Vol.2019-MBL-93 No.9
Vol.2019-ITS-79 No.9
2019/11/20

# 交通系 IC カードを活用した路線バスの混雑度予測手法の検討

青地美桜 [1,a)]　白石陽 [1,b)]

**概要**：公共交通機関での移動手段の一つとして，路線バスが利用されるが，バス利用者は路線バスの混雑を事前に把握することが困難である．混雑しているバスを事前に把握することができれば，バス利用者は混雑しているバスを避けて乗車することが可能である．バス内の混雑を把握する方法の一つとして，バス乗車中の乗客数を算出し，バスの定員数とを比較し，どの程度の利用者がバスに乗車しているのかを把握する方法が挙げられる．そこで本研究では，交通系 IC カードのデータを活用し，バスがどの程度混雑するかどうかの予測を行う．交通系 IC カードのデータは，カード利用者ごとに，乗降車停留所，乗降車時刻，利用路線，利用バスの車両番号等が記録されている．これらのデータを用いることで，ある路線バスのある停留所からの乗車人数，降車人数，通過人数（乗降車せずに乗車し続けている人数）を算出することができるため，バス内の混雑度を予測することができると考える．提案手法では，算出した通過人数とバスの定員数とを比較し，バス内に乗車している割合を算出する．算出した割合から，路線バスの混雑度を予測する．また，通勤や通学などの時間帯によって大幅にバス利用者数が変化する場合があるため，時間帯を考慮して予測を行う．

**キーワード**：混雑度予測，データ分析，公共交通，交通系 IC カード

## 1. はじめに

代表的な公共交通機関での移動手段の一つとして，路線バスが利用されている．バス利用者がバスを快適に利用するためには，バスの遅延と混雑状況が影響する．また，バス利用者が路線バスを快適に利用することを目的とした研究として，バスの到着時刻を予測する研究[1], [2]や，混雑状況を推定・予測する研究[3], [4], [5]が行われている．本研究はバスの混雑状況に着目する．

バスの混雑状況に着目すると，既存のバスロケーションシステムを利用する場合，バス利用者は乗車予定バスの混雑を事前に把握できないため，混雑しているバスへ乗車せざるを得ない場合がある．バス利用者に事前にバスの混雑状況を提示することで，バス利用者は混雑していないバスを選択し，乗車することが可能になると考えられる．混雑していないバスへ乗車できれば，バス利用者はバス内で着席できる可能性があり，着席できず立ったまま乗車する場合でも，別の乗客と密着してしまうほど混雑しているバスを避けることができるため，バス利用時の快適性が高くなると考える．

バスの混雑度を予測する方法として，乗車直前に予測する方法と，乗車直前より以前に予測する方法が考えられる．乗車直前に予測する方法では，停留所でバスを待っている間に，次に停留所に到着するバスの混雑状況を把握することができる．混雑しているバスを回避するためには，混雑していないバスが到着するのを待つ必要がある．しかし，運行本数が少なく，混雑していないバスがすぐに到着しない場合，バス利用者は諦めて混雑しているバスに乗車するか，停留所で混雑していないバスを長時間待ち続けるかどうかを判断する必要がある．一方，乗車直前より以前にバスの混雑度を予測し，バス利用者に事前に提示することができれば，バス利用者は停留所に到着する前にバスの混雑度を把握することができるため，乗車予定のバスの変更や予定の変更などの対策を立てることができる．よって，乗車直前に予測し，混雑状況を提示するより，乗車直前より以前に予測し，混雑状況を伝える方が，バス利用者は快適にバスを利用できると考える．

公共交通機関の混雑状況を推定・予測する手法として Bluetooth の RSSI (Received Signal Strength Indicator)特性を用いた手法[3]，クラウドソーシングを用いた手法[6]，過去のバス利用者数等のデータを用いた手法[5]が挙げられる．Bluetooth の RSSI 特性を用いた手法は，前述の乗車直前に混雑度を用いた方法として利用できるが，リアルタイムに混雑状況を推定するため，事前に混雑度を予測し，バス利用者へ提示することが難しい．クラウドソーシングを用いた手法[6]は，ユーザのアンケート結果に基づいて，事前に混雑しているかを予測し，その予測結果をバス利用者へ提示している．しかし，アンケートの回答内容はユーザの主観によるため，同様の混雑状況であってもユーザによって異なる可能性がある．また，アンケートの回答がない路線は混雑を予測ができないため，信頼性が低くなり，バスを快適に利用できない可能性がある．

過去のバス利用者数等のデータを用いて予測する手法[5]では，過去のバス利用者数を算出し，算出結果から翌日のバス利用者数を予測している．この手法は，ユーザの主観で集められたデータに基づいて予測を行っているクラウドソーシングを利用した手法と比べて，整理券や交通系 IC カードのデータを用いてバス利用者数を算出しているため，基準を定めることができ，バス利用者が快適にバスを利用できる可能性が高い．交通系 IC カードとは，公共交通機関各社が独自に発行する非接触型 IC カードの総称である．交通系 IC カードの一つである Suica は，2018 年 3 月 31 日時

1　公立はこだて未来大学 システム情報科学部
School of Systems Information Science, Future University Hakodate.
a)　b1016227@fun.ac.jp
b)　siraisi@fun.ac.jp

ⓒ2019 Information Processing Society of Japan

点で 6,942 万枚発行されており，前年度より 500 万枚増加している[7]．函館バスにおける交通系 IC カード利用者数割合は 2018 年 3 月時点で 22%であったが，2019 年 3 月時点で 72%まで増加しており，年々普及率が高くなっている．今後さらに，普及率は高くなると考えられるため，混雑度の予測に活用することは妥当であり，乗客数以外の情報を活用できる可能性もある．

そこで，本研究では，前述した文献[5]の手法における利点から，各停留所間における乗降車しなかった乗客数を算出し，混雑度を予測するアプローチを取る．乗客数を算出するために，過去の交通系 IC カードデータを活用する．交通系 IC カードの利用者率は年々増加しており，交通系 IC カードデータの特徴として，バス利用者の乗降ごとに，乗降車停留所，乗降車時刻，利用したバス路線や車両番号がデータとして記録される．これらのデータから停留所ごとの乗車人数，降車人数，通過人数を算出できる．通過人数は，各停留所で乗降車しなかった乗客数，すなわち，停留所間で乗車していた乗客数を表す．この通過人数を用いてバスの混雑度を予測する．本稿では，交通系 IC カードデータを利用した，バスの混雑度を予測する手法の検討を行う．

## 2. 関連研究

本研究の関連研究として，公共交通機関の混雑状況を推定・予測する研究，乗降客数を推定する研究がある．また，予測手法の関連研究として，ランダムフォレストを用いた研究，時系列分析を用いた研究，カルマンフィルタと重回帰分析を併用した研究がある．

### 2.1 公共交通機関の混雑状況を推定する研究

公共交通機関の混雑状況を推定する研究として，Bluetooth の RSSI 特性を利用する研究[3]，BLE (Bluetooth Low Energy)端末とマイクを使用した研究[4]がある．
文献[3]では，鉄道に乗車している利用者のスマートフォンで受信される Bluetooth の RSSI の減衰特性を利用し，混雑状況を推定している．しかし，利用者のスマートフォンを用いているため，利用者の車両内での位置によって混雑推定結果が変化してしまうため，バス内に乗車している乗客の位置を正確に把握することができなければ，混雑状況を高精度に推定できない問題がある．

文献[4]では，BLE 端末から得られる RSSI の減衰特性と，音の遮蔽特性を利用し，端末周辺の混雑状況を推定している．この研究では，BLE 端末とマイクの設置箇所を考慮し，高精度な混雑状況推定を実現しているため，設置箇所の情報を取得できなければ，混雑状況を推定することができない．

また，これらの研究で行っている混雑状況推定は，乗車直前の混雑状況予測に適した手法であり，本研究で想定する乗車直前より以前の予測を行う手法に適用できないと考えられる．

### 2.2 公共交通機関の混雑状況を予測する研究

過去のバス利用者数と天候，人口データを利用する研究として，佐藤らは翌日のバス利用者数を予測している[5]．しかし，この研究では，バスの運行している時間帯を考慮していないため，通勤・通学時間や帰宅時間等の特定の時間帯で増加するバス利用者数の予測に対して十分な精度が得られていない問題がある．バスは，通常混雑しない路線でも，通勤・通学時間帯や帰宅時間のみ混雑している場合があるため，高精度に混雑度を予測するためには，時間帯を考慮する必要があると考える．

### 2.3 乗降客数を推定する研究

文献[8]の乗降客数を推定する研究では，ドライブレコーダに記録された映像から，背景差分法を用いて動体を検出し，それらの輪郭検出を行い，動画フレーム間の乗客の動きから乗降客数をカウントしている．しかし，日照の影響で，バスのドアを開けた際に，ドライブレコーダの映像の明るさが急激に変化してしまうため，映像全体が背景差分法によって変化したと認識されてしまう問題がある．バスは天候問わず運行するため，このようなカメラ映像から乗客数を求める場合，日照の影響を考慮しなければ，天候の違いで精度が異なってしまうため，混雑状況推定の精度が不十分になってしまう可能性がある．

### 2.4 予測手法に関する研究

#### 2.4.1 ランダムフォレストを用いた予測

過去のバス利用者数と天候，人口データを利用して混雑予測を行っている研究[5]では，予測モデル構築にランダムフォレストを用いている．ランダムフォレストとは，決定木モデルに基づく学習アルゴリズムであり，複数の決定木を利用して予測を行う．特徴として，様々なデータの種類に対応可能であり，欠損値に対応しやすいという利点がある．文献[5]では，乗車人数や気象条件などの様々な種類のデータに対応する必要があり，欠損値の多いデータを使用していることから，文献[5]の手法に適していると考えられている．

#### 2.4.2 時系列分析を用いた予測

バスロケーション情報を用いて，停留所間の所要時間を予測する研究[9]では，ARMA (Auto Regressive Moving Average)モデルを用いた予測手法を提案している．ARMA モデルは，自己回帰移動平均モデルのことであり，現在の値が過去の値および過去の誤差の両方から影響を受ける仕組みとなっている[10]．文献[9]では，停留所間の所要時間データを一定間隔で並べたときに時系列データとなること

ⓒ2019 Information Processing Society of Japan

から，この予測モデルを用いた手法で予測を行っている．

#### 2.4.3 カルマンフィルタと重回帰分析を併用した予測

文献[1]では，カルマンフィルタと重回帰分析を併用しモデルを構築している．カルマンフィルタは直前までのデータと最新の取得データに基づいてシステムの状態を推定する手法である．特徴として，動的な予測が可能であるが，特徴的なデータを含む場合，その影響を強く受け，予測精度が低下する可能性がある．重回帰分析は，予測の対象となる目的変数を，複数の説明変数を用いて統計的に予測する手法である．高い精度での予測を可能とするが，静的な予測にしか対応できない．文献[1]では，カルマンフィルタと重回帰分析を併用する手法を検討し，互いの欠点を補完し，バスの移動に合わせて予測精度を更新するモデルを提案している．

## 3. 提案手法

本章では，まず，3.1 節では本研究の目的，3.2 節では本研究で提案手法の全体像について，3.3 節では本研究の課題とそのアプローチについて述べる．3.4 節以降では，使用しているデータについて述べる．

### 3.1 研究目的

本研究の目的は，バス利用者が快適にバスを利用するために，バスの混雑度を事前に予測することである．文献[3], [4]のように，リアルタイムに混雑度推定を行う場合，乗車直前のバスの混雑度を把握することはできるが，そのあとに到着するバスの混雑度を把握することはできない．乗車予定時間帯に到着するすべてのバスの混雑度を予測することができれば，利用者が乗車するバスをあらかじめ決定することができ，適切なタイミングで，効率的に停留所に移動することができる．また，提案手法では，路線バスの運行時間帯を考慮して予測を行うことを検討している．時間帯を考慮せずに予測を行うと，通勤・通学時間帯や，帰宅時間帯に大幅に変化する通過人数に対応することができず，予測の精度が落ちる可能性がある．よって，時間帯を考慮しやすい予測手法を検討する必要がある．本稿では，交通系 IC カードのデータの分析と，それらのデータを用いて通過人数を予測する基礎実験を行った．

### 3.2 提案手法の全体像

本研究での提案手法の全体像を図 1 に示す．提案手法では，バスの乗降車を行う際に利用される交通系 IC カードのデータを収集し，それらのデータから通過人数を算出し，時間帯別に予測モデルを構築する．このモデルから混雑度を予測する．予測された混雑度は，バス利用者が乗車したいバスを検索した際に，混雑度を示し，バス利用者が乗車するバスの選択を行いやすいようにする．

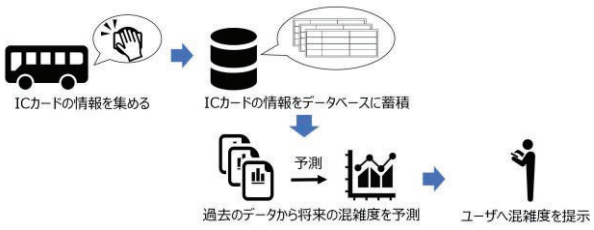



図 1 提案手法の全体像

### 3.3 研究課題とアプローチ

本研究では，以下の 3 つを研究課題とする．

a) 路線バス車内の混雑状況を把握する手法の検討
b) バス利用者が快適に利用できる混雑度分類方法の検討
c) 時間帯を考慮した混雑度予測方法の検討

課題 a に対するアプローチとして，バス乗車時に利用する交通系 IC カードデータを用いて混雑度を予測する．混雑を把握するためには，車内に乗客がどの程度乗車しているのかを知る必要がある．BLE 端末とマイクを用いて混雑度推定を行う研究[4]では，設置場所を考慮しなければ高精度な車内の混雑状況がわからない．クラウドソーシングに基づく混雑予測を行う手法[6]ではデータの信頼性が低い可能性が考えられる．よって本研究では，乗客数に基づいて混雑度を予測する手法を検討する．乗客数を算出するために，近年普及率が高くなっている交通系 IC カードデータを使用する．交通系 IC カードデータからは通過人数を算出できるため，バスの定員を考慮することで，バス内の混雑度の把握ができる．また，ある停留所間のバス乗客数を算出することで，バス内にどの程度乗客がいるのかを把握できると考える．

課題 b に対するアプローチとして，乗客数とバスの定員数から乗車率を求め，混雑度を「非常に混雑している」,「混雑している」,「混雑していない」の 3 段階に分類することを検討している．「混雑している」と「混雑していない」の 2 段階の場合，バス利用者は乗車予定のバスが立つことが困難な状況であるかを知ることができない．また，乗車率をバス利用者に提示した場合，どの程度の乗車率で立つことが困難である．乗車率は，バスの定員に対する実際の乗客数の割合のことである．混雑度を定義している研究として，鉄道内の混雑推定を行っている研究[3]があり，座席数を基準としている．しかし，「混雑している」という状況には，立つことが困難である場合と，困難でない場合がある．そのため，乗車率を基準に，前述の 3 段階の混雑度に分類することを検討している．

課題 c に対するアプローチとして，バスが運行している時間帯ごとに予測モデルを構築し，混雑度予測を行う．バスの乗降客数は，時間帯によって影響し変化する．よって，

ⓒ2019 Information Processing Society of Japan

Vol.2019-MBL-93 No.9
Vol.2019-ITS-79 No.9
2019/11/20

時間帯を考慮することで，混雑度の予測精度を高くすることができると考える．バスのダイヤごとに予測モデルを構築することも可能だが，バスのダイヤは変更されやすいため，ダイヤごとにモデルを構築する場合，変更されるごとにモデルを再構築しなければいけない．よって，ある程度の時間帯に分けモデルを構築することで，ダイヤ変更時にも対応しやすくなると考える．また，交通系 IC カードデータには，バスに乗車/降車した時刻が記録されるため，時間帯毎に通過人数を考慮することが可能である．よって，本研究では，バスが運行している時間，そのバスの通過人数，混雑度を，機械学習を用いて学習させ，時間帯ごとに学習モデルを構築し，混雑度予測を行う．これにより，時間帯によって変化する混雑度を予測することができると考えられる．

### 3.4 交通系 IC カードデータの内容について

表 1 に，交通系 IC カードデータの一部を示す．

表 1 交通系 IC カードのデータ内容

| データ | 内容 |
|---|---|
| 乗車停留所 | バス利用者が乗車した停留所 |
| 乗車日時 | バス利用者がバスに乗車した日時 |
| 降車停留所 | バス利用者がバスから降車した停留所 |
| 降車日時 | バス利用者がバスから降車した日時 |
| 車両番号 | バス利用者が乗車したバスの車両番号 |
| 路線番号 | バス利用者が乗車したバスの路線番号 |

表 1 のデータを使用すると，バス利用者が，何時にバスを利用したか，利用したバス路線やどの停留所間を移動したかを把握することができる．

### 3.5 バスの運行実績データの内容について

通過人数を算出するために，バスの運行実績データを用いている．表 2 に，バスの運行実績データの一部を示す．

表 2 運行実績データの内容

| データ | 内容 |
|---|---|
| 路線番号 | 運行しているバスの路線番号 |
| 上下区分 | 運行しているバスの上下区分 |
| 通過順序 | 停留所の通過順序 |
| 停留所名称 | 停留所の名称 |
| 計画通過時刻 | 停留所に到着する時刻（定刻） |
| 実績通過時刻 | 実際に停留所に到着した時刻 |
| 車両番号 | 運行しているバスの車両番号 |

表 2 のデータを使用すると，実際に運行していた時刻を把握することが可能であるため，3.4 節で示した表 1 にある車両番号と紐づけると，バスがいつ，どこを運行していたのか，交通系 IC カードを利用して乗降車を行ったバス利用者が何人いるのかを把握することができる．

## 4. 予備分析と基礎実験

### 4.1 交通系 IC カードのデータ分析

3.4 節で示したデータを用いて，時間帯別の路線バスの乗車人数，降車人数の分析を行った．図 2，図 3 に，函館市内を運行している路線 A の 1 ヶ月間の合計の乗車人数と降車人数を表している．グラフの縦軸は乗車人数および降車人数で，横軸は乗車および降車した停留所である．「6-10 時」，「11-15 時」，「16-21 時」は凡例であり，各凡例の該当の開始時間から，終了時間の 59 分までに運行していたバスの乗車人数および降車人数を示している．凡例の 1 つである「6-10 時」の場合，6 時から 10 時 59 分までに運行していたバスの乗降車の人数を示している．

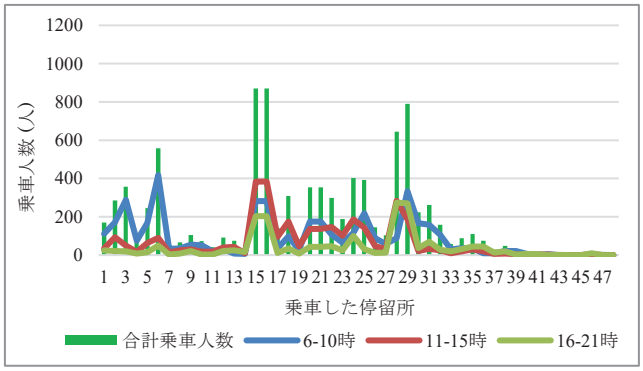



図 2 路線 A で運行しているバスの乗車人数

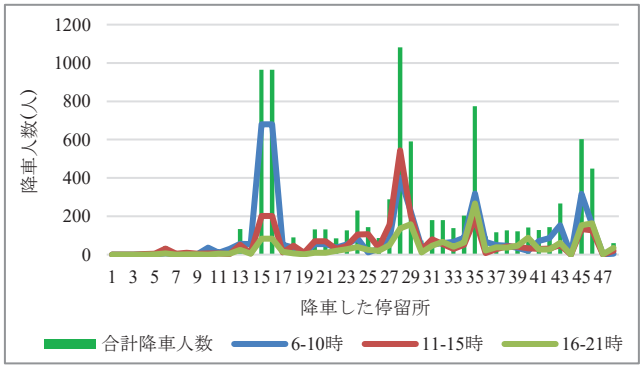



図 3 路線 A で運行しているバスの降車人数

図 2 の一部の停留所，例えば停留所番号 1 から 7 では，時間帯による乗車人数の差が大きくなっている．図 3 においても，一部の停留所，例えば停留所 15 において降車人数の差が大きくなっている．図 3 の停留所番号 15 では，「6-10 時」のとき降車人数が 600 人を超えているが，他の 2 つの時間帯では 200 人以下である．また，乗車人数および降車

ⓒ2019 Information Processing Society of Japan

Vol.2019-MBL-93 No.9
Vol.2019-ITS-79 No.9
2019/11/20

人数が大幅に変化するということは，変化後の通過人数にも差があるということになる．例えば，図 2 の停留所番号 1 から 7 では「6-10 時」の乗車人数が多く，停留所番号 15 で降車人数が多くなっている．つまり，停留所番号 1 から 7 で乗車し，8 から 14 まで通過，15 で降車している利用者が多いということになる．しかし，「11-15 時」や「16-21 時」では停留所番号 1 から 7 での乗車人数が少ないため，通過人数も「6-10 時」と比べ少なくなる．このように時間帯によって通過人数に差がある場合，時間帯を考慮せずに混雑度を予測すると，予測精度が低下することが考えられる．よって，本研究では時間帯を分割し，各時間帯で予測モデルを構築することにより，時間帯による通過人数の差を考慮し，混雑度を予測する．

### 4.2 通過人数の予測に関する基礎実験

#### 4.2.1 実験の目的

混雑度を予測するにあたり，予測モデルを構築する手法を検討する．混雑度は通過人数によって変化するため，まずは通過人数を予測し，その予測精度について考察する．今回は代表的な機械学習アルゴリズムであるランダムフォレストを用いて予測モデルを構築する．ランダムフォレストは 2.3 節で述べたように様々なデータの種類を利用可能である．混雑度の予測には，時刻や通過人数，停留所番号などの様々なデータを使用するため，ランダムフォレストが適していると考えた．また，文献[5]の利用者数予測の手法検討に関する予備実験において，ランダムフォレストを用いた場合が最も高い精度となっていたため，今回の予備実験の方法としても適していると考え，採用した．

#### 4.2.2 実験環境と使用データ

実施環境としては統計解析ソフト R を用い, randomForest パッケージを使用して学習モデル構築を行った．また，学習データとして，交通系 IC カードデータからは，通過人数を算出し目的変数とした．交通系 IC カードデータからは，停留所番号, バスの運行実績データから停留所の通過順序，停留所通過時刻を抽出し，それらを説明変数とした．交通系 IC カードとバスの運行実績データは, 函館バス株式会社から提供を受けた．学習データに使用した路線は，函館バスのバス路線 A を運行しているバスのデータであり，時間帯を考慮するために，通勤・通学時間帯となる平日朝 6 時から朝 10 時台に運行しているバスの 1 ヶ月分のデータを使用した．評価データとして，平日朝 6 時から朝 10 時台に運行しているバスダイヤのデータを 1 ヶ月分のデータからランダムに 1 つ選んだ．

#### 4.2.3 予測モデルの評価

本研究では，二乗平均平方根誤差 (Root Mean Square Error, RMSE)を用いて通過人数予測モデルの評価を行う．RMSE は数値がゼロに近いほど予測精度が高いことを示す．RMSE を求める数式を式(1)に示す．式(1)の$n$はデータ数，$f_i$は予測値，$y_i$は実測値である．

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}(f_i - y_i)^2} \quad (1)$$

今回の実験では R の Metrix パッケージにある rmse 関数を用いて算出した．

#### 4.2.4 予測結果と考察

図 4 は路線 A のある時間帯 I に運行しているバスの通過人数予測結果である．グラフの縦軸は通過人数であり，横軸は停留所番号である．

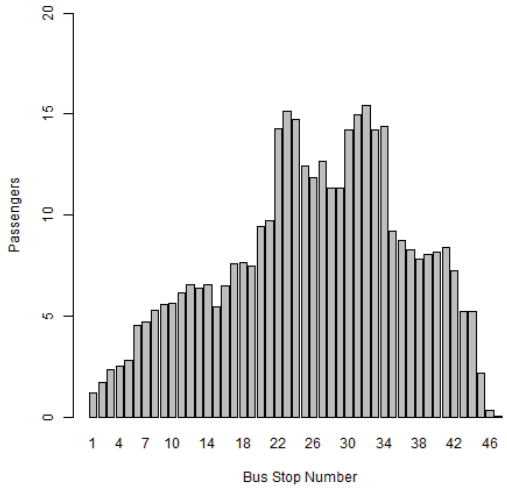



図 4 路線 A における通過人数の予測結果

また，実際に運行していた路線 A の同じ時間帯 I の通過人数のグラフを図 5 に示す．

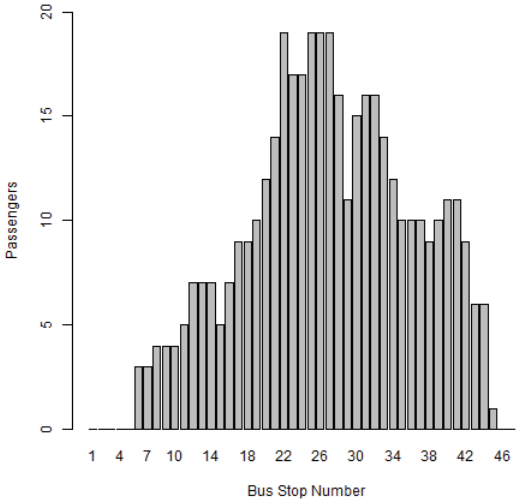



図 5 路線 A における実際の通過人数

ⓒ2019 Information Processing Society of Japan

Vol.2019-MBL-93 No.9
Vol.2019-ITS-79 No.9
2019/11/20

また，路線 A における時間帯 I の通過人数予測モデルの RMSE は 2.69 であった．図 4 と図 5 を比較すると，停留所ごとの通過人数の予測結果と実際の人数には差があるものの，全体的な傾向は類似しており，通過人数が多い停留所と少ない停留所はほぼ一致していることがわかる．また，RMSE の値が 2.69 であることからも予測結果の精度は高くないことがわかるが，その要因の一つとしては，今回の基礎実験に使用した学習データが少ないことが挙げられる．今回の基礎実験では，1 ヶ月分のデータを使用したが，平日分のデータのみを使用したため, データ数が 20 日分である. 学習データが少ないため, 極端に通過人数が少ない日，多い日の影響を受けやすいと考えられる．さらに，学習データでは時刻を実際に通過した時刻としているため，時刻表の計画時刻からの遅延が大きいほど，通過人数が増加するモデルとなっている．評価データの時刻データは，時刻表の計画時刻ではなく実際に通過した時刻であるが，実験では計画時刻に対して予測を行っているため，予測した通過人数が実際の通過人数より少なくなってしまっていると考えられる．よって，学習データの時刻データについて再検討を行う必要がある．

また，今回の実験では，予測モデルとしてランダムフォレストを選択したが, 他の予測手法で予測モデルを構築し，各手法を用いた場合の精度評価を行い，どの手法が適しているのか検討する．

## 5. まとめ

本研究の目的は, バス利用者が快適にバスを利用するために，バスの混雑度を事前に予測することである．そのために，本稿ではまず，予備分析として，交通系 IC カードデータから各停留所の乗降車数を算出し，分析を行った．この分析では, 乗車人数や降車人数が時間帯によって異なり，一部の停留所では時間帯による人数差が大きくなる傾向が見られた．混雑状況の予測を行っている関連研究[5]で示されていた通り，混雑状況を予測するためには時間帯を考慮する必要があることが示唆された. 次に, 基礎実験として，停留所通過時刻と交通系 IC カードデータ内で定義されている停留所番号，停留所の通過順序を利用し，通過人数を予測するモデルをランダムフォレストを用いて構築し，評価を行った．予測結果としては，RMSE が 2.69 となり，これは，各停留所の通過人数を予測する際の誤差が 3 人以内であることを意味する．しかし，学習データとして，実際の停留所通過時刻のデータを利用しているため，時刻表の計画時刻で評価を行うと予測結果の通過人数が少なく予測されてしまうため，混雑度が低いレベルのものを利用者に提示してしまう可能性がある．

今後は，ランダムフォレスト以外の手法で，予備実験の手順と同様に通過人数を予測するモデルを構築し，本研究に適している手法を検討する．また，単一路線ではなく，複数路線のデータを学習データとしてモデルを構築し，予測モデルの精度評価を行う．

**謝辞** 本研究の一部は JSPS 科研費 JP17KT0082 の助成を受けたものである．また，実験に用いた交通系 IC カードデータおよび運行実績データは函館バス株式会社の協力によるものである．ここに深く感謝の意を表する．

## 参考文献

[1] 今井瞳，廣井慧，河口信夫，“バス運行実績データの分析に基づく到着時刻予測モデルの提案と精度検証”, 情報処理学会論文誌，Vol.60，No.1，pp.101-117 (2019).
[2] 前川勇樹，内山彰，山口弘純，東野輝夫，“鉄道における Bluetooth RSSI 特性を用いた乗車車両および混雑の推定手法”, 情報処理学会論文誌，Vol.55，No.6，pp.1614-1624 (2014).
[3] 前川勇樹，内山彰，山口弘純，東野輝夫，“鉄道における Bluetooth RSSI 特性を用いた乗車車両および混雑の推定手法”, 情報処理学会論文誌，Vol.55，No.6，pp.1614-1624 (2014).
[4] 高松将也，伊達伸之輔，岩本健嗣，松本三千人，“CroW:バス車内における混雑状況推定システム”, 情報処理学会マルチメディア通信と分散処理研究報告(DPS)，No.14，pp.1-7 (2015).
[5] 佐藤孝大，大場みち子，“バスの到着時刻予測モデルの開発と移動手段提案システムの検討”, 情報処理学会情報システムと社会環境研究報告(IS)，No.7，pp.1-7 (2018).
[6] Google，“Grab a seat and be on time with new transit updates on Google Maps”. https://www.blog.google/products/maps/grab-seat-and-be-time-new-transit-updates-google-maps/．(参照 2019-07-20).
[7] JR 東日本会社要覧，IT・Suica 事業. https://www.jreast.co.jp/youran/，(参照 2019-07-18).
[8] 中島颯人，新井イスマイル，藤川和利，“バス車載ドライブレコーダを用いた背景差分法による乗降客数推定手法の評価”, 情報処理学会マルチメディア，分散，協調とモバイルシンポジウム 2018 論文集，Vol.2018，pp.43-48 (2018).
[9] 内村圭一，成松裕介，衛藤旭秀，胡振程，“バスロケーション情報を用いたバス停巻所要時間予測”，国際交通安全学会誌，Vol.32，No3，pp.224-231 (2007).
[10] 横内大介, 青木義充, “現場ですぐ使える時系列データ分析”, 株式会社技術評論社，pp.116-117 (2014).

ⓒ2019 Information Processing Society of Japan