ニューラルネットワークを用いた路線バスの遅延時間予測 Delay-time Prediction of the Route Bus Using Neural network

指導教授 轟 朝 幸

M4017 野村大智

1. はじめに

バスの利便性向上を目的として、バス事業者はバスロケーションシステム(以下、バスロケ)を導入している。バスロケとは、GPSなどを用いてバスの位置や到着時刻を利用者へ配信するシステムで、バス停でバスの接近を表示させるものやWeb上の地図でバスの位置を確認できるものなどがある。しかし現状のバスロケは、通過停留所の実績時刻に先行バスの実績所要時間を加算する簡単なシステムが多く、正確な到着時刻の予測が行われているとは言い難い。

そこで本研究では、より正確な路線バスの到着時刻を予測するため、路線バスの遅延要因となり得る乗降のための停留所停車時間等を考慮して、到着時刻の予測モデルを構築することを目的とする。 具体的には、ニューラルネットワーク(以下、NN)により、停留所を出発直後に目的地の停留所の到着時刻を予測するモデルである。これによりバス利用者に、目的地となる停留所の正確な到着時刻を提供することができるほか、バス事業者によるバスの定時走行の調整などの運行管理補助に援用でき、運行計画等のサービスレベル向上が期待できる。

2. 既存研究と本研究の位置づけ

路線バスの正確な到着時刻を予測するために、内村ら¹⁾ は、類似パターン検索と回帰分析を組み合わせた予測手法により、実測値に対する予測値の誤差率が 14.3%となるモデルを開発した。しかし、入力値および出力値を 10 分単位として過去の停留所間所要時間データを平滑化したため、バス所要時間の提供としては不十分である。

奥谷ら²⁾ は予測対象とする路線バスの遅延情報を 過去の同ダイヤの所要時間と同様であると仮定し、 予測を行った。そのため、予測当日の遅延情報を考慮 しておらず、予測精度の向上が困難であることを示 している。

上述の通り、いくつかの遅延要因を考慮して、路線 バスの所要時間を予測しているものは多数存在する。 しかしながら、時間や日により異なる遅延の重要な 要因となる途中停留所の停車時間等を考慮していない。そのため本研究では、途中停留所の停車時間のほか、時間帯等を考慮して、路線バスのより正確な遅延 時間の予測を行う。

3. 対象路線と使用データ

本研究での対象路線は、国際興業株式会社(以下、国際興業バス)の遅延が発生しやすい大宮駅東口から浦和美園駅西口までを運行している大01系統の下り線を対象とした(図-1参照)。構築した路線バスの遅延時間予測モデルに使用したデータは、2014年4月1日から2015年3月31日の各停留所計画到着時刻および実績到着時刻が記録されているバスロケデータと各停留所の乗降者数が記録されているICカードデータである。なお、対象路線では全乗降者数の約8割がICカード利用者である。

4. 遅延発生状況と乗降者数の把握

図-2に大01系統の停留所別平均遅延時間と最



図-1 大01系統の路線図

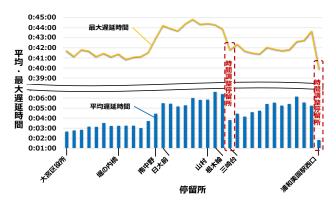


図-2 停留所別平均遅延時間と最大遅延時間

大遅延時間を示す。バスロケデータは、通信状態の 問題により、便ごとでデータの取得率が異なる。そ こで本稿では、データ取得率が80%以上のデータ、 約6,000 便を集計した。図-2より、途中停留所の 三崎台と終点である浦和美園駅西口では、他停留所 よりも遅延時間が発生しにくいことが確認できる。 これは、バス事業者が計画所要時間をあえて長く設 定しているためである。バス事業者は、遅延が発生 することを前提にダイヤを設定しており、三崎台と 浦和美園駅西口の両停留所で時間調整を行い、それ 以降の大きな遅延の発生を防止している。ここで、 始発停留所の次停留所である大宮区役所では、すで に平均2分30秒程度の遅延が発生している。これ は、ターミナル駅である大宮駅東口付近の道路状況 が日常的に混雑していることや信号機が多数設置さ れていることなどが原因と推察される。

また、IC カードデータより集計した1年間の停留 所別合計乗降者数と標準偏差を図-3に示す。な お、大宮駅東口の利用者数を100に基準化して図示 した。始発停留所である大宮駅東口と終着停留所で ある浦和美園駅西口を除くと、堀の内橋と三崎台の 両停留所の乗降者数が多いことが分かる。堀の内橋 は、大型のタワーマンションや高校などが停留所付 近に密集しているため、乗降者数が多いと考えられ る。三崎台は、病院や老人ホームなどの施設が停留 所付近に存在するため、乗降者数が多くなったと考 えられる。

5. 路線バスの遅延時間予測モデル

(1)予測手法

本研究で提案する路線バスの遅延時間予測手法は、 機械学習型の予測手法の1つであるNNによりモデ

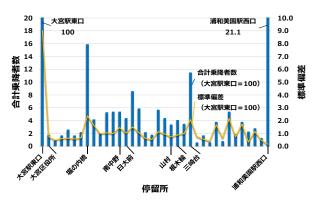


図-3 停留所別合計乗降者数と標準偏差

ル構築を行う。機械学習は、データから反復的に学習し、そこに潜む相関分析や重回帰分析では把握できないような傾向や様々な要因が絡み合うことで発生する遅延時間などのパターンを見つけることができる。その中でもNNは、外部からの情報を受け取る入力層、出力層あるいは上位の中間層に情報を送る中間層、外部に情報を送る出力層の3つから構成されており、再現性が高い(図ー4参照)。

その他の機械学習による予測手法には、ベイジアンネットワーク(以下、BN)がある。BNは、複雑な事象を発生確率として予測することが可能であるが、入力値および出力値を離散化する必要がある。本研究で用いる遅延時間情報は秒単位で記録されており、遅延時間を予測する上で秒間隔のデータが非常に重要となる。そのような理由から、データを離散化して予測するBNは本研究において適した予測手法ではないことが言える。しかしNNは、入力値および出力値を連続値として扱うことが可能で、非線形な遅延時間を表現することが可能である。そのため本研究では、遅延時間を連続値として扱うことが可能で、様々な状況下で複雑に変動する遅延時間に対し、高い再現性が期待できるNNを用いて路線バスの遅延時間予測を行う。

(2)遅延時間予測モデルの構築

本研究では、ケーススタディとして平均遅延時間が最も大きい根木輪停留所の遅延時間を予測対象に設定した。また遅延時間を予測する時点は、大宮区役所から根木輪停留所の1つ手前の停留所となる山村停留所までの区間に存在する全ての途中停留所を出発した直後とした。なお、大宮駅東口のバスロケデータの送信されるタイミングが運転手により異なり、エラーデータとして扱われる数が多いため、大宮駅東口は予測時点から外した。

NNの入力値には、2015年12月10日に行った国際興

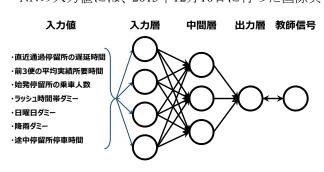


図-4 NNの模式図の例

業バスへのインタビュー調査や相関分析より、遅延の要因と考えられる1) 直近の通過した停留所の遅延時間、2) 前3便の平均実績所要時間、3) 始発停留所の乗車人数、4) ラッシュ時間帯ダミー(7時、8時、17時、18時、19時)、5) 日曜日ダミー、6)降雨ダミー、7)途中停留所の停車時間を考慮した。ここで、バスロケデータには、所要時間こそ秒単位で記録されているが、途中停留所の停車時間については、秒単位の情報が得られない。そのため、停留所の乗車人数と降車人数の多い方を取り、その乗降者数の人数を参考に停車時間を仮定した。設定した乗降者数に対する停車時間を表ー1に示す。

6. 遅延時間の推定結果

図-5は、本研究で設定した入力値、出力値、教師信号に基づき、NNにより大宮区役所停留所出発直後と南中野停留所出発直後における根木輪停留所の遅延時間を予測した結果である。図-5では、実遅延時間に対して予測遅延時間がバラつく傾向にあ

表-1 乗降者数をもとに仮定した停車時間

乗降者数(人)	停車時間(mm:ss)
0(通過)	00:00
1~5	01:00
6~10	01:30
11~	02:00

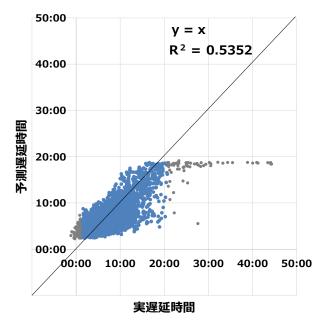


図-5 大宮区役所出発直後の推定状況

り、特に実遅延時間が大きくなる場合に予測が困難 になることが分かる。これは、予測地点から根木輪 停留所までの遅延時間の分散が大きくモデルで反映 しきれていないことが考えられる。遅延時間は、予 測対象停留所までの区間内で複雑に変動を繰り返す ものと考えられるため、予測時点の情報のみで予測 対象停留所の遅延時間を予測することは困難であ る。そのため、本研究で提案した NN による遅延時 間予測は、途中停留所の情報によりその変動を考慮 したが、十分にモデルに反映させることができなか った。この対策には、外的要因となる交通量や交差 点数をモデルに新たに考慮することで、精度の向上 が見込めると考えられる。また、図中の灰色部分 は、全データの上位および下位1%に属する外れ値 を示しており、約20分以上の遅延および約1分以 内の遅延の推定ができていないことが分かる。これ は、約1年間分の遅延時間の傾向等を学習させた本 モデルにおいても20分以上および1分以内の遅延 の発生頻度が非常に稀なため、学習不足の発生が原 因として考えられる。この対処案の検討は今後の課 題であるが、実務的には上位下位1%の予測結果と なった場合には、その限界値以上以下(本ケースで は20分以上、1分以下)として、情報提供するこ とが考えられる。

本研究では、予測した遅延時間が実遅延時間の±1分の範囲内で推定できた場合と±3分の範囲内で推定できた場合の的中率を算出した。各停留所における遅延時間予測の的中率と決定係数 R²値を図ー6に示した。再現した国際興業バスの予測地点は、大宮区役所出発直後とし、予測対象停留所は本研究と同様の根木輪停留所に設定した。図ー6より、予

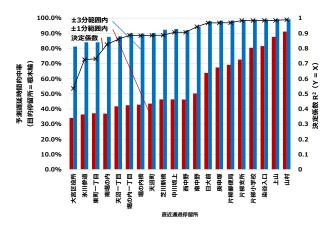


図-6 停留所別の的中率

測対象停留所まで最も距離の長い大宮区役所停留所 通過時点の予測では、±3分範囲内の的中率が約 81%、±1分範囲内では約34%の的中率となり、最 も距離が短い山村停留所通過時点では、±3分範囲 内で約99%、±1分範囲内でも約91%の的中率とな った。この結果から、予測対象停留所までの距離お よび所要時間が短くなるほど、停留所ごとに精度は 約3%ずつ向上していくことが確認でき、決定係数 も向上していく傾向にある。ここで、±3分範囲内 の的中率に着目し、南中野停留所通過後と日大前通 過直後を比較すると、日大前通過直後では、的中率 が約14ポイントと大きく向上している。この理由 として、図-2からも分かる通り、大宮駅東口停留 所から南中野停留所までの遅延時間は平均して3分 程度で、日大前停留所から時間調整を行う三崎台停 留所までは5分程度の遅延が発生している。つま り、その区間で道路渋滞等の何らかの遅れを発生さ せる不確定要因が存在すると考えられ、実際に片側 2車線の県道との交差点が存在する。そのため、右 折車や信号機により渋滞等が当該区間で発生してい る可能性がある。このことから南中野停留所を通過 すると不確定要因が減少し、予測精度が向上したと 考えられる。

ここで図-7に、提案した予測手法の精度比較を 行うため、国際興業バスが提供している所要時間予 測手法を再現し、停留所別に±3分範囲内での的中 率を示した。再現した国際興業バスの所要時間予測 手法は、直近の停留所を通過した実績時刻に先行バス3便の実績所要時間を加算するシステムとなって いる。ほぼ全ての停留所において、本研究で提案し た予測手法の方が的中率は良好で、最も距離が離れ

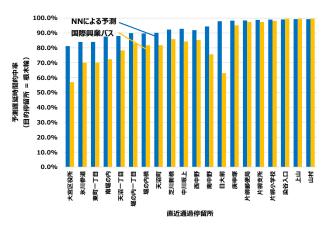


図-7 国際興業バスの予測手法との的中率比較

ている大宮区役所出発直後では、±1分範囲内では 約16ポイント向上し、±3分範囲内では約28ポイント向上した。これは国際興業バスの所要時間予測 手法の場合、自車の実績時刻と予測しようとしてい る路線バスの先行を走行した3便のバスの平均実績 所要時間のみの情報しか用いておらず、遅延時間に 影響を及ぼすと考えられる降雨の有無や予測対象停 留所までの間に多数存在する途中停留所の停車時間 の情報を考慮していないことが原因と推察される。

7. 終わりに

本研究では、路線バスの遅延時間をより正確に予測するために NN を用いて路線バスの遅延時間予測モデルを構築した。その結果、最も距離が離れている大宮区役所においては、±3分範囲で約80%だが、±1分範囲では約35%と高精度には至らなかった。しかし、既存のバスロケと本研究で提案した遅延時間予測モデルを比較すると同様の条件下において±3分範囲内の的中率は約30ポイント精度が向上し、その有用性を示した。

今後は、発生頻度が非常に稀な遅延時間帯である 外れ値の予測を可能にするため、外れ値が発生する 際の状況の考察をより深度化することや、外的要因 である交通量等を考慮することで、外れ値のみなら ず、通常時の遅延時間の的中率の向上も可能になる と考えられる。また本研究では、途中停留所の停車時間を精度向上のために考慮したが、これは各停留所 の乗降者数を参考に筆者が仮定した値であるため、 今後は詳細な停車時間をバス事業へのヒアリングや データから把握して、モデルに考慮する必要がある と考えられる。

参考文献

- 1) 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、Vol32、No.3、pp.61-71、2007.
- 2) 奥谷正、都鳥健一: 位置情報を用いた到着時間 予測手法と交通状況解析に関する考察、交通工 学研究発表論文報告集、Vol.23、pp.137-140、2003.

謝辞:

国際興業株式会社様には、データ提供、ヒアリング調査にご協力いただきました。ここに謝意を表します。