

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

今井 瞳¹ 廣井 慧^{2,3} 河川 信夫^{1,2,3}

概要：現在、バスは交通や天候等の様々な要因により、運行状況に乱れが生じやすい。そこでバス停での待ち時間における不安を解消するために、我々はこれまで、重回帰モデルとカルマンフィルタを併用した予測手法により、バスの進行に合わせて動的に予測精度を更新するモデルを提案した。本研究ではさらに、複数事業者の路線バスデータに対応するためにモデル内のパラメータを変化させ、データ数の増減による予測精度の変化を検証した。本研究により、より快適にバスを利用できる社会の実現を目標とする。

HITOMI IMAI¹ KEI HIROI^{2,3} NOBUO KAWAGUCHI^{1,2,3}

1. 研究背景

バスロケーションシステム（以下、バスロケ）の発展により、バス停での到着・出発情報に加え、走行位置（緯度・経度）等、様々なデータが動的に取得可能となった [1]。その他にも、IC カードによる乗降者人数 [2][3] や運転手の行動等がデータ化され、集積されている。一方、バスは渋滞 [4] や天候等 [5] の影響により、運行状況が変化しやすい。そこで、本研究では、バス事業者より提供された運行実績データに対して統計的な分析を行い、それを動的なシステムへ入力し、到着時刻予測を行う（図 1）。本手法の特徴として、バスが目的地に近づくにつれて、その予測精度が向上することが挙げられる。

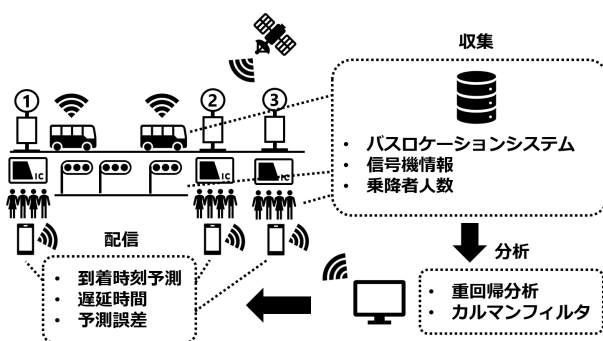


図 1 システム概要図

また、運行実績データは事業者毎に特徴が異なるという問題もある。具体的には、走行地域による交通状況の違い、「遅れを改善する」、「安全運転に徹する」等の運転方針の違い、データの記録間隔の違い等が生じる。そこで本研究では、これまで我々が提案した手法 [6] を、複数事業者のデータに対して対応できるように改良し、その精度を検証した。具体的には、データ量や外れ値による影響や、提案手法による動的な予測精度向上について検証する。

従来のバス到着時刻予測は、バス停区間での所要時間やバスの接近を予測することに着目した研究が多い。また、得られた結果をどのように評価し、利用者に提示すべきかといったことに着目した研究は少ない。そこで本研究では、バスが「あと何分でバス停に到着するか」という具体的な到着時刻の予測とその推定精度を提示できるバス到着予測を目指す。到着予測時刻と同時に、運行データの統計解析結果を用いて誤差範囲を利用者に提示する。到着予測時刻がどの程度の推定精度であるかを同時に提示することで、待ち時間における利用者が選択する行動の幅を広げ、バスの利便性を向上する。本研究により、利用者のバス停での待ち時間における不安 [7][8] を解消し、より快適にバスを利用できる社会の実現を目標とする。

2. 先行研究

バス到着時刻予測の先行研究として、重回帰分析を用いた手法 [9] やカルマンフィルタを用いた手法 [10] などが挙げられる。また、バスの接近情報を提示している事業者がいくつか存在する [11]。以下では、それぞれの手法に関して

¹ 名古屋大学大学院工学研究科
² 名古屋大学未来社会創造機構
³ NPO 法人位置情報サービス研究機構 (Lisra)

説明する。

2.1 重回帰分析を用いたバス到着時刻予測

重回帰分析は、予測の対象となる目的変数を、要因として考えられる複数の説明変数を用いて統計的に予測する手法である。Patnaik らによるバスの到着時刻予測を行った研究 [9] では、バス停間の所要時間や距離、乗降者数、ドアの開閉時間等を用いて予測を行っており、高い精度での予測を可能にしている。しかし、重回帰分析は過去の運行データをもとにした静的な予測であり、雨天時やバス停近隣のイベント開催等によるバス乗客の増加を考慮していない。したがって、このようなリアルタイムに変化する環境に対応し利用者に対してバスの到着時刻を提示するのは難しい。

2.2 カルマンフィルタを用いたバス到着時刻予測

カルマンフィルタは、直前までの情報と現在取得したデータを基に、最も最適なシステムの状態を推定する手法である。Chen らの研究 [10] では、バスがあるバス停区間を通過した際に、バス停区間での所要時間と出発地点からの累積情報を基に、次のバス停区間での所要時間をリアルタイムに予測している。カルマンフィルタは誤差を含んだ情報を処理し、動的な予測が可能であるが、ある特徴のあるバス停区間、例えば他のルートと比べ著しく遅延が生じるバス停が存在した場合、正確な予測を行うことが困難である。

2.3 予測推定精度提示

現在は利用者に対して、主に時刻表に基づいた到着時間を提示している。しかし、この方法では当日の天候、交通状況などによって変化する到着時刻をリアルタイムに提示することは難しい。また、京都市営バスのバス到着案内システム [11] では、各バス停の案内板で接近案内表示システムを用いて、「1 つ前/2 つ前のバス停に近づいています」、「まもなくきます (Approaching)」といった情報提示を行っている。名古屋市交通局のなごや乗換ナビでは、スマートフォンアプリを通じて、利用者にバスの接近情報を提供している。これらのサービスは、図 2 の「従来の表示方法」に示すように、バス停を出発したこと、該当のバス停への接近について情報提示するが、バス停とバス停の間のどの位置にあるかを知ることは出来ない。

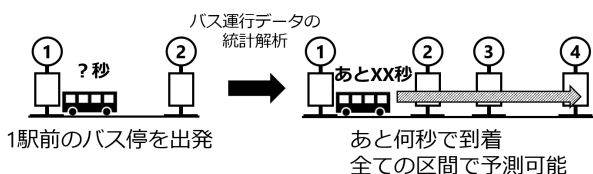


図 2 従来手法との比較

3. 提案手法

3.1 重回帰モデルとカルマンフィルタの併用

本研究では、重回帰分析により過去のデータからバス停区間の所要時間を統計的に予測し [12]、その結果を基にカルマンフィルタにより動的な更新を行い、バスの進行に合わせて予測精度を向上させる。具体的には、まずバスロケーションシステムによる運行実績データに対して重回帰分析を行い、系統毎にモデルを作成する。次に、作成したモデルによる予測結果を状態変数としてカルマンフィルタに入力する。バスの進行に合わせてカルマンフィルタの状態を動的に更新し、精度の向上を実現する。

3.2 重回帰分析

3.2.1 予測方法

本研究における重回帰分析では、目的変数 Y をバス停区間の所要時間、説明変数 X をバス停区間、曜日、時間帯、 n 駅前の遅れ、移動人数とした (式 1)。

$$Y = a_0 + \sum_{k=1}^N a_k X_k \quad (1)$$

時間帯は、7 時までを「Early Morning」、朝の通勤時間帯である 8 時から 10 時を「Late Morning」、10 時から 13 時までを「Early Noon」、13 時から 17 時までを「Late Noon」、帰宅時間帯である 17 時から 19 時までを「Evening」、19 時以降を「Night」と定義する (表 7) [9]。遅れは、実所要時間と所定所要時間の差分とし、所定所要時間よりも早い場合を負、遅い場合を正と定義する。また、移動人数は乗車人数と降車人数を比較し、多い方を記録する。

3.3 カルマンフィルタ

3.2 節で求めた重回帰分析の結果を基に、図 3 に示すカルマンフィルタを用いて各バス停区間の所要時間を予測する。各所要時間について、時刻表を T (Timetable)、実測値を R (Realtime)、予測値を E (Estimation) とする。

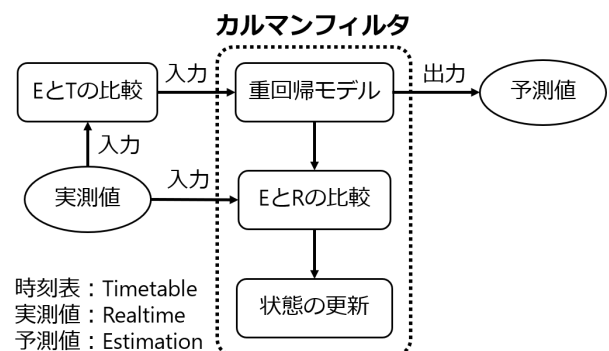


図 3 提案手法の概念図

バス停 n において、終点をバス停 N とし、バス停区間

$n \sim (n+1)$, $n \sim (n+2)$, $\dots$, $n \sim N$ の所要時間を予測する。まず、システムの初期状態として重回帰モデルによる予測値を入力する。具体的には、 $n=1$ では、過去データを用いた予測値 (E) を、 $n>1$ では、バス停区間 $(n-1) \sim n$ の予測値 (E) と時刻表 (T) から、リアルタイムに差分 (遅延・早発) を算出し、重回帰モデルによって再予測した結果を入力する。この時同時に、予測値 (E) を予測所要時間として出力する。次に、バス停区間 $(n-1) \sim n$ の予測値 (E) と実測値 (R) の比較からシステムの状態の更新を行う。これをバスが終点に到着するまで繰り返し、進行するにつれて予測精度を向上させる。

具体的には、カルマンフィルタでは一般的に、時刻 $(k+1)$ におけるシステムの状態は 1 つ前の状態を基に式 (2) で表される状態方程式を用いて求められる。

$$X_{k+1,j} = \Phi_{k+1}x_{k,j} + u_k + Wk,j \quad (2)$$

Φ_{k+1} はシステムの状態遷移に関わる線形モデル、 u_k は状態ベクトル、 Wk,j はノイズを表す。本研究では、状態ベクトル u_k の代わりに重回帰モデル (式 1) を用いた。

また、観測量 z_k と状態変数 $x_{k,j}$ は式 (3) で表される観測方程式の関係をもつ。

$$z_k = H_kx_{k,j} + v_{k,j} \quad (3)$$

H_k は観測モデル、 $v_{k,j}$ はノイズを表す。本研究では状態変数 $x_{k,j}$ を以下の (式 4) のように、時刻表 (T) を $t_{k,j}$ 、実測値 (R) を s_k と定義する。

$$x_{k,j} = (t_{k,j}, s_k) \quad (4)$$

ただし、時刻表 (T) は任意のバス停 k からバス停 j までの合計値、実測値 (R) は最初のバス停からバス停 k までの合計値とする。

4. 使用データ

本研究では、名古屋市交通局より、NPO 法人位置情報サービス研究機構 (Lisra) を通じて提供された 2014 年 12 月 13 日 (土) から 12 月 19 日 (金)、及び名鉄バス株式会社より提供された 2016 年 7 月 1 日 (金) から 15 日 (金)、2017 年 1 月から 3 月の運行実績データを使用した。各データの詳細について、以下にまとめる。

4.1 名古屋市営バス運行データ

提供されたデータには名古屋市内のバス 1030 両、バス停 3784 駅、系統 664 種が含まれており、1 日あたり約 220 万桁のデータ量が存在する。バスに搭載された GPS により、従来のバス停到着出発情報に加え、30 秒毎の位置情報が記録されている。その他のデータとして、車載機番号、イベント発生時刻、緯度・経度、系統情報、系統上のバス停 ID、バス停上のフラグ、イベント種別 (出発、到着、その他) も記録

表 1 使用した名古屋市営バスデータ

系統 ID	系統名
8415	[基幹 1] 栄 - 笠寺駅
8471	[名駅 1 9] 港区役所 - 名古屋駅
8784	[黒川 1 4] 安井町西 - 黒川
8921	[平針 1 2] 地下鉄原 - 地下鉄平針
8939	[鳴子 1 4] 地下鉄鳴子北 - 大高駅
8990	[東巡回] 大曽根 - 茶屋ヶ坂
9014	[富田巡回] 戸田 - 戸田荘
9015	[富田巡回] 戸田荘 - 戸田

表 2 各事業者における運行実績データの記録内容

名古屋市営バス	名鉄バス
車載機番号	ダイヤ ID
イベント発生時刻	実績発時刻
-	所定発時刻
緯度・経度	-
系統情報	系統コード, 系統表示名
系統上のバス停 ID	停留所コード, 停留所名称, 並び順
バス停上のフラグ	-
イベント種別 (出発, 到着, その他)	-
-	上下

される (表 2)。これらのルートの内、今回は表 1 に示す 8 系統について分析を行った。また、欠損値を含むデータについては除去した。

4.2 名鉄バス運行実績データ

提供されたデータには愛知県内のバス 710 両、バス停 1539 駅、系統 523 ルートが含まれており、約 1GB のデータ量が存在する。データの記録はバス停出発時にのみ行われ、系統コード、上下、系統表示名、ダイヤ ID、並び順、停留所名称、実績発時刻等が記録される (表 2)。今回の検証では、岡崎市内を走るもののみを扱い、記録不備による欠損値については、1 日のバス停区間毎の平均値を用いて補完した。1 日に 1 ダイヤしかないものや、全て欠損値のバス停を含むものを除く、67 系統を利用した。また、名鉄バスには運行実績データに加え、別で IC カードにより記録された乗降者人数データが存在する。

5. 検証

5.1 重回帰分析による決定係数

名鉄バスの 2017 年 3 月 1 日から 31 日までのデータに対して、重回帰分析を行った結果を図 4 に示す。また、比較データとして、名古屋市営バスのデータの決定係数を表 3 にまとめる。

決定係数とは、説明変数が目的変数をどれくらい説明できるかを表す指標である。0 から 1 までの値を取り、1 に近いほど相対的な誤差が少ないと考えられる。最も決定係数

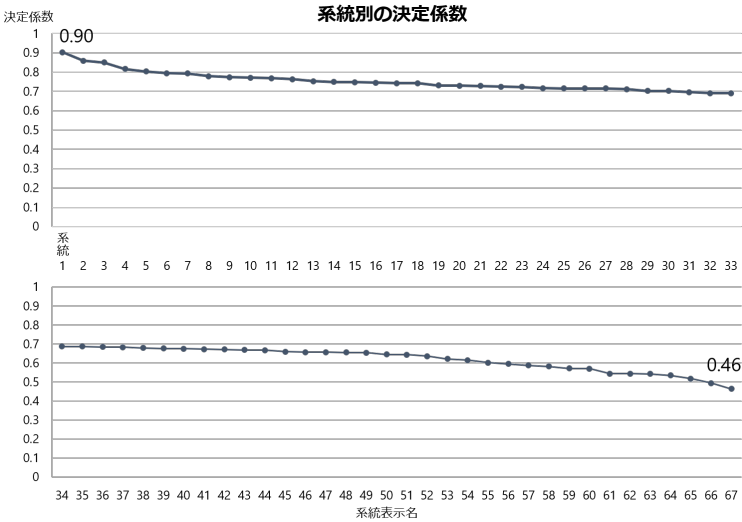


図 4 各系統における決定係数

表 3 名古屋市営バス運行実績データの決定係数

系統 ID	決定係数
8415	0.7907
8471	0.7629
8784	0.6934
8921	0.5838
8939	0.8028
8990	0.7999
9014	0.8006
9015	0.8764
平均値	0.76

が示す値が大きかったのは、系統：本宿～富田病院～東部地域福祉セ～美合であった。しかし、係数の値を見ると 5.86×10^{11} といった不自然に大きい値になっており、重回帰分析が正しく行われていなかったことがわかった。これは、この系統にはバス停が 25 駅あり、説明変数が多すぎたためだと考える。一方、最も小さかったのは、系統：奥殿陣屋～康生町～東岡崎であり、これはバス停区間：岩津百々～青木町における不規則な渋滞が原因ではないかと考えられる。全体の平均値は 0.69 であり、名古屋市営バスの平均値 0.76 と比較的近い値を示した。名古屋市営バスに比べやや低い値であったのは、名古屋市営バスではバス停到着・出発時、及び 30 秒毎にデータを記録していたのに対し、名鉄バスではバス停出発時のみの記録であるため、データ数が少ないことに起因すると考えられる。

また、決定係数とバス停数の関係を図 5 に示す。決定係数は 0.0053 となり、相関は見られなかった。

5.2 データ量の変化による重回帰モデルの精度検証

名鉄バスのデータに対して、データ量の変化による重回帰モデルの予測精度への影響を検証した。2016 年 7 月 1 日～14 日までの 14 日間、7 月に加え 1 月 1 日～3 月 31 日

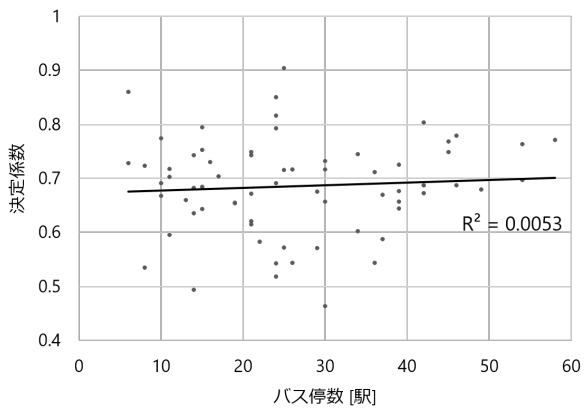


図 5 決定係数とバス停数の関係

表 4 名鉄バスデータの決定係数の遷移

データ	決定係数
14 日間	0.34
101 日間	0.44
外れ値除去	0.55

までのデータを追加した 101 日間、及び 101 日間のデータに対して外れ値を除去したもので比較した。検証日は全て 2016 年 7 月 15 日とし、外れ値の除去には四分位範囲を用いた。系統：JR～イオンモール岡崎～東岡崎 (図 6) に対して、重回帰モデルによる予測の検証を行った結果を表 4 にまとめる。

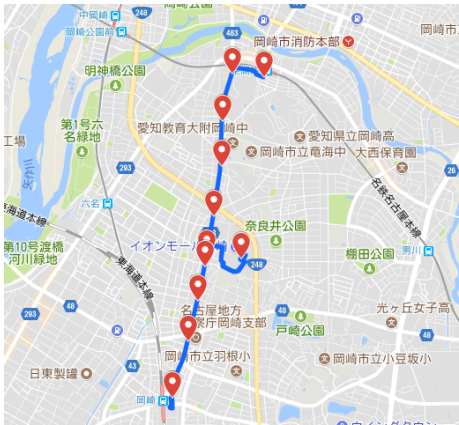


図 6 系統：JR～イオンモール岡崎～東岡崎

決定係数は、予測値と実測値の比較により算出した。表 4 に示すように、データ数を増やすことで決定係数の向上を確認できた。また、突発的なイベントや記録の不備等による外れ値の除去により、決定係数はさらに向上した。

5.3 重回帰分析による係数計算

系統：JR～イオンモール岡崎～東岡崎において重回帰分析を行った結果を表 5-表 7 に示す。学習には 2017 年 3 月 1 日から 30 日までの 30 日間を用いた。

「バス停区間 1-2」、「Early Morning」、「Monday」をそ

表 5 バス停区間

バス停番号	バス停区間	係数	p 値
バス停 1-2	岡崎駅前-岡崎市シビックセンター	0	-
バス停 2-3	岡崎市シビックセンター-戸崎口	-118.58	0.00 *
バス停 3-4	戸崎口-イオンモール岡崎	91.98	0.00 *
バス停 4-5	イオンモール岡崎-岡崎警察署	50.50	0.00 *
バス停 5-6	岡崎警察署-岡崎警察署前	-75.24	0.00 *
バス停 6-7	岡崎警察署前-芦池橋	-112.34	0.00 *
バス停 7-8	芦池橋-国立研究所下	-132.71	0.00 *
バス停 8-9	国立研究所下- 明大寺町	107.95	0.00 *
バス停 9-10	明大寺町-東岡崎	-173.07	0.00 *

表 6 n 駅における遅延・早発

n 駅前	係数	p 値
1 駅前	-0.12	0.00 *
2 駅前	0.09	0.00 *
3 駅前	0.02	0.21
4 駅前	-0.00	0.84
5 駅前	-0.01	0.47
6 駅前	-0.01	0.60
7 駅前	0.02	0.27
8 駅前	0.00	0.95
9 駅前	0.00	0.94

表 7 その他の要素

時間帯	係数	p 値
Early Morning	0	-
Late Morning	-9.42	0.00 *
Early Noon	-0.44	0.00 *
Late Noon	11.95	0.00 *
Evening	9.53	0.00 *
Night	-11.62	0.00 *
曜日	係数	p 値
Monday	0	-
Tuesday	1.86	0.49
Wednesday	-0.10	0.97
Thursday	2.63	0.30
Friday	6.58	0.014 *
Saturday	24.92	0.00 *
Sunday	19.64	0.00 *
その他	係数	p 値
所定所要時間	0.37	0.00 *
移動人数	7.91	0.00 *
切片	123.18	0.00 *

れぞれ基準 0 として係数を算出した。p 値とは、計算結果が統計的に有意かどうかを判断するためのものであり、重回帰分析の場合「その要素が他の要素に比べて重要ではない」という仮定が正しい確率を表す。p 値 < 0.05 であるものを統計的に有意であるとし、アスタリスクを表記した。表 6-表 7 より、バス停区間、2 駅前までの遅延・早発、時間帯、金、土、日、所定所要時間、移動人数の影響が、他の要素に比べて大きいことがわかった。具体的に各表を見ていくと、まず表 6 より、2 駅より前のバス停が与える影響は小さく、

係数として考慮する必要はないと考えられる。次に、表 7 より、時間帯に関しては、Late Noon と Evening(13 時 ~ 19 時) と昼過ぎから夜の間が、曜日に関しては、金、土、日といった週末が影響が大きいとわかった。これは、この系統にはイオンモール岡崎というエンターテインメントモールがあり、朝より昼過ぎ ~ 夕方、平日より休日の方が利用者が多くなるためだと考えられる。実際、図 7 に示すように、金、土、日の乗車人数は他の日に比べて多くなっている。また、移動人数に関しては、1 人あたりの移動で約 8 秒

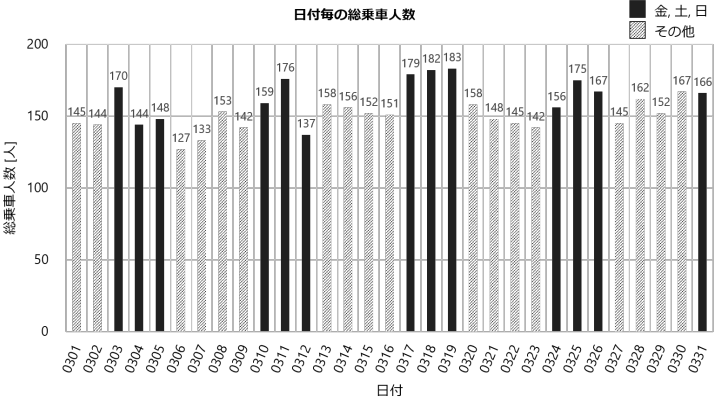


図 7 日付毎の乗車人数

の遅延が生じるという結果となった。

6. 提案手法を用いたバス到着時刻予測に関する評価

6.1 提案手法における動的な精度向上

6.1.1 予測誤差による比較

系統：JR ~ イオンモール岡崎 ~ 東岡崎の 13 時台に始発駅を出発するダイヤ 10416 に対して、重回帰モデル、及び提案手法を用いて予測を行った結果を図 8 に示す。検証日は共に 2017 年 1 月 31 日 (火) とし、検証日を除く 1 月のデータ 30 日分でモデルを作成した。検証日における移動人数と n 駅前で遅延・早発には、30 日分の平均値を用いた。予測誤差は予測値 (E) と実測値 (R) の差分とし、実測値より長く予測した場合は正、短く予測した場合は負の値を取る。図 8 は、各バス停における予測誤差を表しており、提案手法ではバスの進行と共に修正が行われている。

6.1.2 RMSE による評価

3 章の結果を、RMSE(Root Mean Squared Error)(式 5)を用いて評価する。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (5)$$

N はバス停区間の数、 y_i は i 番目の区間の実測値 (R)、 $\hat{y}_i$ は i 番目の区間の予測値 (E) を表す。RMSE とは、予測値 (E) が実測値 (R) からどれくらい離れているかを示す評価方法で、

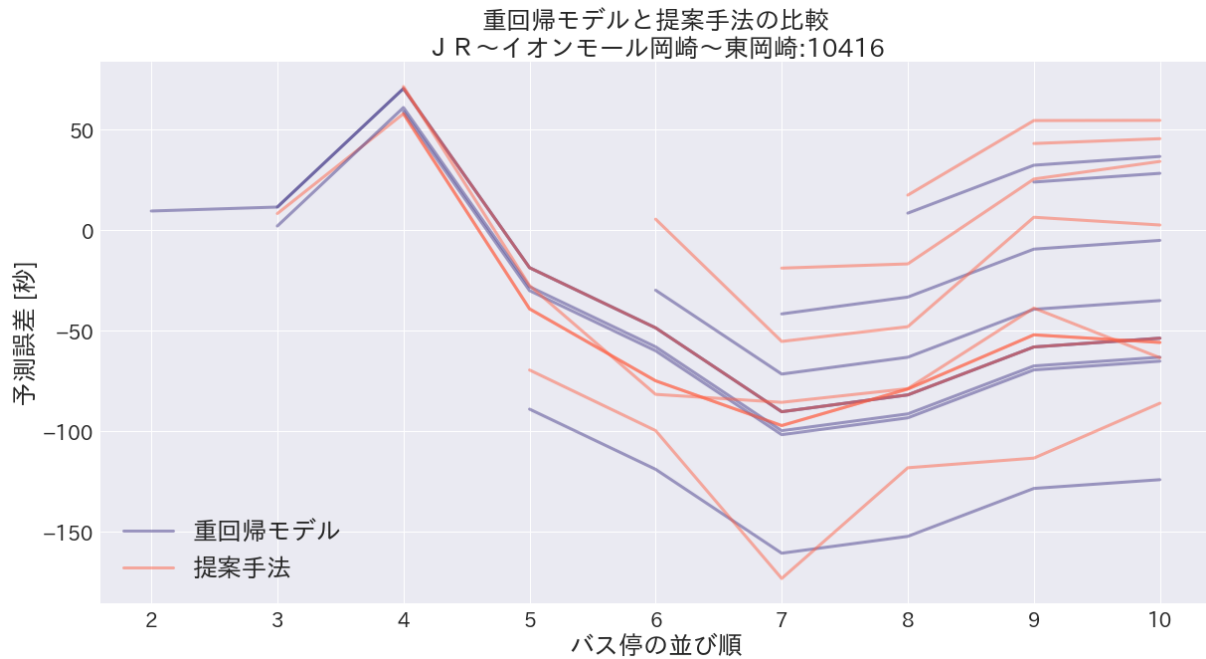


図 8 モデルによる予測誤差の比較

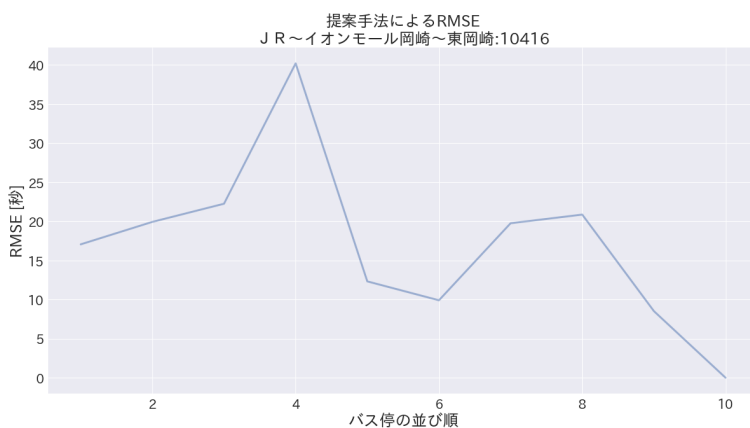


図 9 予測地点毎の RMSE

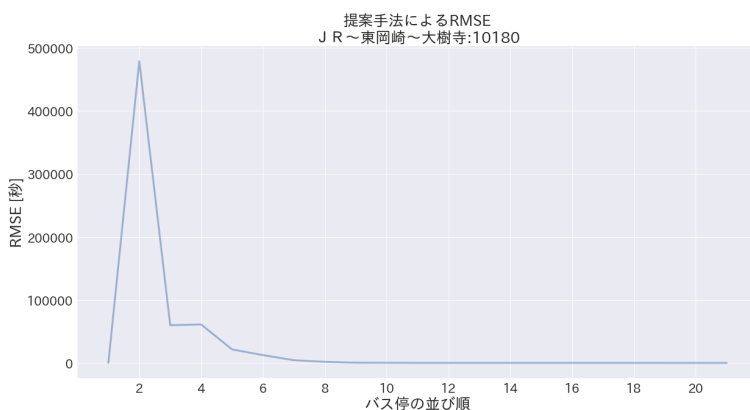


図 10 失敗した系統の RMSE 例

0 に近いほど予測が正確であると考えられる。6.1.1 項と同様の系統に対して、RMSE を算出した結果を図 9 に示す。横軸のバス停の並び順は、どの地点で予測を開始したか

を表しており、バス停 1 については重回帰モデルによる事前予測の結果を用いている。バス停 3 から終点までの間では、バスの進行に合わせて予測精度の向上が確認できた。バス停 1 からバス停 3 までの間では精度が低下しているが、この区間ではカルマンフィルタに入力する誤差の値が少なく、状態更新が正しく行われなかったと考えられる。

6.2 提案手法に関する考察

6.2.1 重回帰分析の説明変数

表 6 より、系統：JR～イオンモール岡崎～東岡崎については 2 駅目より前のバス停での遅延・早発による影響は、他の要素に比べて小さいという結果になった。何駅前までの影響が大きいのかは系統によって異なっており、始発駅での影響が大きいと出る系統も存在した。これは、バス停区間毎に遅延の起こりやすい場所が存在しており、 n 駅前の値で見るとそのバス停での影響を固定できないためであると考えられる。そこで、説明変数を n 駅前の遅延・早発の値ではなく、予測を行う地点より前のバス停区間の値に変更するべきだと考える。

6.2.2 提案手法による予測結果

バス停の数が 10 駅以下である系統に関しては、図 9 のような精度の向上が確認できた。しかし、10 駅より多い系統に関しては、図 10(系統：JR～東岡崎～大樹寺、バス停数：21 駅)に示すよう例のように、バス停 2 における RMSE の値が著しく大きくなった。バス停 3 から終点までの間では、全体的に精度の向上を示しており、カルマンフィルタによる状態の更新は正しく行われていると考える。バス停 2 は提案手法による状態の更新が初めて行われる地点

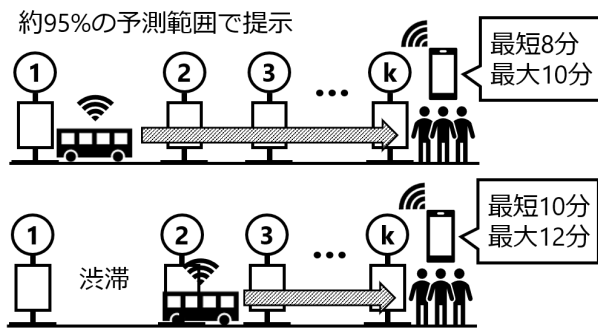


図 11 利用者への提示方法

であり、バス停数が多い場合に過修正が行われているのではないかと考えられる。実際に予測所要時間の値を見ると、バス停 11 から 12 の間で負の値を示しており、予測が正しく行われていなかった。

6.3 精度提示方法の検討

提案手法による予測結果を用いて、式 (6) により標準偏差 (SD: Standard Deviation) を用いて幅を持たせた予測所要時間を算出し、約 95% の予測精度で利用者に提示する。最短到着時刻の提示により、「早くてもこの時間なら、コンビニに寄ろう」、「急ぐ必要はないからゆっくり歩こう」等、利用者の行動選択肢を広げることができると考える [7]。また、最大到着時刻の提示には、バス停での待ち時間における「あとどれくらいで到着するのだろう」という不安を軽減する効果があると考えられる。提案手法では全バス停区間で予測が可能のため、降車駅への予測到着時刻も提示可能であり、利用者は目的地への到着予定時刻を知ることが出来る。さらに、提案手法によりバスの進行に合わせて予測が更新されるため、渋滞等による遅延の影響がリアルタイムに反映される (図 11)。このように具体的な到着予測時刻の提示により、利用者はより正確にバスの運行状況を把握でき、行動しやすくなると考えられる。

$$E' = E \pm 2SD(E - R) \quad (6)$$

7. まとめと今後の課題

本研究では、複数事業者の運行実績データに対して、重回帰分析とカルマンフィルタを併用したバス到着時刻予測手法を提案し、データ量、及び外れ値の影響や動的な精度向上について検証した。カルマンフィルタの中で重回帰モデルの再予測を行い、その予測値と時刻表を比較することで動的な制度の向上を実現した。今後の課題として、重回帰分析で用いる説明変数の追加 (路線距離、降水量等) や外れ値の予測が挙げられる。外れ値の予測では、具体的な値を算出するのではなく、運行にどのような傾向が見られたら外れ値が発生するのかを判定するシステムを考えている。これは、外れ値とは非線形なものであり、ある一定の遅延時間

を超えたものに関しては、問題の大きさは変わらないと考えるためである。また、提案手法を用いた実証的な実験を行い、利用者のフィードバックを受け取る必要があると考える。本研究の最も重要な点は利用者の不安を解消することであり、どの程度の予測誤差なら許容されるのか、どれくらい前から予測到着時刻を知りたいのか等、アンケートを用いて調査する必要がある。

謝辞

バス運行データを提供いただいた名鉄バス株式会社、及び株式会社メイテックに感謝します。また、本研究は JST OPERA の支援を受けて実施した。

参考文献

- [1] Gps を活用したバスの定時運行評価に関する事例分析. 土木計画学研究・講演集, 2003.
- [2] 前川裕一, 林夏美, 牧野友哉, 白石陽. バス到着時刻におけるバス運行所要時間データと乗降客数データの活用. マルチメディア通信と分散処理ワークショップ, 2013.
- [3] 前川裕一, 中島秀之, 白石陽. 乗降者数データと運行実績データを用いたバス到着時刻予測. 情報処理学会第 76 回全国大会, 2V-3, 2014.
- [4] バス運行データを用いた路線バスの運行評価に関する研究. 土木計画学研究・講演集, 1998.
- [5] 藤原由美恵, 白石陽. 道路データとバス運行データを用いた路線バスの遅延要因分析. 情報処理学会第 78 回全国大会, 4U-07, 2016.
- [6] 今井瞳, 廣井慧, 河口信夫. 路線バスの運行データ分析に基づく到着時刻予測と精度解析. マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム 2016 論文集, pp. 631 - 637, 2016.
- [7] 鴨原育子, 山田稔, 齊藤修, 兼子恭平. 利用者位置から検索するバスナビゲーションシステムに関する研究. 土木学会論文集 F3(土木情報学), Vol. 70, No. 2, pp. 293 - 302, 2014.
- [8] 大分都市圏におけるバス交通利便性評価と整備課題に関する研究. 日本建築学会九州支部研究報告, 2011.
- [9] Jayakrishna, Patnaik Steven Chien, and Athanassios Bladikas. Estimation of bus arrival times using apc data. *Journal of Public Transportation*, Vol. 7, No. 1, pp. 1 - 20, 2004.
- [10] Mei Chen, Xiaobo Liu, and Jingxin Xia. Dynamic prediction method with schedule recovery impact for bus arrival time. *Transportation Research Record Journal of the Transportation Research Board*, pp. 208 - 217, 2005.
- [11] 京都市営バスが ibeacon で通知、停留所の画面に「まもなく到着」、2016.05.11.
- [12] 路線バス運行情報を用いたバス停留所所要時間予測. 電気関係学会九州支部連合大会, 2004.