

AIを用いた観光地周辺道路の旅行速度予測による交通円滑化マネジメント支援技術の開発

Huseyin TIRTOM¹・もりたいたる森田 格¹・むらとのぶゆき村戸伸行²・うえたとおる上田 透³・ちからいしまこと力石 真⁴

¹日本工営株式会社中央研究所（〒300-1259 茨城県つくば市稲荷原2304）

²日本工営株式会社大阪支店（〒530-0047 大阪市北区西天満1-2-5）

³日本工営株式会社（〒102-8539 東京都千代田区麹町5-4）

⁴広島大学大学院先進理工系科学研究科（〒739-8529 広島県東広島市鏡山1-5-1）

近年、AIを用いた交通流予測モデルはより高い精度に到達し、実用化が可能になりつつある。数日先の渋滞状況を高い精度で予測し、日時・経路の変更をユーザーに促せられれば、個人の渋滞回避から地域の交通円滑化に繋がれると考えられる。本研究では対象道路区間の空間的・時間的特徴を考慮できるようにGraph Convolutional NetworkとLong Short-term Memoryという2種類のAIモデルを組み合わせて、観光地の一般道路の7日間の時間帯別旅行速度を予測するクラウドシステムを構築し、予測情報をHPで提供する実証実験により精度検証を行った。

Key Words : AI, 観光渋滞, 交通速度予測, 情報提供, 行動変容, ETC2.0

1. はじめに

近年、交通信号制御、経路最適化、事故検知など、交通管理のためのAIアプリケーションが急速に開発・実装されている。これらのアプリケーションは、交通流の制御と最適化により、自動運転のような新しい技術の導入環境をもたらし、交通管理をさらに改善する大きな可能性を秘めている。その可能性を最大限に発揮できるAIアプリケーションとして、長期（数日先まで）の混雑予測への応用が期待される。将来の交通状況について正確な情報を提供することで、旅行者は混雑する地域を避けたり、混雑しない時間帯に移動したりと、ルートやスケジュールを適切に計画することができる。また、渋滞中のアイドリング時間の短縮による、大気汚染や温室効果ガスの排出抑制効果も期待できる。さらに、AIの混雑予測モデルは、交通管理者の渋滞パターンと挙動のよりよい理解、および、効率的な業務の計画・管理に役立つと考えられる。

これまで、混雑予測を行うには主に統計的な時系列分析のアプローチが用いられてきたが、近年、混雑予測の分野の文献ではディープラーニングアプローチを利用した手法が主流となっている¹⁾。予測期間については、多くの研究が5分前から数時間先までの短期予測に着目している²⁾。更に先の長期的な予測は交通流理論から離れパターン認識問題にな

り、渋滞状況は時間帯と曜日に大きく依存する。また季節変化の影響も大きいため、AIでそのパターンを学習することにより、数日先の交通流を高精度で予測できると考えられる。著者らは、Graph Convolutional Network (GCN) と Long Short-term Memory (LSTM) という2種類のAIモデルを組み合わせて長期的な旅行速度予測モデルを開発し、国内大都市の観光スポット周辺の交通流予測に適用した³⁾。GCNは隣接行列を用いて定義された近傍のデータのみが畳み込まれ、空間的特徴を抽出できるモデルである。LSTMは時系列形式の入力データを用いて、過去の出力結果も学習に利用できるようにしたモデルである。GCNとLSTMを組み合わせることで、対象区間の渋滞と対象区間に繋がる上流・下流区間の過去の交通パターンとの関係および、降水量・曜日の影響を反映可能となる。

具体的には、まず観光地の一般道路に適用を前提に、ETC2.0プローブデータや観光客数など種類や取得期間が異なる様々なデータを活用して学習できるように入力データの準備を工夫した。次に、38道路区間について7日間の時間帯別（7時から20時まで）旅行速度を予測するようにモデルを学習させ、クラウドで予測実施システムを構築した。令和4年11月に予測情報をHPで提供する社会実験を実施するとともに、システムの精度検証を行った。次章でモデルの構造を説明し、第3章では社会実験の概要と予測

精度検証を説明する．最後に，第4章では，まとめと今後の課題について述べる．

2. モデルの概要

(1) 使用データ

予測精度向上のため高頻度で取得できるデータを選定した．使用するデータを表-1に示す．

表-1 使用データと取得期間

使用データ	出典	取得期間
ETC2.0 (速度・サンプル数)	国土交通省	H30.4~R4.7
観光客数 (伊勢神宮)	伊勢市	H24.3.1~R4.7
駐車台数 (伊勢神宮)	伊勢市	H24.3.1~R4.7
AIカメラ(速度・交通量)	三重県	R3.7.6~R4.7
降水量	アメダス	H24.3.1~R4.7
カレンダー	曜日フラグ	H24.3.1~R4.7

観光ピーク期に混雑が発生している観光スポットの混雑状況を表す観光客数と駐車台数データは日別に準備した．また，道路脇に設置されている交通量を自動計測するAIカメラの速度と交通量は方向別時間帯別に準備した．過去の降水量はアメダスの日降水量 (mm/日) から，予測日の降水量は天気予報ウェブサイトから取得した．カレンダー情報は平日・休日・連休という3つのフラグで準備した．なお，全てのデータは，値が0から1の間の範囲になるように正規化した．

(2) モデルの構造

旅行速度予測モデルは図-1に示す通り観光客数・駐車台数予測モデル，混雑予測モデルと転移学習モデルから構成されている．また，対象区間のそれぞれの道路区間の特徴をよりよく捉え予測精度を高めるために，区間ごとにモデル学習を行った．道路混雑と観光客数・駐車台数の相関が強いと考えられるため，混雑予測モデルに入力できるように，予測日の観光客数・駐車台数を予測するモデルを別途構築した．観光客数・駐車台数予測モデルと組み合わせた

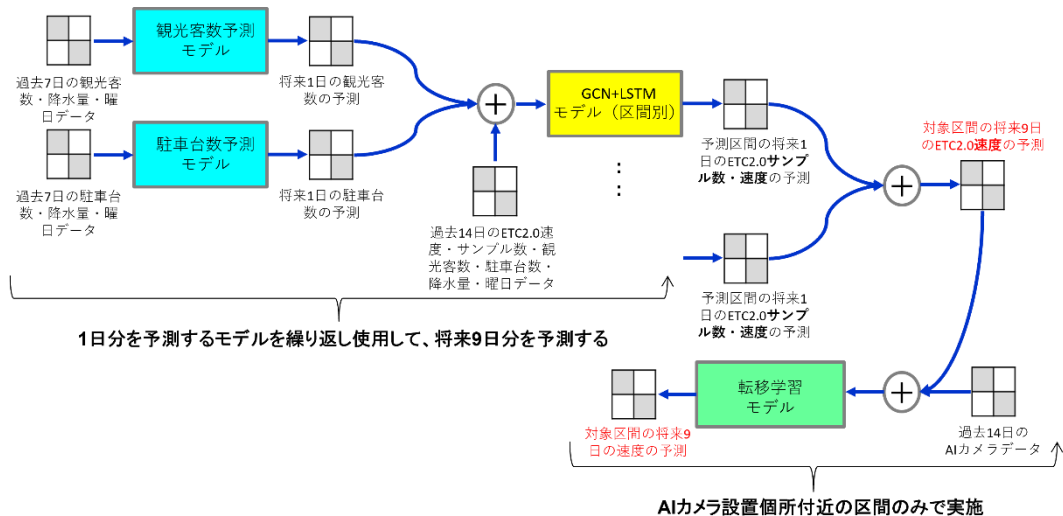


図-1 旅行速度予測モデルの構成

混雑予測モデルは，翌日のみを予測するため，入力データ期間を1日ずらし，予測結果を入力に加えることで，翌々日の値を予測する．これらのモデルを繰り返し使用することで，将来9日間の道路区間速度を予測する．また，データ取得期間がETC2.0データより少ないAIカメラデータを活用できるように転移学習 (Transfer learning) モデルを構築した．転移学習とは，大量にあるデータ (ETC2.0) から学んだ知識を活用し，数が少ないデータ (AIカメラ) から同様の予測モデルを構築する手法である．予測は以下の流れで実施する．

- まず，観光客数・駐車台数予測モデルにより，直前7日間の観光客数・駐車台数・天候・曜日データを用いて，次の日の観光客数・駐車台数を予測する．
- 次に，混雑予測モデルにより，直前14日間のETC2.0速度・サンプル数・観光客数・駐車台数・天候・曜日と次の日の予想観光客数・駐車台数データを用いて，対象区間の次の日の7~20時のETC2.0速度およびETC2.0サンプル数を予測する．
- 予測結果を入力データに繰り返し挿入することで，将来9日間の道路区間の速度を予測する．
- 最後に，AIカメラ設置場所周辺の道路区間に対して，混雑予測モデルの予測結果である将来9日間の速度と過去14日間のAIカメラデータを転移学習モデルに入力し，将来9日間の速度を予測する．

3. 社会実験の概要

(1) 背景と目的

三重県の伊勢地域において，伊勢神宮周辺での交通集中に伴う混雑が課題となっており，対応策の一つとして，交通手段や来訪時間の変更を促すための情報提供を行うことが有効であると考えられる．行動変容を促す情報としては，混雑している状況をリアルタイムで伝えることも有効と考えられるが，すでに行動を変更できない状況で情報を受け取ることになってしまう可能性もあるため，リアルタイム情

報よりも将来の予測情報の方が、行動シーンによっては効果的な場面が考えられる。本研究では、伊勢神宮周辺道路における時間帯別の将来速度を予測するモデルを構築し、予測結果をHPで提供する実証実験を実施し、予測精度を検証することと、情報提供による行動変容の可能性の検証を目的とする。

(2) 対象道路区間



図-2 対象区間と他のデータの位置

予測対象である伊勢神宮（内宮・外宮）周辺の38道路区間、観光客数・駐車台数データの位置、三重県が管理しているAIカメラの設置個所を図-2に示す。

(3) 予測タイミング

今回は過去2週間の入力データを用いて7日間の予測を行うが、入力データ取得等に1~2日遅れが発生してしまうため予測モデルの出力期間を9日間にした。毎日予測を実施することも可能であるがデータ提供準備の手間を減らすため、週に一回の予測実施とした。具体的には、R4年11月の毎週月曜日に過去2週間のデータを取得し、火曜日に予測を実施し、水曜日から次週火曜日までの予測結果を公表することとした。予測期間とそれに使用した入力データ期間およびモデル学習期間を表-2に示す。

表-2 予測実施回数と学習・予測期間

予測	予測期間	予測の入力データ期間	モデル学習期間
第1回	R4.11.9~11.15 (7日間)	R4.10.24~11.6	H30.4~R4.7 (転移学習期間: R3.7~R4.7)
第2回	R4.11.16~11.22 (7日間)	R4.10.31~11.13	
第3回	R4.11.23~11.29 (7日間)	R4.11.7~11.20	
第4回	R4.11.30~12.6 (7日間)	R4.11.14~11.27	

(4) 予測実施システム

予測を実行するシステムはクラウド上に構築した。ETC2.0、来訪者、AIカメラ、降水量などの生データファイルをアップロードしてボタンをクリックする

と予測は実施される。完了後メッセージが表示され、ダウンロードリンクから結果は入手できる。セキュリティ強化のため、生データファイルは予測後に自動的に削除される。

(5) 予測結果の共有

日程・天候を選択し、時間帯をスクロールするとそれぞれの混雑状況が地図上でわかるように情報提供ホームページを構築した。情報提供内容は、伊勢地域全体の速度分布を色あいで示す他、主要区間は所要時間情報を提供した。また、出来るだけ多くの人の目にとまるように、公共交通状況や観光情報が豊富な“らくらく伊勢もうで”のHPにリンクを掲載した。HPのスクリーンショットと速度表示のレンジ・主な区間の所要時間の考え方を図-3に示す。

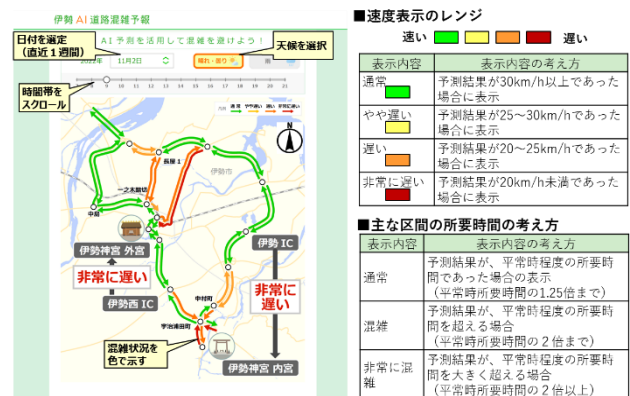


図-3 情報共有HPのスクリーンショットと速度表示のレンジ・主な区間の所要時間の考え方

(6) 予測精度等の検証結果

実証実験を11月9日~12月6日にかけて実施し、その後ETC2.0データを用いて実測値と予測値の相関係数等による実験期間での予測精度を検証した。全期間・全区間の実測値と予測値の散布図と相関係数を図-4に示す。相関係数は0.891となっており、強い相関性が確認された。

今回の情報提供では速度の数値を直接公開するのではなく、5km/hレンジで色を変化させ表示させたので、道路区間別のレンジ毎の予測と実測の対応状況について図-5に示す。ここで、予測のレンジと実測のレンジが一致している場合は緑色、予測のレンジが実測のレンジより低い場合（混雑していないのに混雑しているような表示）は黄色、予測のレンジが実測のレンジより高い場合（混雑しているのに混雑していないような表示）は赤色で示す。赤色の割合が多い区間（9, 10, 15, 19, 20, 35, 37, 38（↑で示す））で特に精度向上の必要性が高いと言える。

なお、HPで情報提供した効果について、HPへのアクセス数（ユーザ数）を集計したところ期間中350件（1日平均12.5件）のアクセスにとどまった。また、情報提供前後での休日混雑時間帯（12時台）の旅行速度をETC2.0により比較したところ顕著な変化はみられなかった。ただし、伊勢神宮に車で来訪し

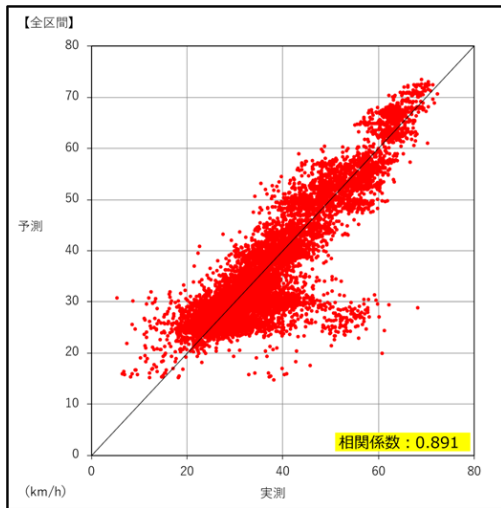


図-4 全期間・全区間の実測値と予測値の散布図

た経験がある方（2年以内）を対象にWEBアンケート調査を実施し、情報の有用性や行動変容の可能性等を把握した。混雑予報サイトを来訪前に見た方で、行動変容を起こした方は40名の内31名であった。事前に混雑予測情報を提供することで、公共交通への転換される方もいることを確認できた。混雑予報の期間は、いずれの地域も1週間先までのニーズが70%以上を占める。2週間以上先の情報提供ニーズは、県内の方よりも県外の方で高いものの、全地域で70%以上を占め、概ね1週間先までの予報で利用者ニーズを満たすことができると考えられる。

4. 混雑予測モデルのまとめと課題

本研究ではETC2.0（速報値）の速度・サンプル数、観光客数・駐車台数、AIカメラ、天候、カレンダー情報を用いて伊勢市エリアの38道路区間の時間帯別（7～20時）の1週間先までの速度を予測するモデルを構築・学習させ、R4.11.9～12.6にかけて実証実験を実施し、モデルの精度と情報提供の効果を検証した。新型コロナが収束し、観光客が増加する見込みとなる中、交通渋滞が課題となる。実証試験により、広域的な道路ネットワークの渋滞予測情報を提供することが行動変容を促進する効果的な手段であることが示された。これによって、観光客等の時間損失を最小限に抑え、より円滑な移動の観光体験に貢献する効果が期待できる。今後は、予測モデルのハイパーパラメータ調整により更なる予測精度の

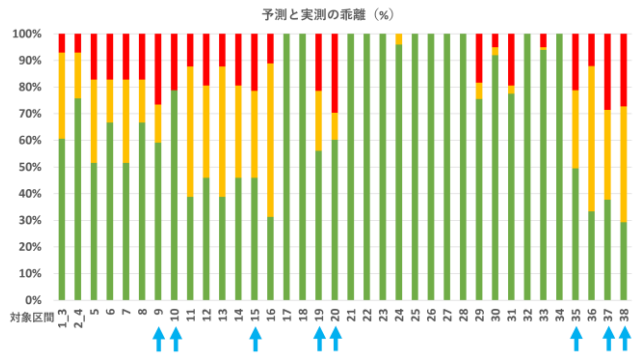


図-5 予測と実測の区間別乖離

向上を図るとともに、R4実験とは異なる季節に社会実験を行う予定である。また、更なる観光客の利便性向上、地域の交通円滑化を図るために、道路の混雑予測と併せて駐車場満空状況の予測や通行止め情報を提供するなど、既存システムの改良を進める予定である。今回の試行的な取組を踏まえ、今後の渋滞緩和に向けた取組としては、翌日以降のAI渋滞予測システムと地域DMO（伊勢まちづくり会社）等において伊勢エリアの周遊観光を促進するため導入が検討されているMaaSサービスを連携し、できるだけ多くの方に交通円滑化に繋がる情報を届ける仕組みを構築することが考えられる。

謝辞：本稿は国土交通省中部地方整備局三重河川国道事務所が「令和4年度三重県内交通円滑化検討業務」として推進している実証実験の結果に基づくものです。今回の実証実験にあたり、ご協力・ご助言をいただきました、三重県・伊勢市の皆様をはじめとする関係各所の皆様に心より感謝申し上げます。

参考文献

- 1) Cecaj, A., Lippi, M., Mamei, M., Zambonelli, F.: Sensing and Forecasting Crowd Distribution in Smart Cities: Potentials and Approaches, *IoT 2*, 33-49, 2021.
- 2) Varghese, V., Chikaraishi, M. & Urata, J. Deep Learning in Transport Studies: A Meta-analysis on the Prediction Accuracy. *J. Big Data Anal. Transp.* 2, 199-220, 2020.
- 3) HuseyinTIRTOM・森田格・辻大樹・村戸伸行・力石真：グラフ畳み込みニューラルネットを用いた観光地における旅行速度予測，第64回土木計画学研究発表会・講演集，2021.