

# 東京湾アクアラインの渋滞を「AI渋滞予知」で回避する —携帯電話ネットワークの運用データの統計処理に基づく未来予測の試み—

先進技術研究所

寺田 雅之 てらだ まさゆき 赤塚 裕人 あかつか ひろと

プラットフォームビジネス推進部

永田 智大 ながた ともひろ

第一法人営業部

仲西 哲志 なかにし さとし

「AI渋滞予知」は、携帯電話ネットワークの運用データからほぼリアルタイムに作成される「リアルタイム人口統計」にAI技術を適用し、交通渋滞の発生やその規模・時間帯などを予測する技術である。その日の「人出」の状況に基づいて渋滞を予測するため、天候やイベント開催などによる影響を織り込んだ的確な予測を可能とする。本稿では、リアルタイム人口統計とAI渋滞予知の概要を解説するとともに、NEXCO東日本と共同で実施している東京湾アクアラインでの共同実証実験について、その概要と予測精度の評価結果、および共同実験の一環で実施したお客様アンケート結果について紹介する。

## 1. まえがき

日本国内で頻発する交通渋滞は、長年にわたり大きな社会課題となっており、その経済損失は年間10兆円以上と試算されるなど [1]、経済活動に大きな悪影響を与えている。また、経済への影響にとどまらず、私たちの日常生活の質を下げる身近な問題でもある。例えば休日の外出の帰り道に渋滞に遭遇することで、せっかくの楽しい思い出も色褪せてし

まった、といった経験をする者も多い。

渋滞しやすい道や曜日・時間帯などは一般的に知られているものの、実際に渋滞するかどうか、渋滞するとしてどのくらいの規模か、いつ始まっていつ解消するか、状況はその日ごとに大きく異なる。例えば、人気がある行楽エリアからの帰り道は頻繁に渋滞する。また、普段はあまり渋滞のない地域でもイベントなどで多くの人が集まった日は、思いもよらない大渋滞に巻き込まれることがある。逆に悪天

©2019 NTT DOCOMO, INC.  
本誌掲載記事の無断転載を禁じます。

※リアルタイム人口統計：モバイル空間統計をリアルタイム化したものの、エリアや属性ごとの集団の人数を示し、個人を特定できる情報は含まない。なお、本人口統計は、モバイル空間統計ガイドラインに従って作成されている。

候などで人出が少ないと、渋滞は小規模になったり、発生しなかったりする。

つまり、帰りの渋滞が実際にどうなるかを予測するためには、出掛けた先の周辺も含め、その日にどのくらいの人出があるかが要になる。この当日の人出を定量的に把握することができれば、帰りの時間帯に発生する渋滞を高精度に予測できるようになることが期待される。

AI渋滞予知は、上記の「人出と渋滞の関係」に着目して開発された、新しい交通状況予測技術である。ドコモの携帯電話ネットワークの運用データから日本全国の人口をほぼリアルタイムに推計する技術である「リアルタイム人口統計」を用いることによって当日の人出を把握し、それに基づいて帰路の渋滞の発生や規模、時間帯などを予測する。

本稿では、リアルタイム人口統計、およびAI渋滞予知の概要と、2017年12月より東京湾アクアラインをフィールドとして東日本高速道路株式会社（以下、

NEXCO東日本）と共同で実施している実証実験について解説する。

## 2. リアルタイム人口統計

リアルタイム人口統計は、2013年に商用サービス提供が開始されたモバイル空間統計<sup>\*1</sup> [2] のリアルタイム化に向けて研究開発中の新しい人口統計である。日本全国の人口分布を500mメッシュ<sup>\*2</sup>（政令指定都市中心部など一部地域は250mメッシュ）単位で、性年代別（5才刻み）、居住市区町村などの属性別に推定し、その10分ごとの変動を約20分後に得ることができる。つまり、12:00時点の人口分布は12:20に、12:10時点の人口分布は12:30には知ることができる。

リアルタイム人口統計を可視化した表示例を図1に示す。これは、ある平日の正午時点での人口分布を図示している。各メッシュは人口密度によって色

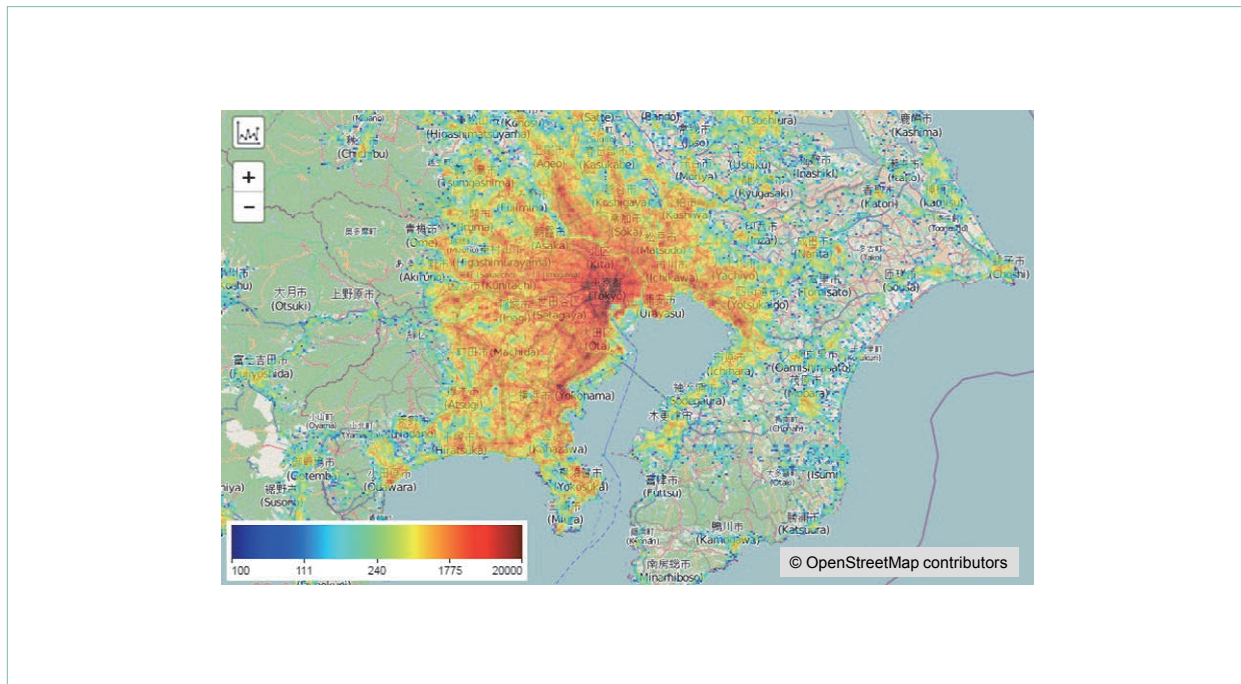


図1 リアルタイム人口統計の例

\*1 モバイル空間統計：ドコモの携帯電話ネットワークの運用データから「モバイル空間統計ガイドライン」に従って生成される人口の統計情報。基地局エリアに在圏する携帯電話台数の推移に基づいて、基地局エリア情報やドコモの携帯電話の利用率などを加味することにより、個人が特定できない形でメッシュ（\*2参照）や市区町村ごとの人口の分布を推計する。

\*2 メッシュ：緯度・経度に基づき、国土を網の目状に分けた区画。

分けされており、青色→緑色→黄色→赤色の順に人口密度が高くなることを意味する。

図2は、ある年の隅田川花火大会における20:00時点の来訪者数（ここでは通常時と比べたときの人口の増加分を来訪者数と定義する）を500mメッシュ単位で表している。この図では、来訪者の多さを赤色の濃さで表現しており、色が濃いほどそのメッシュに多くの人 coming していることを示す。

隅田川に沿って赤いエリアが固まっており、川沿いに見物客が多く集まっていることが分かるが、その他にも川から東のほうに少し離れたところに2カ所ほど人が集まっているエリアが存在する。後日調査したところ、これらは（少し川から遠いが）障害物が少なく花火が良く見える「穴場スポット」の1つと判明した。

このように「理由はわからないがなぜか人が多く集まっている」エリアの存在や、そこにどのくらいの人出があるかを含め、日本全国における人の集ま

り方の変動を、性年代・居住地などの属性別に、ほぼ即時で定量的に得られることがリアルタイム人口統計の特長である。

### 3. リアルタイム人口統計に基づく「未来」の予測

リアルタイム人口統計は、人の集まり方の推移、つまり人口分布のダイナミクス（動的に変遷する過程）の把握を可能とする。これは、人の動きと「相関」をもつ社会事象や経済動向に関するダイナミクスを、リアルタイム人口統計から推定できる可能性を示唆する。

相関とは、あるものが増えたり減ったりすると、別のものが増えたり減ったりする、という関係である。たとえば、夏場に気温が高くなるとアイスクリームの売上が増える。逆に涼しいと売上が減る。すなわち「気温」と「アイスクリームの売上」は相

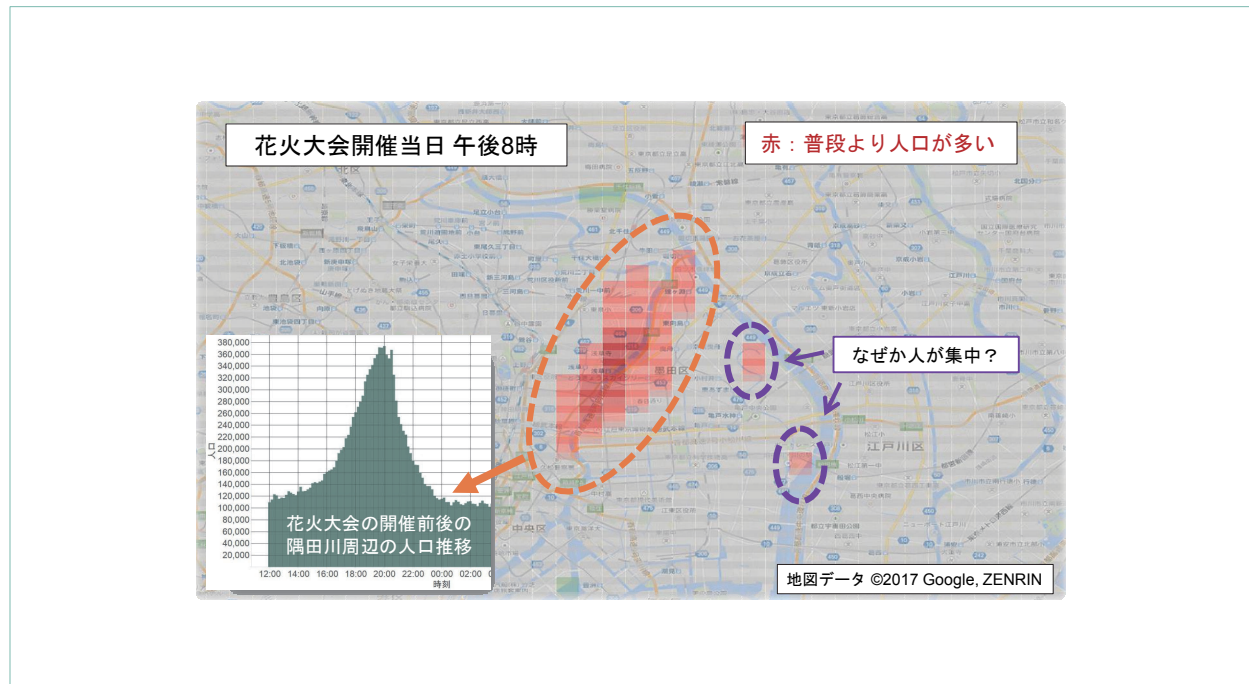


図2 ある年の隅田川花火大会における来訪者数の推計結果



関をもつ。過去の気温変化とアイスクリームの売上実績に基づいて定量的に計算すれば、片方の数値がわかればもう片方もおおむね推定できるようになる。

また、雨が降ると、しばらくしてから川の水位が上がる。雨がやめば、しばらくして水位は下がる。この「(流域の)降水量」と「川の水位」の関係のように、時間差で相関をもつ場合もある。先に変化するほうを「先行指標」と呼び、後に変化するほうを「遅行指標」と呼ぶ。降水量のほうが川の水位よりも先に変化することから、降水量は川の水位に対する先行指標となる。この場合、過去の降水量の変化と(時間差を考慮した)川の水位の変動に基づいてそれらの関係を計算すれば、いままでの降水量からこれからの川の水位の変動を予測できる。つまり、先行指標は遅行指標の「未来」を予測する能力を潜在的に内包している。

したがって、人口の変動と相関をもつ事象の変化は、それを直接観測しなくともリアルタイム人口統計に基づいて推定できる可能性がある。さまざまな社会活動や経済活動は「人の営み」として行われることから、各種の社会事象や経済動向は人々の動きと相関をもつことが多い。特に、降水量と川の水位の関係のように、この相関が時間差をもち、人口が先行指標となる場合には、その社会事象の未来における変化を予測できる可能性がある。

## 4. AI渋滞予知

「未来」の予測の一例として交通状況の予測がある。ドコモは、あるエリアにおける人口の増減が、そのエリアからの帰り道における交通需要の増減に対する先行指標となることに着目してAI渋滞予知を実現した。交通需要を生み出す源泉である「人口」の観測分布に基づいて予測することにより、従来では困難であった数時間後の交通状況の予測を高精度に実現することを特長とする。すなわち、例えば正

午前後までの人口に基づいて、その日の午後から深夜までの交通状況の推移を予測することができる。

これは、利用者の視点からは、昼食を終えた後などに予測情報をチェックして、その情報に基づいて午後や帰りの行動を考え直す機会が得られるということの意味する。つまり、本稿の冒頭で触れたような「外出の帰りに渋滞に遭遇して楽しい思い出が台無し」という不運を減らすことができる。予測情報に基づき渋滞を避けて行動する人が増えれば、交通需要が時間分散され、渋滞自体の緩和・解消になる。また、渋滞が発生する時間を避けるために例えば夕食を帰宅前にとろうとすると、周辺地域での滞在時間や消費額が増えることになる。このように、予測情報に基づく利用者の行動変容は、交通分散による渋滞緩和と併せ、周辺地域経済の活性化につながることも期待される。

### 4.1 技術の概要

AI渋滞予知における交通状況の予測は、リアルタイム人口統計により得られる人口分布と、AI技術の一種である機械学習<sup>\*3</sup>技術を応用した手法により実現される。具体的には、過去の一定期間における、ある日の人口分布とその日の交通実績の組合せをあらかじめ学習させ、人口と交通状況の関係を定式化した予測モデル(以下、渋滞予知モデル)を作る。毎日の予測時には、この渋滞予知モデルに対して、その日の昼時点の人口分布を適用することにより、帰りの時間帯における交通状況に関する予測結果を得る。構成イメージを図3に示す。

なお、ここで「人口」とは単に当該エリアにおける人の多さのみを表す数値ではなく、リアルタイム人口統計により得られる人口分布、つまりメッシュ単位の属性別人口であることに注意したい。

例えば、東京湾を横断して神奈川県川崎市と千葉県木更津市との間を結ぶ高速道路であり、後述の実証実験の対象となっている、東京湾アクアラインの

<sup>\*3</sup> 機械学習：事例をもとにした統計処理により、計算機に入力と出力の関係を学習させる枠組み。

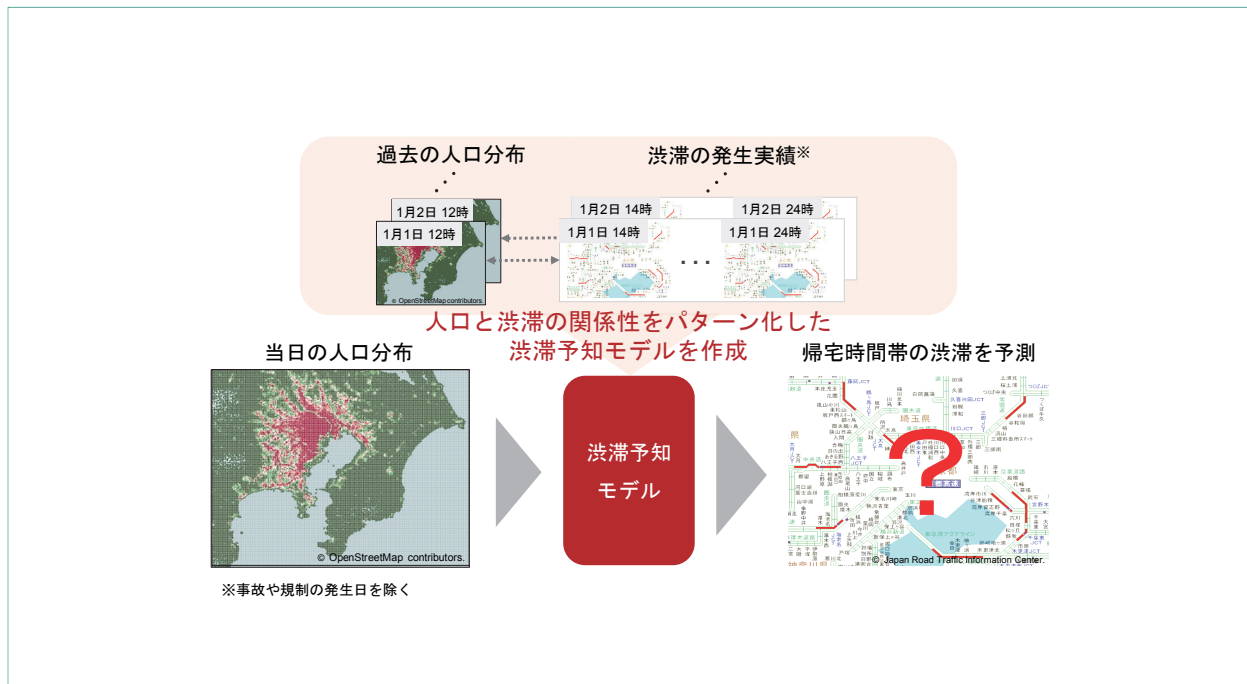


図3 AI渋滞予知の構成

渋滞を予測することを考える。

房総半島で人出が多くとも、それが千葉在住の方々ばかりであれば、それがアクアラインの渋滞に影響することはほとんどない。その一方で、東京や神奈川から来ている人が多ければ、帰宅時間帯のアクアラインの渋滞が激しくなることが予想される。また、同じ東京でも、東京都の東部から来ているのか、西部から来ているのかによって影響の大きさは異なる。

さらに、房総半島のどこに滞在しているかによっても影響の大きさに違いが出る。房総半島の北部にいる人は京葉道路など別の道路を使う人も多く、南端にいる人は東京湾フェリーの利用も考えられる。これらの割合は滞在場所の性質によっても変わってくる。例えば、ゴルフ場にいる人は、他の場所よりも車で来ている場合が多く、さらに早朝から来ているために早めの時間帯に帰路につく人が多いこと、つまり早めの時間帯における交通需要の増加に寄与

する割合が高いことが予想される。

このように、人口の分布が渋滞にもたらす影響は、単に総人口が多いか少ないかで定まるものではなく、場所や属性ごとに大きく異なる。AI渋滞予知は、リアルタイム人口統計から得られる属性別の人口分布に基づいて渋滞への影響をAIで定式化することにより、それらの差異を織り込んだ予測を実現する。

## 4.2 東京湾アクアライン実証実験

AI渋滞予知の実用化に向けた有用性検証の一環として、NEXCO東日本と共同で東京湾アクアラインをフィールドとした実証実験を2017年12月から実施している [3]。

この実証実験では、主に休日の夕方から夜にかけて頻発する東京湾アクアライン上り線（川崎方面）の渋滞を昼の房総半島の人口分布から予測する。具体的には、正午時点の房総エリア一帯の居住エリアを含む属性別人口分布に基づいて、14時～24時の時

間帯に発生する渋滞の有無を予測する。さらに、渋滞発生が予想される場合は、その開始・終了時刻とピーク時刻、およびピーク時における渋滞距離を予測する。なお、2018年12月よりお客さまアンケートの結果に基づいて新たな予測方式を導入し、同時間帯における30分ごとの通過所要時間と交通需要を予測している。アンケートの結果と新たな予測方式の詳細は後述する。

AI渋滞予知の予測結果は、NEXCO東日本が運営する高速道路情報サイトである「ドラぷら」を通じて一般ドライバーの方々に毎日提供されている。なお、この実証実験では、渋滞予測の結果とともに、木更津などで食事やショッピングでの割引が受けられるクーポン（「ヨル得クーポン」と呼ばれる）を

併せて提供することにより、帰宅時間帯の分散による渋滞の緩和と地域経済の活性化を促している。本実験の全体イメージを図4に示す。

### 4.3 予測精度の評価

一般ドライバー向けの予測情報の提供に先立ち、AI渋滞予知の精度評価を実施した。本評価では、2015年1月～2017年4月までの2年4カ月（ただし事故や交通規制の発生日を除く）を評価対象期間とし、LOOCV（Leave-One-Out Cross Validation）\*4により期間内の各対象日の渋滞を予測した。なお、学習と検査に用いる正解データとしては、NEXCO東日本が保有する同期間内の交通実績データを用いた。評価指標には渋滞の「見逃し率」と「空振り率」

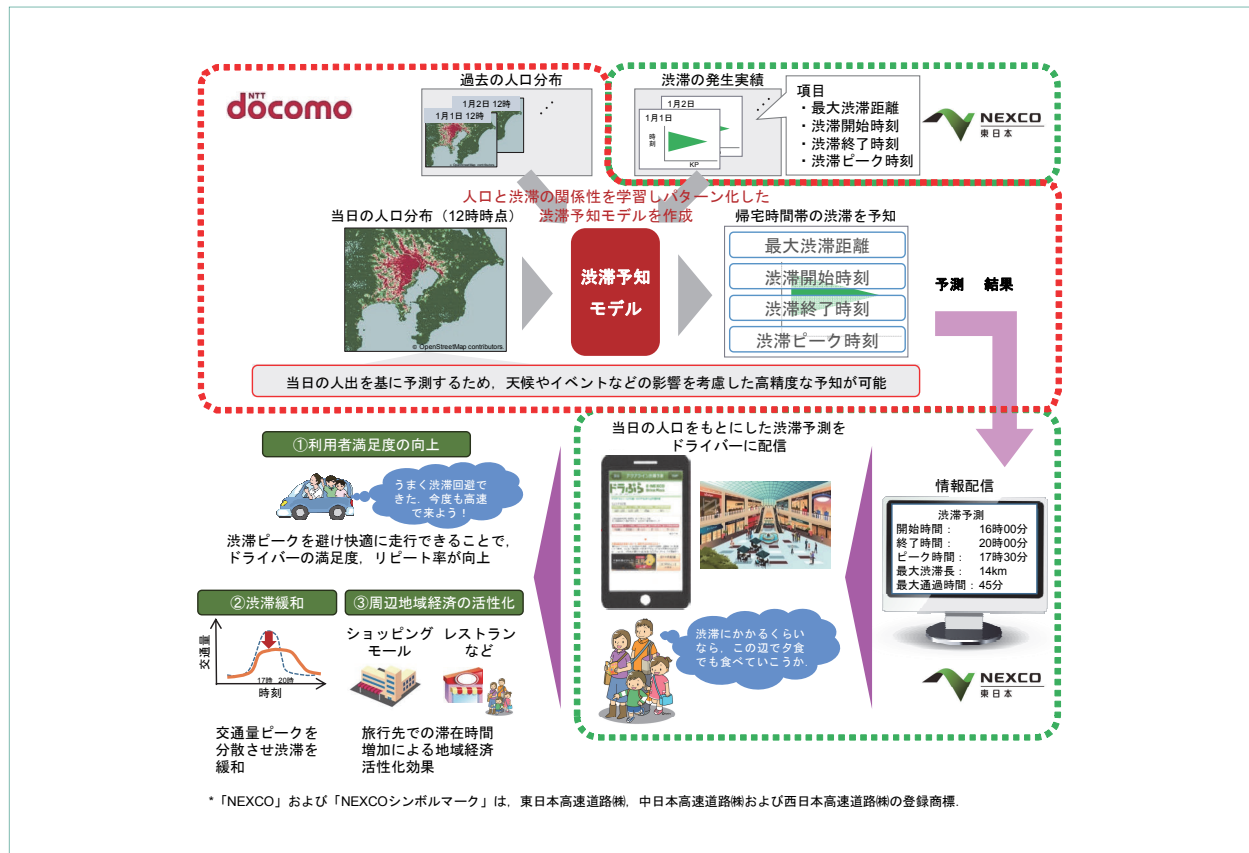


図4 NEXCO東日本との共同実験の概要

\*4 LOOCV：統計的予測器の精度を評価するための検証手法の一つ。一個抜き交差検証とも呼ばれる。

を用いている。渋滞の見逃し率とは、渋滞が発生した日のうち「渋滞しない」と予測した日の割合であり、偽陰性率（FNR：False Negative Rate）に相当する。渋滞の空振り率とは、「渋滞する」と予測したにもかかわらず実際には渋滞しなかった日の割合であり、偽発見率（FDR：False Discovery Rate）に相当する。AI渋滞予知の予測精度について、NEXCO東日本が従来から提供している「渋滞予報カレンダー」をベンチマークとして比較した結果を表1に示す。

渋滞予報カレンダーと比べて、たとえば10km以上の渋滞の見逃し率は6%→1%に、同じく空振り率は18%→0%に、それぞれ大幅な改善を見ることができた。また、特に空振り率について全体的に高い改善効果を得た。なお、この予測にあたっては、曜日や天候、イベント開催情報などの、人口以外の情報は用いていない。つまり、過去の実績を学習した渋滞予知モデルに対して、リアルタイム人口統計による当日の人口分布のみを与えて得られたものである。

#### 4.4 アンケート調査結果と新方式の導入

共同実験の一環として、2018年3月20日から7月9日の期間において、実証実験に関するWebアンケート調査を実施した[4]。アンケートの対象は、東京湾アクアラインおよび千葉県内の観光施設に設置のチラシ、ドラぷら\*5ユーザ、ドラとら\*6メール配信、バナー広告などでアンケートを認知し、ご協力いただいた方である。アンケート結果の抜粋を表2、図5に示す。

アンケートの結果、全体の9割を超える回答者から「今後も活用したい」との活用意向が得られた。特に、アクアラインの利用頻度が高いと考えられる回答者（アクアラインを半年に1回以上、休日にレジャー目的で利用する、千葉県を除いた関東在住の方）からは、約95%という高い活用意向がみられた。

その一方で、今後のAI渋滞予知への期待として、時間帯ごとの情報提供に対する強い要望を確認することができた。これらの活用意向や要望などを踏まえ、30分単位の時間帯別に、アクアラインの通過所要時間と交通需要を予測する新たな予測技術を開発

表1 AI渋滞予知の精度評価結果

(a)発生渋滞距離別の見逃し率			(b)予測渋滞距離別の空振り率		
渋滞距離	見逃し率		渋滞距離	空振り率	
	渋滞予報カレンダー	AI渋滞予知		渋滞予報カレンダー	AI渋滞予知
15km以上	2%	0%	15km以上	6%	0%
10km以上	6%	1%	10km以上	18%	0%
5km以上	7%	3%	5km以上	22%	6%

表2 「AI渋滞予知」の今後の活用意向

	活用したい	活用しない
全体 (n=12,538)	90.1%	9.9%
アクアラインの利用頻度が高いお客様 (n=1,784)	94.5%	5.5%

\*5 ドラぷら：高速道路に関する情報を中心に、ドライブ旅行に役立つ情報を掲載するサイト。高速料金やルートの検索をすることが可能であり、高速料金や料金割引、サービスエリア、NEXCO東日本管轄エリアの地域などに関する情報を提供する。

\*6 ドラとら：全国の高速道路の交通情報を掲載するサイト。主にリアルタイムの交通規制や交通渋滞、渋滞予測、交通規制の予定などの情報を提供する。

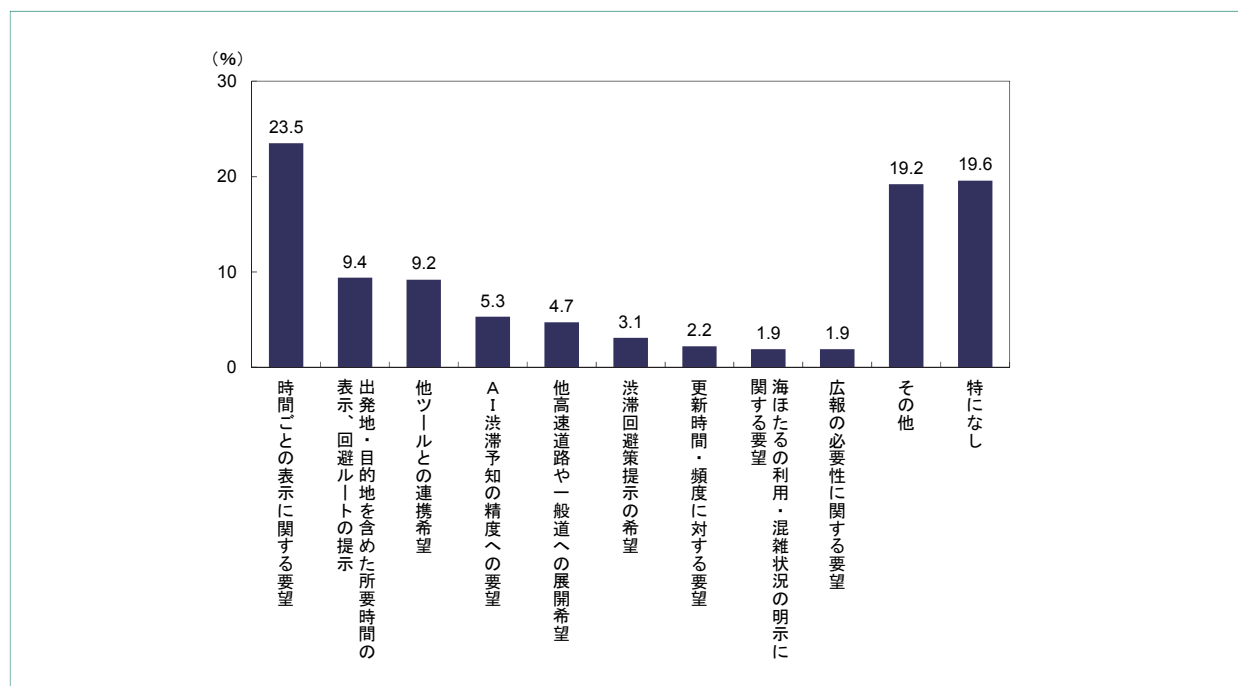


図5 「AI渋滞予知」に関するご意見・ご要望（自由記述欄に基づき集計）

するとともに、ドラぷらにおけるAI渋滞予知の予測情報提供サイトをリニューアルし、それらの情報を提供する新たな実証実験を2018年12月に開始している [4].

## 5. あとがき

本稿では、携帯電話ネットワークの運用データに基づき日本全国の「いま」の人口分布を推計する技術であるリアルタイム人口統計、「いま」の人口分布から「未来」の渋滞を予測するAI渋滞予知、およびNEXCO東日本と共同で実施している東京湾アクアラインでのAI渋滞予知実証実験について解説した。

現在、AI渋滞予知は実証実験を通じ、その効果

や課題などの検証を進めており、これらの検証結果を踏まえて実用化に向けた改善と拡張を進めていく予定である。より多くのドライバーが渋滞を避けて快適にドライブができる世界の実現に向け、さらなる技術開発を進めていきたい。

## 文献

- [1] 田中 陽菜：“さらば渋滞,” 日経コンピュータ, pp.44-51, Aug. 2018.
- [2] モバイル空間統計ホームページ.  
<https://mobaku.jp/>
- [3] NTTドコモ報道発表資料：“（お知らせ）NEXCO東日本とNTTドコモ、東京湾アクアラインにおいて「AI渋滞予知」による渋滞予測実証実験を開始,” Nov. 2017.
- [4] NTTドコモ報道発表資料：“東京湾アクアラインの「AI渋滞予知」が30分ごとの通過所要時間提供へ,” Dec. 2018.