

乗り合いオンデマンド交通のAI需要予測システム

Demand Forecasting Technology Using AI for On-Demand Ridesharing Services

入本 勇宇次 IRIMOTO Yuji 上田 弘樹 UEDA Hiroki 伊藤 秀将 ITO Hidemasa

我が国では、「次世代モビリティ・システムの構築」⁽¹⁾に向けた検討が官民で進められている。その中で、少子高齢化などによる交通困難者の増加に対し、低コストで便利な交通手段の一つとして、乗り合いオンデマンド交通の普及が進んでいる。しかし、効率的な運用には、地域ごとに利用者の乗降場所や、時間、頻度などの要望を踏まえた需要予測が不可欠となる。

東芝デジタルソリューションズ(株)は、順風路(株)(以下、順風路と略記)と共同で、順風路が蓄積した、乗り合いオンデマンド交通の約9年間の運行データと気象などの外部環境データを学習・分析した結果を基に、AIを活用した乗り合い需要予測システムを開発した。事前予約データの変動に応じた利用者の乗降場所・時間・人数の需要予測を行い、地図上に可視化することで、配車数の事前調整など効率的な運行計画の設定が可能になる。20地域を対象とした実証実験を2018年7月から開始し、開発した乗り合い需要予測システムの技術検証を進めている。

With the aim of constructing next-generation mobility systems in Japan, both the public and private sectors are moving forward with projects to introduce on-demand ridesharing services as efficient and low-cost transportation systems that can overcome the difficulties faced by the transportation sector in recent years accompanying the shift to an aging society with fewer children. To efficiently operate these systems, however, demand forecasting is essential in accordance with the various needs of users in each local community including the embarkation and disembarkation points, desired times, and frequency of operation.

Toshiba Digital Solutions Corporation, in cooperation with Junpuzi Co., Ltd., has developed a demand forecasting technology using artificial intelligence (AI) based on the results of learning and analysis of operation data and external environment data including weather data accumulated by Junpuzi Co., Ltd. over a period of about nine years. This technology makes it possible to forecast embarkation and disembarkation points and times and the number of users, and to display this information on a map according to the variations in reservation data, thereby allowing the operation schedule to be optimized. Demonstration experiments on on-demand ridesharing systems in 20 areas were inaugurated in July 2018.

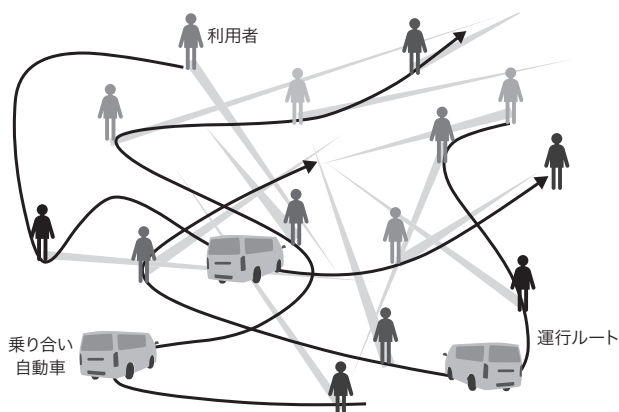
1. まえがき

首相官邸主導で実施されている未来投資会議では、“Society 5.0”の実現に向けた取り組みなどを、未来投資戦略2018⁽¹⁾で策定している。その中で、「次世代モビリティ・システムの構築」が、「フラッグシップ・プロジェクト」の一つとして位置付けられている。

更に、この未来投資戦略2018では、「次世代モビリティ・システム」に関する新たな取り組みとして、多様な分野との施策連携により、都市と地域の利用者ニーズなどに即した、新しいサービスモデルを構築するなどの提言がなされている。また、多様な分野との施策連携例として、①地域の公共交通と物流について、オープンデータを利用した情報提供や経路検索の充実、②スマートフォンのアプリケーションによる配車・決済などのICT(情報通信技術)、③自動走行

などの新技術の活用、④見守りサービスや買い物支援の導入、⑤過疎地域での貨客混載、⑥MaaS(Mobility as a Service)の実現などが示されている。

このうち、特に①、②、⑥に関連する次世代のモビリティとして期待されるものの一つが、順風路のオンデマンド交通システム“コンビニクル™”⁽²⁾である。コンビニクル™では、利用者の自宅前や、近所で自動車が停車できる場所、病院、スーパーマーケット、役所、駅などの主要な行き先が乗降場所としてあらかじめ登録されている。そして、利用者のスマートフォンのアプリケーションや電話からランダムに入る乗降場所や時間の要望に応じ、運行計画(ルートや、スケジュール、乗車人数など)が自動で作成される(図1)。現状では、全国の地方自治体がコンビニクル™を活用し、利用者の要望に応じ、その都度運行ルートやダイヤを決定し、複数人が乗り合って運行する乗り合いタク



利用者からランダムに入る乗降場所や時間の要望に応じ、運行計画(ルートや、スケジュール、乗車人数など)が自動で作成される

図1. 乗り合いオンデマンド交通のイメージ

乗降場所や時間といった利用者からの要望に応じて、運行計画を設定する。

On-demand ridesharing service

シーやバスを運営している。これは、人口減少に伴う路線バスの廃止や運転免許の自主返納の増加など、高齢者を中心に交通困難者が急増していることへの解決手段になる。また、観光客の誘致や地域住民の交流などの地域活性化が期待される中、安価で便利な交通手段を提供できる。

東芝デジタルソリューションズ(株)は、順風路と共同で、現状のコンビニクル™を出発点とした「次世代モビリティ・システム」に向けて、AI技術を活用した乗り合いオンデマンド交通(タクシーやバスなど)の実証実験を、2018年7月から実施している。

ここでは、当社が幅広い事業領域で培ってきた東芝アナリティクスAI“SATLYS”を用いて、順風路が持つ約9年間の運行実績データと気象情報などの外部環境データを学習することで実現した、乗り合い需要予測技術について取り上げる。配車数の事前調整や、街づくりや地域活性化などでの需要を見込んだイベントなどへのこの技術の活用に向け、数週間程度先までの乗降場所や時間・人数の需要を予測して地図上に“見える化”する乗り合い需要予測の概要や、更にこれを高頻度に学習・推論するため、クラウドシステム上でGPU(Graphics Processing Unit)などの計算資源を効率的に使うためのシステムについて述べる。

2. 乗り合いオンデマンド交通における需要予測の課題

乗り合いオンデマンド交通における需要予測では、次のような課題が挙げられる。

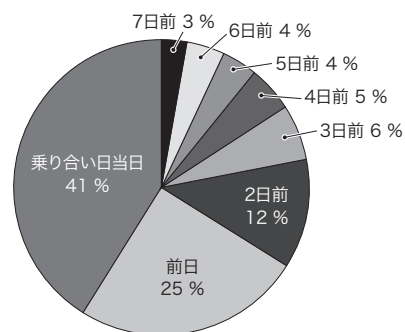


図2. 予約日ごとのコンビニクル™での予約件数の割合

分析対象地域では、予約の約40%が当日に行われていた。事前予約データを需要予測モデルの入力データとして利用しているため、事前予約データの変動に応じて、高頻度で需要予測を更新しなければならない。

Ratios of number of on-demand ridesharing reservations made by day

2.1 乗車場所と降車場所に対する需要予測

従来、一般のタクシー配車などでは、携帯電話ネットワークの仕組みから作成する人口統計データなどから、そのときの配車の需要(乗車)を間接的に予測する手法などが用いられている⁽³⁾。しかし、乗り合いオンデマンド交通では、複数の利用者からの事前予約から、乗降場所・時間の要望に応じた運行計画を作成するため、一般のタクシーの需要予測とは異なり、乗車場所の需要だけでなく、降車場所に対する需要も予測する必要がある。

2.2 高頻度の需要予測

今回の分析対象地域における、コンビニクル™のこれまでの実績では、図2に示すように、予約の約40%が当日に行われていた。新たな予約やキャンセルが発生する度に予約データが変化する。事前予約データを需要予測モデルの入力データとして利用しているため、需要予測の精度を高めるには、事前予約データの変動に応じ、高頻度で予測を実行し需要予測結果を更新しなければならない。この詳細については、3章で述べる。

2.3 運行地域ごとの需要予測モデル

コンビニクル™は、2018年9月現在、全国43地域(自治体)に導入されて稼働している。地域ごとに登録されている乗降場所の数は異なり、それぞれの地域性もあることから、運行地域ごとの需要予測モデルを用いる必要がある。

3. AI需要予測モデル

乗降ルートごとの需要件数を予測するために、AI需要予測モデルを開発し、約9年分の運行実績データを学習した。この章では、AI需要予測モデルについて概説する。

3.1 入力データ

- (1) 事前予約データ 乗り合いオンデマンド交通の利用動向を予測するにあたり、事前予約データは重要である。例えば、1週間前から予約できる地域で1日後の需要予測を行う場合には、6日分の事前予約データを入力データとして利用できる。
- (2) 外部情報 気象情報や曜日などの外部情報を入力データとして活用した。
- (3) 乗降ルートの特徴量 乗降ルートの距離や利用頻度などの実績データから得られた特徴量を、入力データの一つとした。

3.2 出力データ

順風路が、効率的な運行計画を策定するために利用するデータは、各乗降ルートの乗り合い需要件数である。例えば、乗降場所が2,000か所の地域の場合、乗降ルートは2,000×2,000の400万ルートがあり、それぞれの需要件数を出力データとした。

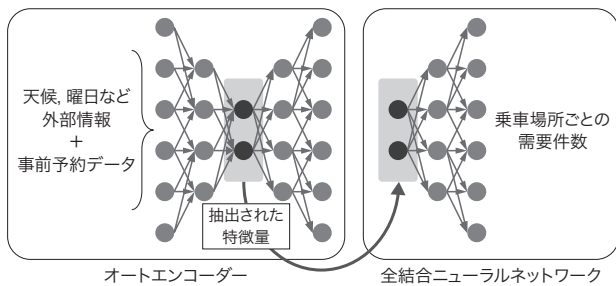


図3. オートエンコーダー手法による乗車件数予測モデル

入力データからオートエンコーダー手法で抽出された特徴量を、全結合ニューラルネットワークの入力として、乗車件数の予測を行う。

Forecasting model for forecasting number of rides using autoencoder algorithm

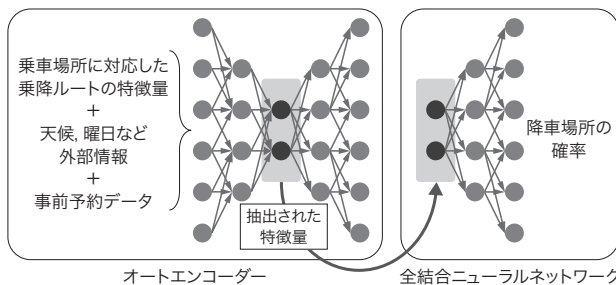


図4. オートエンコーダー手法による降車場所予測モデル

図3で用いた入力データに、乗車場所に対応した乗降ルートの特徴量を加え、降車場所の確率を求める。

Forecasting model for forecasting disembarkation points

3.3 需要予測モデル

地域によって、乗降場所は数十から数千か所と大きな幅がある。地域ごとのデータの特性に依拠して適切な特徴量を抽出できる、オートエンコーダーの手法⁽⁴⁾を適用した。オートエンコーダーが自動抽出した特徴量を、全結合ニューラルネットワークに入力することで、需要予測を行った。

しかし、3.2節で述べた400万ルートの出力データをディープラーニング技術で解析すると、モデルのサイズが大きくなり処理時間も必要となる。そこで、需要予測モデルを、乗車場所の需要件数を予測するモデル(図3)と降車場所の確率を予測するモデル(図4)との二つに分け、それぞれの結果の掛け合わせで全ての乗降ルートの需要件数を算出した。

4. 乗り合い需要予測システム

3章で開発した需要予測モデルを用いて、図5で示すように、①GPUの負荷分散、②学習と推論のスケジューリング、③需要予測結果の可視化などの、特長を持った機能で構成される乗り合い需要予測システムを構築した。

乗り合い需要予測では、精度を高めるために頻繁に変動する事前予約データに応じて、高頻度かつ確実に予測を行う必要がある。そこで、エンタープライズ向けに提供されている、可用性の高いクラウドシステム上にAI実行環境を構築した。

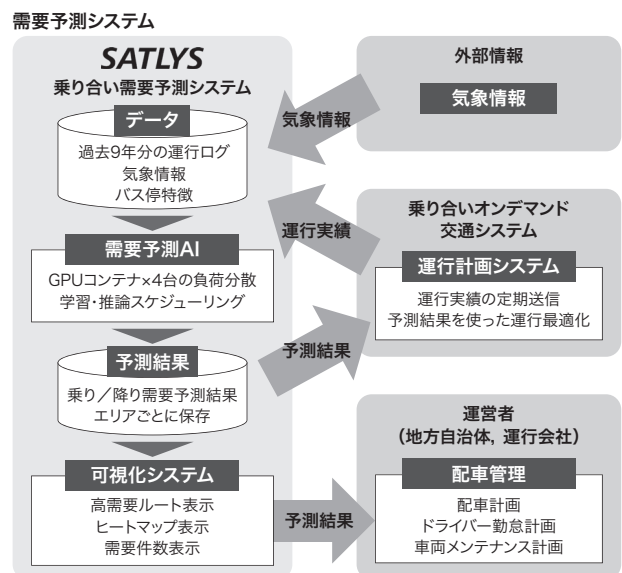


図5. 需要予測システムの構成

運行実績などの運行データと気象情報などの外部情報を取り込んで需要を予測し、予測結果の可視化を行うシステムである。

Configuration of demand forecasting system

4.1 GPUの負荷分散

開発したシステムでは、処理負荷の大きい機械学習プロセスを、複数地域ごとに高頻度で実行しなければならない。しかし、多数の機械学習プロセスで学習を並列実行すると、GPUリソースの競合が発生し、学習が不安定になってしまう。そこで、学習スケジューリングとGPUリソースの適切な配分で負荷を分散し、安全かつ効率的に学習を行った。

4.2 学習と推論のスケジューリング

機械学習は、大量の学習データから特徴を抽出して推論や予測を行うためのモデルを生成する“学習”と、学習により生成されたモデルに新たなデータを与えて結果を導き出す“推論”の二つに分けることができ、それぞれの処理時間には大きな差がある。今回のシステムでは、処理時間が掛かる学習プロセスを夜間にバッチ処理で実行し、日中は定期的に最新データを入力して推論プロセスを繰り返すことで、その日の動向を反映した最新の需要予測結果を出力した。

4.3 需要予測結果の可視化

需要予測の結果は、乗降場所の組み合わせごとの出力で件数が膨大になるため、運営者が確認するのは困難である。そこで、需要予測結果を容易に確認できるように、以下の機能で構成されるマップシステムを構築した(図6)。

- (1) 需要件数の表示 予測した日から7日後までの需要予測結果の件数と既に予約されている件数を日ごとに表示した。これにより、運営者は、配車台数や、ドライバーの休日、車体のメンテナンス日などを調整できる。
- (2) 需要が高いエリアのヒートマップ 該当地域を格

子状に分割し、各エリアの乗り／降りの需要度をヒートマップ化して表示した。これにより、乗降が多いエリアの傾向や曜日などによる需要度の違いなどを確認できる。

- (3) 需要が高いルートを表示 需要が高いと予測した乗降ルートの上位10～100件を、矢印で表示した。これにより、当日の車の動きや人の流れを見込める。

5. あとがき

順風路のオンデマンド交通システムのコンビニクル™を対象とした、AI乗り合い需要予測モデルの開発、及び実証実験環境の構築を行った。

今後も、配車数の事前調整や、需要から見えてくる人の流れを見込んだイベント計画などで、街づくりの活性化などに向けて、AI需要予測結果の活用を推進していく。

文献

- (1) 首相官邸. 未来投資戦略2018 —「Society 5.0」「データ駆動型社会」への変革— 具体的施策. 2018, 143p. <https://www.kantei.go.jp/jp/singi/keizaisaisei/pdf/miraitousi2018_d2.pdf>, (参照 2018-09-25).
- (2) 順風路. “オンデマンド交通システム「コンビニクル」のご紹介”. オンデマンド交通事業. <http://www.jpz.co.jp/odb/index.html>, (参照 2018-09-25).
- (3) 川崎仁嗣, ほか. AIタクシー —交通運行の最適化をめざしたタクシーの乗車需要予測技術—. NTT DOCOMOテクニカルジャーナル. 2018, 26, 2, p.15-21. <https://www.nttdocomo.co.jp/binary/pdf/corporate/technology/rd/technical_journal/bn/vol26_2/vol26_2_004jp.pdf>, (参照 2018-09-25).
- (4) 岡本陽介, 廣瀬佑介. IoT化が進む製造現場で求められるセンシング技術. 東芝レビュー. 2018, 73, 1, p.16-19. <https://www.toshiba.co.jp/tech/review/2018/01/73_01pdf/a05.pdf>, (参照 2018-09-25).

・コンビニクルは、順風路(株)の登録商標。

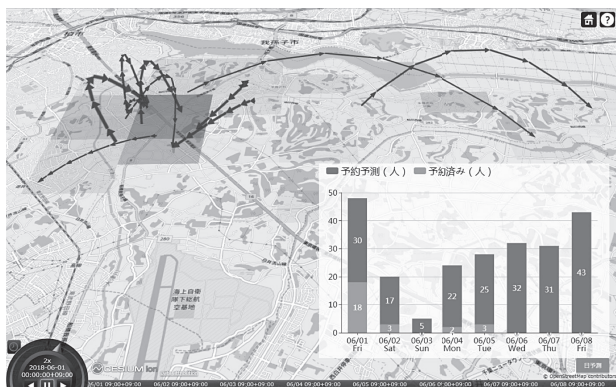


図6. 需要予測結果の表示例

予測した日から7日後までの需要予測結果の件数と既に予約されている件数を日ごとに表示することで、運営者は、配車台数や、ドライバーの休日、車体のメンテナンス日などを調整できる。

Example of display showing results of demand forecasting



入本 勇宇次 IRIMOTO Yuji
東芝デジタルソリューションズ(株)
ソフトウェア& AIテクノロジーセンター
ディープラーニング技術開発部
Toshiba Digital Solutions Corp.



上田 弘樹 UEDA Hiroki
東芝デジタルソリューションズ(株)
生産技術センター
コグニティブ応用ソリューション開発担当
Toshiba Digital Solutions Corp.



伊藤 秀将 ITO Hidemasa
東芝デジタルソリューションズ(株)
ソフトウェア& AIテクノロジーセンター
ディープラーニング技術開発部
Toshiba Digital Solutions Corp.