく、利用者と列車のGPS位置情報シーケンスのマッチングである。国土交通省が提供する実際の鉄道軌道データを用いた実験により、GPS位置情報を正確に取得可能な条件下においては、欠損をとまなうようなデータに対しても提案方式が頑健な精度を実現できることを示す。さらに、判定処理の計算コストがシーケンス長に対して線形であること、従来方式に比べて15倍以上の高速化を達成することを示す。

キーワード: GPS, GIS, 乗車判定

## Evaluation of GPS-location-based Ride Detection for Gateless Railway Service

JUN NEMOTO<sup>1,a)</sup> MOTOMICHI TOYAMA<sup>2,b)</sup>

Received: June 10, 2019, Accepted: September 30, 2019

**Abstract:** In this paper, we propose gateless railway services, which no longer require ticket inspection at the gates. While touchless gates require us invariably to pass the ticket gate for confirmation of entry and exit, gateless railway services make it possible to collect fare flexibly and efficiently without having such ticket gates. In order to achieve gateless railway services with cost consideration, we detect users' rides using GPS location. Because the number of users and trains are huge, the computation cost of the detection is also huge. Thus, we also propose a solution for reducing the computation cost. The proposed method is a matching between GPS location sequences of trains and users based on a data interpolation technique and Euclidean distance. Our experiments using real railway line data provided by the Ministry of Land, Infrastructure, Transport and Tourism (MLIT) in Japan show that the proposed method has robustness against the inconsistent sampling rate of GPS locations when the GPS locations itself are accurate. Furthermore, we show that the computation cost scales linearly with the length of GPS location sequences and 15 times faster than the conventional method.

**Keywords:** GPS, GIS, ride detection

<sup>1</sup> 慶應義塾大学大学院理工学研究科  
Graduate School of Science and Technology, Keio University,  
Yokohama, Kanagawa 223-8522, Japan

<sup>2</sup> 慶應義塾大学理工学部  
Faculty of Science and Technology, Keio University,  
Yokohama, Kanagawa 223-8522, Japan

a) nemoto@keio.jp

b) toyama@ics.keio.ac.jp

## 1. はじめに

近年、誰もが快適に鉄道サービスが利用できるように、ICカードをかざすことなく改札可能なタッチレスゲートの研究開発が進められている。たとえば、近距離無線通信技術を用いたもの [1] や、画像認識技術を用いたもの [2] が

提案されている。文献 [3] では、近距離無線通信技術と画像認識技術を活用したゲートレス運賃徴収が提案されているが、入退場を確認する改札そのものは必要であることから、タッチレスゲートの1つであるといえる。

これらのタッチレスゲートが、あくまで特定の場所に設置されたものであり、入退場の確認のために必ずその場所を通過する必要があるのに対して、改札そのものがなく、自由に列車を乗降するだけでよい鉄道サービスを本研究ではゲートレス鉄道サービスと呼ぶ。

欧州では、改札による切符の確認は行わずに、人手による定期的なチェックで切符を保持していない場合に高額な罰金を科すという信用乗車方式が一般的であり、すでに改札のない鉄道サービスが実現している [4]。さらに、近年では Mobility as a Service (MaaS) と称して定額の月額料金で公共交通機関が使い放題となるサービスも登場している [5]。ただ、欧州における信用乗車方式は、事前に切符の購入（および利用開始の打刻）が必要であり、上記 MaaS サービスもアプリ内で乗車ごとに切符の購入が必要である。対して、提案するゲートレス鉄道サービスでは、日本で普及している IC カード方式のように、切符の購入すら必要のない利便性の高いサービスを目指す。

具体的に、提案するゲートレス鉄道サービスでは、スマートフォンなどのアプリケーションにより GPS 位置情報を記録し、列車の位置情報と比較することで、どの駅からどの駅まで当該列車に乗車したかを判定する。そして、判定結果に基づき鉄道事業者が利用者に課金する。なお、対象とする鉄道は、主として地上を走行する JR、私鉄各線である。主として地下を走行する地下鉄各線は、現状、正確な GPS 位置情報の取得が困難であることから対象としない。

改札で課金するのではなく、誰がいつどの列車に乗車したかに基づいて課金する意義は3つある。第1の意義は、改札機廃止による運用保守コスト削減である。高精度な乗車区間判定により運賃の徴収漏れを抑制し、ゲートレス鉄道サービスの運用保守コストを従来以下に抑えられれば、鉄道事業者にとってインセンティブとなる。第2の意義は、利用者の実際の移動を確認できるようになるため、昨今問題となっている始発駅まで戻って座席を確保する折返し乗車 [6] や、乗り過ごしによる不正乗車に対しても正しく課金が可能になる点である。第3の意義は、ある列車における利用者数が取得可能になるため、Uber などで導入されている、混雑する列車に乗車した場合の特需型割増し運賃 (“surge pricing”) を導入可能になる点である [7]。特需型割増し運賃の導入により、混雑緩和が期待できる [8]。

乗車区間をより高精度に判定するために、BLE (Bluetooth Low Energy) ビーコンや Wi-Fi アクセスポイントによる位置測位技術を活用することも考えられるが、導入や保守にともなうコストの観点から、本研究では GPS 位置情報を利用したアプローチを選択する。具体的には、複

数の事業者において、運転士の支援や保線作業の安全性向上のため、すでに GPS を活用した列車の位置情報管理システムが運用されており [9]、それらのシステムを利活用し、導入時や、運用保守のコストを抑制できると考えられる。また、国土交通省が主体となり、昨今運用が開始された準天頂衛星の鉄道分野への活用も検討されていることから [10]、GPS を含む GNSS (Global Navigation Satellite System) ベースの列車の位置情報管理は、今後より一層普及すると考えられる。一方、鉄道における BLE ビーコンの利用については、列車内広告などで実証実験が行われているものの、実用化には至っていない。また、ビーコン1つ1つは比較的安価ではあるものの、一定の精度を得るためには個々の車両に対し複数設置しなければならず導入、保守コストが懸念される。Wi-Fi アクセスポイントについては、新幹線や特急列車、および一部の一般車両ですでに設置されている場合もあるが、測位用ではないため、精度向上のためには測位用のアクセスポイントを新たに設置、管理する必要がある、同様の懸念がある [11]。

GPS 位置情報に基づく乗車区間判定の課題は、高い判定精度と短い判定処理時間の両立である。偽陽性の増大は、利用者が不当に多く運賃を支払う可能性を高め、偽陰性の増大は、鉄道事業者が本来得るべき運賃を取りこぼす可能性を高めるため、課金をともなう乗車区間判定は高い精度が求められる。また、1日の運行本数は1万本以上<sup>\*1</sup>、ICカード乗車券の普及状況<sup>\*2</sup>から利用者は数百万から数千万と想定され、マッチングを行う GPS 位置情報のシーケンスの組合せは膨大な数にのぼるため、処理時間の短縮は不可欠である。

これまででも、GPS 位置情報を利用した移動手段の推定精度向上に関する研究は広く行われている [14], [15], [16]。これらの研究では、GPS 位置情報の履歴から算出した移動速度や、加速度計の情報や GIS (地理情報システム) の情報などを利用して、利用者の位置情報の軌道シーケンスが、徒歩、自動車、鉄道などのうち、どの移動手段であったかを推定している。ただ、GPS 位置情報を用いて乗車列車を判定する研究は筆者らが知る限り存在しない。

乗車区間判定は、列車の GPS 位置情報のシーケンスをクエリとし、利用者の GPS 位置情報のシーケンスからあらかじめ定義した類似度の条件に合致するものを見つける類似検索の問題ととらえることができる。このように、乗車区間判定を時系列データの類似検索として定式化したとき、時系列データ間の類似度尺度として、DTW [17]、LCSS [18]、EDR [19]、EDwP [20] など、さまざまなものが提案されている。いずれの尺度もその計算コストが  $O(m \cdot n)$  や  $O((m+n)^2)$  ( $m, n$  は比較する時系列データの長さ) であるため、大量時系列データにおける類似検索には不適で

\*1 東日本旅客鉄道の在来線の1日の運行本数は11,893本 [12]

\*2 ICカード乗車券 Suica の発行枚数は6,942万枚 [13]

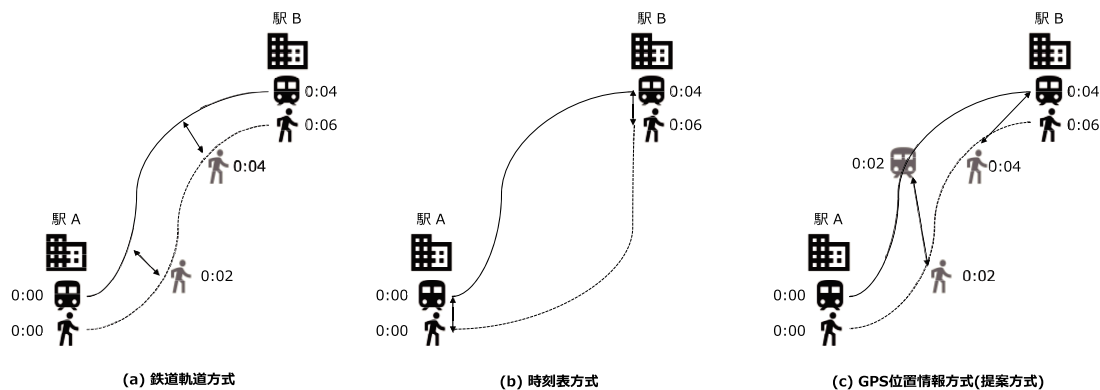


図 1 乗車区間判定方式の比較

Fig. 1 Comparison of railway ride detection.

ある。また、RNN (Recurrent Neural Networks) を用いて、時系列データをベクトル表現に変換することで  $O(v)$  ( $v$  は比較するベクトルの長さ) で類似度を計算可能な方式も提案されているが [21], モデルの学習具合によって、同じシーケンスであっても乗車区間判定結果が変わることは、透明性やアカウントビリティの観点で望ましくない。

そこで、本研究では、不均一にサンプリングされる GPS 位置情報に対して頑健であり、かつ  $O(n)$  で効率的に計算可能な、ユークリッド距離ベースの乗車区間判定方式を提案する。具体的には、まず、利用者の GPS 位置情報を内挿により補完することで、あらかじめサンプリング時刻とサンプリング周期 (たとえば 10 秒ごと) を統一しておく。このような前処理を行うことで、任意の時刻における列車と利用者のユークリッド距離を求めることができる。ある時刻における列車と利用者の距離が閾値以下のとき、利用者が当該列車において推定乗車状態であったという。ある列車が駅 A から駅 B へ走行した場合の乗車区間判定の場合では、駅 A から駅 B へ至るまでの  $n$  個の列車の位置それぞれについて、利用者が推定乗車状態であったかどうかを判定し、その割合が一定の閾値以上となった場合に、実質乗車状態と呼び課金対象とする。乗車区間判定においては、時刻のずれ (time shift) を考慮したマッチングを行う必要はないため、上述のような内挿と 2 段階の閾値の導入により、 $n$  回のユークリッド距離の比較のみで高い判定精度を実現することが可能である。

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述べる。次に、3 章で提案するゲートレス鉄道サービスと、乗車区間判定方式について述べる。4 章では、提案方式の評価のために行った実験とその結果について述べる。5 章で、ゲートレス鉄道サービスの実用化に向けて検討すべき各種課題について議論し、最後に 6 章で結論を述べる。

## 2. 関連研究

### 2.1 移動手段推定

GPS 位置情報を利用した移動手段の推定に関する研究はこれまで幅広く行われている。GPS 位置情報のみで推定を試みるアプローチ [14] や、推定精度向上のために加速度計の情報を利用するアプローチ [15], GIS の情報を利用するアプローチ [16], [22], [23] など、さまざまな手法が提案されている。いずれも移動手段の推定であり、GPS 位置情報を用いて、どの駅からどの駅まで、どの列車に乗りかかっていたかを判定する方法については議論されていない。文献 [24] のように入退場の情報に基づいて乗車列車を推定する研究は行われているものの、改札を前提としているため、本研究のアプローチとは異なる。

移動手段の推定は、GPS 位置情報のシーケンスに対して適切なラベルをつけるという分類の問題であるため、鉄道に乗りかかっていたと判断しても、どの列車に乗りかかっていたかまでは判断しない。移動手段の推定で用いられている指標や特徴量を、乗車区間判定に応用することも考えられるが、目的が異なるために判定精度が低い問題がある。以下で詳細を述べる。

文献 [22] では、8 つの特徴量を用いた機械学習による移動手段推定方法が提案されている。8 つの特徴量のうち、乗車区間の判定に応用可能な指標として、利用者と鉄道軌道との距離の平均がある。以降、この指標を用いた乗車区間判定方式を、本論文では、鉄道軌道方式と呼ぶ。鉄道軌道方式の概念図を図 1 (a) に示す。鉄道軌道方式は、利用者から最も近い鉄道軌道までの距離しか考慮せず、列車の位置を考慮していない。そのため、たとえば、図のように鉄道と並走する道路を利用者が自動車で移動しただけで、乗車していたものとして誤判定される。

文献 [22] では、バスのリアルタイム位置情報を用いた 2 つの特徴量も使用している。1 つは、利用者の位置から最も近いバスとの距離の平均である ABC (Average Bus



Closeness), もう1つは, 各時点における利用者の位置とあるバスの位置の距離の和をバスごとに算出し, そのなかの最小値をとったCBC (Candidate Bus Closeness) である. 前者は複数のバスが混在した特徴量であり, 後者はあるバス路線全体が混在した特徴量である. バスを鉄道に置き換えたとしてもどの列車に乗り込んでいたかを特徴づける指標ではないため, 乗車区間判定への応用は困難である.

文献 [16] では, 移動手段推定において, 電車, 地下鉄, トラムを区別するために, 駅の位置情報と時刻表情報を利用している. 具体的には, 事業者から GTFS (General Transit Feed Specification) 形式で提供されるルート情報を用いて, あるルートを構成する各駅の位置と利用者の位置の軌道との距離の平均を指標として使用する. 加えて, 当該ルートの時刻表上の出発時刻や到着時刻についても考慮する. 以降, これらの指標を用いた乗車区間判定方式を本論文では, 時刻表方式と呼ぶ. 時刻表方式の概念図を図 1 (b) に示す. 時刻表方式は, ルートを構成する各駅と利用者の軌道との平均距離に基づいているため, 駅間の位置情報が評価されず, 十分な判定精度が期待できない. たとえば, 図のように利用者が鉄道軌道とは遠い別の経路を通過して駅 A から駅 B へ移動するようなケースでも, 時刻表上の出発時刻と到着時刻が近いだけで, 乗車していたと誤判定される.

こうした問題をふまえて, 本研究では, 利用者と列車の双方の GPS 位置情報を用いて, ある区間において列車と利用者がどの程度近い軌道を移動していたかを評価することで乗車区間判定を行う GPS 位置情報方式を提案する. GPS 位置情報方式の概念図を図 1 (c) に示す. 提案方式の詳細については 3 章で, 鉄道軌道方式, 時刻表方式との比較評価については 4 章で述べる.

## 2.2 時系列データ類似検索

乗車区間判定を時系列データの類似検索の問題としてとらえると, 時系列データ間の類似度尺度として, さまざまなものが提案されている [17], [18], [19], [20].

文献 [20] では, 不均一にサンプリングされる GPS 位置情報に対して頑健な類似度尺度である EDwP を提案している. EDwP は, 比較元の位置情報のシーケンスに一部欠損があったとしても, 比較先のシーケンスと空間的に近くなるような位置情報を動的に内挿することで高い精度の時系列データ類似検索を実現している. EDwP の計算コストは, DTW や LCSS, EDR といった類似度尺度と同じく 2 乗オーガがあるため, 大量時系列データにおける類似検索には不適である. 文献 [20] では, そうした計算コストの問題を解決するための索引も合わせて提案されているが, 索引構築にも多大なコストを要する.

近年, 類似度尺度の計算コストの問題を解決する別なアプローチも提案されている. 文献 [21] では, RNN (Recurrent

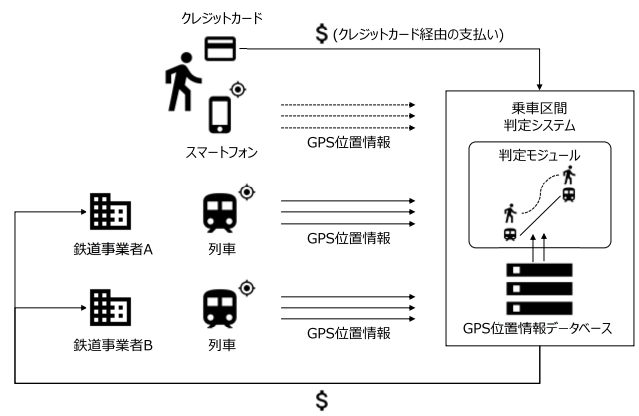


図 2 ゲートレス鉄道サービス

Fig. 2 Gateless railway service.

Neural Networks) を用いて, 時系列データをベクトル表現に変換することで線形オーダで類似度を計算可能にする方式が提案されている. 機械学習に基づく方式は, モデルの学習具合によって, 同じシーケンスであってもベクトル表現ひいては検索結果が変わってしまう. そのため, 利用者が同じ経路を通過していたにもかかわらず課金されたり, されなかったりということが生じる. 利用者から理由を求められても鉄道事業者が十分な説明ができない可能性があり, 透明性やアカウントビリティの観点で, 本研究のユースケースには適さない.

## 3. 提案方式

本章では提案するゲートレス鉄道サービスおよび乗車区間判定方式について述べる.

### 3.1 ゲートレス鉄道サービス

ゲートレス鉄道サービス全体の構成図を図 2 に示す. ゲートレス鉄道サービスでは, 乗車区間判定システムが, スマートフォンなどの利用者のデバイスと, 鉄道事業者が運行する各列車から常時 GPS 位置情報を収集し, データベースへ蓄積する. 乗車区間判定システムは, 定期的に各利用者がどの鉄道をどこからどこまで使用したかという乗車履歴を作成し, それに基づいて利用者にクレジットカード払いなどで運賃を請求する. 本論文では, 運行終了後, バッチ的に当該日の乗車履歴を作成することを想定する. そして, クレジットカード会社などを通じて回収した運賃を各鉄道事業者へと支払う. なお, 効率的な位置情報の収集や乗車区間の判定, 鉄道以外への応用を考慮し, 図 2 のように, 複数の鉄道事業者をまたがってサービス提供することを想定している.

### 3.2 乗車区間判定方式

#### 3.2.1 問題設定

ある時刻  $t$  における列車  $p$  の位置を  $l_t^p$  としたとき, ある

駅  $A$  と駅  $B$  の間の列車軌道  $T_{\{A,B\}}^p$  を、出発時刻 ( $t = t_1$ ) から到着時刻 ( $t = t_n$ ) までの  $n$  個の列車位置  $l_t^p$  を用いて次のように定義する。

**定義 1 (列車軌道)**

$$T_{\{A,B\}}^p = \{l_{t_1}^p, l_{t_2}^p, \dots, l_{t_n}^p\} \quad (1)$$

次に、ある時刻  $t$  における利用者  $q$  の位置を  $l_t^q$  とし、ある列車の出発時刻 ( $t = t_1$ ) から到着時刻 ( $t = t_n$ ) の間における利用者の軌道  $T^q$  を次のように定義する。

**定義 2 (利用者軌道)**

$$T^q = \{l_{t_1}^q, l_{t_2}^q, \dots, l_{t_n}^q\} \quad (2)$$

ある時刻  $t$  において、列車  $p$  の位置  $l_t^p$  と、利用者  $q$  の位置  $l_t^q$  とのユークリッド距離  $d$  が閾値  $\theta_d$  以下であるとき、利用者  $q$  が列車  $p$  に推定乗車状態であるといい、推定乗車状態か否のブール値を返す関数  $p\_ride()$  を次のように定義する。

**定義 3 (推定乗車状態)**

$$p\_ride(l_t^p, l_t^q) = \begin{cases} 1 & \text{if } dist(l_t^p, l_t^q) \leq \theta_d \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (3)$$

ここで、 $dist()$  は、2 点間のユークリッド距離を返す関数である。

$T_{\{A,B\}}^p$  と  $T^q$  を用いた  $n$  回の判定において、推定乗車状態と判定される割合を、利用者  $q$  の駅  $A$  から駅  $B$  における列車  $p$  への乗車確度といい、乗車確度を得る関数  $conf()$  を次のように定義する。

**定義 4 (乗車確度)**

$$conf(T_{\{A,B\}}^p, T^q) = \frac{\sum_{i=1}^n p\_ride(l_{t_i}^p, l_{t_i}^q)}{n} \quad (4)$$

乗車確度  $conf()$  が閾値  $\theta_c$  以上であるとき、利用者  $q$  は駅  $A$  と駅  $B$  の間において列車  $q$  に実質乗車状態であるといい、実質乗車状態か否かのブール値を返す関数  $v\_ride()$  を次のように定義する。

**定義 5 (実質乗車状態)**

$$v\_ride(T_{\{A,B\}}^p, T^q) = \begin{cases} 1 & \text{if } conf(T_{\{A,B\}}^p, T^q) \geq \theta_c \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (5)$$

### 3.2.2 欠損値の内挿

文献 [20] や文献 [21] で述べられているように、GPS 位置情報は欠損することがある。加えて、前項で述べた方法で実質乗車状態を判定するには、列車と利用者双方の同一時刻における GPS 位置情報を取得する必要があるが、利用者のデバイスの仕様や時刻のずれなどにより、必ずしも所望の時刻の GPS 位置情報を取得できないことも考えられる。このような状況に対応するため、本研究では、取得

### Algorithm 1 乗車区間判定

```

1: for all user in users do
2:   T = user.getTrajectory()
3:   for all train in trains do
4:     sections = train.getSections()
5:     for all section in sections do
6:       Tp = section.getTrajectory()
7:       Tq = T.cutTrajectoryBySection(section)
8:       if v_ride(Tp, Tq) then
9:         rideSections.add(section, conf(Tp, Tq))
10:      end if
11:    end for
12:  end for
13:  getBilling(rideSections)
14: end for

```

した GPS 位置情報を内挿したうえでデータベースへ格納する。

具体的には、時刻  $t_1, t_2$  それぞれにおける利用者位置  $l_{t_1}^q, l_{t_2}^q$  を取得したとき、利用者  $q$  は速度  $v$  で等速で移動したと仮定する。そして、時刻  $t_1$  と  $t_2$  の間の所望の時刻  $t'$  における利用者位置  $l_{t'}^q$  は、 $l_{t_1}^q$  から  $l_{t_2}^q$  方向へ距離  $v * (t' - t_1)$  だけ進めた位置として求める。

### 3.2.3 乗車区間判定アルゴリズム

ゲートレス鉄道サービスでは、3.2.1 項の定義に基づいて、各列車、各駅区間について利用者が実質乗車状態にあるかどうかを判定し、該当する場合に鉄道事業者が課金を行う。ある日の各利用者の乗車区間についてバッチ的に判定処理を行うための擬似コードを Algorithm 1 に示す。

まず、各利用者について当該日の GPS 位置情報のシーケンスを取得する (1~2 行目)。次に、各列車の運用ごと\*3に駅区間を取得し (3~4 行目)、駅区間ごとに列車位置情報  $T^p$  を取得する (6 行目)。また、当該駅区間における列車の到着時刻、出発時刻に基づいてその時間における利用者位置情報  $T^q$  を切り出す (7 行目)。そして、 $T^p$  と  $T^q$  を基づいて実質乗車状態かどうかを判定し (8 行目)、真の場合には、実質乗車状態の乗車区間リストに当該区間とその乗車確度を追加する (9 行目)。最後に、実質乗車状態と判定された乗車区間リストに基づいて課金を行う (13 行目)。

なお、誤判定により同一の列車にもかかわらず乗車区間が一部だけ抜け落ちることが考えられる。この場合、途中下車して自動車で移動後、同一の列車に再度乗車するといったことは物理的に不可能に近いと考えられるため、当該区間は継続して乗車していたものとして処理する。また、同時刻に複数列車で実質乗車状態と判定された場合には、実質乗車状態となった乗車区間の総距離が長い方を選択する。総距離が一定の閾値内で同一と見なせる場合には、乗車確度の平均値が高い方を選択する。

たとえば、JR 川崎～蒲田～品川間 (京浜東北線) と、京

\*3 たとえば、JR 山手線であれば 4 時 27 分大崎駅発の 401G、5 時 32 分大崎駅発の 501G といった列車番号ごとに処理する。

急川崎～蒲田間のように、より近くを並走する川崎と蒲田の間において JR 線と京急線の 2 つの列車で実質乗車状態と判定されたものの、蒲田～品川間は JR 線のみ実質乗車状態と判定されたとする。このような場合には、総距離がより長い方が実際に乗っていた列車だと推測されるため、JR 川崎～品川間に対して課金を行う。一方、JR 川崎～品川間 (11.4km) と、京急川崎～品川 (11.8km) のように、距離がほぼ同一の区間において複数の列車で実質乗車状態と判定された場合には、乗車確度の平均値が高い方に対して課金する。

#### 4. 評価

本章では、提案方式の乗車区間判定精度および計算時間についてシミュレーションにより評価する。4.1 節で評価の方法について述べ、4.2 から 4.5 節で偽陽性率、偽陰性率、計算時間それぞれの評価結果を述べる。

##### 4.1 評価方法

###### 4.1.1 評価指標

評価の指標について説明する。乗車区間判定を行った結果として起こりうるパターンは次の 4 通りである。

- 真陽性：実質乗車状態と判定し、実際に乗車していたケース
- 真陰性：実質乗車状態と判定せず、実際に乗車していなかったケース
- 偽陽性：実質乗車状態と判定したが、実際には乗車していなかったケース
- 偽陰性：実質乗車状態と判定しなかったが、実際には乗車していたケース

上記 4 つのケースの数に基づいて、次の 2 つ精度に関する指標を考える。

$$\text{偽陽性率} = \frac{\text{偽陽性の数}}{\text{(真陰性の数 + 偽陽性の数)}} \quad (6)$$

$$\text{偽陰性率} = \frac{\text{偽陰性の数}}{\text{(真陽性の数 + 偽陰性の数)}} \quad (7)$$

偽陽性率は、利用者が不当に多く運賃を支払う可能性を評価する指標であり、偽陰性率は鉄道事業者が本来得べき運賃を取りこぼす可能性を評価する指標である。

なお、評価における乗車区間判定は、各列車の各駅区間単位に行う。そのため、上記指標の分母は判定する全列車の合計駅区間の数となる。実際の課金は、3.2.3 項に記載したように、誤って陰性と判断された駅区間を陽性と見做しながら複数の連続する駅区間に対して行われることになるが、駅区間単位での精度が十分であれば見なし判定による精度への悪影響は小さいと考える。そのため、本論文では、駅区間単位の評価のみ行う。

###### 4.1.2 位置情報

提案方式において偽陽性と偽陰性がどの程度発生するか

表 1 評価対象事業者と路線の例

Table 1 Railway operators and examples of railway lines.

事業者	対象路線数	路線例
小田急電鉄	1	小田急小田原線
京王電鉄	7	京王線, 京王井の頭線ほか
京浜急行電鉄	1	京急本線
西武鉄道	2	西武新宿線, 西武池袋線ほか
東京急行電鉄	2	東急東横線, 東急田園都市線
東京都交通局	2	荒川線, 日暮里・舎人ライナー
東京臨海高速鉄道	1	りんかい線
東武鉄道	2	東武伊勢崎線, 東武東上線
東日本旅客鉄道	34	山手線, 東海道線ほか

を評価するため、それぞれの評価用に異なる 2 つの位置情報データセットを用いる。

###### (1) 偽陽性率評価のデータセット

偽陽性率評価のためのデータセットでは、まず、列車の GPS 位置情報として鉄道軌道データと、時刻表データに基づく擬似的な GPS 位置情報を利用する。

鉄道軌道データとして国土交通省が提供する GIS データである「国土数値情報」を用いる。国土数値情報の鉄道軌道データは、全国の鉄道の路線や駅について、形状や位置、鉄道区分 (普通鉄道, モノレールなど)、事業者区分 (JR 在来線, 民営鉄道など)、路線名, 運営会社などを整備したものである。評価では、乗降客数の多い路線を中心に、首都圏で鉄道を運行する 9 事業者, 52 路線, 913 駅区間を選択して使用する。事業者別の対象路線の例を表 1 に示す。国土数値情報の駅別乗降客数データによれば、選択した路線の合計乗降客数は、地下鉄を除く首都圏の鉄道会社全体の乗降客数のうち 70%以上を占める。なお、今回の評価では、GPS 位置情報の取得が困難となる地下鉄は対象から外したが、その取り扱いについては、5 章で議論する。

国土数値情報の鉄道軌道データと、時刻表における所要時間に基づいて、ある時刻における列車の位置を求める。具体的には、列車は等速で移動すると仮定し、駅間の軌道曲線を位置情報取得時間間隔あたりに進む距離で均等に分割して求める。駅区間によっては、1 分間で次駅へ移動することもあり、駅停車時間も考慮するとさらに短い場合もあることから、本評価では、時間間隔を 10 秒と設定した。

利用者位置情報としては、上述の対象駅区間を自動車で移動したものとし、Google Maps API で得られる推奨自動車経路を利用する。具体的には、913 の駅区間の列車位置情報それぞれに対応し、いずれも陰性と判定すべき利用者位置情報のデータセットを用意し、偽陰性率を評価する。すなわち、偽陽性率算出の際の分母は、913 である。なお、列車位置情報の場合と同じく、自動車も等速で移動したものと仮定し、Google Maps API で得られた推奨自動車経路の軌道曲線と、所要時間とに基づいて、ある時刻における利用者の位置を求める。なお、偽陽性の問題が発生しうる



別の例として、先に述べた JR 川崎～品川間と京急川崎～品川間のように、複数の鉄道事業者が並走しているケースがある。ただし、途中駅の構成や運行ダイヤは異なるため、そうしたケースでの誤判定は少ないと考える。

(2) 偽陰性率評価用のデータセット

偽陰性率評価のためのデータセットでは、列車の GPS 位置情報として、偽陽性率評価の際と同様に、鉄道軌道データと、時刻表データに基づいて生成した 913 駅区間の列車位置情報を利用する。

利用者位置情報としては、利用者が列車と同じ軌道をたどったものと想定して、列車位置情報をベースに、GPS 位置情報の欠損や位置誤差のパラメータごとにいずれも陽性と判定すべき 913 の利用者位置情報のデータセットを用意する。すなわち、偽陰性率算出の際の分母は、偽陽性率の評価の際と同じく 913 である。欠損や位置誤差の具体的な再現方法は後述する。

4.1.3 評価環境

以降における評価は、Python で実装したシミュレータにより行った。その際、Python のライブラリとして、GPS 位置の距離計算には pyproj-2.2.0 を、性能比較のために用いる DTW の距離計算には dtw-1.3.3 を、並列処理には multiprocessing-2.6.2.1 を使用した。評価に用いたマシンは、CPU が Intel Xeon E5645 2.40 GHz が 2 個（合計論理コア 24 個）、メモリが 192 GB、OS が Ubuntu 18.04 (Linux Kernel 4.15.0) である。

4.2 偽陽性率の評価

4.2.1 鉄道軌道方式との比較

まず、列車の位置を考慮することにより偽陽性率がどの程度改善するか評価するため、乗車確度閾値と、距離閾値 ( $\theta_d$ ) を変化させながら鉄道軌道方式と、提案方式の偽陽性率を比較した。距離閾値としては、50 m, 100 m, 150 m を用いた。これは、一般的な列車の全長が約 100 m から約 300 m であることに基づいて設定した。鉄道事業者は、乗車中の利用者を網羅するため、距離閾値を半径とした円に列車全体が収まるようにパラメータを設定すると考えられるためである。評価結果を表 2 に示す。

表より、乗車確度閾値を 0.8、距離閾値を 150 m とした場合、提案方式は、偽陽性率 2.6% と高い判定精度を実現できているのに対し、鉄道軌道方式は約 30% と精度が低い。偽陰性の発生を許容して、乗車確度閾値を 1.0 まで上げた場合であっても、鉄道軌道方式の偽陽性率は約 15% であり、低精度である。

また、乗車確度閾値を 0.8、距離閾値を 150 m の場合において、提案方式が偽陽性となるケースについて内訳を確認したところ、偽陽性全 24 区間のうち半数以上の 15 区間が東京都交通局の荒川線か日暮里・舎人ライナーのいずれかであった。荒川線は路面電車であり、日暮里・舎人ライ

表 2 列車位置の考慮有無による偽陽性率の比較

Table 2 Comparison of false positive rate with/without considering train positions.

乗車確度閾値	距離閾値 (m)	鉄道軌道方式	提案方式
0.8	50	5.4%	0.0%
	100	17.5%	1.0%
	150	31.2%	2.6%
0.9	50	2.8%	0.0%
	100	10.7%	0.4%
	150	22.7%	2.2%
1.0	50	0.5%	0.0%
	100	4.9%	0.3%
	150	15.1%	1.9%

表 3 列車遅延を考慮した場合の偽陽性率の比較 ( $\theta_c = 0.8$ )

Table 3 Comparison of false positive rate with considering train delays.

遅延時間 (秒)	距離閾値 (m)	時刻表方式	提案方式
30	50	1.5%	0.1%
	100		0.7%
	150		3.7%
60	50	3.2%	0.0%
	100		1.2%
	150		5.9%
120	50	9.3%	0.0%
	100		1.8%
	150		6.9%

ナーは軌条式鉄道であるため、線路と道路が並行している。その結果、偽陽性が増大したと考えられ、提案方式の路面電車、軌条式鉄道への適用には課題が残るといえる。

4.2.2 時刻表方式との比較

次に、駅間で細粒度に列車と利用者の位置を判定することにより、偽陽性率がどの程度改善するか評価するため、時刻表方式と提案方式の偽陽性率を比較した。評価結果を表 3 に示す。

本評価において、出発駅、到着駅と利用者との距離はゼロであるため、時刻表方式は、実質的に列車と利用者の移動所要時間の差のみを考慮した判定となる。いい換えると、時刻表方式は、移動所要時間の差をどれだけ許容するかによってのみ偽陽性率が変わってくる。たとえば、この差の閾値を小さくすれば偽陽性率は下がるが、列車に遅延が発生した場合に偽陰性率が上昇してしまう。

表 3 は、遅延時間の閾値を 30 秒、60 秒、120 秒と変えた場合の偽陽性率を変化を示している。提案方式については、実際に 30 秒、60 秒、120 秒という遅延が発生した場合の偽陽性率を示している。なお、提案方式における乗車確度閾値は 0.8 である。

表に示すように、遅延時間が 30 秒、60 秒の場合で、かつ距離閾値を 150 m と大きくとると、提案方式の偽陽性率が時刻表方式を上回るケースがある。ただし、時刻表方式

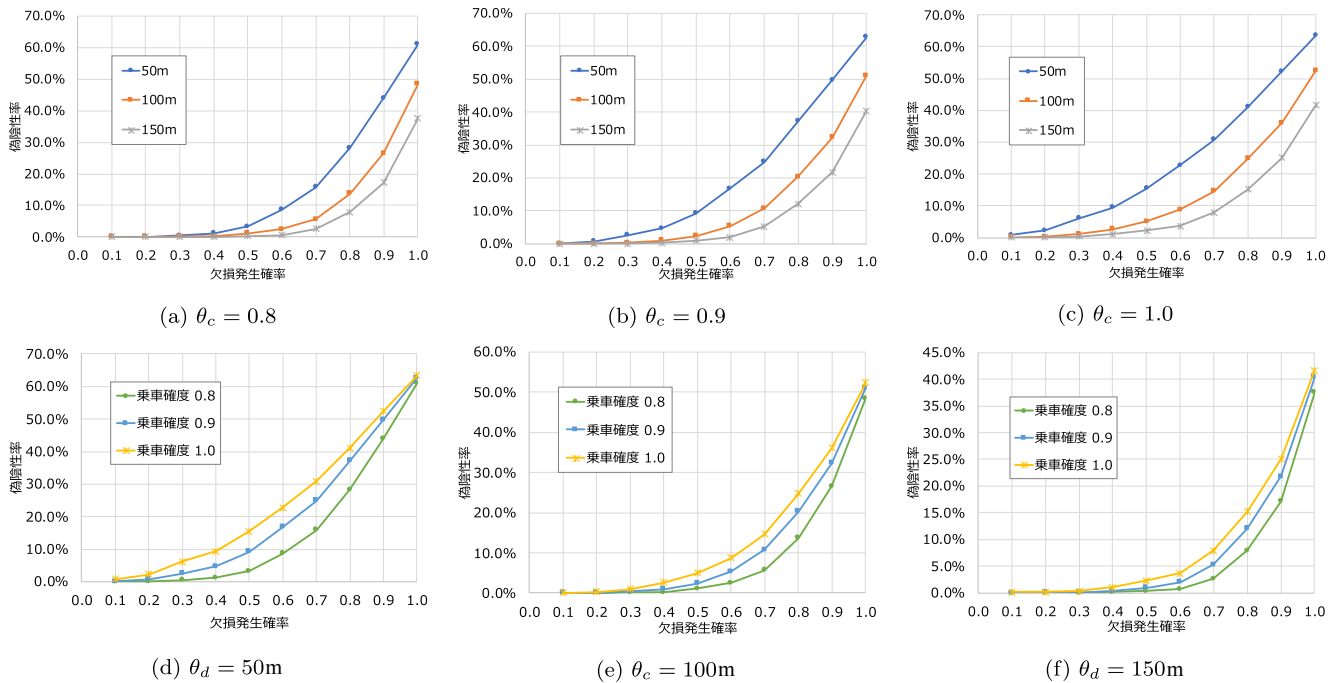


図 3 距離閾値と乗車確度閾値ごとの偽陰性率の評価

Fig. 3 Evaluation of false negative rate with varying distance threshold and confidence threshold.

は、列車の遅延時間の閾値を 30 秒、60 秒と小さくした場合、列車にそれ以上の遅延が発生した際に、当該列車の利用者はいずれも偽陰性となる。実際には、しばしばそれ以上の遅延が発生することを考慮すると、鉄道事業者の収益の観点から、実際には 120 秒もしくはそれ以上の閾値を設定せざるを得ない可能性が高い。

また、距離閾値が 150m で遅延時間が 60 秒、120 秒のケースで、提案方式の偽陽性率が 5%以上と高くなっているため、内訳を確認したところ、それぞれ 38%、22%が東京都交通局の 2 路線であった。

### 4.3 偽陰性率の評価

#### 4.3.1 位置情報の欠損

提案方式が利用者の GPS 位置情報の欠損に対して頑健であることを確認するため、欠損の発生確率を変えながら偽陰性率がどう変化するかを評価する。

はじめに、列車  $p$  の軌道  $\{l_{t_1}^p, l_{t_2}^p, \dots, l_{t_n}^p\}$  のうち、始点と終点を除いた各列車位置について、指定した確率でランダムに欠損させたものを利用者位置情報として使用し、評価を行う\*4。なお、対象路線、区間は偽陽性の評価の際と同様である。

図 3 は、距離閾値、乗車確度閾値、欠損発生確率をそれぞれ変化させた場合の偽陽性率について示している。

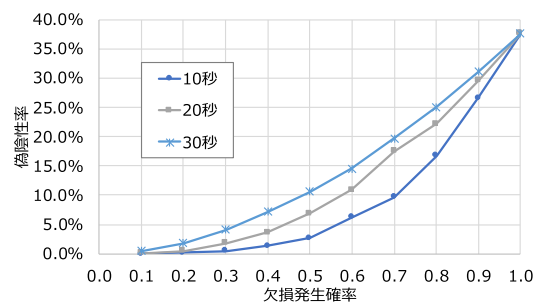


図 4 パースト的な欠損発生時における偽陰性率の評価

Fig. 4 Evaluation of false negative rate with burst signal losses.

図 3(a)~(c) は、各々において乗車確度閾値を固定し、距離閾値ごとの偽陽性率を示し、図 3(d)~(f) は、距離閾値を固定し、乗車確度閾値ごとの偽陽性率を示している。なお、いずれも 3 回シミュレーションを行い、偽陰性の数について平均を取った結果である。グラフから分かるように、欠損発生確率を 0.5 まで上げたとしても、偽陰性の発生率はたかだか数%である。たとえば、乗車区間閾値が 0.8 で、距離閾値が一般的な列車の全長を考慮した距離閾値を 150m の場合には、偽陰性率は 0.3% である。

次に、GPS の衛星捕捉が困難な場合や、衛星との同期が外れた場合などに、欠損がパースト的に一定時間継続して発生することを考慮した評価を行う。具体的には、上記のようランダムな欠損に加え、欠損が発生した場合には、その 10 秒後から 30 秒後まで連続して欠損を発生させる。図 4 に、欠損発生確率と欠損継続時間の偽陰性率の変化を示す。距離閾値は 150m、乗車確度閾値を 0.8 である。図

\*4 便宜上、途中の位置情報をすべて欠損しても内挿できるように始点と終点を残しているが、仮に始点や終点が欠損する場合であっても前後の位置情報から同様に内挿可能なため、これによる影響は小さいと考える。



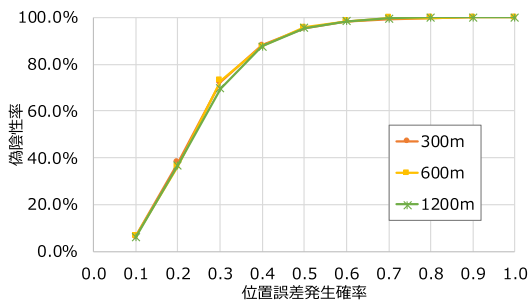


図 5 位置誤差発生時における偽陰性率の評価

Fig. 5 Evaluation of false negative rate with errors of locations.

に示すように、欠損発生が続くほど偽陰性率が增大してしまっているのが分かるが、欠損が 30 秒継続したとしても、欠損の発生確率が 0.1 と低ければ偽陰性率は僅か 0.4% である。同様の条件で、欠損の発生確率が 0.3 まで上昇しても、5%未滿と低い偽陰性率となる。ただし、実際にどの程度割合で欠損が発生するかはトンネルの距離や全体に占める割合によっても変わってくるため、実環境における評価は今後の課題である。

#### 4.3.2 位置情報の誤差

GPS 位置情報の取得に際しては、トンネルから出た直後など、衛星との同期に時間がかかる場合、測位に失敗するのではなく、しばしば大きな誤差を含んだ位置が得られることがある。本項では、その影響について評価するため、列車  $p$  の軌道  $\{l_{t_1}^p, l_{t_2}^p, \dots, l_{t_n}^p\}$  のうち、始点と終点を除いた各列車位置について、指定した確率でランダムに位置誤差を発生させたものを利用者位置情報として使用し、偽陰性率をシミュレーションする。位置誤差の大きさは、300 m, 600 m, 1,200 m の 3 通りとし、誤差が発生する方向はランダムに決定する。

図 5 に、距離閾値 150 m, 乗車確度閾値 0.8 の場合における位置誤差発生確率ごとの偽陰性率の変化を示す。図のように、位置誤差発生確率が 0.1 であれば偽陰性率は約 6% に抑えられているが、位置誤差発生確率を 0.2 まで上げた時点で偽陰性率は 40% 弱まで上昇するため、さらなる偽陰性削減のためには、誤差の削減や補正が課題である。

#### 4.4 移動速度の影響

上記の偽陽性率と偽陰性率の評価では、列車および利用者が等速で移動しているものと仮定してシミュレーションを行ったが、停止信号による停車や徐行、遅れを取り戻すための加速など、現実には列車が等速で移動することはない。そのため、本節では偽陽性率、偽陰性率それぞれについて、この影響を考察する。

まず、4.2 節における評価のように、利用者がある駅区間を自動車移動しており、実際には列車に乗りしていない場合を考える。当該区間で徐行や停止を繰り返す、遅延する列車があった場合には、通常運行時に比べて偽陽性率

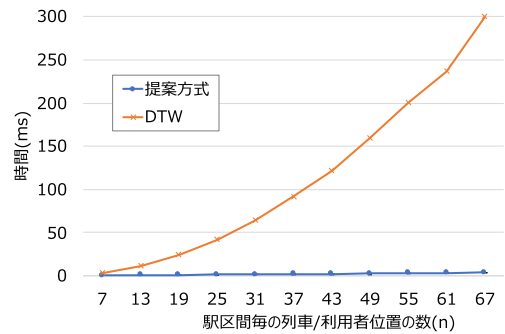


図 6 駅区間ごとの乗車区間判定処理時間

Fig. 6 Ride detection processing time for each section of stations.

が上昇するが、その値は表 3 で示した列車遅延を考慮した偽陰性率と同程度になると考えられる。遅延により偽陰性率が上昇するのは、基本的に列車の方が駅間の移動所要時間が短いため、その差が縮まることで推定乗車状態と判定されるポイントが増加する傾向にあるためである。逆に、遅れを取り戻すために時刻表より短い時間で運行していたとすると、列車と自動車の距離は引き離され、偽陰性率は低下すると考えられる。

次に、利用者が実際に列車に乗りしている場合を考える。この場合、列車が停車や加速を行ったとしても、利用者位置情報もそれにもなって記録されるため、偽陰性率に影響しない。トンネル内での停車などで、利用者の GPS 位置情報の欠損と重なる場合は、4.3.1 項で用いた時間以上に欠損が継続するため、偽陰性率は増大すると考えられるが、欠損しているがゆえに移動中か停止中かを判断することは不可能であり、等速の仮定の有無とは独立の問題である。

#### 4.5 性能評価

提案方式の処理性能について評価するため、前節で使用した 52 路線のうち、東京都交通局の 2 路線を除く 50 路線 872 駅区間の列車の位置情報と、ランダムに生成した利用者の位置情報を用いて、提案方式における乗車確度算出時間 ( $conf(T_{A,B}^p, T^q)$  の計算時間) と、DTW [17] による距離計算時間を計測した。なお、簡単のため、従来の 2 乗オーダの類似度尺度として DTW を用いたが、LCSS [18], EDR [19], EDwP [20] などでも同様の結果になると考える。

図 6 は、50 路線の各駅区間について、提案方式と DTW の処理時間を計測し、駅区間あたりの列車位置  $l_t^p$  (利用者位置  $l_t^q$ ) の数  $n$  ごとに平均を算出してプロットしたグラフである。提案方式が、0.4 ミリ秒 ( $n=7$ ) から 3.7 ミリ秒 ( $n=67$ ) と、乗車確度が位置の数  $n$  に対して線形オーダで計算できているのに対し、DTW は、3.5 ミリ秒 ( $n=7$ ) から 300 ミリ秒 ( $n=67$ ) と、2 乗オーダの時間を要した。なお、全駅区間の合計処理時間は提案方式が 0.94 秒、DTW が 25.7 秒であり、位置の数は合計 16,292 であった。

次に、1 日分の乗車区間判定に必要な処理時間を評価す

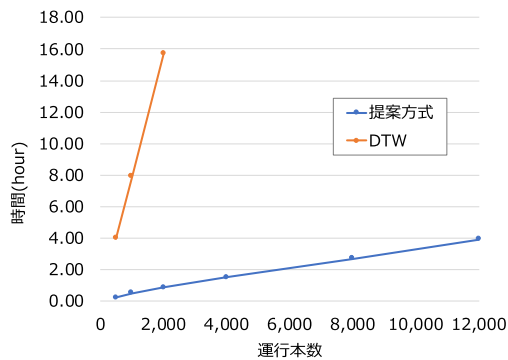


図 7 運行本数増加時の乗車区間判定処理時間

Fig. 7 Ride detection processing time with varying the number of operating railway lines.

るため、50 路線（運行本数 50 本）を 1 単位とし、これを複数単位用いることで、運行本数を 12,000<sup>\*5</sup>まで変化させた場合の処理時間を比較した。また、利用者数は 1,000 人とし、乗車確度および DTW 距離は、利用者ごとに独立に算出できるため、24 並列で処理を実行した。結果を図 7 に示す。いずれも運行本数に対して線形な時間となっているが、図 6 で示したように、各駅区間の処理時間が長い DTW は提案方式に比べ 15 倍以上の時間を要している。なお、DTW については、運行本数が 4,000 本以上の場合において 24 時間を超過したため、処理を打ち切った。

このように、乗車区間判定には、DTW をはじめ 2 乗オーダの類似度尺度よりも提案方式が適しているといえる。想定される利用者の数は数百万から数千万人であり、本実験の利用者数 1,000 人よりも規模が大きいが、乗車区間判定は利用者ごとに実行できるため、自明な並列化を行うことが可能である。よって、複数ノードで並列処理を行うことで、ある 1 日分の乗車区間の判定を翌日に持ち越すことなく処理することは可能であると考えられる。

## 5. 実用化に向けた課題

利用者の GPS 位置情報を用いた乗車区間判定と課金を実用化するにあたって、判定精度や性能以外にもいくつかの研究課題がある。本章では、それらをあげて議論を行う。

### 5.1 電波不感地帯

提案方式は GPS 位置情報に基づくため、地下鉄やトンネルのように GPS 電波を受信できないような場所で適用可能かどうか懸念される。

ただ、昨今のモバイルデバイスでは、基地局や WiFi のアクセスポイントから大まかな位置情報の取得が可能である。地下鉄やトンネルにおいても、基地局や漏洩同軸ケーブルが整備され携帯電話の電波は受信できるようになっているため、精度は低いが位置情報を取得できる。これに移

<sup>\*5</sup> 東日本旅客鉄道の在来線の 1 日の運行本数 11,893 本に基づき設定 [12]

動速度、加速度などを加味して位置を得れば乗車区間判定を行うことは可能であると考えられる。

### 5.2 不正対策

不正対策も重要な課題である。最も簡単な不正方法として、スマートフォンの電源をオフにしてしまうことが考えられる。また、GPS 位置情報を任意の値に偽装するという不正も考えられたため、乗車区間判定システムに送信されてきた GPS 位置情報の正当性を担保する必要がある。

前者のような不正は、たとえば、運賃調整によるインセンティブ管理により抑止することが考えられる。継続的に GPS 位置情報を記録している場合には通常運賃、断続的に記録が途絶えている場合には割増運賃を適用するなどして、位置情報を提供するインセンティブを与えることで不正を防止する。ただし、GPS の電波環境が劣悪な場合やスマートフォンでゲームなどの重い処理を行っている場合には悪意なく断続的な記録になってしまうという問題も考えられる。また、そもそも常時電源をオフにしている場合は GPS 位置情報そのものが記録されないため不正乗車を検知できない。これらの対策は今後の研究課題である。

後者のような位置情報の偽装に対しては、乗車区間判定に使用するアプリケーションがインストールされたデバイスやそのソフトウェアが改変されていないかを確認する API を利用することで対処することができる。たとえば、Google は Android の改ざん検知のために SafetyNet API を提供している。

### 5.3 プライバシー対策

提案方式は利用者の GPS 位置情報を常時取得することになるため、サービス提供にあたっては、利用目的を厳しく制限したうえで利用者の同意を得る必要がある。さらに、近年、欧州で施行された一般データ保護規則でも定められている所謂「忘れられる権利」にも配慮し、乗車区間判定が終わった GPS 位置情報を即座に削除できるようにするなど、利用者主体で提供したデータをコントロール可能にする必要がある。

## 6. おわりに

本研究では、ゲートレス鉄道サービスおよびそのために必要な GPS 位置情報を利用した乗車区間判定方式を提案した。提案方式は、データの内挿と、ユークリッド距離に基づく利用者列車の GPS 位置情報シーケンスのマッチングによるものである。

国土交通省が提供する実際の鉄道軌道データを用いた実験により、GPS 位置情報を距離閾値以下の誤差で取得可能な場合、欠損が発生したとしても提案方式が頑健な精度を実現できることを示した。具体的には、バースト的な欠損が発生しない場合、GPS 位置情報が約半分欠損する場合で

あっても、1%未満の偽陰性率という高い精度で乗車区間判定が可能であることを示した。バースト的な欠損が発生する場合も、欠損発生確率が10%程度であれば、同様に1%未満の偽陰性率を実現できることを示した。さらに、判定処理の計算コストがシーケンス長に対して線形であること、2乗オーダーの計算コストを要する従来方式に比べて15倍以上の高速化を達成することを示した。

今後は、実用化に向けて、5章で述べた課題検討や、実データを用いた評価を実施していく予定である。

**謝辞** 慶應義塾大学環境情報学部の川島英之准教授に本論文の内容に関して貴重な助言をいただいた。ここに感謝の意を表す。

参考文献

[1] 篠谷洋一郎, 三田哲也: タッチレスゲートへの応用に向けた人体近傍通信技術の基礎調査研究, *JR EAST Technical Review*, No.33, pp.31-34 (2010).

[2] Osaka Metro Group: 2018-2025 年度中期経営計画について (オンライン), 入手先 (<https://subway.osakametro.co.jp/news/2018-2025.cyukikeikeikaku.pdf>) (参照 2019-09-25).

[3] 高木 亮: 出改札・乗車券システムの過去・現在・未来, *電気学会誌*, Vol.134, No.9, pp.615-618 (2014).

[4] 西川 健: 信用乗車方式と割増運賃制度について, *運輸政策研究*, Vol.10, No.2, pp.2-6 (2007).

[5] MaaS Global Oy: Whim (online), available from (<https://whimapp.com/>) (accessed 2019-09-25).

[6] 横浜高速鉄道株式会社: 不正乗車防止運動の実施について (オンライン), 入手先 (<http://www.mm21railway.co.jp/info/news/uploads/information.20170511.pdf>) (参照 2019-09-25).

[7] Uber Technologies Inc.: How surge pricing works (online), available from (<https://www.uber.com/drive/partner-app/how-surge-works/>) (accessed 2019-09-25).

[8] 松野由希: 利用者視点を重視した新たな交通政策の展開, 博士論文, 法政大学 (2018).

[9] 一般財団法人衛星測位利用推進センター: 鉄道分野における GNSS 利活用に関するガイドライン (第 1.0 版) (オンライン), 入手先 (<http://www.spac.jp/media/pdf/library/20170710-01.pdf>) (参照 2019-09-25).

[10] 国土交通省鉄道局: 鉄道における準天頂衛星等システム活用検討会 (オンライン), 入手先 (<https://www.mlit.go.jp/tetudo/tetudo.tk7.000014.html>) (参照 2019-09-25).

[11] 国土交通省国土地理院測地部: 屋内測位のための BLE ビーコン設置に関するガイドライン (オンライン), 入手先 (<https://www.gsi.go.jp/common/000198740.pdf>) (参照 2019-09-25).

[12] 東日本旅客鉄道株式会社: 会社要覧 2018-2019 (オンライン), 入手先 ([https://www.jreast.co.jp/youran/pdf/2018-2019/jre\\_youran\\_all.pdf](https://www.jreast.co.jp/youran/pdf/2018-2019/jre_youran_all.pdf)) (参照 2019-09-25).

[13] 東日本旅客鉄道株式会社: ファクトシート (オンライン), 入手先 (<https://www.jreast.co.jp/investor/factsheet/pdf/factsheet.pdf>) (参照 2019-09-25).

[14] Xiao, Z., Wang, Y., Fu, K. and Wu, F.: Identifying Different Transportation Modes from Trajectory Data Using Tree-Based Ensemble Classifiers, *ISPRS International Journal of Geo-Information*, Vol.6, No.3, p.57 (2017).

[15] Widhalm, P., Nitsche, P. and Brändie, N.: Transport

mode detection with realistic Smartphone sensor data, *Proc. 21st International Conference on Pattern Recognition, ICPR '12*, pp.573-576 (2012).

[16] Montoya, D., Abiteboul, S. and Senellart, P.: Hup-me: Inferring and Reconciling a Timeline of User Activity from Rich Smartphone Data, *Proc. 23rd SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems, SIGSPATIAL '15*, pp.62:1-62:4 (2015).

[17] Yi, B.-K., Jagadish, H.V. and Faloutsos, C.: Efficient retrieval of similar time sequences under time warping, *Proc. 14th International Conference on Data Engineering, ICDE '98*, pp.201-208 (1998).

[18] Vlachos, M., Gunopoulos, D. and Kollios, G.: Discovering Similar Multidimensional Trajectories, *Proc. 18th International Conference on Data Engineering, ICDE '02*, pp.673-684 (2002).

[19] Chen, L., Özsu, M.T. and Oria, V.: Robust and Fast Similarity Search for Moving Object Trajectories, *Proc. 2005 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data, SIGMOD '05*, pp.491-502 (2005).

[20] Ranu, S., Deepak, P., Telang, A.D., Deshpande, P. and Raghavan, S.: Indexing and matching trajectories under inconsistent sampling rates, *31st IEEE International Conference on Data Engineering, ICDE '15*, pp.999-1010 (2015).

[21] Li, X., Zhao, K., Cong, G., Jensen, C.S. and Wei, W.: Deep Representation Learning for Trajectory Similarity Computation, *Proc. 34th IEEE International Conference on Data Engineering, ICDE '18*, pp.617-628 (2018).

[22] Stenneth, L., Wolfson, O., Yu, P.S. and Xu, B.: Transportation Mode Detection Using Mobile Phones and GIS Information, *Proc. 19th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems, GIS '11*, pp.54-63 (2011).

[23] Gong, H., Chen, C., Bialostozky, E. and Lawson, C.T.: A GPS/GIS method for travel mode detection in New York City, *Computers, Environment and Urban Systems*, Vol.36, No.2, pp.131-139 (2012).

[24] Zhang, F., Zhao, J., Tian, C., Xu, C., Liu, X. and Rao, L.: Spatiotemporal Segmentation of Metro Trips Using Smart Card Data (2016).



根本 潤 (学生会員)

平成 16 年慶應義塾大学経済学部卒業。平成 18 年同大学大学院理工学研究科修士課程修了。同年株式会社日立製作所入社, 主にストレージシステムの研究開発に従事。平成 26 年 Carnegie Mellon University 客員研究員。平成 31 年同社退職。現在, 慶應義塾大学大学院理工学研究科博士課程在学中。主にデータベースの研究に従事。





遠山 元道 (正会員)

慶應義塾大学工学部情報工学科教授。昭和 54 年慶應義塾大学工学部管理工学科卒業。昭和 59 年同大学大学院博士課程修了後、管理工学科助手、専任講師、同情報工学科准教授を経て現職。博士 (工学)。平成 8 年 Oregon

Graduate Institute 客員研究員。平成 10~13 年科学技術振興事業団さきがけ研究 21「情報と知」領域研究員。主にデータベースの研究に従事。電子情報通信学会、日本ソフトウェア科学会、IEEE、ACM 各会員。

(担当編集委員 鳥海 不二夫)