

地形の影響を考慮した積雪時のバス遅延の分析と 到着時刻予測への適用

非会員 廣井 慧* 非会員 花之内広太郎*
非会員 今井 瞳* 正員 河口 信夫*,**

An Analysis of Bus Traffic Delay with Geographical Characteristics and an Application to Arrival Time Prediction in Snowfall Situation

Kei Hiroi*, Non-member, Koutaro Hananouchi*, Non-member, Hitomi Imai*, Non-member, Nobuo Kawaguchi*,**, Member

(2019年4月8日受付, 2019年10月5日再受付)

Bus transportation service is more influenced than other public transport by various factors such as traffic congestion, weather condition, number of passengers, traffic signals. These factors often cause delay and the users may feel inconvenience while waiting at the bus stop. In the case of snowfall event, a large delay occurs, which greatly reduces the convenience of the bus. This paper aims at highly accurate arrival time prediction for each bus stop section in snow event in urban area. We investigate vulnerability of bus operations to snowfall and incorporate into predictions using geographical characteristics. In each bus stop section, we estimate geographical characteristics (gradient angle and gradient direction) and snow accumulation amount with detailed spatial resolution as factors affecting bus delay. Then, we evaluate a prediction accuracy using the arrival time prediction model with multiple regression analysis and the Kalman filter. As a result of the multiple regression analysis, it was found that the geographical characteristics of each bus stop section were the explanatory variables that greatly affect the bus delay at snowfall event. Furthermore, we predicted the bus arrival time using actual bus operation data. Of the 29 routes, 18 routes showed improvement in the predicted arrival time.

キーワード：バスロケーションシステム, 重回帰分析, カルマンフィルタ, 遅延予測, 交通障害

Keywords: bus location system, regression analysis, kalman filter, delay prediction, traffic bottleneck

1. はじめに

バスロケーションシステムは、無線通信や GPS などを用いてバスの現在位置の把握や情報提供を行うシステムである。近年のバスロケーションシステムの発展により、バス停での到着・出発情報に加え、走行位置(緯度, 経度)など様々なデータが動的に取得可能となった^{(1)~(3)}。またバスロケーションデータに加え、IC カードの普及や様々なデータを収集できる車載器の発展により、乗降者人数や運転手の行動等のデータ化とその分析ができるようになってきた⁽⁴⁾⁽⁵⁾。

バスは多くの人に日常的に利用される主要交通機関のひとつであり、今後も重要な交通機関であり続ける⁽⁶⁾。そのためバスロケーションシステムを利用し、よりバスを利用しやすくするツールが次々と導入されている^{(7)~(9)}。利用者にとってバスの不便な点として渋滞や天候などの影響による遅延が挙げられる⁽¹⁰⁾⁽¹¹⁾。この点に対し我々はバスの利便性を向上させるために、バスロケーションデータを利用した、到着時刻の予測手法の開発を行ってきた⁽¹²⁾。我々が開発した予測手法のひとつに、バス事業所から提供された運行実績データを用いて統計的な分析を行い、その値を動的にシステムに入力する到着時刻予測モデルがある⁽¹³⁾。これは、重回帰分析とカルマンフィルタを併用した到着時刻予測モデルであり、過去の運行実績データをもとに算出した重回帰分析による予測結果を、カルマンフィルタの初期値内に入力することで高精度な予測を実現する。さらに重回帰分析をカルマンフィルタ内に組み込むことにより系統ごとの傾向を予測する。

* 名古屋大学大学院工学研究科
464-8603 愛知県名古屋市千種区不老町
Graduate School of Engineering, Nagoya University
Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya, Aichi 464-8603, Japan

** 名古屋大学未来社会創造機構
464-8603 愛知県名古屋市千種区不老町
Institutes of Innovation for Future Society, Nagoya University
Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya, Aichi 464-8603, Japan

このモデルの利点として、バスの進行に合わせて重回帰分析による予測を更新するため、バスが目的地に近づくにつれて、精度向上が見込める。一方で、このモデルの欠点として、重回帰分析やカルマンフィルタによる予測結果をもとにしているため、従来と大きく異なる遅延が発生する際には、予測精度が大きく低下してしまう。

本論文では、この問題に対し、バス経路上のバス停区間ごとの地形の特徴と積雪から受ける影響を分析し、その分析結果を到着時刻予測手法に入力値として組み込むことで、バス停区間ごとの詳細な経路における遅延を予測する。特に都市部においては、積雪は発生頻度の少ない現象であり、過去の運行実績データを用いた分析や予測は困難である。本論文は、バス運行実績データだけでなく地理的特性に関するデータを用いて、詳細な道路区間について、積雪時のバス運行に対する脆弱性を調べ、予測に取り入れる試みである。積雪時に遅延が発生しやすい道路区間を、土地の特性から判断し、予測に取り入れることで、もともと運行実績データが少ない事象においても、遅れの発生しやすい区間を予測する。

これまでに、先行研究として降雪・積雪に特化して、バスなどの遅延分析や交通障害の分析が行われてきた^{(25)~(27)}。しかし、これらの分析は道路幅員や除雪車・融雪装置の有無などを因子とした分析であり、対象地域すべてのバス運行の傾向分析に留まっている。また、いくつかの研究で降雪・積雪時のバス運行予測も行われているが⁽²⁸⁾、対象地域全体のバス系統や複数のバス系統で同一の係数を用いた予測が中心であり、バス停区間ごとの詳細な予測は行われてこなかった。降雪・積雪時の移動手段として公共交通の需要は増加することが考えられ、こうした気象現象の発生時にこそ、高精度な到着時刻予測を行うことで、バス利用者の利便性向上に大きく貢献すると考えられる。

2. 先行研究

〈2・1〉 運行状況分析 バスロケーションシステムから得られる過去の運行データを利用して曜日や時間帯、乗降者数などの遅延に影響する様々な要因を分析し、重回帰分析やカルマンフィルタを用いたバスの到着時刻予測が行われている^{(15)~(19)}。接近情報だけでは、正確な予測が難しい到着時刻や遅延について、バスロケーションデータを用いてバスの運行状況进行分析し、その関係性を見出す研究として、大野ら⁽¹⁵⁾⁽¹⁶⁾は、実績データとダイヤの比較から運行実態を把握し、所要時間に影響する要素の分析を行った。要素として、天気、台風の有無、気温、月、曜日などの要素ごとに平均所要時間と標準偏差を算出し、それぞれの傾向について分析している。また、前川ら⁽¹⁹⁾は、到着時刻予測を目的とした分析を行った。直前に通過したバス停での遅延時間が所要時間に与える影響や、乗降者人数と遅延時間の関係について分析している。

〈2・2〉 重回帰分析を用いたバス到着時刻予測 バスロケーションデータを利用した到着時刻提示、予測の手法はす

で国内外で様々な研究が行われている^{(20)~(24)}。高精度にバスの到着時刻を予測する研究として重回帰分析を用いた予測手法がある。重回帰分析は、式(1)に示すように、予測の対象となる目的変数 Y を、複数の説明変数 $X_i(i=0,1,\dots)$ を用いて統計的に予測する手法である。定数 a_i は偏回帰係数と呼ばれ、説明変数ごとに算出される。

$$Y = a_0 + a_1X_1 + \dots + a_iX_i \dots\dots\dots (1)$$

Patnaik らによるバスの到着時刻予測を行った研究⁽²⁰⁾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、遅延に影響する様々な要素を考慮した予測が可能であるが、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でのイベント開催等による乗客増加や交通状況の変化を考慮していない。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・3〉 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もとに、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⁽²¹⁾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もとに、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加味した、動的な予測が可能であるが、特徴のあるバス停区間、その影響を大きく受けてしまい(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など)、正確な予測を行うことが困難である。

我々は重回帰分析とカルマンフィルタのそれぞれが持つ欠点を補い、到着予測の精度向上を目指して、重回帰分析とカルマンフィルタを併用することで、バスの進行に合わせて予測精度を更新するモデルを提案した⁽¹³⁾⁽¹⁴⁾。愛知県岡崎市内を運行するいくつかのバス系統に対して、本モデルを適用したところ、重回帰分析を用いたバス到着時刻予測と比較して、約170秒の平均予測誤差の向上を確認している。

〈2・4〉 気象の影響を考慮したバス到着時刻予測 これまでに示した先行研究は、気象変化の小さい平常時では高精度な到着時刻予測を実現する。しかし、降雪・積雪など気象現象の発生時には、予測精度が低下する。重回帰分析は過去の運行データをもとにした予測であり、特に積雪の少ない地域では、予測に用いるデータの数が極端に少なく、過去データに基づいた正確な予測が困難である。また、カルマンフィルタを用いた手法では、遅延の発生箇所を特定することが困難であり、降雪・積雪による遅延の発生箇所を事前に知ることが難しい。

降雪・積雪は、バス運行に大きく影響する遅延要因であり、先行研究から累計降雪量が交通障害の発生に密接に関係することがわかっている⁽²⁵⁾。宮原らの研究⁽²⁶⁾では、車道幅員やピーク交通量、最高積雪深、消融雪装置の有無、除

雪計画路線などの入力，通行止め時間を出力としてニューラルネットワークを用いた交通障害の要因分析を行い，消融雪装置の増設が通行止め時間の減少に効果的であることを示した。また，有末⁽²⁷⁾は，バス運休と積雪状態の関連を調べ，除雪車の運行や道路幅がバス運行に影響すると述べた。牧村⁽²⁸⁾は，降雪・積雪時は晴天時に比べ1割ほど速度の低下が生じていたことを突き止め，晴天時の予測係数に天候の影響を加味することで，降雪・積雪時の交通状況予測を行なっている。しかし，除雪車の運行などの要因は，豪雪地帯でのバス運行予測には有効であるものの，名古屋市のよう都市部では積雪が少なく，少しの積雪量で交通障害を生じやすい地域には適用できない。また，これまでの積雪時のバス運行予測は，対象地域の運行バスに対して一律な係数を用いたものであり，運行バスに対して，バス停ごとの詳細な到着時刻予測とはなっていない。

そこで，都市部の積雪に対して，バス停区間ごとの高精度な到着時刻予測の実現するため，各バス停区間で，バス遅延に影響する要因として，地形要因（斜面勾配と勾配方向）および詳細な空間分解能での積雪量を取り上げる。地形要因と積雪量がバス運行遅延に及ぼす影響を分析したうえで，我々のバス到着予測モデル⁽¹³⁾に分析結果を適用し，到着時刻予測の精度を調べる。

3. 地形の影響を考慮したバス遅延要因の分析

〈3・1〉 分析手法の概要 本論文は積雪などの影響で発生する交通障害に対しても頑健なバスの到着予測の実現を目指して，地形の特徴を鑑みたバス遅延要因の分析とその分析結果を活用した到着予測への適用を行う。これまでのバスの遅延予測は，重回帰分析やカルマンフィルタなど，過去の実績データもしくは時間的連続性を鑑みた予測手法であった。また降雨や降雪などの突発的な事象を考慮したバスの遅延予測手法も行われているが，積雪による影響を，すべての系統で一律の係数として扱ったものであった。しかし，積雪の影響はバスの経路上に等しく影響するものではなく，影響の大きいバス停区間と影響の少ないバス停区間があると考えられる。我々はバス停区間ごとに積雪に対する影響を考慮することで，より精度の高い予測が行え，ひいてはバス利用者の利便性向上に繋がると考えている。そのため，バス停区間ごとに遅延の分析を行い，積雪に対してそれぞれのバス停区間がもつ特徴を調べたうえで，その分析結果を到着予測手法に組み込み，より精度の高い予測を目指す。

本論文では，バス停区間ごとの特徴として，地形がバス運行に及ぼす影響（斜面勾配と傾斜方向）および積雪量に着目する。バス経路ごとにそれぞれの値を算出・推定したうえで，斜面勾配および傾斜方向，積雪量が到着時刻に及ぼす影響を分析する。

〈3・2〉 地形要因（斜面勾配と傾斜方向）の算出 はじめに，地形がバス運行に及ぼす影響として地形要因（斜面勾配と傾斜方向）の算出を行う。我々は傾斜角度が大きい斜

面ではバスの速度が低下し遅延が起きやすいこと，また北向きの斜面では積雪が溶けにくく北向きの斜面を通過するバス運行に影響を及ぼすと考えた。この斜面勾配と傾斜方向は，積雪量が大きいほど，バス運行への影響も大きくなると考えられる。

はじめに，観測対象とする地域に対応する二次元空間を D と定義する。 D を数 m ごとの n 個の格子状に分割し，指標を求める対象地点を含む格子の位置座標を $s_i \in D$ とする。簡単のため s_i を i と表記する。また， $i = 1, \dots, n$ となる。本論文では D を10mごとの格子に分割した。

地形要因の算出には国土地理院から提供される基盤地図数値標高モデルを利用した。これは10m四方ごとの標高を示したメッシュデータである。対象格子 i の標高とその周囲の格子の標高を3次元上の点とみなし，これらの点との二乗距離が最小となる平面を Z で表す。周囲の格子として対象格子と点，辺が隣接し，かつ以北に中心点が存在する5つの格子を選択する。さらに平面 Z について式(2)を用いて勾配 ∇Z を算出する。東西南北についてそれぞれ5つずつ周囲の格子を選択し，この操作を繰り返し4つの ∇Z を算出する。さらに4つの ∇Z のうち，中心点におけるノルムが最も大きい ∇Z を選択し，その際の勾配ベクトル (Z_x, Z_y) を各格子 i での傾きが最大の勾配 g_i ，基本単位ベクトルを e_1, e_2 とする。

$$\nabla Z = \frac{\partial Z}{\partial x} e_1 + \frac{\partial Z}{\partial y} e_2 \dots \dots \dots (2)$$

ここで，斜面勾配 g_i を用いて，斜面勾配の角度 L_i を，

$$L_i = \arctan(Z_{factor} \times \sqrt{Z_x^2 + Z_y^2}) \dots \dots \dots (3)$$

から算出する。 Z_{factor} は Z 係数を示しており，地理座標系上の標高値を直交座標系に変換する際に用いるパラメータで，緯度経度によって決定される一意の値となる。さらに，斜面方向 A_i を以下の式を用いて算出した。

$$A_i = \arctan2(-Z_x, Z_y) \dots \dots \dots (4)$$

〈3・3〉 積雪量の推定 次に，積雪量の推定を行う。積雪量は各都市で1カ所もしくは2カ所の観測が行われている。本論文では，それぞれのバス停区間での積雪がバス運行に及ぼす影響を詳細に調べるために，XバンドMPレーダで観測された，観測間隔 $\Delta t = 1$ (分)の観測値を使用する。XバンドMPレーダは250m格子ごとの降水強度を観測する気象レーダである(Fig. 1)。この値を用いて，各格子 i における積雪量を推定し，積雪時のバス運行の遅延分析を行った。

対象格子 i での積雪量を $F_i(t)$ とする。また，XバンドMPレーダの降水強度の観測点を s_p とし， p と略記する。積雪量の推定値は，従来の解析雨量と同様に気象レーダから得られる降水強度と雨量計から得られる降水量の比率である，雨量係数 μ の算出手法に習い，積雪の観測点で観測された積雪量 $P(t)$ を用いて，対象格子 i での積雪量を推定



Fig. 1. X band MP radar data on a snowy day(December 18th, 2014)

する。積雪量 $P(t)$ は観測間隔 $\Delta\tau = 60$ (分) である。推定は、対象格子 i から最近傍にある積雪計の観測点 p を選択し、 p の観測積雪量 $P(t)$ とその上空の降水強度から係数を算出する。これは i における降雪の合計量の比率となる。時刻 t における p の降水強度が $m_p(t)$ [mm/h] であるとき、降雪の開始 ($t = 1$) から時刻 t までの平均降水強度を 1 時間ごとに算出し、合計した値を降雪量 M_p とする。対象格子 i の上空の降水強度 $m_i(t)$ [mm/h] についても、同様の計算で降雪量 M_i を算出する。 M_p と M_i および式 (5) を用いて、 i における積雪量 $F_i(t)$ の推定値を求める。

$$F_i(t) = \frac{P(t)}{M_p} \times M_i \dots \dots \dots (5)$$

以上の処理で、各格子上の積雪量 $F_i(t)$ を推定したうえで、バスの経路上の積雪量を算出する。バスの経路を含む格子を抽出し、バスが経路を通過した時刻 t の時点での、格子の平均積雪量を各バス停区間の推定積雪量とした。

〈3・4〉 地形の影響を考慮した到着時刻予測

〈3・4・1〉 利用した到着時刻予測モデルの概要 本論文で、分析した積雪時のバス運行分析の結果を利用して、積雪時のバスの到着時刻予測を行う。使用モデルとして過去に我々が提案した、Extended Multiple Regression Filter (EMRF) モデルを用いる⁽¹³⁾。EMRF モデルは、重回帰分析とカルマンフィルタを併用することで、リアルタイムに運行状況を考慮し、バスの進行に合わせて予測精度を更新するモデルである。重回帰分析を用いたバス到着時刻予測では、過去の運行実績データから各系統・バス停区間ごとの特色（例えば、遅れが大きく生じるバス停区間、雨の日に利用者が増加する系統等）を算出し、統計学的に予測できるが、交通状況や天候等の影響により運行状況が変化し、遅延が生じるバスの走行に合わせた動的な予測には適さない。一方カルマンフィルタを用いた予測では、リアルタイムに取得した運行実績データを用いて動的な予測ができるが、直前までの情報をもとに予測するため、入力急激な変化に対して高精度な予測を行うのは難しい。

EMRF モデルは、重回帰分析とカルマンフィルタを合わせて用いて互いの欠点を補完し合う予測方法である。具体

的には、重回帰分析により過去のデータから時間帯、曜日などを説明変数としてバス停区間の所要時間を統計的に予測し、その結果をカルマンフィルタにより動的に更新して、バスの進行に合わせて予測精度を向上させる。本モデルにより、重回帰分析の欠点である動的な予測をカルマンフィルタによって補い、カルマンフィルタの欠点である入力の急激な変化を重回帰分析によって事前に予測し、より高精度な予測がリアルタイムに可能となり、環境の影響を受け変化しやすいバスの運行状況に対応できる。

これまで提案した EMRF モデルでは、重回帰分析で用いる説明変数として、曜日、時間帯、バス停区間ごとの遅れ（所定発時刻と到着時刻の差分）などのデータを用いてきた。本論文では、これらの説明変数のうち、時間帯、バス停区間ごとの遅れを用いるとともに、積雪時の遅延に影響を及ぼす、斜面勾配・勾配方向、積雪量を説明変数として加え、到着時刻予測を行う。なお、積雪時のバス運行実績データは 12 月 18 日の 1 日分のみしかないので、EMRF モデルの初期値としてはこれらの値を用いず、バス停ごとに実施する更新の際にこれらの説明変数を入力値として用いた。

〈3・4・2〉 EMRF モデルによる到着時刻予測 本論文では、あるバス系統の終点をバス停 N とし、任意のバス停 k において、バス停区間 $k \sim (k+1), k \sim (k+2), \dots, k \sim N$ の所要時間を予測する。システムの初期状態として重回帰分析による予測値を入力し、予め著しく遅延が生じる区間等に対応する。バスが発発駅を出発した $k \geq 2$ 以降のバス停では、バス停に到着するごとにシステムの状態、予測値の更新を行い、終点に到着するまでこれを繰り返す。更新を繰り返すことで、重回帰分析による予測値が実測値と異なっていた場合にも修正を行うことができ、またバスが終点に近づくにつれて精度を向上できる。

カルマンフィルタを用いて、任意のバス停区間 $(k+1) \sim j$ におけるシステムの状態を、状態方程式 (式 (6)) で示す。

$$x_{k+1,j} = \Phi_{k+1} x_{k,j} + u_k + W_{k,j} \dots \dots \dots (6)$$

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、 $W_{k,j}$ はノイズを表す。入力値について、 $k = 1$ では、システムの初期状態として過去データを用いた予測値を入力する。 $k > 1$ では、バス停区間 $(k-1) \sim k$ の予測値と時刻表から、リアルタイムに遅れを算出し、重回帰分析によって再予測した結果を入力する。状態ベクトル u_k は、重回帰式 (式 (1)) を用いた。また、観測量 z_k と状態変数 $x_{k,j}$ は式 (7) で表される観測方程式の関係をもつ。

$$z_k = H_k x_{k,j} + v_{k,j} \dots \dots \dots (7)$$

H_k は観測モデル、 $v_{k,j}$ はノイズを表す。状態変数 $x_{k,j}$ は、重回帰分析による予測所要時間 $E_{k,j}$ と実際の所要時間 R_k を用いて定義する (式 (8))。

$$x_{k,j} = (E_{k,j}, R_k) \dots \dots \dots (8)$$

ただし、 $E_{k,j}$ は任意のバス停 k からバス停 j までの合計値、 R_k は始発駅からバス停 k までの合計値となる。

〈3・4・3〉重回帰分析で用いる説明変数 本論文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（バス停ごとの出発時刻の差）とし、以下の説明変数 X を用いた。本論文で分析に用いる名古屋市営バスでは、バス毎のID、系統情報、バス停の発着、バス停情報が記録されている。これらのデータから、平常時、積雪時共通の説明変数 X としてバス停区間、時間帯、遅れを算出した。

バス停区間は、各系統のバス停に対し、各バス停毎に順番に番号を振り、出発駅から到着駅までを区分した。始発駅を1とし、始発駅から2番目の駅の区間が1~2、2番目の駅から3番目の駅の区間が2~3となる。終着駅までバス停が N 個あった場合、区分の個数は $N-1$ 個となる。

時間帯は、5時から8時までを「Early Morning」、朝の通勤時間帯である8時から10時までを「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」とした。曜日について、⁽¹³⁾では、日曜日から土曜日まで曜日を7つの区分に分け、説明変数 X として用いているが、本論文は各曜日の実運行データを利用していないため、区分していない。

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した。名古屋市営バスでは、所定発時刻についてデータとして記録はされていないため、同年月日に該当するバス停の時刻表を用いて、時刻表上の各運行バスの所定発時刻と実際の到着時刻との差を、遅れとして算出した。

停止回数は、名古屋市営バスで記録されている30秒おきのバスの現在位置のデータを利用し、現在位置と30秒前の位置の2点間のユークリッド距離を緯度・経度から算出し、移動距離とした。さらにこの現在位置と30秒前の位置が記録された時刻の差分から経過時間を算出し、移動距離と経過時間から速度を算出した。この速度が時速5km未満になった場合を遅れに影響するものとみなし、その回数の合計を停止回数とした。停車時間はバス停に到着した時刻と出発した時刻の差分から算出した。停止回数と停車時間は同時刻に運行するバスについてバス停区間ごとにそれぞれの値を算出した。検証データとして用いた18日については、算出値を利用し、運行実績データについては、同時刻、同バス停区間ごとに4日分の平均値を計算し、説明変数として利用した。

斜面勾配と傾斜方向は、バス経路上にある格子に割り当てられた値を用いて、定義した。はじめにバス経路上にある格子を抽出し、斜面勾配については経路上のすべての格子の最大値を用いた。また、傾斜方向については、北東方向から時計回りに北西方向までの間の傾斜方向を持つ格子について、傾斜方向の平均値を算出した。抽出した格子のもつ北向きの傾斜方向の値は45から135となる。

4. 運行実績データを用いた積雪時のバス遅延分析

〈4・1〉使用データとバス遅延分析手法 本論文では、

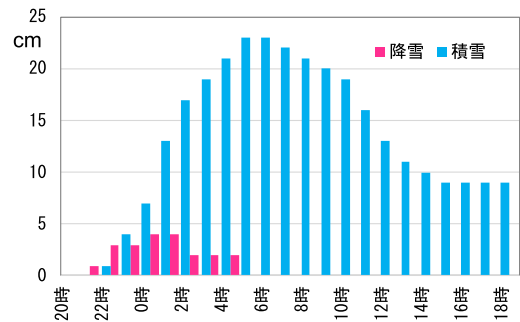


Fig. 2. Snowfall observed at Nagoya Local Meteorological Observatory

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、名古屋市交通局のバスロケーションデータ 2014 年 12 月 13 日 (土) から 22 日 (金) を使用した。このうち、17 日 (水) 22 時台から翌 18 日 (木) 6 時台まで名古屋市で合計 23 mm の降雪があり、17 日 (水) 22 時から翌 18 時まで最大 23 cm の積雪が見られた (Fig. 2)。平日と休日でバス運行の遅延状況は異なるため、本論文では平日の運行データのみを扱うこととし、12 月 15 日 (月)、16 日 (火)、22 日 (月) を重回帰分析の学習用データとし、降雪開始後の運行バスを除く 17 日 (水) を比較用データ (平常日)、18 日 (木) を積雪日のデータとして用いた。

バスロケーションデータは名古屋市内のバス 1030 両、バス停 3784 駅について、各バスの車載機番号、系統情報およびバス停発着時刻、30 秒ごとの現在位置 (緯度経度) が含まれる。また、バス運行の遅れの算出には対象日の時刻表データを利用した。また、降雪・積雪データとして気象庁名古屋地方気象台で記録される 1 時間毎の積雪および、X バンド MP レーダデータの降水強度 (250 m メッシュ、1 分毎)、地形データとして 10 m 四方毎の標高情報が記録されている国土地理院基盤地図情報 (2013 年) の数値標高モデル (DEM) を利用する。

〈4・2〉積雪時のバスの遅延状況 はじめに 2014 年 12 月 18 日 (木) の積雪時の名古屋市での積雪時のバス遅延状況について述べる。Fig. 3 に積雪時と平常時のバスの到着所要時間の比較結果を示す。12 月 17 日の平常時ではバスの所要時間はほとんどのバス停で 200 秒以内であった。しかし 12 月 18 日の積雪時では 4 つのバス停で 100 秒から 700 秒程度の所要時間となった。積雪時では始発駅から 3~6 番目のバス停までは、平常時と比較して、2 倍から 3 倍近い所要時間を要した。しかし、1, 2 番目のバス停においては、平常時とほぼ同じ所要時間であった。また、7 番目のバス停ではそれまで発生していた所要時間の増大が回復し、平常時と同程度の所要時間となった。この Fig. 3 に示すように、積雪時は同じ系統であっても大きな遅延が発生するバス停と発生しないバス停がある。先行研究にみられるような、系統すべてのバス停に対し、同じ処理を行い到着時刻予測を行うのではなく、バス停区間ごとの特徴を活かした予測を行うことで精度が向上する可能性があると考えられ

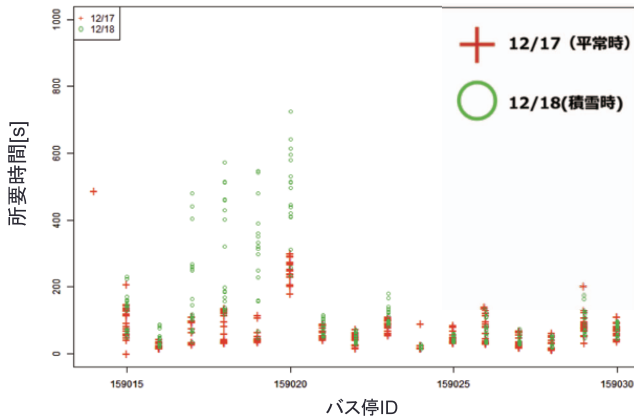


Fig. 3. Comparison of bus operation data of normal and snowy days

る。次節から、バス停ごとの特徴として地形の特性を取り入れ、都市部の積雪時に発生するバス遅延を分析する。詳細なバス停区間ごとに遅延分析を行い、到着時刻予測のモデルに組み込むことで、経路上で発生する突発的なバスの遅延に対してもより正確な予測ができると考えられる。

〈4・3〉 区間遅延率の算出 はじめにバス停区間遅延率の算出を行う。バス停の位置情報から対象地域の運行経路をバス停区間に分割し、各区間での1時間毎の遅延率を算出する。区間遅延率は比較のため、平常時(12月15日(月)から17日(水)、19日(金)の4日間の平均値)と積雪時(18日(木))に分け、各区間の移動にかかる所要時間の差を求める。はじめに平常時平均と積雪時のバス停区間の移動所要時間を算出する。さらに移動所要時間が平常時の平均値+ $(2 \times \text{標準偏差})$ を越えた区間を遅延区間と定義し、同時帯で遅延が発生したバス停区間の割合を区間遅延率とする。これはバス停区間 k ごと、1時間ごとの遅延発生割合を算出したものである。すべてのバス停区間の数を N_{all} とおき、遅延が発生しているバス停区間の数 N_d に対し、以下の式で遅延率 d_k を算出した。

$$d_k = \frac{N_d}{N_{all}} \dots \dots \dots (9)$$

〈4・4〉 地形要因と遅延(全区間) 全バス停区間における地形要因(斜面勾配と勾配方向)と区間遅延率の関係をTable 1に示す。〈4・3〉に示した式を用いて、区間遅延率を算出し、斜面勾配と勾配方向ごとの区間遅延率をまとめた。全バス停区間8819区間中、513区間で遅延が発生した。また、平均の遅延率は5.52%となった。勾配が ~ 0.5 、 $1.0 \sim$ 、 $2.0 \sim$ (%)では方向に関わらず遅延率は4.11から6.05%の間の値となった。勾配 $4.0 \sim$ (%)では北向き区間のうち7.67%で遅延が起き、南向き区間3.55%の遅延率と差が生じた。勾配がきつくなるほど勾配方向の影響が大きくなり、遅延が発生しやすくなった。これは南向きのバス区間は積雪が融けやすく日照とともにバス運行への影響が小さくなるが、逆に北向きのバス区間は積雪が残りやすく遅延が解消されにくいと考えられる。

Table 1. Relationship between geographical characteristics and bus delay

傾斜角		北		南		東		西		全体	
		区間数	遅延率	区間数	遅延率	区間数	遅延率	区間数	遅延率	区間数	遅延率
~ 0.5	遅延	90	5.63	75	4.53	75	4.98	93	5.14	199	5.25
	全体	1600	-	1655	-	1506	-	1810	-	3787	-
$1.0 \sim$	遅延	62	5.22	62	4.94	54	4.78	62	4.48	150	4.99
	全体	1187	-	1256	-	1129	-	1385	-	3007	-
$2.0 \sim$	遅延	43	5.58	32	4.11	44	6.05	44	4.60	101	4.69
	全体	771	-	778	-	727	-	957	-	2152	-
$4.0 \sim$	遅延	27	7.67	12	3.55	22	6.49	25	5.33	63	5.73
	全体	352	-	338	-	339	-	469	-	1099	-

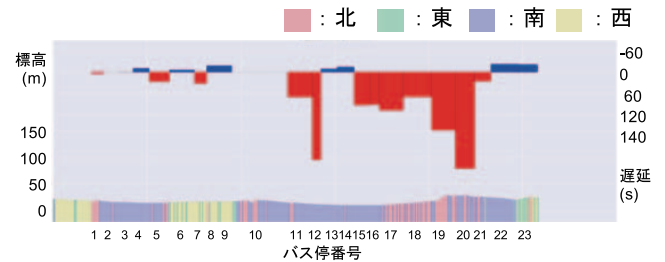


Fig. 4. Relationship between snowfall delay and geographical characteristics (6 o'clock, 26.0 cm snowfall)

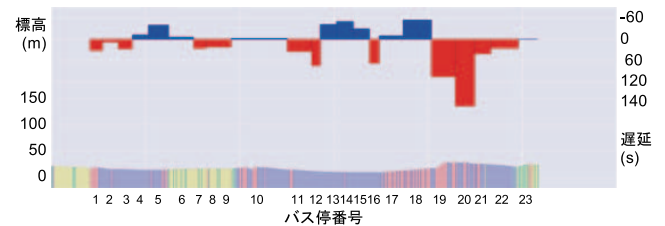


Fig. 5. Relationship between snowfall delay and geographical characteristics (9 o'clock, 18.4 cm snowfall)

〈4・5〉 地形要因と遅延(1経路) バス系統1経路について、地形要因と遅延の関係をFig. 4, Fig. 5に示す。Fig. 4は、積雪のあった12月18日6時台に運行したバスの遅延および、斜面勾配、勾配方向を示している。12月18日6時台の時点でバスの運行経路上では最大26.0cmの積雪があったと推定された。このときの遅れを、Fig. 4上部の棒グラフで示す。青色の棒グラフは遅れのなかったバス停区間を示す。棒グラフが上に高いほど、バスは所定時刻より早くバス停に到着している。また赤色の棒グラフは遅れのあったバス停区間を示している。赤色の棒グラフが下に長いほど遅れが大きかったことを示す。

Fig. 4では、11番目のバス停区間から遅れが大きくなり、16番目のバス停区間以降は200秒以上の遅れが発生した。この遅れが発生したバス停区間は、勾配方向が北向きの斜面を含むバス停区間を含んでおり、特にバス停区間20と21の間では斜面勾配も大きくなっている。

Fig. 5は、同日9時台の同じ経路上のバス遅延を示している。このとき、バス経路上の最大積雪量は18.4cmと積雪が減り、遅れについても、140秒程度となり、Fig. 4と比

較し、遅れが解消していることがわかる。しかし、Fig. 4と同様にバス停区間 20 と 21 の間では遅れが発生している。以上のことから、地形要因（斜面勾配と勾配方向）や積雪量は、バス運行遅延に大きな影響を与えることがわかった。

5. 到着時刻予測への適用

〈5・1〉重回帰分析の説明変数 名古屋市営バスにおける系統 8415：[基幹 1] 栄 - 笠寺駅において重回帰分析を行った結果を Table 2 に示す。系統 8415 は、名古屋市の中心部と住宅街を結び、栄など主要駅のバス停を含む系統であるため選定した。重回帰分析では、積雪のない平日の 2014 年 12 月 15 日 (月), 16 日 (火), 17 日 (水), 22 日 (月) までの 4 日間の運行実績データおよび検証データとして、積雪のあった 12 月 18 日 (木) の運行実績データを用いた。「バス停区間 1-2」, 「Early Morning」をそれぞれ基準 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とし、アスタリスクを表記した。

Table 2 (a) に名古屋市営バスのバス停区間に関する結果を示す。大きく遅れるところや大きく遅れを回復する区間など、区間毎の傾向の違いが確認できた。ほとんどのバス停区間で p 値は 0.05 以下となっており、バス停区間が遅延に関して重要な変数であることを示している。

Table 2 (b) に示す時間帯に関しては、p 値が 0.05 より小さくなる説明変数が 3 つ確認された。しかし、いずれの変数も値自体は小さく、遅延への影響が少ないことが示唆される。

遅れに関しては、EMRF モデル提案時の分析⁽¹³⁾では、遅れの説明変数の p 値は 0.05 より小さく、遅延に関して重要な変数であることが示されたが、積雪の際のバス運行では、p 値が 0.05 より大きかった。これは、平常の積雪のない日では、前のバス停までの遅れが次のバス停の遅延に大きく影響するが、降雪・積雪の際には前のバス停までは遅れが発生してなくても、あるバス停区間で大きな渋滞が生じ、以後のバス停の遅延に影響するためと考えられる。平均停車時間、平均停止回数に関しては (Table 2 (b)), p 値は全て 0.05 より小さくなり、遅延に関して重要な変数であることがわかった。

斜面勾配、勾配方向に関して、p 値は 0.05 以下となった。特に、斜面勾配について係数が非常に大きいことから、遅延に影響を与えるとともに、大きな遅延につながりやすいと考えられる。積雪量について、p 値は 0.05 以下であり、係数は非常に大きな値を示した。そのため、積雪量に関しても遅延に影響を与える変数であることがわかった。

以上のことから、バス停区間、平均停車時間、平均停止回数、斜面勾配、勾配方向が積雪時のバス運行に関する重回帰分析を行ううえで、それぞれ遅延に影響する説明変数であり、これらの説明変数を用いた到着時刻予測を行うこ

Table 2. Coefficient in Route[Kikan1]Sakae - Kasadera-station

(a) Bus stops			
Bus stop section	Bus stop	Coefficient	p value
2~3	栄 ~ 矢場町	0	-
3~4	矢場町 ~ 丸田町	106.25	0.00 *
4~5	丸田町 ~ 鶴舞公園前	45.18	0.00 *
5~6	鶴舞公園前 ~ 東郊通三丁目	21.03	0.00 *
6~7	東郊通三丁目 ~ 高辻	18.82	0.00 *
7~8	高辻 ~ 高辻	29.76	0.45
8~9	高辻 ~ 雁道	30.6	0.00 *
9~10	雁道 ~ 堀田通五丁目	-2.04	0.00 *
10~11	堀田通五丁目 ~ 牛巻	-3.11	0.00 *
11~12	牛巻 ~ 名鉄堀田	-59.43	0.00 *
12~13	名鉄堀田 ~ 地下鉄堀田	95.80	0.00 *
13~14	地下鉄堀田 ~ 呼続大橋	77.08	0.00 *
14~15	呼続大橋 ~ 千竜通二丁目	0.00	0.00 *

(b) Other factor

Time zone	Coefficient	p value
Early Morning	0	-
Late Morning	-10.79	0.00 *
Early Noon	-5.12	0.19
Late Noon	0.66	0.04 *
Evening	2.39	0.00 *
Night	-24.69	0.11
Others	Coefficient	p value
Delay time	0.00	0.07
Average stop time	0.57	0.00 *
Average number of stops	-0.04	0.03 *
Gradient angle	315.17	0.03 *
Gradient direction (North)	2.82	0.02 *
Gradient direction (South)	-4.69	0.00 *
Gradient direction (East)	-1.45	0.00 *
Gradient direction (West)	1.72	0.00 *
Intercept	136.70	0.00 *
Snow Accumulation Amount	205.06	0.04 *

とで、積雪時においても精度の高い予測が可能になると考えられる。

〈5・2〉到着時刻予測の精度 地形の影響と積雪を考慮した到着時刻予測の精度を確認するため、先行研究との予測結果の比較を行った。検証日は、積雪のあった 12 月 18 日 (木) であり、また比較のため、積雪のない平常日 17 日 (水) の到着時刻予測を行なっている。評価には名古屋市営バスのすべての系統のうち、学習データの運行実績データ、予測に用いた 12 月 17 日 (水), 18 日 (木) のすべてにおいて、運行本数が 1 時間に 1 本以上あり、欠損のなかった 29 系統 196 本を用いた。

〈5・2・1〉RMSE 値による予測モデルの精度比較 地形の影響と積雪を考慮した到着時刻予測の精度を、RMSE (Root Mean Squared Error) (式 (10)) を用いて評価する。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^{N-1} (R_{k,k+1} - E_{k,k+1})^2} \text{ [秒]} \cdots (10)$$

N はバス停の数であり、 $N-1$ はバス停の区間数を表す。また、 R_{k_1,k_2} , E_{k_1,k_2} はそれぞれバス停区間 $k_1 \sim k_2$ における実所要時間、予測所要時間を表す。RMSE は、予測値 (E_{k_1,k_2})

Table 3. Comparison of prediction errors: (a) Previous method(snowy day), (b) EMRF model(snowy day), (c) EMRF model+Geographical Characteristics (snowy day), (d) EMRF model+Geographical Characteristics (Normal day)

	(a)	(b)	(c)	(d)
Maximum value[sec]	166.97	198.63	176.87	162.48
Minimum value[sec]	5.74	6.37	6.56	5.37
Average value[sec]	26.72	29.04	30.08	25.47
Standard deviation[sec]	20.88	27.72	26.98	20.07

が実測値 (R_{k_1,k_2}) からどれくらい離れているかを示し、0に近いほど予測が正確であるといえる。

(a) Chen らによる研究⁽²¹⁾を用いた積雪日 18 日 (木), (b) 我々の提案した EMRF モデル⁽¹³⁾を用いた積雪日 18 日 (木), (c) EMRF モデル⁽¹³⁾を用いて土地の特性と積雪を考慮した積雪日 18 日 (木), (d) (c)を用いた平常日 17 日 (水) の 4 通りについて、196 本の運行バスの到着時刻予測を行い、式 (10) を用いて RMSE を算出した。

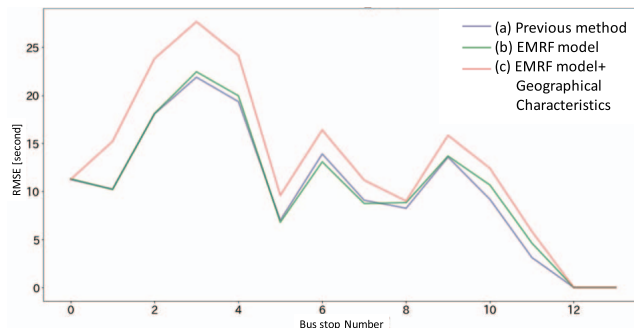
(a)-(c) の学習データとして、12 月 15 日 (月), 16 日 (火), 17 日 (水), 22 日 (月) までの 3 日間の運行実績データ, (d) の学習データとして、12 月 15 日 (月), 16 日 (火), 22 日 (月) までの 3 日間の運行実績データを利用している。各 RMSE 値の最大値, 最小値, 平均値, 標準偏差を Table 3 にまとめる。

Table 3 において, (a) 先行研究 (積雪日), (b) EMRF モデル (積雪日), (c) EMRF モデル+地形 (積雪日) のうち, RMSE 値がもっとも小さい値となったのは (a) 先行研究 (積雪日) だった。最大値, 最小値, 平均値, 標準偏差についても, すべての項目で (a) が高い値を示した。しかし, 先行研究 (a) の平均値 26.72 と本論文の分析結果を組み込んだ (c) の平均値 30.08 では平均値において 4 秒以内の差しかなく, 大きな違いではないと考えられる。積雪日でない, (d) EMRF モデル+地形 (平常日) について平均値は, 25.47 であり (a)-(c) の値と遜色ない予測誤差となった。しかし, Chen らの手法⁽²¹⁾を用いて平常時 17 日の RMSE を算出したところ, 平均値 21.13, 最大値 75.31, 最小値 5.62, 標準偏差 11.37 となり (d) より小さな値を示した。そのため, 積雪のない平常時については, 提案手法より既存手法の方が高精度な到着時刻予測が行えることがわかった。

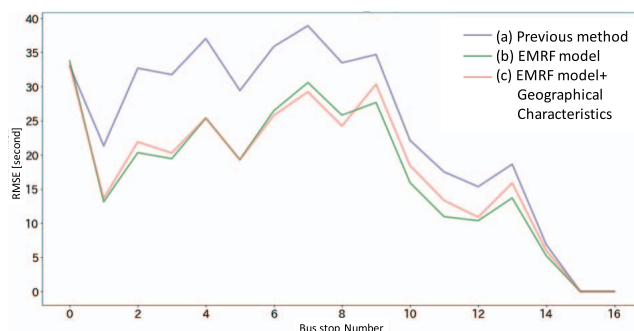
次いで, 予測を行った系統に対して, 予測誤差の平均値 [秒] が最小となった系統数を Table 4 に示す。検証を行った 29 系統のうち, (a) 先行研究の精度が最も良かった系統が 6 本, (b) EMRF モデルの精度が最も良かった系統が 5 本, (c) EMRF モデル+地形の精度が最も良かった系統が 18 本であった。これは本論文で提案する, 地形の影響を考慮して到着時刻予測を行うことにより, 到着時刻の精度向上が行えた系統が 18 本あったことを示している。本論文で使用した, 斜面勾配と勾配方向は時間によって変化しないバス系統固有の説明変数である。そのため, バス系統によって用いる到着予測手法を変え, 系統に適した手法を用いるこ

Table 4. Number of routes with the smallest prediction error average [seconds] (snowy day)

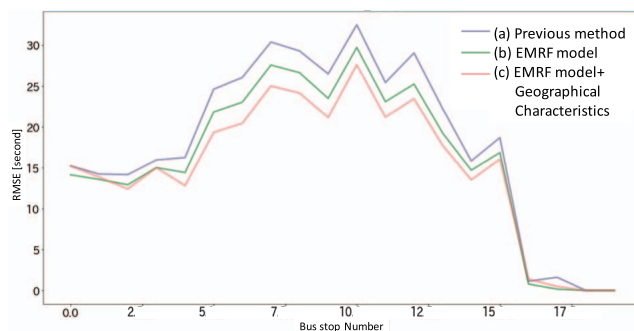
	Route[Number]
(a) Previous method (snowy day)	6
(b) EMRF model (snowy day)	5
(c) EMRF model+Geographical Characteristics (snowy day)	18



(a) Route with better prediction accuracy (previous method)



(b) Route with better prediction accuracy (EMRF model)



(c) Route with better prediction accuracy (EMRF model + Geographical Characteristics)

Fig. 6. Accuracy comparison by bus route

とで, すべての系統で高精度な予測が行える見込みがある。

〈5・2・2〉 系統単位での精度比較 Fig. 6 にダイヤごとの RMSE の比較を示す。Fig. 6 (a) は (a) 先行研究の RMSE が最も小さく精度よく予測できた系統である。どのバス停においても, (b) (c) との差は数秒程度であるが, ほとんどすべてのバス停で (a) 先行研究の予測が優れていた。Fig. 6 (b) は (b) EMRF モデルの RMSE が最も小さく精度よく予測できた系統であり, Fig. 6 (c) は (c) EMRF モデル+地形の RMSE が最も小さく精度よく予測できた系統である。Fig. 6 (c) は, Table 4 で示した, (c) EMRF モデル+地形の精度が最も良かった系統 18 本でこのような傾向がみられた。全体的に,

(a) (b) より, (c) の方が予測誤差は 0 に近くなっており, 予測精度の向上が確認できた。

以上の結果から, バス停区間ごとの斜面勾配, 勾配方向は積雪時のバス遅延に影響する説明変数であり, これらを組み込んだバス到着時刻予測を行うことで, 18 系統で到着時刻予測の改善が確認できた。全体としては, 先行研究である重回帰分析や, 我々の開発した EMRF モデルの方が予測精度は良い。しかし, いくつかのバス系統では, 地形要因を組み込んだ予測の方が高い精度を示していることが確認できた。

6. まとめと今後の課題

本論文では, 都市部での積雪時にいくつかのバス停区間で発生する遅延を高精度に予測するため, 地理的特性に関するデータとして, 詳細な道路区間での斜面勾配・勾配方向および積雪と遅延との関係を分析した。分析に当たって, 国土地理院基盤地図情報の標高データを用いて, バス停区間ごとの斜面勾配・勾配方向を算出するとともに, X バンド MP レーダのデータを用いてバス経路上の積雪量を推定した。分析から, 特に急勾配の北向きの道路を含むバス停区間で遅延が多く発生していることがわかった。さらに, 我々がこれまでに開発を行ってきた, 重回帰分析とカルマンフィルタを併用した到着時刻予測モデルにこの分析結果を適用し, 予測精度を調べた。

斜面勾配・勾配方向を含めた重回帰分析の結果, バス停区間, 平均停車時間, 平均停止回数に加えバス停区間ごとの斜面勾配, 勾配方向は積雪時のバス遅延に大きく影響する説明変数であることがわかった。さらに, 斜面勾配, 勾配方向, 積雪量を組み込んで積雪時の 2014 年 12 月 18 日 (木) の運行実績データを用いて, バス到着時刻予測を行った。予測には, 前述した到着時刻予測モデルを用いている。196 本の運行バスに対して到着時刻予測を行ったところ, 先行研究である重回帰分析では予測誤差の平均値が 26.72 秒であったのに対し, 本論文の提案である, 地形要因を取り入れた予測では誤差の平均値が 30.08 秒となった。しかし, その予測結果の詳細をみると, 29 系統のうち, 18 系統で到着時刻予測の改善が確認できた。5 系統では, 先行研究の重回帰分析の方が高精度での予測となった。そのため, 全体の予測誤差の平均値は, 先行研究の重回帰分析の方が高くなったと考えられる。この結果から, 積雪の影響を受けやすいバス停区間と, 受けにくいバス停区間があり, 受けやすいバス停区間では本論文で提案した地形の影響を考慮した予測手法を, 受けにくいバス停区間では重回帰分析を適用するなど, それぞれに適した予測手法を用いることで, 全体の予測精度の向上が見込めると考えられる。

今後の課題として, 提案手法を選択的に利用する方法や, 地形要因の入力方法を検討するなど到着時刻予測手法の改善があげられる。本論文では, 先行研究である重回帰分析の方が高精度であるバス停区間と, 提案手法の方が高精度であるバス停区間が確認された。今後は, バス停区間や運

行時間帯ごとに精度の良い手法を選択的に利用できるよう, 本論文で説明変数として用いたバス停区間ごとの遅延や斜面勾配や傾斜方向に加え, 運行距離, 気温, 交通量などを因子として, 本手法が高精度となる条件について数値的な検証する必要がある。本論文では, 1 日の運行本数の多い系統や欠損データを除いた系統での予測であった。しかし, 運行本数の少ない系統で特に坂の多い系統については, 積雪の影響を大きく受けることが予想される。そのため, 少ないデータであっても高精度に予測可能な手法を検討する必要がある。また, 降雪が極端に少ない都市部では, 積雪時のバス運行実績データを収集することが困難である。そのため比較的データの入手しやすい降雨時のバス運行実績データを用いて, 地形要因と気象現象による遅延の影響を調べ, 本論文で調査した以外の要因について積雪時の遅延との関連性を調べる。

本手法では, 重回帰分析の説明変数として停止回数や停車時間を用いたが, 通常停止回数や停車時間の多い時刻, バス停区間であっても変動が発生する場合が考えられる。本手法では, EMRF モデルを用いており, 直前の実測値を用いて行った重回帰分析の結果を入力値としてカルマンフィルタを実施するため, 予測値が実測値と異なっていた場合にも修正を行うことができるが, 事前の重回帰分析の精度向上を検討することは正確な到着時刻予測を行うために重要となる。そのため, 季節性を考慮しつつ特異性のない運行実績データを抽出し, 説明変数を算出する手法や高精度な算出に必要なデータ量についても今後検討する必要がある。

謝 辞

バス運行データを提供いただいた名古屋市営バスに感謝します。本研究開発は総務省 SCOPE(受付番号 172106102) の委託および JST OPERA の支援を受けたものです。

文 献

- (1) 頭川正信・高野伸栄・萩原 亨:「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, pp.285-288 (1998)
- (2) 内村圭一・成松裕介・衛藤旭秀・胡 振程:「バスロケーションシステム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, pp.224-231 (2007)
- (3) 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, pp.395-396 (2016)
- (4) 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論文集, No.6, pp.165-171 (2013)
- (5) 吉田長裕・内田 敬・日野泰雄:「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, Vol.27, XII (172) (2003)
- (6) 桜井博隆・廣島康裕:「地方都市における公共交通サービスに対する利用者満足度と路線収支に関する分析」, 土木学会第 58 回年次学術講演会, IV-419, pp.837-838 (2003)
- (7) 坂本邦弘・菅野光司・久保田尚・谷島 賢:「利用者ニーズに対応した到着時刻予測に基づくバス情報システムの実用的開発」, 土木計画学研究・論文集 No.20, pp.857-864 (2003)
- (8) 鴨原育子・山田 稔・斉藤 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)
- (9) 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」, 信学論, pp.2327-2339 (2013)
- (10) 安田幸司・塩土圭介・吉村英二・市川晴雄・浅井加寿彦・中川真治: 「ブロープカードデータを用いたバス運行状況の評価に関する実証的分析」, 土木計画学研究・講演集, Vol.28, IV (111) (2003)
- (11) 井関崇之・佐藤誠治・小林祐司: 「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, Vol.50, pp.373-376 (2011)
- (12) 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)
- (13) 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)
- (14) K. Hiroi, H. Imai, and N. Kawaguchi: "Dynamic Arrival Time Estimation Model and Visualization Method for Bus Traffic", "Intelligent Transport Systems for Everyone's Mobility" (editor: T. Mine, A. Fukuda, S. Ishida), Springer Singapore, pp.155-173 (2019)
- (15) 大野雄作・辰巳 浩: 「路線バスの運行所要時間予測に関する基礎的研究」, 土木計画学研究・講演集, ROMBUNNO.104, Vol.38 (2008)
- (16) 大野雄作・辰巳 浩: 「バスブロープデータを用いたバス運行実態の解析手法に関する一考察」, 土木学会西部支部研究発表会講演概要集, IV-013, pp.593-594 (2008)
- (17) 中村文彦・新谷洋三・太田勝敏: 「バス運行実績データを用いたバス運行状況に関する研究」, 土木学会年次学術講演会講演概要集第4部, Vol.41, pp.247-248 (1986)
- (18) 元田良孝・宇佐美誠史・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)
- (19) 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, pp.157-158 (2014)
- (20) Jayakrishna, P.S. Chien, and A. Bladikas: "Estimation of Bus Arrival Times Using APC Data", Journal of Public Transportation, Vol.7, No.1, pp.1-20 (2004)
- (21) M. Chen, X. Liu, and J. 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)
- (22) 工藤宏之・故 振程・内村圭一: 「路線バス運行情報を用いたバス停間所要時間予測」, 電気関係学会九州支部連合大会, 10-1P-06, p.526 (2004)
- (23) T. Nagatani: "Chaos Control and Schedule of Shuttle Buses", Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, Vol.371, No.2, pp.683-691 (2006)
- (24) C. Zhang and J. Teng: "Bus Dwell Time Estimation and Prediction: A Study Case in Shanghai-China", Procedia - Social and Behavioral Sciences, Vol.96, pp.1329-1340 (2013)
- (25) 丹治和博・野村茂行・福岡寛明・益田卓朗: 「2016年1月24日25日の大雪に伴う新潟県中越地方の渋滞について-ブロープデータを用いた大雪時の交通障害分析」, 日本雪氷学会/日本雪工学会 雪氷研究大会講演要旨集 雪氷研究大会 (2016・名古屋), p.33 (2016)
- (26) 宮島昌克・池本敏和: 「ニューラルネットワークを用いた2001年大雪による交通障害の要因分析: 石川県内の主要幹線をケーススタディとして」, 日本雪工学会誌, Vol.20, No.4, pp.374-378 (2004)
- (27) 有末武夫: 「裏日本における冬季のバス交通について」, 地理学評論, Vol.27, No.12, pp.518-527 (1954)
- (28) 牧村和彦: 「ブロープデータに基づく交通状況の予測」, 国際交通安全学会誌, Vol.31, No.1, pp.31-38 (2006)

廣 井 慧



(非会員) 2004年東北大学工学部電子工学専攻卒業。同年東日本電信電話(株)入社。2011年慶應義塾大学大学院メディアデザイン研究科修士課程修了。2014年慶應義塾大学大学院メディアデザイン研究科博士(メディアデザイン学)。同年名古屋大学未来社会創造機構特任助教を経て、2018年から同大学工学研究科助教。災害情報通信、センサネットワークの研究に従事。

花之内 広太郎



(非会員) 2016年名古屋大学工学部電気電子・情報工学科卒業。2018年同大学大学院修士課程修了。

今 井 瞳



(非会員) 2016年名古屋大学工学部電気電子・情報工学科卒業。2018年同大学大学院修士課程修了。

河 口 信 夫



(正員) 1990年名古屋大学工学部電気電子工学科卒業。1995年同大学大学院工学研究科情報工学専攻博士課程満了。同年同大学工学部助手。同大学講師、准教授を経て、2009年より同大学大学院工学研究科教授。NPO位置情報サービス研究機構 Lisra 代表理事。モバイルコミュニケーション、ユビキタスコンピューティング、行動センシングの研究に従事。博士(工学)。ACM, IEEE, 人工知能学会, 日本ソフトウェア科学会, 電子情報通信学会, 日本音響学会各会員。