

乗降客数予測のためのバス運行データの分析

花田智^{†1,a)} 松林勝^{†1,b)} 白石陽^{†2,c)}

概要：本研究では、ドライバーの円滑な走行を支援するために路線バスの挙動を予測することを目的とする。特に、バス停留所におけるバス挙動（停車・通過）は、後続するドライバーに対して素早い判断・操作を求めるため、円滑な走行を妨げる恐れがある。バス停留所におけるバス挙動は、主に利用者の乗車と降車が影響する。また、バス停留所での停車時間には、乗降客数が関係している。そこで本稿では、バス運行データを分析することにより、バス挙動に影響する乗降客数を予測する手法を検討する。そのためのアプローチとして、バス運行データが有効であると考えられる。バス運行データとは、路線ごとに記録された各バス停留所における計画時刻、実績時刻、乗車数、降車数などのデータである。本稿では、まずバス運行データを分析し、その分析結果に基づくバス挙動の予測手法を提案する。そして、提案手法を用いた乗降客数予測の結果を利用したバス挙動の予測実験と、バスの停車時間算出に向けた乗降客数の予測実験を行った。本稿では、それぞれの実験結果についてまとめる。

1. はじめに

近年、プローブ情報システムを活用することによりカーナビゲーションシステムを介して、ドライバーは多くの情報を取得できるようになった[1][2]。プローブ情報システムとは、自動車に内蔵されているセンサから得られる情報を収集し、ナビゲーションや安全運転支援などに活用するシステムである。ドライバーは、カーナビゲーションシステムによって提供される情報の他に走行している道路環境からも情報を取得する必要がある。たとえば、信号や交通標識、自車周辺を走行する車両の挙動変化に注意して運転しなければならない。ここで挙動変化とは、走行中の車両が停車、右折・左折、車線変更、加減速などを行うことである。ドライバーの周辺を走行する車両がこのような挙動変化を起こした場合、自車の操作（減速、追い越しのための車線変更など）の判断に影響するため、円滑な走行を妨げる恐れがある。

ドライバーの操作に大きな影響を与える挙動変化を起こす車両の1つに路線バスが挙げられる。バスは、路線図によって決められた経路（以下、運行経路）を、時刻表によって決められたバス停留所（以下、停留所）の到着時刻（以下、計画時刻）に沿って運行している。また、バスは利用者の乗降車があれば停留所に停車し、なければ通過することもある。このような特徴を持つバスは、停留所を経由するたびに挙動変化を起こす可能性があるため、後続車両のドライバーの円滑な走行を妨げる可能性がある。例えば2車線道路において、バスが停留所に停車した場合、後続する車両のドライバーはバスの後方で減速・停車するか、車線変更を行うことにより追い越しを行うかの判断が求められる。仮にバスを追い越すことを考えた場合、ドライバー

は車線変更を行うために、すぐに右車線の車両の有無を確認する必要がある。このとき、右車線が混雑していた場合には、ドライバーは車線変更を行うことができない。また、ドライバーが十分に安全を確認できていない状態で危険な車線変更を行うと、自車の操作が後続する他車両に影響を及ぼし、停留所周辺の交通流の円滑性を損なう恐れもある。したがって、バスの挙動変化は、後続するドライバーの円滑な走行に対して影響があると考えられる。

バスの挙動変化によって、ドライバーの円滑な走行を阻害させないための解決策の1つとして、停留所にバスベ이를設置することが挙げられる[3][4]。バスベイとは、バスを本線から離脱させるための停車スペースのことであり、バス専用の道路帯のことである。しかし、バスベイは、コストや、空間的スペースの問題で、そもそも設置が困難な停留所も存在すると考えられる。

バスベイとは異なるアプローチとして、あらかじめドライバーがバスの挙動を把握し、適切な操作を事前に判断することが有効であると考えられる。例えば、2車線道路においてバスの挙動変化として停車を把握した場合は、ドライバーは十分に余裕のある時点で車線変更を行うことや、バスの後方で停車するという判断が事前にできる。また、通過を把握した場合には、バスの後方で追従走行するという判断を事前にできる。一方で、1車線道路においても、ドライバーが事前に影響の受ける停留所を把握した場合には、ストレスの低減や、挙動変化による影響を避けるために他の走行経路の選択にも活用できると考えられる。したがって、ドライバーが適切な操作を事前に判断することで、停留所周辺の危険な追い越しの削減につながると考えられる。

以上より、本研究では、ドライバーの円滑な走行を支援するために、停留所におけるバス挙動（通過・停車）を予測することを目的とする。停留所におけるバス挙動の主要因は、利用者の乗車と降車である。そのため、バス運行データを利用することは、停留所におけるバス挙動を予測する際のアプローチとして有効であると考えられる。ここでバス運行データとは、路線ごとに記録された各停留所にお

†1 公立はこだて未来大学大学院システム情報科学研究科
Graduate School of Systems Information Science, Future University Hakodate.

†2 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) g2115023@fun.ac.jp

b) g2116044@fun.ac.jp

c) siraisi@fun.ac.jp

る計画時刻、実績時刻、乗車数、降車数などのデータである。したがって、本稿では停留所におけるバスの挙動変化を予測する際のアプローチとして、バス運行データを用いた予測手法を提案する。

本稿は、まず2章で本研究の関連研究について述べる。次に3章ではバス運行データを用いたバス挙動の予測手法について述べる。そして、4章では、提案手法を用いた挙動の予測実験について述べる。5章では、追加実験としてバスの停車時間算出に向けた乗降客数予測について検討する。最後に6章でまとめと今後の課題について述べる。

2. 関連研究

本章では、まず2.1節でカメラを用いた車両挙動予測に関する研究について述べる。次に、2.2節ではバスベいの設置に関する研究について述べる。そして、2.3節ではバスの運行データに関する研究について述べる。最後に、関連研究を踏まえて本研究の位置付けについて述べる。

2.1 カメラを用いた車両の挙動予測に関する研究

車両の挙動変化を把握する研究として、カメラを用いた車両の挙動を予測・検知している研究がある[5][6]。

文献[5]では、交差点監視カメラから得られる映像を用いることで車両の挙動変化を予測している。この研究で予測しようとしている挙動変化は、直進・右折・左折・右（左）車線から左（右）車線への車線変更・加速・減速・停止の計8種類である。加速・停車は、交差点監視カメラによって得られる映像から死角車両の移動距離の変化を解析することにより検出している。その他の挙動は、車両の移動軌跡を時系列特徴量として隠れマルコフモデル（HMM：Hidden Markov Model）を適用することで予測している。

文献[6]では、車載カメラを用いることにより、ドライバーの前方を走行する車両の検知を行っている。車載カメラから取り込んだ画像を全域にわたって車両の検出を行った場合、処理に時間がかかり、誤検出も多くなってしまう。そこで、車両探索領域の設定を行っている。車載カメラから得られる画像において前方車両が映り込む領域は、道路の白線による道路の幅と車高で決まる矩形と消失点の四角錐である。そこで、その四角錐を探索領域として設定し、画像中で前方車両の検知を行うために、エッジ検出を行っている。車両が存在する箇所には、エッジが存在するため、検出したエッジのヒストグラムと、あらかじめ作成したテンプレートとのパターンマッチングを用いることにより前方車両の検出及び距離の推定について検討している。

2.2 バスベいの設置に関する研究

バスベいは、停留所にバスが停車した場合において、後続車両の円滑な走行を阻害させない解決策の1つである。

バスベいの最適な幾何構造の分析や、バスベいの設置が必要な停留所の抽出に関する研究がある[3][4]。

文献[3]では、歩道の減少を最小限にとどめ、かつ、後続車両への影響を低減させるバスベいの幾何構造について分析している。バスベいの幅が十分に確保されていない場合、バスが停車した際にその車体が道路に、はみ出してしまう。そのため、後続車両のドライバーは、バスを追い越すことが困難であるため、バスベいはその機能を果たしていないことになる。通常、バスベいは歩道スペースを削ることにより設置される。そのため、バスベいと歩道、それぞれの幅のバランスを考慮する必要がある。そこで、この研究では、後続車両がバスを十分に追い越すことができるバスベいの幅と、追い越しが困難であったバスベいの幅を、それぞれ分析することにより、交通流の円滑性を損なわない最適なバスベいの幾何構造について検討している。

文献[4]では、バスICカードデータから算出したバスの旅行速度と、プローブデータから得られるプローブカーの旅行速度からバスベいの設置が必要な停留所を抽出している。具体的には、まずバスICカードデータから停留所のあるリンクにおけるバスの旅行速度を算出する。次に、プローブカーデータから、その停留所のあるリンクとその直前に走行したリンクにおけるプローブカーの旅行速度を算出する。そして、停留所のあるリンクにおいて、プローブカーの旅行速度がバスの旅行速度よりも遅く、かつ、プローブカーの旅行速度が、停留所のあるリンクよりも、その直前に走行したリンクの方が速い条件を満たす停留所を抽出している。

2.3 バスの運行データに関する研究

バスの運行データに関する研究として、利用者の需要予測を行っている研究[7]や、利用者の乗降時間の要因を分析している研究[8]がある。

停留所別の利用者の需要予測を行っている研究[7]では、人口などの統計データ、交通系ICカードから取得した乗降客数データ、停留所までの距離などから重回帰分析を用いることで、町丁目別のICカードの登録者数を予測している。そして、ICカードの利用者数を説明変数とし、単回帰式を作成することで、停留所別の利用者の需要予測を行っている。

文献[8]では、バス利用者の乗降車・運賃の支払いにかかる時間を乗降車方法や支払い方法、年齢などの属性に分類し、停車時間の短縮へ向けた分析を行っている。具体的には、バスの種類、性別、年代、乗車方法、支払い方法のカテゴリに分け、数量化一類を用いることで、どの要因が利用者の乗降時間に影響するのかを分析している。

2.4 まとめ

本節では関連研究を踏まえて本研究の位置付けについて

述べる。ドライバーが円滑に走行するためには、バスの挙動変化に対して適切な操作を事前に判断する必要がある。また、ドライバーが余裕を持って操作するために、情報提示のタイミングが事前である必要がある。以上の理由により、本研究ではドライバーの走行予定経路上に存在する停留所のバス挙動を事前に予測する。

まず、カメラを用いてバスの挙動予測[5][6]を考えた場合、停留所数に応じてカメラの設置が必要であるためコストが問題となる。また、挙動の予測は、カメラがバスを検出した際に行われる。そのため、ドライバーへの情報提示が直前になる恐れがある。次に、バスベイの設置[3][4]は後続車両への影響を低減させる上で、最も有効なアプローチであると考えられる。しかし、バスベイは設置コストや、設置スペースの問題があるため、設置が困難な停留所も存在すると考えられる。また、長さが十分に確保されていないバスベイに、同時刻に複数台のバスが停車する場合、その機能を十分に果たせない可能性がある。

一方で、バスの運行データに関する研究[7][8]として、停留所別の利用者需要予測や、どの要因が利用者の乗降時間に影響するかについて分析されている。本研究の予測対象であるバスの挙動に起因するのは、利用者の乗降車であることから、各停留所における利用者の需要予測は重要である。また、停留所におけるバスの停車時間も、後続車両に与える影響に関係していると考えられる。バスの停車時間が大きければ、後続車両へ与える影響も大きく、また停車時間が小さければ、その影響も小さい。よって、バスの停車時間に影響する乗降客数と、その利用者の乗降時間は、本研究においても着目しなければならない点である。また、停留所にバスが停車した場合でも、停車時間に応じたドライバーへの影響度を算出できれば、ドライバーはその影響度に応じて操作を判断するため、不必要な車線変更の削減にもつながると考える。したがって、バス運行データは、事前にバスの挙動や停車時間を予測する際に有効であると考えられる。

3. バス運行データを用いた挙動予測

本章では、まず 3.1 節で本研究の研究目的について述べる。次に、3.2 節ではバス挙動の予測手法について述べる。

3.1 研究目的

本研究では、ドライバーの円滑な走行を支援するために路線バスの挙動を予測することを目的とする。バスの挙動に影響する要因の 1 つとして、利用者の乗降車が考えられる。本研究では、挙動予測の対象の停留所にバスが到着する前に、その停留所における利用者の乗降車を把握できれば挙動予測に活用できると考える。また、バス運行データを用いてバス挙動を予測することにより、バスベイの設置

が困難な停留所に対しても、ドライバーの円滑な走行の支援につながると考える。以上より本研究ではバス運行データを用いて、停留所におけるバス挙動を事前に予測する。

3.2 バス挙動の予測の提案手法

本研究では、バス運行データを用いてバス挙動を予測する。そこで本節では、3.2.1 項で、提案手法の説明で使用する用語の定義を行う。次に、3.2.2 項でバス運行データの予備調査について述べる。最後に、予備調査の結果をもとに挙動の予測手法について述べる。

3.2.1 用語の定義

本項では、本研究で使用する用語の定義を行う。まず、あるバスが i 番目に経由する停留所を X_i と定義する。また提案手法では、あるバスが経由する各停留所 X_i ($i = 1, 2, \dots, n$) の乗車数、降車数データの系列を用いる (n は停留所数)。

バスの挙動を予測する際に活用できるデータとして過去に記録した乗降客数データ (乗車数データの系列、降車数データの系列) と、直前に記録した乗降客数データがある。過去に記録した乗降客数データとは、予測対象のバスの過去に記録した始発の停留所 X_1 から終着の停留所 X_n までの乗車数、降車数データの系列のことである。一方で、直前に記録した乗降客数データとは、バス挙動を予測する直前までに、あるバスが経由してきた停留所の乗車数、降車数データの系列のことである。直前に記録した乗降客数データのイメージを図 1 に示す。例えば、予測対象を停留所 X_p とした場合の、直前に記録した乗降客数データは、停留所 X_1 から停留所 X_{p-1} までの乗車数、降車数データの系列を指す。

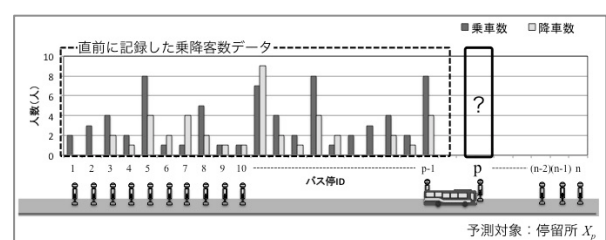


図 1 直前に記録した乗降客数データ

3.2.2 予備調査

乗降客数データは、曜日ごとに傾向が異なると考えられる。そこで、ある路線を対象として 1 週間の乗降客数データの類似度を曜日別に算出した。類似度には、過去に記録した乗車数データの系列、降車数データの系列を用いて、それぞれで算出し加算した結果を用いる。また、類似度の計算にはユークリッド距離を用いる。ユークリッド距離とは、たとえば n 次元空間における、入力データを $\mathbf{s}$ 、事例データを $\mathbf{t}$ としたときに、式(1)に表される距離関数のことで

ある.

$$d(\mathbf{s}, \mathbf{t}) = \sqrt{(s_1 - t_1)^2 + (s_2 - t_2)^2 + \dots + (s_n - t_n)^2} \quad (1)$$

この距離の値が小さいほど、類似度が高いことを表し、距離の値が大きいほど類似度が低いことを表す. 今回の予備調査では、 n を停留所数とし、曜日別の類似度を求めた. ここで、第2便における曜日別の乗降客数の類似度の結果を表1に示す.

表1 曜日別(第2便)の乗降客数の類似度

	月	火	水	木	金	土	日
月	-	7.6	7.2	7.9	11.3	12.3	11.8
火	7.6	-	6.5	7.1	10.8	11.5	11.4
水	7.2	6.5	-	6.8	8.7	9.8	10.4
木	7.9	7.1	6.8	-	11.2	9.2	8.8
金	11.3	10.8	8.7	11.2	-	28.9	35.0
土	12.3	11.5	9.8	9.2	28.9	-	1.4
日	11.8	11.4	10.4	8.8	35.0	1.4	-

表1に示すように、土曜と日曜、また平日同士の類似度が高い結果になった. 一方で、平日と土曜・日曜の類似度は低い結果になった. また、金曜日に着目すると、他の平日の曜日と比較して類似度が低い結果になった. よって、この路線を利用するバス利用者は平日と土曜・日曜で行動パターンが異なると考えられる. また、類似度が他の平日と異なった金曜日のように、例外的な日が存在することが考えられる.

3.2.3 提案手法

本研究では、予測対象の停留所におけるバス挙動を予測する際に、過去に記録した乗降客数データと直前に記録した乗降客数データを用いる. 提案システムの全体像を図2に示す.

ドライバーは提案システムに対して、予測対象とする停留所 X_p におけるバス挙動を問い合わせる. 提案システムは、パターンマッチングを用いて挙動予測を行う. パターンマッチングは、入力データと事例データの類似度を算出し、同一、または類似パターンかどうか調べる手法である. 類似度の算出には、式(1)のユークリッド距離を用いる. 本手法では、まず入力データとして、停留所 X_{p-1} までの直前に記録した乗降客数データを予測対象のバスから取得する. また、事例データとして、バス運行データベースから取得する過去に記録した乗降客数データを用いる. そして、停留所 X_{p-1} までにおける入力データと事例データの類似度を、乗車数データの系列、降車数データの系列のそれぞれで算出する. それぞれの類似度を加算した結果、入力デー

タと最近傍である事例データの停留所 X_p の乗車数・降車数を用いて挙動を予測する. 挙動の予測は、求めた乗車数と降車数の両方が0人のときは通過、それ以外のときは、停車とする.

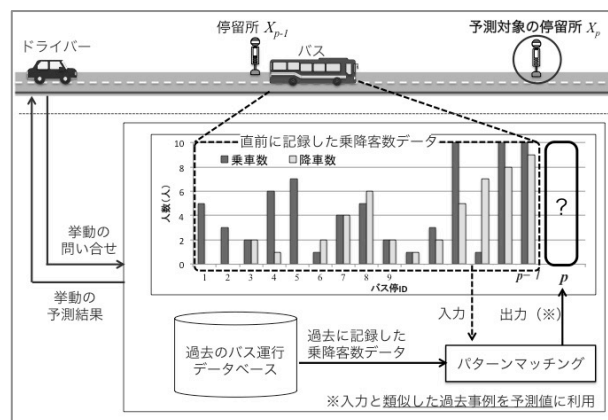


図2 提案システムの全体像

4. バス挙動の予測実験および考察

本章では、提案手法を用いたバス挙動の予測実験を行う. まず、4.1節でバス挙動の予測実験で使用するバス運行データについて述べる. 次に、4.2節ではバス挙動の予測実験とその結果について述べる. バス挙動の予測は、前章で述べたパターンマッチングを用いて行う.

4.1 バス運行データ

本節では、バス挙動の予測実験に用いるバス運行データについて述べる. まず、4.1.1項ではバス運行データの収集先と、データの詳細について述べる. 次に、4.1.2項では予測対象とした路線および、その停留所の分類について述べる. そして、4.1.3項では予測対象とした停留所における乗降客数の傾向分析の結果について述べる.

4.1.1 データ収集

過去のバス運行データベースを構築するために、函館バス株式会社より2014年4月～7月までの4ヶ月分の運行実績データ、乗降客数データを収集した. 運行実績データとは、計画時刻や実際に走行したバスの各停留所の通過時刻、遅延時間などを含むデータである. 乗降客数データとは、路線ごとに各停留所でバスに乗車した人数、降車した人数などを記録したデータである. 運行実績データにおいて通過時刻の記録は、バスの運転手が停留所を通過した際に行っている. また、乗降客数データ記録はバス利用者が乗車するときに取得し、降車するときに回収される整理券をもとに行われている. 本稿では、これらのデータを用いることでバス運行データベースを構築する.

4.1.2 予測対象の路線と停留所

予測対象の路線

本稿では、北海道函館市を走行する路線 A を分析対象とする。図 3 に路線 A の運行経路を示す。路線 A は、駅を経由して、函館中心街、高校、住宅街へ向かう主要路線の 1 つである。そのため、経由する各停留所には様々な特徴があると考えられる。



図 3 路線 A の運行経路

予測対象の停留所

路線 A が経由する停留所は、ターミナルとなる停留所、高校が周辺にある停留所、住宅地に位置する停留所など、様々な特徴に基づいて分類できる。本稿では予測対象とする停留所を 3 つの分類別（ターミナル、高校最寄、その他）に、それぞれ 2 つずつ、計 6 つの停留所を選定した。予測対象とする停留所を分類別に表 2 に示す。

表 2 予測対象の停留所

分類	停留所名称	
ターミナル	X_{17}	X_{30}
高校最寄	X_{22}	X_{28}
その他	X_{14}	X_{25}

ターミナルの停留所は、他路線との乗り継ぎが可能な停留所である。複数の路線がこの停留所を経由しているため、多くの利用者が乗降していると想定される。次に、高校最寄の停留所は、停留所の周辺に高校がある。そのため、学生の通学に利用されている。最後に、その他の停留所は、主にターミナル停留所の間に存在し、住宅街に位置している。また、ターミナルの停留所に比べると利用者数が少ないと想定される。

4.1.3 乗降客数の傾向分析

予測対象とする各停留所の傾向を分析するために、2014 年 4 月～6 月（平日）の乗降客数データを用いて、便別の乗降客数の平均を求めた。その結果を図 4 に示す。

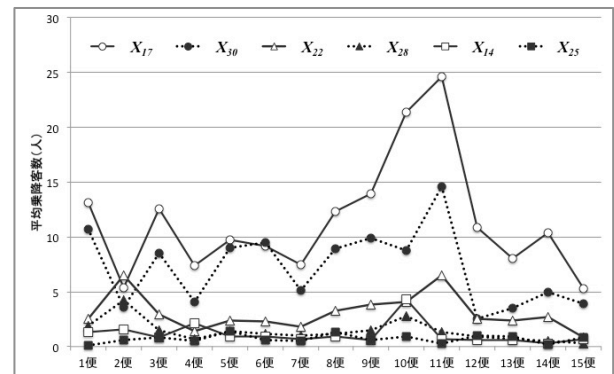


図 4 停留所別の平均乗降客数

まず、ターミナルの停留所 (X_{17} , X_{30}) について述べる。2 つの停留所は、他の停留所に比べてどの便も、平均乗降客数は比較的高い値を示した。よって、利用者の乗降車が頻繁に行われている停留所であることがわかる。次に、高校最寄の停留所 (X_{22} , X_{28}) について述べる。両停留所とも、第 2 便（午前 8 時頃）が、他の便と比較して平均乗降客数が高い値を示した。この便は、計画時刻の時間帯から通学に使用されている便であると考えられる。最後に、その他の停留所 (X_{14} , X_{25}) について述べる。2 つの停留所の平均乗降客数は他の停留所と比較すると低い値を示した。よって、利用者の乗車・降車はあまり行われていない可能性がある。しかし、停留所 X_{14} の第 10 便における平均乗降客数は、他の便と比較して高い値を示した。

4.2 バス挙動の予測実験

本節では、3 章で述べた提案手法を用いて、各停留所におけるバス挙動の予測を行う。4.2.1 項で実験条件、4.2.2 項で、その実験結果と考察について述べる。

4.2.1 実験条件

路線 A の全 15 便を対象として、表 2 で示した 6 つの停留所を対象にバス挙動（停車・通過）の予測実験を行う。過去に記録した乗降客数データである事例データとしては、2014 年 4 月～6 月のデータをバス運行データベースに登録した。また、直前に記録した乗降客数データである入力データは、2014 年 7 月（平日）の全 21 日とした。

4.2.2 実験結果と考察

本項では、挙動予測実験の結果と、その考察について停留所の分類別に述べる。まず、全 15 便、全体の挙動の予測精度について述べる。次に、停留所の分類別に、全 15 便それぞれの予測精度について述べる。

全 15 便、全体の挙動の予測精度の結果を図 5 に示す。まず、ターミナルの停留所について述べる。予測精度は他の停留所と比較して高い結果を示した。しかし、十分に予測できなかった場合として、実際の挙動は停車であるのに、

通過と予測した件数が、停留所 X_{17} 、停留所 X_{30} それぞれ 14 件、20 件あった。一方で、実際の挙動は通過であるのに、停車と予測した件数が、それぞれ 1 件、8 件あった。このことから、停車の挙動を誤って通過と予測してしまう場合が多いことがわかる。停留所 X_{17} 、停留所 X_{30} は、バス利用者の乗降車が多い停留所であるため、事例データの多くの挙動が停車である。そのため、十分に通過挙動を予測できなかったと考えられる。

次に、高校最寄の停留所について述べる。予測精度はどの停留所も低い結果を示した。停留所 X_{22} 、停留所 X_{28} の実際に停車した件数に着目すると、それぞれ 213 件、138 件であった。また、実際に通過した件数に着目すると、それぞれ 102 件、177 件であった。そのため、予測精度の割合は、停留所 X_{22} では停車が多く、停留所 X_{28} では通過が多い結果になったと考えられる。

最後に、その他の停留所について述べる。予測精度はどの停留所も低い結果を示した。十分に予測できなかった場合として、実際の挙動は停車であるのに、通過と予測した件数が、停留所 X_{14} 、停留所 X_{25} それぞれ 54 件、74 件あった。一方で、実際の挙動は通過であるのに、停車と予測した件数が、それぞれ 58 件、40 件あった。このことから、どちらの挙動も誤って予測してしまう場合が多い。停留所 X_{14} 、停留所 X_{25} は、バス利用者の乗降車が少ない停留所である。そのため、利用者 1 人の乗車、降車にバス挙動が影響されやすい。そのため、本手法のように直前に記録した乗降客数データを用いる手法では、十分な挙動予測ができなかったと考えられる。

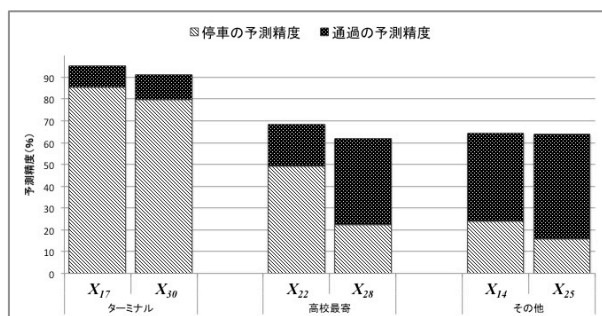


図 5 全体の挙動の予測精度

ターミナルの停留所

ターミナルの停留所における挙動の予測実験の精度を図 6 に示す。ターミナルの停留所における予測精度は、全体の精度が高いように、1 便から 15 便まで高い結果になった。これは、この停留所の平均乗降客数が多いことから、停車の挙動を予測しやすいためである。しかし、第 4 便、第 10 便に着目すると、予測精度の割合のうち通過が多い。そのため、これらの便では、他の便と比較して通過のバス挙動が起りやすいと考えられる。一方で、停留所 X_{30} の第 12 便は予測精度が特に低い値を示した。この便について詳細

に分析すると、実際の挙動は停車であるのに、通過と予測した件数は 6 件、通過であるのに、停車と予測した件数は 2 件あった。したがって、本手法ではターミナルの停留所における通過予測は十分に行えていない場合があると考えられる。

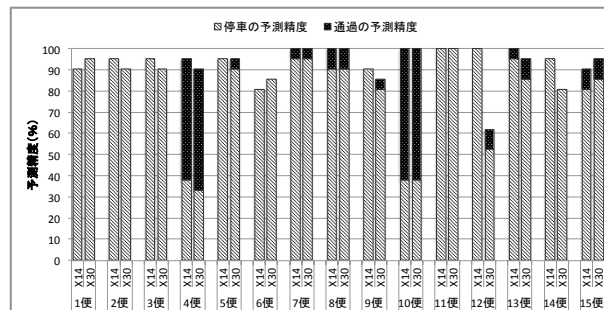


図 6 挙動の予測精度 (ターミナルの停留所)

高校最寄の停留所

高校最寄の停留所における挙動の予測実験の精度を図 7 に示す。高校最寄の停留所における各便の予測精度には、ばらつきが生じた。通学便である両停留所の第 2 便に着目してみると、両停留所とも、予測精度も 80.0%以上を示した。この便の停留所 X_{22} について詳細に分析してみると、停車は十分に予測できていることがわかる。しかし、十分に予測できなかった場合として、実際の挙動は通過であるのに、停車と予測した件数は 3 件あった。その理由として、高校最寄の第 2 便は通学便であるため事例データの多くの挙動が停車である。そのため、予測できなかった日と類似した事例が少なかったことが考えられる。

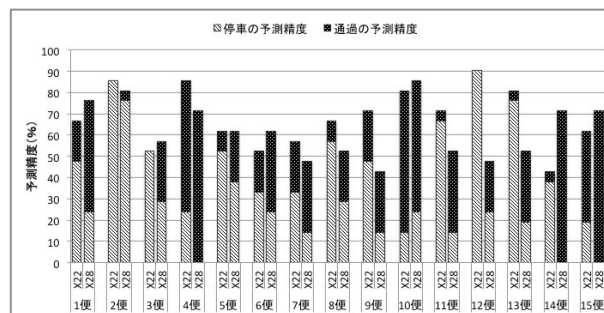


図 7 挙動の予測精度 (高校最寄の停留所)

その他の停留所

その他の停留所における挙動の予測実験の精度を図 8 に示す。その他の停留所における各便の予測精度には、ばらつきが生じた。これら停留所における乗降客数の平均と標準偏差が大きかったため、乗降車が誰か 1 人発生したことにより、挙動の予測精度に影響したと考えられる。

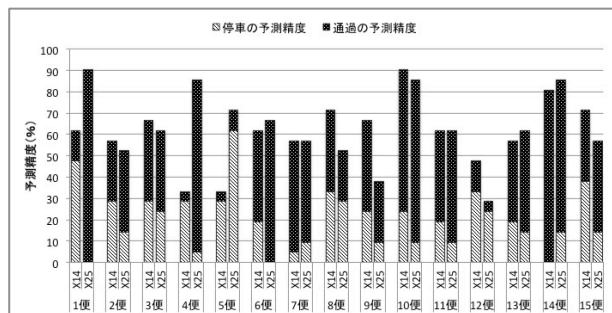


図 8 挙動の予測精度（その他の停留所）

4.3 実験結果のまとめ

挙動の予測精度が低い便は、その他の停留所と高校最寄の停留所だった。これらの便は、乗降客数の分散が大きいため、挙動の予測精度に影響を及ぼしやすいと考えられる。挙動の予測精度が高いターミナルの停留所では、予測精度が高い結果になった。しかし、第 11 便のように通過の挙動を十分に予測できない場合がある。また、ターミナルの停留所と高校最寄の停留所の第 2 便に着目すると、全ての停留所の予測精度が 80.0%以上であった。このことから、特定の便に傾向を持つ停留所は挙動の予測がしやすいと考えられる。

5. 停車時間算出のための乗降客数予測

4.2 節の挙動予測の実験より、ターミナルの停留所における挙動は予測精度が高く、かつ第 4 便と、第 10 便を除いて、停車の割合が多かった。そこで、本章では、追加実験としてバスの停車時間算出に向けた乗降客数予測を行う。ドライバーは、バスの停車時間が小ければ、受ける影響も小さいと判断できるため、不必要な車線変更の削減につながると考える。そこで、本章では、乗車数と降車数の予測結果から、停留所におけるバスの停車時間を算出することについて検討する。まず、5.1 節では停車時間算出のための人数予測の分類区分について検討する。次に、5.2 節では、乗降客数予測の実験条件について述べる。最後に、5.3 節で実験結果とその考察について述べる。なお、乗降客数の予測手法には 3 章で説明したパターンマッチングを用いる。

5.1 停車時間算出のための人数予測の分類区分の検討

予測する乗車数・降車数の分類区分について検討する。本研究ではバスの停車時間を 0 秒、1~9 秒、10 秒以上の 3 つに分類したい。そこで、文献[8]を参考に、単位乗降時間を 3 秒と設定し、予測する乗降客数を 0 人、1~3 人、4 人~の 3 つに分類する。

5.2 実験条件

4.2.1 項の条件と同様に、乗降客数の予測実験を行う。予測対象の停留所は、4.2.2 項の実験結果の予測精度において停車の割合が多かった停留所 X_{17} とする。停留所 X_{17} は、平均乗降客数も多いので停車時間が大きいと考える。そのため、停留所に停車した際に、後続車両に与える影響の大きい停留所であると考えられる。

5.3 実験結果と考察

本節では、停留所 X_{17} を対象とした乗降客数の予測実験の結果について述べる。その結果として、乗車数の予測精度は、60.3%、平均絶対誤差が 2.9 人、誤差の標準偏差が 4.7 人であった。一方で、降車数の予測精度は、67.3%、平均絶対誤差が 2.9 人、誤差の標準偏差が 4.8 人であった。

まず、乗車数の予測結果の詳細について表 3 に示す。表 3 に示すように、Recall (再現率) は実測値が 0 人の時 0.85 であるのに対して、1~3 人の時、4 人~の時の Recall はそれぞれ 0.44, 0.64 を示した。また、Precision (適合率) は予測値が 0 人の時 0.64 であるのに対して、1~3 人の時、4 人~の時の Recall はそれぞれ 0.46, 0.68 を示した。乗車数予測における 0 人の時は、Recall が高く Precision は低いので、誤って予測してしまう場合がある。また、1~3 人の時、4 人~の時の Recall, Precision はどちらも低いため、十分な精度で乗車数を予測できていない結果となった。

表 3 乗車数の予測結果

予測値 実測値	0 人	1~3 人	4 人~	Recall
0 人	35	1	5	0.85
1~3 人	13	46	46	0.44
4 人~	7	53	109	0.64
Precision	0.64	0.46	0.68	

次に、降車数の予測結果の詳細について表 4 に示す。表 4 に示すように、Recall は実測値が 0 人の時 0.87 であるのに対して、1~3 人の時、4 人~の時の Recall はそれぞれ 0.47, 0.74 を示した。また、Precision は予測値が 0 人の時 0.54 であるのに対して、1~3 人の時、4 人~の時の Recall はそれぞれ 0.55, 0.80 を示した。これらの結果から、4 人~の時の Recall, Precision は高いが、0 人の時、1~3 人の時の Recall, Precision どちらも低く、十分な精度で降車数を予測できていない結果になった。

表 4 降車数の予測結果

予測値 実測値	0 人	1~3 人	4 人~	Recall
0 人	40	5	1	0.87
1~3 人	22	47	30	0.47
4 人~	12	33	125	0.74
Precision	0.54	0.55	0.80	

以上より、本実験では、乗車数、降車数は、十分な精度で予測することができなかった。表 3, 表 4 より、特に 1~3 人の時に、0 人と予測してしまう場合や、4 人~に予測してしまう場合が多いことがわかる。一方で、0 人の時を 1~3 人に予測してしまうケースは、どちらも少ないことがわかる。この原因として、利用者数の出現頻度が影響していると考えられる。入力データにおける利用者数の出現頻度を図 9 に示す。

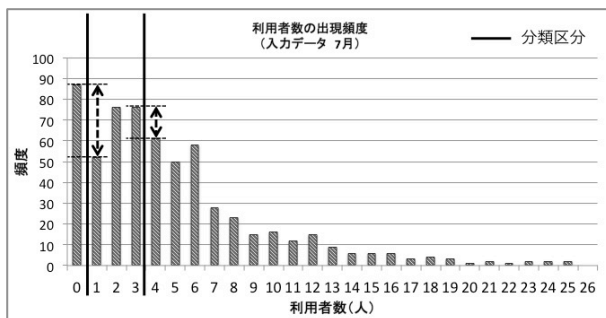


図 9 利用者数の出現頻度

利用者数の頻度に着目すると、0 人の時と 1~3 人の時の利用者数の差が大きいことがわかる。一方で、1~3 人の時と 4 人~の時に着目してみると、利用者数の差が小さい。そのため、実際は 4 人~の時なのに、1~3 人と予測してしまう場合が多かったと考えられる。

6. まとめ

本研究の目的は、ドライバーの円滑な走行を支援するために路線バスの挙動を予測することである。本稿では、パターンマッチングを用いたバス挙動の予測手法を提案した。パターンマッチングでは、事例データとして過去に記録した乗降客数データ、入力データとして直前に記録した乗降客数データを用いた。そして、ユークリッド距離を用いて類似度を算出し、最も類似した過去事例（最近傍事例）を予測値に用いた。

バス挙動予測、乗降客数の予測の共通の課題として、パターンマッチングを用いた手法の予測精度の向上が挙げられる。本稿では、予測に用いる事例データを最近傍のものを利用した。しかし、最近傍データを利用した場合、事例

データの中に、乗降客数が例外的な日があった場合、予測値が大きく外れる恐れがある。そこで、予測に用いる近傍数について検討する必要がある。また、本稿では、乗車数、降車数データの系列について着目したが、天気などの他の要因を考慮した予測モデルについても検討する必要がある。そして、構築したモデルの精度の比較実験を行ってゆく。

謝辞

本研究を進めるにあたり、分析に用いたバス運行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。また、データを分析するにあたり、多くの有益な助言を頂きました公立はこだて未来大学システム情報科学部新美礼彦准教授に深く感謝を申し上げます。

参考文献

- [1] 北山浩透, クルマからのデータ活用による新サービスとプラットフォーム, 情報処理, Vol.54, No.4, pp.337-343, 2013.
- [2] 植原啓介, プローブ情報システム, 車載センサを活用した環境情報の取得, 情報処理, Vol.51, No.9, pp.1144-1149, 2010.
- [3] 宮崎嵩大, 鹿田成則, 小根山裕之, バス及び周辺車両に着目したバスベイ型停留所に関する研究, 土木計画学研究・講演集, Vol.46, 2012.
- [4] 今井龍一, 井星雄貴, 中村俊之, 牧村和彦, 濱田俊一, 複数の動線データの組合せ分析によるバス停留所付近の走行改善の検討支援に関する研究土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol.68, No.5, pp.1_1287-1_1296, 2012.
- [5] 箕浦 一馬, 渡邊 豊英, 車両の挙動情報に基づく運転支援, 電子情報通信学会技術研究報告, IE, 画像工学, Vol.110, No.26, pp.115-120, 2010.
- [6] 藤岡明紘, 中村靖, 水平エッジヒストグラムを用いた単眼車載カメラ中の前方車両検出, 広島工業大学研究紀要研究編, Vol.45, pp.259-262, 2012.
- [7] 角野惇, 猪井博登, 土井健司, 交通 IC カードデータを用いた路線バス需要予測, 土木計画学研究・講演集, Vol.50, No.8, pp.11-16, 2014.
- [8] 宇佐美誠史, 元田良孝, 金澤崇, バス乗降時間の要因に関する基礎研究, 交通工学研究発表会論文 報告集, Vol.25, pp. 269-272, 2005.