

プロアクティブナビゲーションの実現に向けた 時空間行動理解技術

NTTサービスエボリューション研究所では、さまざまなお客さまや環境の変化に合わせて、最適な行動支援を行うプロアクティブナビゲーションの実現をめざして研究開発を進めています。本稿では、主要な取り組みの1つとして、人の動きを表す時空間データから人の行動を理解・予測する時空間行動理解技術に関する最新の研究成果と、それらの想定される利用法について紹介します。

とだ ひろゆき やまもと しゅうへい
戸田 浩之 / 山本 修平
にしむら たくや
西村 拓哉

NTTサービスエボリューション研究所

プロアクティブナビゲーション

ナビゲーションという言葉で想起するのは、カーナビゲーションシステムに代表されるように、地点Aから地点Bに向かう経路を案内することという印象が強いです。私たちがめざすプロアクティブナビゲーションは、いわゆる経路案内も包含したのですが、それだけにとどまりません。例えば、お客さまの過去の行動を基におすすめのスポットを案内することや、多くの車両の通行状況を基に危険な状況（ヒヤリハット）に遭遇しやすい場所を案内するなど、「お客さまの過去・現在の状況を理解し、今後状況がどう変化するかを予測したうえで、お客さまが行動するために必要と思われる情報を先回りして提供すること」、これが私たちのめざすプロアクティブナビゲーションです。

時空間行動理解技術

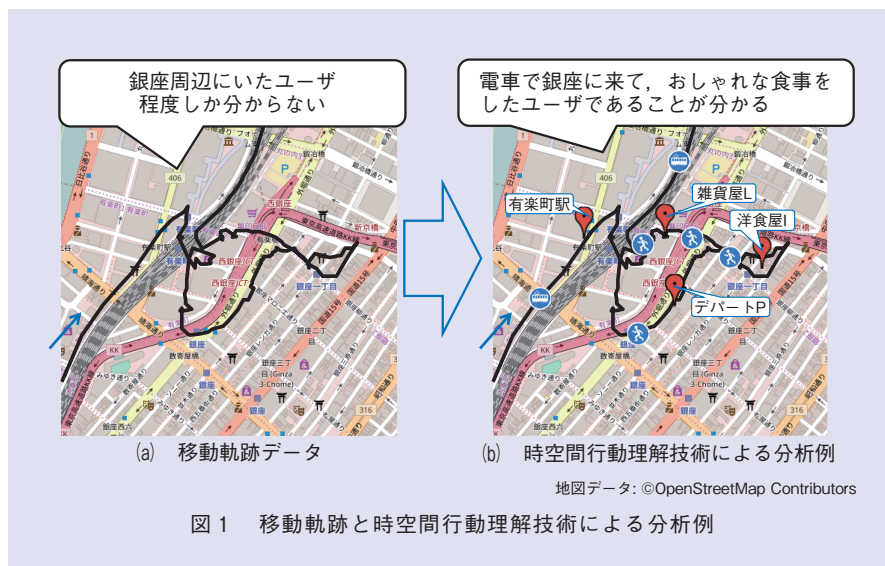
さまざまな人の行動をセンサにより記録することが可能なスマートデバイス、ウェアラブルデバイスが近年急速に普及しています。例えば、GPS (Global Positioning System) などのセンサにより移動軌跡を記録可能なス

マートフォンは、2016年には世界で13.6億台が出荷され、今後も継続的な成長が予測されています⁽¹⁾。また、バイタルデータや体の動きをセンシング可能なスマートウォッチやスマートバンドなどのウェアラブルデバイス、センサと映像により運転時の状況を記録するドライブレコーダなど、さまざまなセンサを持ったデバイスが世の中に浸透しつつあり、より多様な人の行動が記録可能となっています。

しかし、これらデバイスで収集されるものは、基本的には時系列の数値データです。例えば移動軌跡は、「時刻、緯度、経度」の組合せが連続するデー

タです。緯度、経度を利用して移動軌跡を地図上に描いたとしても、ある程度その土地のことや対象となる人の行動を知っている人が見れば利用者の行動を理解することができますが、そうでなければ、分かるのはせいぜいどのエリアに行ったのか程度の情報になります (図1 (a))。

そこで、このようなセンサによって記録された時系列の数値データから、サービスで利用できるように人の行動を解釈するのが時空間行動理解技術です。移動軌跡の例で説明すると、単に行ったエリアだけでなく、そのエリアでどんな店舗を訪れたのか、どんな移



動手段でそのエリアを訪問したのかなどを理解することが考えられます⁽²⁾ (図1 (b)). この理解により, 例えばお客さまのスマートフォンに おすすめ情報を提示する際に, 移動手段や直近の訪問店舗を考慮することで, より適切な情報を提供することが可能となります。

本稿では時空間行動理解技術の最新の研究成果として, 過去の移動軌跡の情報を基に人の目的地を予測する「目的地予測技術」, ドライブレコーダなどで得られる映像とセンサの系列データからヒヤリハットの有無などの移動状況を理解する「移動状況推定技術」の2つを紹介します。

目的地予測技術

本技術は, ある利用者の過去の移動軌跡 (例えばひと月分の移動軌跡) を基に, 学習フェーズにおいてはその利用者がどのような移動をしやすいかという「移動モデル」を構築し, ある日

その利用者が移動を開始した後に, 予測フェーズとして到達するであろう目的地を予測する技術です⁽³⁾ (図2)。

このような目的地予測を高精度に行うためには, ①現在地までどのような経路をたどってきたかの長期的な遷移を考慮すること, ②学習データ不足問題を考慮すること, という2つの技術課題があり, この2つは①を単純に満たそうとすると, 過去の類似した行動との対応が取りにくくなり, ②のデータ不足の問題に直面するというように関連し合う問題でした。

そこで目的地予測技術では, 系列データを扱うニューラルネットワークの一種であるRNN (Recurrent Neural Network)^{*1}を利用した手法を提案しました。具体的には, 人の移動をグリッド^{*2}上におけるセル間の遷移とみなし, その遷移をRNNによりモデル化します (図3 (a)). このモデルでは長期的な遷移が過去の移動と対応できる場合には, その情報を活用することで

高精度な予測が可能となり, 過去に対応する長期的な遷移がない場合にも直近の情報を重視して予測することが可能です。これにより, 課題①②を同時に解決しています。

しかしながら, このRNNによる移動モデルを基に予測を行おうとした場合, 計算量の問題があります。この移動モデルでは, セル間の遷移を1ステップずつ予測するため, グリッド数がG個 (数百~) あり, 目的地に到達するまでのステップ数がM (数十~) だった場合, 最悪で G^M 回の計算が必要となり, 現実的には計算することが不可能になります。そこで, 私たちの提案手法ではサンプリングシミュレーションを利用すること (図3 (b)) で, その計算量を低減し, PCサーバを用いた実験において, 1回の予測を1秒程度で実施可能なことを確認しています。

本技術を個人の移動軌跡に対して活用することで, 移動中の利用者の目的地を高精度に予測可能となり, スマートフォン用のエージェントサービスにおいては, 利用者の行動を先回りして, 目的地周辺の情報を提供することが可能になります。また, カーナビゲーションシステムにおいて目的地が設定されずに走行する場合にも, 本技術を用いて目的地を予測することで, 経路上に通行を妨げる交通情報がある場合などにそれを提示するとともに, 適切な迂回ルートを提案することなどが可能になると考えられます。

*1 RNN: 主に時系列データのモデル化に利用されるニューラルネットワーク。
*2 グリッド: 地理座標空間を緯度および経度方向の直線で均等な間隔で分割したものを。

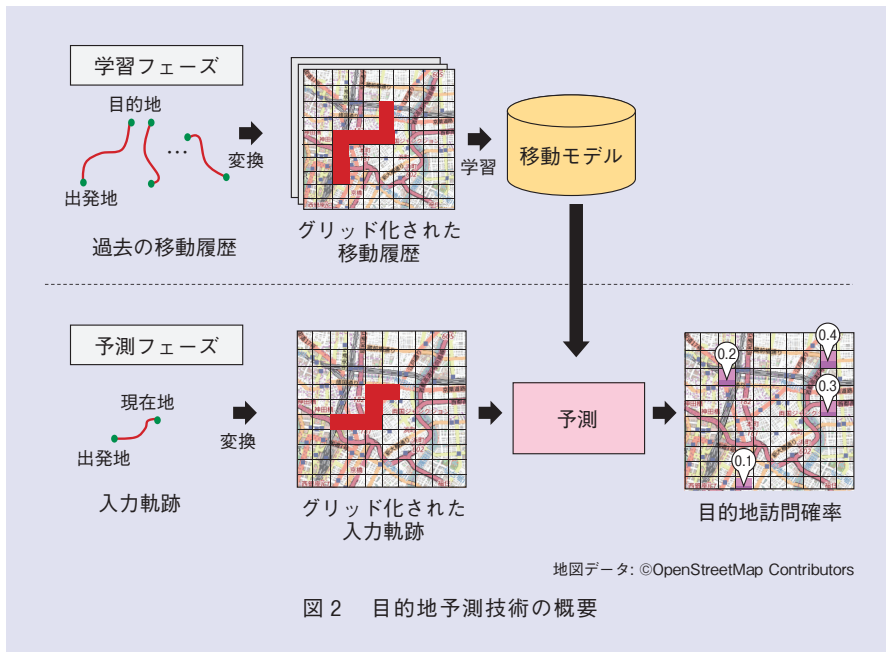


図2 目的地予測技術の概要

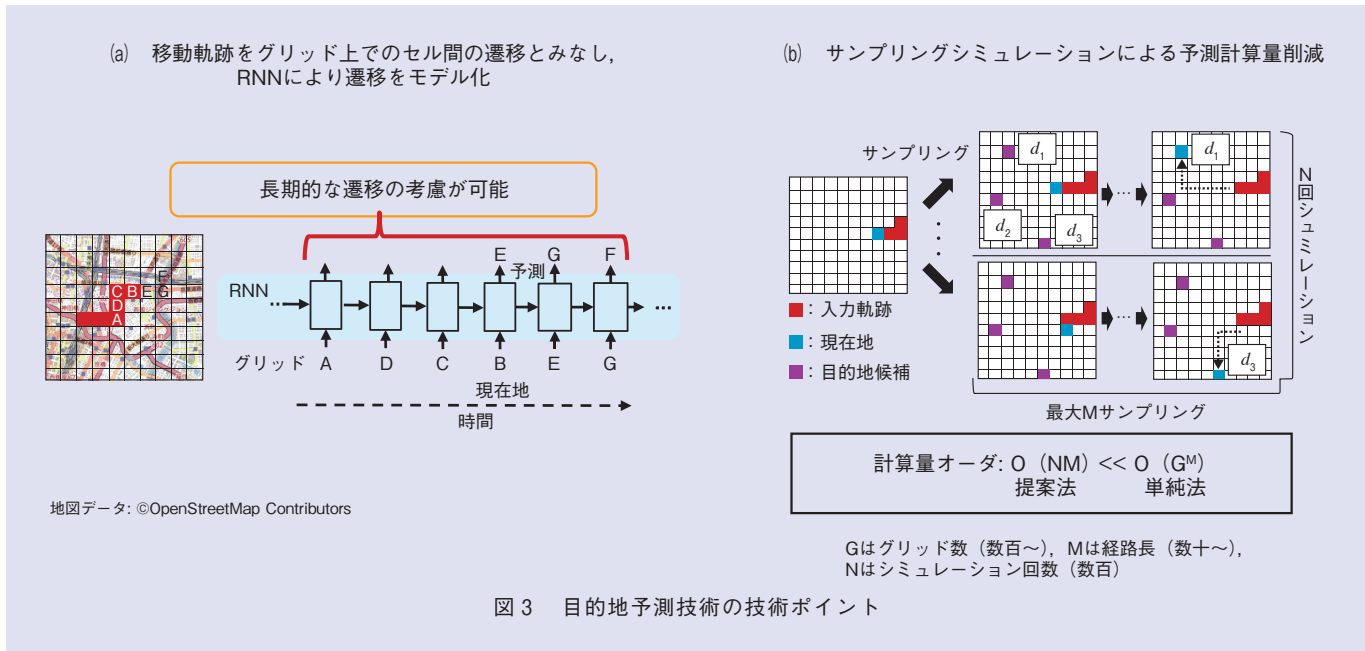


図3 目的地予測技術の技術ポイント

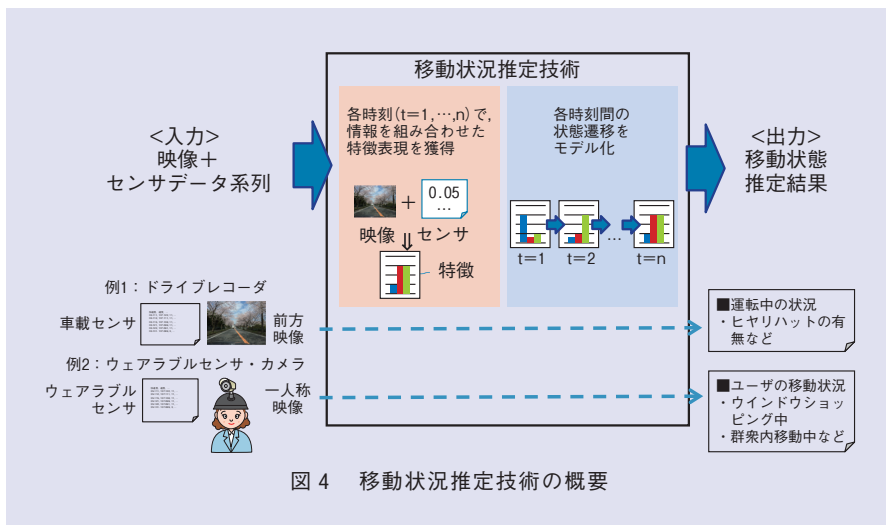


図4 移動状況推定技術の概要

移動状況推定技術

本技術は、人の移動状況を映像とセンサの組合せで記録したマルチモーダルな時系列データから、移動状況を推定する技術です。例えば、ドライブレコーダで取得したデータから、ヒヤリハット有無を判別したり、ウェアラブルカメラとセンサの情報から、人が雑踏の中を歩いているのか、ウィンドウ

ショッピングをしているのかを判別したりすることをめざした技術です(図4)。

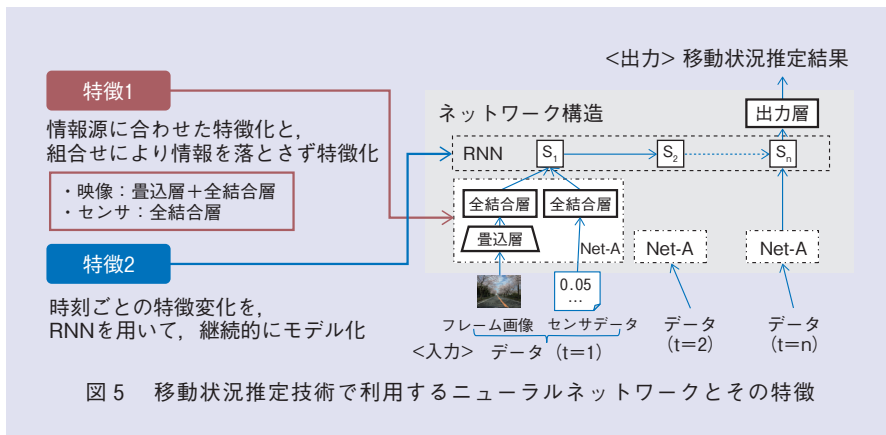
このようなデータを利用して、精度高く移動状況を推定するためには、①異なる種類の情報から移動状況を特徴付ける表現を獲得すること、②時間変化による状態の遷移をモデル化すること、が必要となります。

移動状況推定技術では、これらの課題を解決するために、時系列データの

遷移が扱えるRNNをベースにした新たなニューラルネットワークを利用しています。その概要を図5に示します。まず、各タイムステップで入力される映像とセンサデータは、それぞれ別々のネットワークを利用して特徴表現を獲得します。映像から得られる各タイムステップのフレーム映像は、画像解析において利用されるCNN(Convolutional Neural Network)*3層と全結合層を通じて特徴表現を獲得します。また、センサデータについては全結合層を用いて特徴表現を特定し、これら2つを連結させたものを各タイムステップの特徴表現とします。これをタイムステップの順番に合わせてRNNを用いてモデル化することで、時間変化による状態の遷移を考慮することが可能になります。

移動状況推定技術を用いてドライブレコーダデータからヒヤリハット有無

*3 CNN:主に画像認識に応用される、生物の視覚野を模したニューラルネットワーク。



を特定した実験では、センサもしくは映像のみを用いた手法、映像とセンサを用いるが時間変化を考慮しない手法と比較して高い精度で判別が可能であり、その判別精度はおおよそ90%程度であることが確認されています⁽⁴⁾。

本技術の1つの利用法としては、NTTコミュニケーションズと日本カーソリューションズにより交通事故削減ソリューションサービスへの活用が検討されています⁽⁵⁾。また、多くの車両のドライブレコーダから集めたヒヤリハット事例を位置情報と結び付けることで、運転中に危険な状況に陥りやすい場所をあらかじめ把握できるヒヤリハットマップを作成することも本技術の適用例として考えられます。さらに、ドライブレコーダ以外にも、ウェアラブルカメラとウェアラブルセンサの情報を基に、人の状況を理解することや、スポーツなどにおいて、全体を映した映像と選手に付けられたセンサ情報を基に、試合のシーンを高精度に特定するなどの活用法も考えられます。

今後の展開

今回紹介した技術については、今後も引き続き事業会社や社外のパートナー

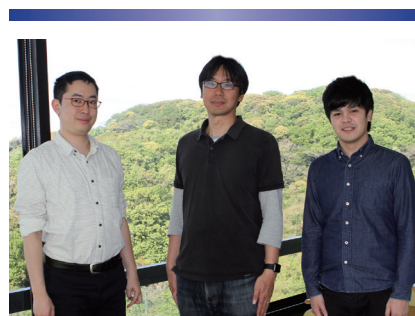
と連携を進め、より多くのフィールドで社会に貢献できるよう育てていきたいと思えます。一方で、これらの技術にはまだまだ取り組むべき課題が残っていることもみえてきています。目的地予測技術に関していえば、現状の技術では対応できていない未知の訪問地の予測を実現することが必要です。また移動状況推定技術では、ヒヤリハット有無のような単純な状況の判別は可能でも、ヒヤリハットの種類の分類では十分な精度を示せていません。今後の1つの進め方は、これまで着実に積み上げてきたこれらの研究開発を継続し、さらなる価値を与える技術に仕立て上げることです。

また、IoT (Internet of Things) の進展などにより、さまざまなセンサによって、より多様な行動が記録可能となると考えられます。この状況の中、現在の技術の枠にとらわれず、より不確実性の高い状況においても、高精度に時空間行動理解を可能とする技術の研究開発を進めていく必要があります。過去から未来へ、既知のエリアから未知のエリアへ、そして単純な行動からより複雑な行動の理解へと進めることで、プロアクティブナビゲーション

の実現をめざしていきたくと思っています。

参考文献

- (1) <http://techon.nikkeibp.co.jp/atcl/column/15/011300091/020100026/>
- (2) 池戸・堀岡・新倉・小池・澤田・六藤：“ユーザごとの最適化を実現するプロアクティブナビゲーション,” NTT技術ジャーナル, Vol.27, No.5, pp.19-22, 2015.
- (3) Y. Endo, K. Nishida, H. Toda, and H. Sawada: “Predicting Destinations from Partial Trajectories Using Recurrent Neural Network,” Proc. of PAKDD 2017, Jeju, South Korea, May 2017.
- (4) 伊藤：“人工知能 (AI) を活用した危険運転の自動検出：ディープラーニングで高精度に検出。運転手への教育に活用,” 画像ラボ, Vol.28, No.2, pp.45-47, 2017.
- (5) http://www.ntt.com/about-us/press-releases/news/article/2016/20160926_2.html



(左から) 西村 拓哉/ 戸田 浩之/
山本 修平

引続きプロアクティブナビゲーションの実現をめざして、時空間における人の行動理解にかかわる研究開発を進めていきます。今回記事で紹介している目的地予測技術、移動状況推定技術をはじめ、移動軌跡など、人の時空間行動を記録したデータの分析にご興味があれば、お気軽にお問合せください。

◆問い合わせ先

NTTサービスエボリューション研究所
プロアクティブナビゲーションプロジェクト
TEL 046-859-3673
E-mail toda.hiroyuki@lab.ntt.co.jp