

バス移動時間予測に効果的な特徴量を取得するための プローブデータ収集地点の検討

川谷 卓哉^{1,a)} 峯 恒憲^{2,b)}

概要：路線バス運行状況の収集解析は、時刻表の改善や遅延の案内、移動時間予測を実現する際に大変有用であり、利用客の満足度を向上させるために重要である。運行状況の収集は、リアルタイムに近い方がその時の状況を案内や予測に即時に反映できる。しかし、リアルタイムに収集できるような設備は設置コストや通信コストが高くなる。本研究では、バス車両に搭載した車載機で走行記録データ（プローブデータ）を蓄積し、運行ルート中の路側機で車載機中の蓄積データを収集するシステムを利用して、路側機の数を増減した場合の設置コストと、当該路側機で取得できる情報を用いてバスの移動時間を予測する場合の、予測精度とデータ収集コストの変化をシミュレーション実験から算出し、適切な設置台数と設置位置を検討した。その結果、「1時間前の予測対象区間の移動時間」が高精度な予測に有効であること、また、この特徴量を取得するには路側機が路線の起終点に各1台あることが望ましいことを確認した。

キーワード：公共交通、路線バス、プローブデータ、機械学習、移動時間予測

Investigation of probe data collection points to obtain effective features for bus travel time prediction

KAWATANI TAKUYA^{1,a)} MINE TSUNENORI^{2,b)}

1. はじめに

路線バスの運行状況を分析することは、バス輸送サービスの改善に大変有用であり、利用客の利便性向上にもつながる。これまで、機械学習を用いて、路線バスの所要時間や遅れを予測する研究が数多く行われている。

著者らは先行研究 [1] において、路線バスのある隣接したバス停間の移動時間を高精度で予測する際に、「予測対象区間の1区間前の移動時間」が有用であると提案している。これは、移動時間を精度よく予測する際に予測地点・時刻に近いリアルタイムな情報、もしくはリアルタイムに

近い情報が必要であることを意味する。リアルタイムな情報を取得するにはバスの運行状況を常時取得しなければならず、装置コストや通信コストが大きくなる。

ここで、著者らは先行研究 [2] において、路線バスの位置情報を車載機で計測蓄積しつつ、路側機を設置した特定の地点のみで収集するシステムを利用して、路線バスのバス停間の移動時間を高精度かつ低コストで予測するための手法を提案した。この研究では、バスの位置情報を得るために必要なコストを抑え、リアルタイムな情報がない状況においても、過去の情報と機械学習手法を用いて、高精度なバス停間移動時間を予測するために、最も効果的な路側機の設置位置をシミュレーションにより検討した。

本研究では、収集した走行記録データ（プローブデータ）から新たに算出できた「1時間前の予測対象区間の移動時間」が高精度な予測に有効であると見出し、この特徴量を用いる場合と用いない場合の、移動時間予測精度の差を解析した。その結果、この特徴量を取得する際に路側機が1

¹ 九州大学大学院システム情報科学府
Graduate School of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University

² 九州大学大学院システム情報科学研究院
Faculty of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University

a) kawatani.takuya@m.ait.kyushu-u.ac.jp

b) mine@ait.kyushu-u.ac.jp

台だけでは十分でないこと、および、路側機が路線の端点にある状況で追加設置する地点として、予測対象路線のもう一方の端点が有用であることを見出した。

以下、2節で関連研究を示し、本研究との差異や本研究の特色を述べる。3節で本研究の対象としたバス路線と、利用した走行記録データについて説明する。4節では、本論文で明らかにすることを問題として定義する。5節ではデータ処理手法と実験手法について示し、6節でシミュレーション結果を説明する。7節で考察を実施し、8節でまとめと今後の課題を述べる。

2. 関連研究

本論文は著者らの先行研究 [2] の発展である。この先行研究において議論した関連研究について、本節で再度議論する。

従来より、路線バスの走行記録データ（プローブデータ）を用いた、バス運行所要時間の予測は広く行われてきている。バス運行所要時間の予測にあたっては、リアルタイムな運行情報が必要であるとする研究が多い。内村ら [3] は、GPS による位置情報が記録されるバスロケーションシステムのデータを用いて、バス停間所要時間予測手法を提案した。また、今井ら [4] は、重回帰分析とカルマンフィルタモデルを用いて、高精度でバス運行状況を予測する手法を提案実証した。内村らの研究と今井らの研究では、ともに予測を実施する際にリアルタイムな運行状況が入力情報として欠かせないことを示唆している。Bai らの研究 [5] においても、過去の運行履歴をもとに機械学習モデルを作成して、基礎となる移動時間予測値を算出する一方、最終的な予測結果の精度を高くするためには、リアルタイムな情報により予測値を動的に補正することが必要であることを示した。山口らの研究 [6]、および川谷らの研究 [1]、[7] においても、予測精度を高くするために必要な情報として、リアルタイムなバスの移動時間情報が重要であるとの結果を得た。

しかし、リアルタイムな情報を取得するためには、設備に対するコストや通信にかかるコストが大きくなる。コストの問題からリアルタイムな運行情報を収集する設備を導入できない路線バス事業者も多い。岡村ら [9] は、とりわけ地方の路線バス事業者にとって、ランニングコストが大きくなるバスロケーションシステムの導入が困難であることを指摘している。低コストなバス走行履歴データの収集手法として、玉田ら [10] は、スマートフォンにアプリケーションを搭載したものをバス車両に搭載機として設置して、バスの位置情報と運行便情報を毎分サーバに送信蓄積するシステムを提案し、実際にサービスを実施している。玉田らのシステムでは、データ通信を行うにあたり、定期的に一定のコストが発生することは避けられない。また、同システムを構築した伊藤ら [11] は、スマートフォンがハード

表 1 走行記録データの書式

項目	概要	例
ID	車両を識別する数字	11
走行時刻	位置情報が記録された日時	2019/05/21 11:58:15
緯度	度数法・小数点なし	3360033
経度	度数法・小数点なし	13021238
速度	車両の速度 (km/h)	37

表 2 九州大学線の運行本数の変化

日時	平日	土曜	日祝
2019.04.01 改正	444	204	174
2019.10.01 改正	366	167	157
2020.04.01 改正	361	162	152
2020.10.01 改正	304	156	146
2021.04.01 改正	240	131	131
2021.10.01 改正	240	131	131
2022.04.01 改正	241	129	129

ウェアとして、熱や衝撃に対する信頼性をどの程度持つかを懸念点として示している。

これらを踏まえて、本研究では、バスの位置情報を得るために必要なコストを抑えつつ、リアルタイムな情報が無い状況においても、過去の情報と機械学習手法を用いて、高精度なバス停間移動時間を予測するために必要な、位置情報の取得箇所選定手法を検討する。

3. 利用したデータ

本研究では、昭和自動車株式会社（本社：佐賀県唐津市）が運行している、路線バス車両 42 台の走行記録データを用いた。走行記録データには、車両識別用 ID、走行時刻、緯度、経度、速度が記録されている。データ形式を表 1 に示す。走行記録データは、距離約 200m ごとに記録される。これとは別に、急ブレーキや急ハンドルなどの挙動が発生した場合は、挙動履歴データとして随時記録される。

走行記録データは 2019 年 2 月から 2022 年 3 月現在に至るまで継続して蓄積されている。本研究に利用したデータは、2019 年 4 月 1 日から 2022 年 3 月 31 日までの 3 年間分である。

路線バス車両は、九州大学線で運行されている。九州大学線は、福岡市西区の九大学研都市駅から九州大学伊都キャンパスまでの約 4km を結ぶ路線である。当路線の運行ルートは 3 つに大別される。本研究に用いたデータの期間における、ルート概要を図 1 に示す。

3 年間における九州大学線の運行本数変遷は表 2 の通りである。位置情報履歴数の合計は 35,428,865 件、バスの起点から終点までの走行を 1 運行として数えた場合の運行シーケンス数は 341,812 件であった。

走行記録データおよび挙動履歴データは、現在、九州大学伊都キャンパス構内入口に設置されている路側機 1 台によって収集されている。

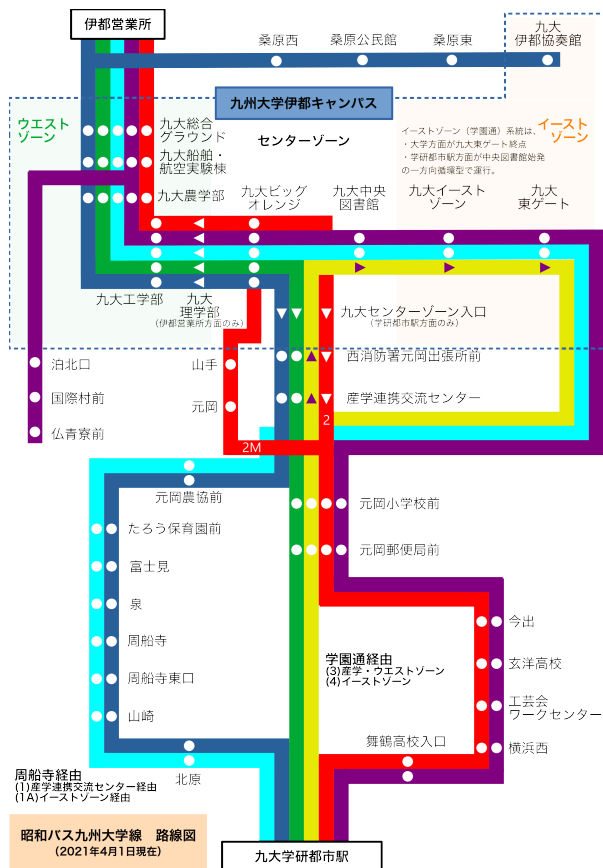


図 1 昭和自動車九州大学線路線図 (2021 年 4 月 1 日現在)

4. 問題設定

本研究で解決する問題を次のように定義する。路線の起点 O から終点 D までの区間 $O-D$ 間に、バス停が $B_1, B_2, \dots, B_{N-1}, B_N$ と設置されているとする。この区間中に走行記録データを収集する路側機を設置する地点を 1 箇所以上定める。移動時間の予測精度を高くし、かつデータ収集コストを低くすることができる路側機の実装台数および設置箇所を検討する。

ここで、バス停 B_t と B_{t+1} 間に路側機 A を設置すると仮定する。この路側機 A においては、区間 $O - B_1 - B_2 - \dots - B_{t-1} - B_t$ の移動時間、および各バス停での停車時間が得られる。路側機をこの区間に追加設置する場合、追加設置した路側機までの情報が先行して得られるが、最終的には路側機 A でバス停 B_t までの移動時間とバス停停車時間が得られる。そのため、シミュレーションにあたっては路側機を 1 箇所追加設置する場合と同等であるとして予測精度を算出した。

5. 解析手法

5.1 走行記録データからのバス停間移動時間算出手法

本研究で用いた走行記録データの特性として、速度 9km/h 未満で走行、または停止したことが記録されない点が挙げ

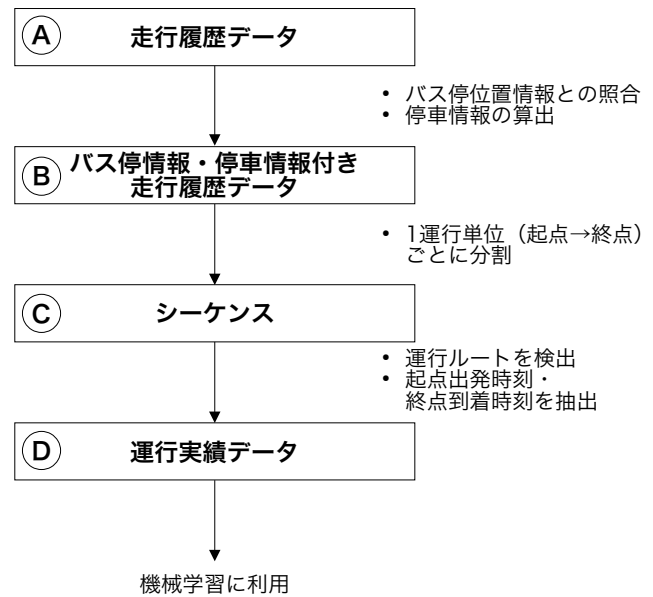


図 2 運行状況算出用データ変換処理手順

られる。そのため、データからは停止したことを直接に確認することができない。また、走行記録データにはバス停を通過、もしくはバス停に停車したことを示す情報が存在しない。これらの課題を解決するために、次に述べる、著者らの先行研究 [2] と同じ手法でデータから停車情報、およびバス停の通過情報を算出した。さらに、これらの算出情報からバス停間の移動時間を求めた。処理手順概略を図 2 に示す。

まず、元データの位置情報は日本測地系で記録されているため、世界測地系に変換した。次に、変換後の走行記録データとバス停の座標を照合して、バス停の近傍を通過したかどうかを求めた。ここで、位置情報のずれにより、本来通過しているはずのバス停の通過情報が記録されないことがある。これを解決するため、バス停の通過時刻をバス停間の距離により補完する処理を実施した。

このようにして得られたデータから、各バス停に停車、もしくは通過した時刻を求めた。簡略化のため、1 シーケンス中に、各バス停について、通過情報が 1 件現れた場合はその時刻を通過時刻とし、複数件現れた場合は、その中で最も早い時刻を到着時刻、最も遅い時刻を出発時刻とみなした。その上で、あるバス停 A の出発時刻 t_A とあるバス停 B への到着時刻 t_B の差、 $t_B - t_A$ をバス停 $A-B$ 間の移動時間とした。

5.2 外れ値の除去

次に、各バス停間および路線全体の移動時間について基準を定めて、その基準から外れる値を外れ値として除去した。また、移動時間が負の値となるエラーが見られたため、その値もまた除去した。外れ値の基準は、路線の起終点間

の移動時間が1時間以上となるものである。

5.3 機械学習

移動時間予測には、機械学習手法のうち、勾配ブースティング決定木 (GBDT) を用いた。この手法は、Yamaguchiら [7] や Kawatani, Sato らの研究 [1], [8] において、また著者らも事前研究において、その有用性を確認している。予測精度の評価指標には、MAE (平均絶対誤差) および予測誤差の最悪値を利用した。MAE は路線バスの運行所要時間を予測する先行研究において、予測精度を検証する指標として広く用いられている。以下に、MAE の定義を数式で示す。ここで、 n はデータ数、 y_i は実際のバス停間移動時間、 \hat{y}_i は機械学習によって予測されたバス停間移動時間である。

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} |y_i - \hat{y}_i| \quad (1)$$

予測誤差の最悪値は、ある運行日時における移動時間の予測値と実際の移動時間の差が最大となった部分を評価する。この最悪値は、正の値の場合は予測値よりも移動時間が大きくなったことを示し、負の値の場合は予測値よりも移動時間が小さかったことを示す。

機械学習器に対して次の特徴量を加えて、バス路線の起点から終点まで、つまり九州大学伊都キャンパス (九大総合グラウンドバス停) から九大学研都市駅までの移動時間を予測した。なお、今回は基礎的解析として、3つあるルートのうち学園通経由を選択して解析した。

- 運行日時 (年・月・日・時)
- あるバス停までの各バス停間の移動時間
- 1時間前の運行における起終点間の移動時間

ここで、運行日時は、起点バス停 (九大総合グラウンドバス停) を出発した日付時刻を示す。あるバス停間1区間の移動時間は、1つのシーケンスについて各バス停間の移動に要した時間、すなわち5.1節に示した $t_B - t_A$ である。

3つ目の、1時間前の運行における起終点間の移動時間は、移動時間の予測精度を改善するために用いる特徴量である。このことについて、6節でこの特徴量の効果を説明するとともに、特徴量を取得利用するために必要な路側機の数を検討した。

6. 解析結果

6.1 1時間前の移動時間を用いない場合

1時間前の移動時間を利用せず、予測対象便の運行日時と、あるバス停までの各バス停間の移動時間のみを利用した場合の、予測誤差最悪値の変化を図3に示す。また、主要なバス停までの移動時間を加えた場合の予測精度を表3に示す。予測誤差の最悪値は、各バス停までの移動時間を加えた場合でも大きく改善することはなく、最良の場合で

表3 1時間前の移動時間を利用しない場合の予測精度

	どれも加えない	大学出口まで	終点まで
誤差最大値 [s]	812.99	864.38	710.28
誤差最小値 [s]	-249.65	-200.89	-97.89
MAE [s]	75.58	65.79	13.64

表4 1時間前の移動時間を利用した場合の予測精度

	どれも加えない	大学出口まで	終点まで
誤差最大値 [s]	557.09	547.58	650.36
誤差最小値 [s]	-291.72	-274.41	-89.29
MAE [s]	47.14	44.50	13.46

も誤差800秒にとどまった。MAEの変化を図6に示す。MAEの値で比較すると、各バス停間の移動時間を起点側から順に加えていった場合に、MAEが徐々に改善した。

ここで、終点までの移動時間を加えた場合を参考までに示したが、これは実際に意味のある予測をする上では得ることができない特徴量を含む。予測対象便の終点までの移動時間を取得できた時点で、予測対象便はすでに終点まで到着しているからである。

時間帯別の予測誤差の最悪値を図5に示す。このグラフを観察すると、時間帯で分けた場合の予測誤差が大きい時間帯として、12時台と16時台、17時台が見られた。

また、予測誤差の分布を図7の網線グラフで示す。予測誤差の大部分は3分以内に収まっているが、予測件数のおよそ6%において、予測誤差が3分を超えていた。予測誤差が大きかった例を観察すると、その多くが移動時間予測値よりも、実際にかかった移動時間が大きくなっていった。

6.2 1時間前の移動時間を利用する場合

1時間前の移動時間を特徴量として加え、さらに予測対象便の運行日時と、あるバス停までの各バス停間の移動時間を順次追加した場合の、予測誤差最悪値の変化を図4に示す。また、主要なバス停までの移動時間を加えた場合の予測精度を表4に示す。

予測誤差の最悪値は、1時間前の移動時間を利用すると300秒改善した。しかし、それに加えて各バス停間の移動時間を順次追加した場合はあまり改善する傾向がなく、むしろ最悪値が悪化する方向に作用していた。MAEの変化を図6で比較すると、途中バス停までの移動時間を加えたことによる改善効果は見られなかった。

予測誤差の最悪値が確認されたのは、2022年2月25日の17時台の移動時間を予測した場合であった。この日時は、九州大学の入学試験が行われた後の帰宅時間帯に当たっていた。

時間帯別の予測誤差の最悪値を図8に示す。このグラフを観察すると、1時間前の移動時間を用いない場合と同様に、時間帯で分けた場合の予測誤差が大きい時間帯として、12時台と16時台、17時台が見られた。

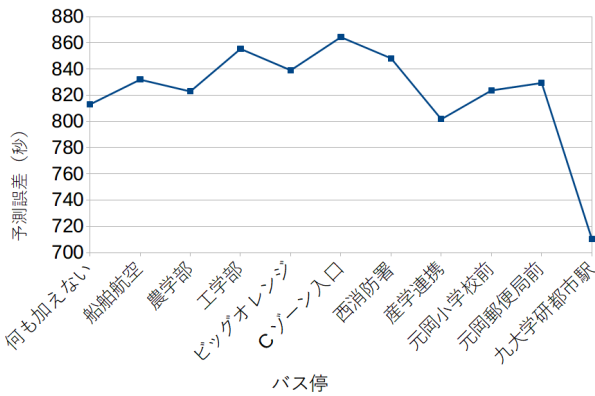


図 3 予測誤差の最悪値の変化（1時間前の移動時間を用いない場合）

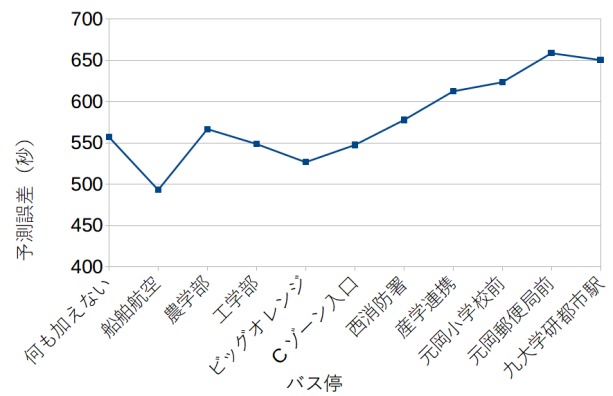


図 4 予測誤差の最悪値の変化（1時間前の移動時間を利用した場合）

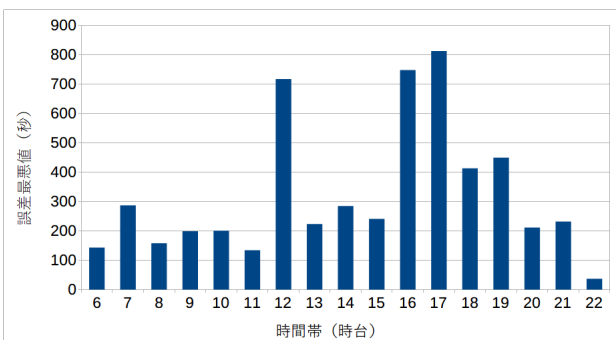


図 5 時間帯別の予測誤差の最悪値（1時間前の移動時間を用いない場合、かつ、途中バス停までの移動時間を何も加えない場合）

また、予測誤差の分布を図 7 の塗りつぶし棒グラフに示す。1時間前の移動時間を利用していない場合と比較して、3分を超える予測誤差が大幅に減少した。特に、5分（300秒）以上の誤差はわずか6件にまで減少した。この6件のうち、2件は九州大学の入学試験後の帰宅時間帯（2022年2月25日の16時台・17時台各1件）と特定できたが、他4件については日時が分散しており、その日時に起きたイベントなどは特定できなかった。

6.3 1時間前の移動時間を取得可能か

1時間前の移動時間を用いて実際に移動時間を予測する場合、この特徴量を取得できなければならない。次の手順により、取得が可能であるかどうかを確かめた。例として、2022年4月10日の15時台、学園通経由の便の移動時間を予測する場合を用いる。

- (1) 4月10日の14時台に、大学から九大学研都市駅まで学園通経由で走った便を列挙
- (2) 上記の便で走った車両のうち、少なくとも1台が、15時までに路側機がある大学入口まで戻ってきているかを確認する。

この手順で便が検出されなかった場合、当該時間帯の移動時間予測に、1時間前の移動時間を用いることができなくなる。解析結果を表 5 と図 9 に示す。ここで、バス運行時間帯の総数とは、学園通経由の便が運行されていると

表 5 1時間前の移動時間を取得できた数

運行時間帯の総数	1時間以内に戻ってきた時間帯数	割合
9,775	8,352	85.4%

検出できた時間帯の数（1時間区切り、たとえば15時台に運行があれば1件と数える）を示す。また、1時間以内に戻ってきた時間帯数は、当該時間帯に1時間以内に路側機がある大学入口まで戻ってきた車両が存在していた時間帯の数である。

表 5 を見ると、全運行日時（日付および時間帯）に対して、およそ15%の時間帯数で、当該時間帯の移動時間情報が1時間以内に得られなかった。その件数を図 9 で確認すると、10～14時の昼間時間帯に多くなっていた。

7. 考察

7.1 予測誤差の最悪値

本論文では、予測精度の評価指標のひとつとして、予測誤差の最悪値を算出した。この指標は、予測が最も大きくずれた場合の状況を直接表している。

表 3 および図 4 の結果によれば、1時間前の移動時間を加えない場合、予測誤差の最悪値は予測対象区間の平均所要時間と同じだけの誤差を生じていた。一方、1時間前の移動時間を加えた場合は、予測誤差の最悪値は約5分改善し、約9分の誤差となっていた。

最悪値の誤差が生じる要因として、誤差が発生した日時にバス路線に関係した何らかの事象が発生しているか調査したところ、九州大学の入学試験終了後の帰宅時間帯であったことが判明した。

図 7 に示した2つの予測誤差の分布を比較すると、1時間前の移動時間を加えた場合に、予測誤差の分布が3分未満の部分に集まり、誤差が小さくなっていることがわかる。

7.2 路側機を増設しない場合の予測精度

路側機を増設せず、1箇所のままだけで運用する場合、バスが1回路側機を通過した後、さまざまな区間を走行して、再び路側機を通過するまでの間のプローブデータが取

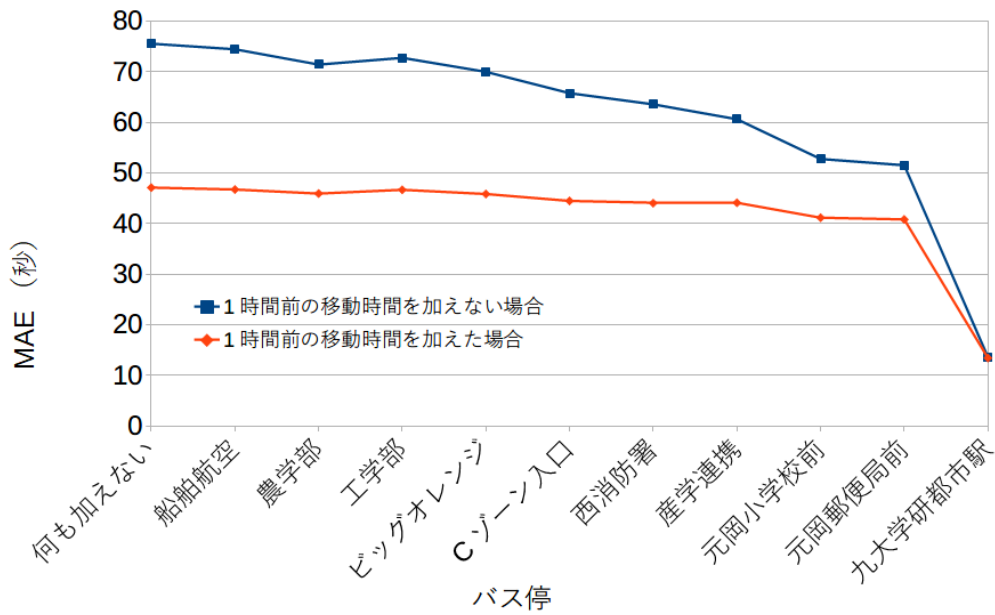


図 6 MAE の変化

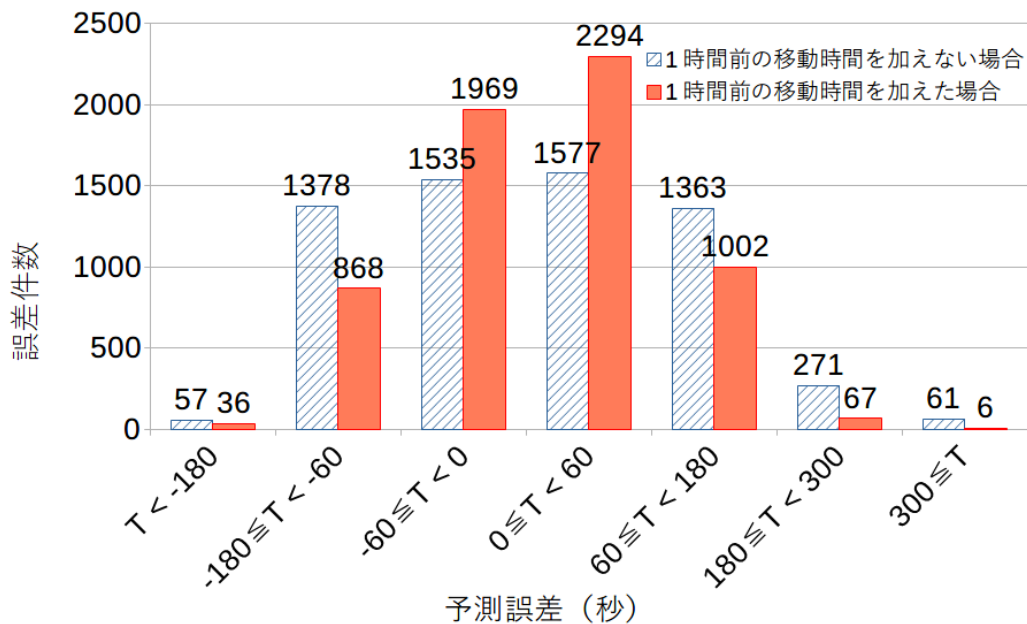


図 7 移動時間予測誤差の分布

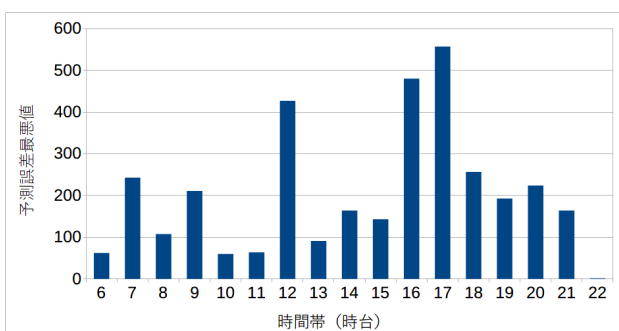


図 8 時間帯別の予測誤差の最悪値 (1時間前の移動時間を利用した場合、かつ、途中バス停までの移動時間を何も加えない場合)

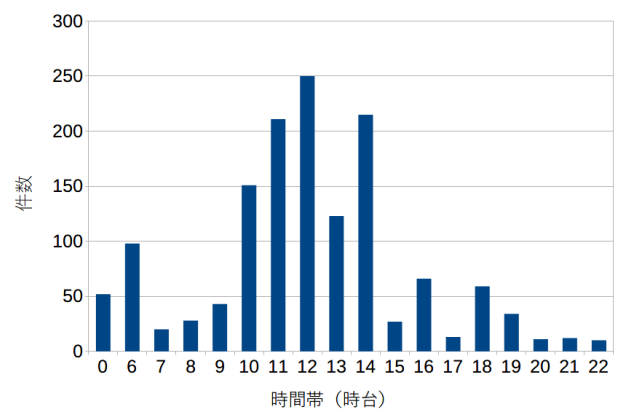


図 9 1時間以内に当該時間帯の移動時間情報が得られなかった件数

集される。路側機が1箇所しかない場合でも確実に取得可能な情報は、バスの運行日時と、各バス停間の移動時間、それに対応する移動時間だけである。これらの情報のみを用いた予測精度は、先述の通り予測対象区間の平均所要時間と同じだけの誤差を生じていた。

7.3 1時間前の起終点間の移動時間を取得できるか

表5では、路側機が大学入口の1箇所だけにある場合に、路側機設置箇所を1時間以内にバス車両が再び通過するかどうかをデータから確認した。その結果、全体の15%の時間帯において、1時間以内にバス車両が再度通過せず、次時間帯の予測の際に実際には予測対象時間帯の1時間前の移動時間情報が利用できないことが明らかになった。本論文では、予測対象便の1時間前の移動時間を利用して予測したが、もしこれを30分前や15分前など、より予測対象便の運行時間に近い情報を利用したい場合には、路側機1箇所だけではデータ取得が間に合わないことを示している。

また、1時間以内にバス車両が路側機を再度通過しなかった時間帯として、10~14時の昼間時間帯が多く検出された。これは、当該時間帯のバス運行本数が比較的少なく、路側機を通過した後、路線の端点である九大学研都市駅、大学構内、および大学に隣接するバス営業所で待機するために、路側機を再度通過するまでに1時間以上を要しているものとみられる。

7.4 路側機増設のコストパフォーマンス

先述の通り、1時間前の移動時間を利用できた場合には、予測誤差の最悪値が大きく改善された。また、MAEの値も30秒改善された。

しかし、路側機を増設する場合には、路側機自身のコストや設置コストが追加で必要となる。本研究において減らしたい予測誤差は、ある程度頻繁に発生しがちな、道路混雑や多客によってバスが遅れて発生する誤差である。入学試験のように年に1回、特定の日に発生する誤差を減らすには、路側機増設だけでなく、イベント情報を特徴量として加えるか、移動時間の予測値を案内情報として提供する際に、あらかじめ過去の遅延の傾向から移動時間の見込み値を加算しておくことが考えられる。

路側機増設のコストが、予測精度の改善によってもたらされる利用客の利便性向上に貢献する度合いを測るためには、新たな指標を検討する必要がある。

7.5 路側機増設箇所

もし路側機を増設するならば、次のような基準を用いるとよいと考える。

解析結果から、予測対象便が大学内の運行にかかった時間を算出して起終点間の移動時間を予測するよりも、予測対象便の1時間前の起終点間の移動時間を用いて予測する

方が、予測精度は大幅に高まることが分かった。

起終点間の移動時間を迅速に取得するためには、起点と終点に路側機があることが望ましい。現在、路側機は路線の一方の端点である大学構内に1箇所設置されている。著者らの先行研究[2]の段階では、もう一方の端点である九大学研都市駅付近にさらに1箇所設置されていたが、こちらは本研究時点ですでに撤去されている。

本研究で対象とした九州大学線は、調査対象期間中に最も時間がかかるルートで最も遅れた場合でも1時間を要しなかったことが確認できている。1時間前の移動時間を取得利用するためには、九大学研都市駅付近に路側機を追加設置することが有効であると考えられる。

また、さらに追加で設置するかどうかについては、本論文の範囲である大学発学園通経由の九大学研都市駅方面についてはこれ以上必要であるとは言えない。この理由は、MAEの値を改善したり、予測誤差の最悪値を改善したりするような設置箇所を、本論文での解析結果からは見出すことができなかったからである。

8. まとめと今後の課題

本研究では、プローブデータ収集のための路側機の数を増減した場合の設置コストと、当該路側機で取得できる情報を用いてバスの移動時間を予測する場合の、予測精度とデータ収集コストの変化をシミュレーション実験から算出し、適切な設置台数と設置位置を検討した。

その結果、対象とする路線をひとつだけに限った基礎的解析においては、路側機は路線の起点と終点に各1台ずつ設置し、1時間前の起終点間の移動時間を迅速に収集することが適当であると結論付けた。

今後、同路線の別ルートの状況も算出し、それらのルートにおいても路側機を増設が有効かどうかを追加で検討したい。

謝辞 本研究の一部はJSPS科研費JP21H00907, JP21K11847, JP19KK0257の助成を受けた。本研究にあたり、昭和自動車株式会社には、バスの走行記録データ取得の実証実験に協力を頂き、データ分析の許可を頂いた。感謝申し上げる。

参考文献

- [1] T. Kawatani, T. Yamaguchi, Y. Sato, R. Maita, T. Mine, *Prediction of bus travel time over intervals between pairs of adjacent bus stops using city bus probe data*, International Journal of Intelligent Transportation Systems Research, Vol.19, pp.456-467 (2021).
- [2] 川谷卓哉, 佐藤祐大, 峯恒憲: 高予測精度と低収集コストを実現するためのバスプローブデータ収集地点の選定, 研究報告高度交通システムとスマートコミュニティ(ITS), 2021-ITS-85(15), 1-7 (2021-05-20), 2188-8965
- [3] 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間所要時間予測, 国際交通安全学

- 会誌 Vol.32 No.3(2007).
- [4] 今井瞳, 廣井慧, 河口信夫: 複数事業者の路線バス運行実績データに基づく到着時刻予測モデルの提案と精度検証, 情報処理学会研究報告 Vol.2017-ITS-71 No.23(2017).
 - [5] C. Bai, Z. Peng, Q. Lu, J. Sun, *Dynamic Bus Travel Time Prediction Models on Road with Multiple Bus Routes*, Computational Intelligence and Neuroscience Vol. 2015, 432389 (2015).
 - [6] T. Yamaguchi, M. As, and T. Mine, *Prediction of bus delay over intervals on a various kinds of routes using bus probe data*, in The 5th IEEE/ACM International Conference on Big Data Computing, Applications and Technologies (BDCAT 2018), pp. 97–106 (2018).
 - [7] T. Yamaguchi, R. Maita, T. Kawatani, T. Mine, *Prediction of travel time over intervals between two bus stops using bus probe data*, Proceedings of 17th ITS Symposium 2019, (2019).
 - [8] Yuta Sato, Takuya Kawatani, Tsunenori Mine: *Influence of Weather Features to Determine Sudden Braking*, International Journal of Intelligent Transportation Systems Research, <https://doi.org/10.1007/s13177-021-00253-6>(2020).
 - [9] 岡村健志, 永原三博, 菊池豊, 熊谷靖彦, 中川敏正: 地方部でのバス案内システム「chi-bus」の適用, 土木計画学研究・論文集講演集 Vol.41(2010).
 - [10] 玉田匡, 伊藤昌毅, 川村尚生, 菅原一孔: バスの遅れ予測を目的とする, バスロケーションシステムから得た走行データの分析, 第12回情報科学技術フォーラム M-036 第4分冊 pp.413–418(2013).
 - [11] 伊藤昌毅, 川村尚生, 菅原一孔: スマートフォンを利用したバスロケーションシステムの開発, 電子情報通信学会論文誌 D Vol. J96–D No.10 pp.2327–2339(2013).
 - [12] Yandex CatBoost : Feature Importance - CatBoost Documentation(online), https://catboost.ai/docs/concepts/output-data_feature-analysis_feature-importance.html?lang=en (2021.04.17).