

情報通信キャリアの描くIoT、Big data、5Gと交通 —人工知能研究者の立場から—

納谷 太*

IoTデバイス技術や、衛星測位システム、移動通信システムの発展と普及により、人や車やモノの位置や動き、環境の変化に関する膨大な情報がリアルタイムに観測できるインフラが整備されつつある。本論説では、人や車の流れに関する実空間の情報を、サイバー空間であるシミュレーション環境にオンラインで取り込み、その時空間的な特徴をモデル化し、直近に発生し得る混雑や渋滞リスクを予測する技術、また、予測されたりリスクを回避するように集団を最適に誘導する技術に関する取り組みについて紹介し、将来の交通システムの展望と課題について考察する。

IoT, Big Data, 5G and Transportation Systems from the Perspective of AI Research in Information Communication Carriers

Futoshi NAYA*

With the development and diffusion of IoT device technologies, satellite positioning systems, and mobile communication systems, it is becoming possible to measure diverse types of information such as the movement of people, vehicles and environmental changes in real-time. In this paper, we introduce our latest efforts in developing technologies which aim to predict the most likely congestion risks by incorporating real-world information on the flow of people and vehicles into a simulation environment and modeling the spatio-temporal features of the flow. We also introduce technologies to optimally navigate crowds to avoid predicted risks. Finally, we discuss the prospects and challenges of future transportation systems.

1. はじめに

センシング技術、無線通信技術の向上と、スマートフォンアプリやIoT (Internet of Things) デバイスの急速な発展と普及に伴い、人や車やモノの位置や動き、環境の変化などの実空間における多種多様な情報がリアルタイムかつ正確にサイバー空間の中に取り込まれ、それら情報の時空間予測のみならず、状況に応じたタイムリーな情報提示や機器の制御が実現できるインフラ環境が整いつつある。

カーナビゲーションやスマートフォンでのナビゲーションを支えている衛星測位システムにおいては、準天頂衛星「みちびき」2号機が2017年6月1日に打ち上げられた。2017年内にさらに2機の打ち上げが予定されており、2018年度には4機体制でシステム運用が開始される。すでに稼働中の米国のGPS衛星や地上設備を併用することにより、2018年度には、国内での測位誤差は、モバイル機器に関しては従来の10m程度からサブメートル級(1m未満)、測量機材もしくは車載用途のアンテナを用いればさらに6cmにまで縮小できるといわれ、農地でのトラクターや建設機械の自動運転、ドローンによる物資輸送などへの利用が期待されている¹⁾。

一方、移動通信に関しては、スマートフォンやタブレットの爆発的普及のみならず、今後IoTや自動

* 日本電信電話株式会社NTTコミュニケーション科学基礎研究所企画担当主席研究員

Executive Research Scientist, Research Planning Section, NTT Communication Science Laboratories, NTT Corp.

原稿受付日 2017年7月3日

掲載決定日 2017年7月19日

車、産業機器、スマートメーターといった新たなデバイスがインターネットに相互接続するとみられ、その総数は2020年には500億個以上、トラフィック（通信量）は2010年と比較して1,000倍以上に増大すると予測されている。わが国においては、こうした急増するトラフィックの大容量化、高速化、高密度化へのニーズの高まりに対して、超高速大容量（10Gbps、現行LTEの100倍）、超低遅延（1 ms程度、現行LTEの1/10）、多数同時接続（100万台/km²、現行LTEの100倍）の性能を満たす第5世代移動通信システム「5G」を2020年に世界に先駆けて実用化すべく、2014年9月30日に設立された第5世代モバイル推進フォーラム（5GMF）を中心に、産官学連携での研究開発および、ITU等における国際標準化が進められ、2017年度からは東京および地方都市でさまざまなサービス・利用シーンを想定した5Gシステム総合実証が開始されている²⁾。

2016年7月4日に公開された「5GMF白書第1.01版」³⁾では、5Gにより期待される利用シーンとして、1) エンターテインメント、2) 交通、3) 産業応用、4) 災害対策の四つの分類において検討されている。特に交通における利用シナリオにおいては、人やモノの移動を快適にサポートする高度な交通手段について検討されており、具体的には自動車を可能な限り人手を介さずに動かす自動運転技術、渋滞や危険を回避して快適なドライブをサポートする運転支援、イベント等における人流を制御する行動支援について提言されている。

上述のように、IoT、衛星測位システム、次世代移動通信システム等インフラ技術の交通分野への活用の期待は計り知れない。人や車、鉄道などの位置情報ははじめとする多種多様なビッグデータがリアルタイムに収集できる基盤が整う中、次に課題となるのは、膨大なデータの中から本質的に重要な情報のみを瞬時に読み解き、直近の未来の状況やリスクを予測し、交通インフラの安定化や人や車やモノの移動を高度かつ安心・安全に支援するための一連の人工知能（AI）技術の確立であろうと考える。

本稿では上記のような背景を踏まえ、情報通信キャリアにおける一研究者としての視点から、将来の交通システムの可能性と課題について、AI技術の観点から述べてみたい。次章以降では、まず、IoT向けのAI技術として、人やモノや環境から収集される多様な情報を読み解き、分析し、実世界へフィードバックすることを目指したAmbient-AIと

呼ぶ研究開発の取り組みについて概観する（2章）。次にAmbient-AIを構成する技術群の中でも、特に「いつ」「どこで」「何が」起こるかを予測する要素技術である時空間予測技術について述べる（3章）。さらに、多様なセンサーによって観測された人流・交通流等の流れに関するデータをシミュレーション環境にオンラインで取り込み、現実世界とシミュレーション空間におけるパラメーターのずれを学習し、将来の混雑や渋滞等のリスクの時空間予測に基づき、これらリスクを未然に防ぎ、集団を先行的かつ最適に誘導する学習型マルチエージェント・シミュレーション技術の取り組みについて述べ（4章）、大規模イベントでの人流誘導への適用事例を紹介する（5章）。最後に、将来の交通システムの可能性と課題について考察する（6章）。

2. Ambient-AI : IoT向けのAI技術

現在、第3次AIブームの到来ともいわれ、学術のみならず、ビジネスへの活用は著しく、メディアでも広く取り上げられている。その背景の一つは、ディープラーニング（深層学習）と呼ばれる機械学習技術の進展により、画像・音声などのメディアの認識・理解をはじめとするあらゆる情報通信分野において従来技術の性能を著しく上回り、産業構造の変革をもたらす勢いであることが挙げられる。あらゆる業界がAI技術の研究開発とビジネス展開を加速する中で、情報通信キャリアであるNTTグループでは、1) Agent-AI、2) Heart-Touching-AI、3) Ambient-AI、4) Network-AIという四つのコンセプトでAIの研究開発を進めている⁴⁾。中でも、Ambient-AI (Fig. 1) は、①環境に偏在するIoTデバイスやセンサー群が捉えたリアルタイムセンサー情報

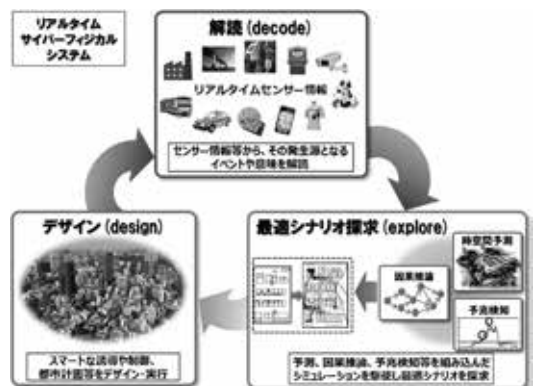


Fig.1 Ambient-AIにおける解説・探求・デザインのループ

により森羅万象(モノ、人、環境)を解読し、②予測・推論・検知を組み合わせ、システムを最適に駆動するシナリオを探求し、③スマートな誘導や制御、さらには、都市計画等をデザインするループを反復する、リアルタイムサイバーフィジカルシステムの実現を目指すものである。「Ambient」とは、周囲を取り巻く環境を意味し、Ambient-AIは、都市におけるスマートモビリティや、次世代の交通システムの実現にも密接に関連し、特に、現在の深層学習技術では実現が困難な、「いつ」「どこで」「何が」起こるかの時空間予測、因果関係の推論、隠れた予兆の高精度な検知、学習型シミュレーションによる最適シナリオ導出などの要素技術を含む。以降では、時空間予測技術および、学習型マルチエージェント・シミュレーションについて詳しく紹介する。

3. 時空間予測技術

2011年3月11日に東日本大震災が発生した直後、人口の多い東京エリアで大勢の人々が駅に殺到し、帰宅困難になる現象が発生した。国連の「世界都市化予測2014」⁵⁾の報告にあるように、近年、全世界的な規模で都市化が加速しており、都市部における人口の過剰な集中が災害時における混雑や渋滞を引き起こす要因となっており、今後ますます深刻化すると考えられる。

また、コンサートやスポーツ観戦等、数千人から数万人規模の人々が集まるイベントにおいては、来場者がある特定の時間に特定の場所に集中し、平常時とは異なる人口の増加が発生する。たとえ平常時における過去のデータが蓄積されていたとしても、上述したような突発的な人口変化を引き起こすような状況下においては、過去のデータを将来予測に直接的に用いることは困難である。

従って、ここでの時空間予測技術は、以下の2点の要件を満たすことを目的とする。

1) リアルタイム性

現時点および直近の過去の観測データのみから直近の未来を予測できること

2) 汎用性

定常な時空間データのみならず、非定常な時空間データに対応できること

ここでの時空間データとは、具体的には、ある時間間隔(タイムスタンプ)および、ある空間メッシュで集計された人口データや車両数データなどを想定する。例えば、人口データについては、モバイル空

間統計のように、メッシュ当たりで集計された人口データや、イベント会場内などにおいては、会場内に設置したWi-Fiのアクセスポイント等において集計されたエリアごとの人口データなどが考えられる。また、車両の場合には、プローブデータをベースにしたメッシュ当たりの通行車両数でもよいし、トラフィックカウンターデータのように、道路を構成するグラフ・ネットワークにおける観測点でのデータとしてもよい。

時空間予測に関する既存技術として、ベクトル自己回帰モデル⁶⁾や、時空間クリギング⁷⁾などの手法がよく用いられる。これらの手法は、時空間データ(人口や車両数)の二次定常性(弱定常性とも呼ぶ)を仮定とした手法である。二次定常性とは、時空間データがある特定の時刻、場所によらず、その平均値および分散が一定であり、かつ、データ間の時間相関および空間相関が、それぞれ時間および空間の相対的距離にのみ依存し、同じく特定の時刻または場所に依存しないという性質である。従って、既存法では、本稿で対象とするような多人数や車両数が一気に増加するような非定常な時空間データには追従できない。

また、時空間データの収集については、対象とする空間を網羅するようにセンサーが設置できることは限らず、観測データは部分的にしか得られないことが大半である。さらに、新規イベントにおいては、過去の観測データは存在しないため、事前に過去データを用いて予測することも困難である。

そこで提案法では、比較的少数の観測点において、観測データが時々刻々と得られるような状況下において、任意の非観測点でのデータを空間的に推定し、現時点からある時間さかのぼった直近の過去データのみから将来を予測する手法を構築する。具体的には、Fig. 2に示すように、①スパースな観測点で直近の過去から現在までの人口データを観測し、②非観測点での空間内挿処理を行い、③時空間観測データをカーネル関数によって回帰し、④現在および過去の回帰係数から未来の回帰係数を予測することにより、未来の人口データを予測するという四つの処理から成る。手法の詳細は文献^{8),9)}を参照されたい。

提案技術は少数の観測データしか得られない状況下においても対応でき、カーネル回帰におけるパラメーター推定を効率的に計算可能であるため、オンライン処理が可能である。

本手法の有効性を検証するため、実証フィールド

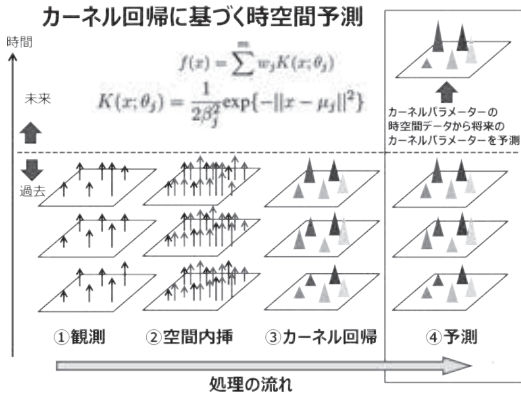


Fig. 2 時空間予測処理の流れ

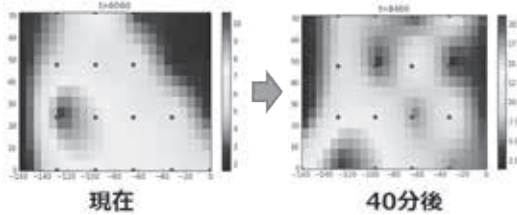


Fig. 3 イベント会場内人口ヒートマップの時間推移例

にてリアルタイム観測されたメッシュ人口データに適用しオンライン評価を行った。幕張メッセにて開催された、1日当たり2万人強の観客が来場する某イベント会場（約110m×360m）の24カ所にWi-Fiアクセスポイントを設置し、1分ごとに各アクセスポイントに接続されている人口データを用いた。人口ヒートマップの時間推移の例をFig. 3に示す。

過去30分の観測データを用い、5分後、10分後、20分後、30分後の24カ所での人口予測精度を評価した。従来法として、ガウス過程回帰と比較した場合の相対絶対誤差（真の人口の観測値と推定値との差の絶対値を真の観測値で正規化した値の時間区間和）をFig. 4に示す。Fig. 4より、5分後予測の結果では既存法と従来法では顕著な差はないが、10分後以降の予測では、提案法が従来法に比べて予測精度および安定性（予測精度のばらつき）において優れていることが分かる。

実証フィールドでは、観測したメッシュ当たり人口データに基づく混雑度をリアルタイムに表示し、かつ、本時空間予測技術を用いてオンラインで混雑度予測を表示するアプリを実装した。今回の実証フィールドのように、大勢の観客がイベントの開始や終了などのタイミングで一斉に移動する場合には、従来法では予測値が現実の観測データの変化に追従

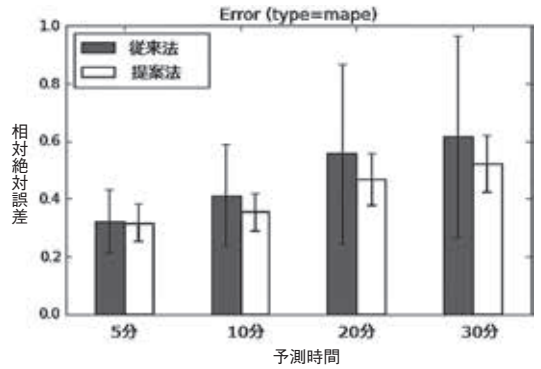


Fig. 4 従来法と提案法の予測誤差性能比較

できないのに対し、提案法は10分後以降においても安定的に予測できることを確認している。

4. 学習型マルチエージェント・シミュレーションに基づく集団最適誘導

前章では、人や車などの流量のリアルタイムな観測データが得られる場合に、直近の過去から現在までのデータを用いて直近の将来の流量を精度よく予測する技術について述べた。これにより、今後数十分後までに発生し得る混雑や渋滞の発生リスクを時空間的に予測することが可能になる。次に重要となる課題は、リアルタイムな観測データから混雑や渋滞リスクを予測できたとして、そのような混雑や渋滞を未然に回避すべく、集団を最適に誘導する方策を見いだすことである。

人は車を運転する際、交通渋滞や事故発生などに関して提示される交通情報に応じて経路を選択する。最近のカーナビにおいても、交通状況を考慮した経路を提示するものがあるが、個人々人向けのみの最適ルートに基づいた結果が提示されるため、多くのドライバーが現在空いている同一のルートに向かうと、迂回先で新たな渋滞を引き起こす現象、いわゆるハンチング現象⁹⁾が起きる。従って、混雑を解消するためのナビゲーションシステムは、個人最適ではなく集団最適である必要がある。

人や車など、自律的な行動主体（=エージェント）の個々の振る舞いや、周囲の環境とのマイクロな相互作用をモデル化し、複数のエージェント間および環境との相互作用から発現するマクロな現象を解析する手法にマルチエージェント・シミュレーション（MAS：Multi-Agent Simulation）があり、交通量解析¹⁰⁾や交通マネジメントへの適用¹¹⁾などに広く用いられている。また、人流に関しては、防災観点での

広域避難シミュレーションや、顧客行動パターン
の理解をはじめとして研究が進んでおり¹²⁾、大規模な
イベントが開催される際の観客送客計画（移動経路
や歩行エリアの道幅等）の策定や、警備員の配置、
入場ゲートの設置数等の事前計画においても実際に
活用されている。

従来のMASを用いた解析では、例えば人流を解
析対象とした場合、群集の歩行速度などのパラメー
タや、誘導経路および、安全基準を満たす群集密度
（サービスレベル¹³⁾とも呼ぶ）設定などの誘導策に
ついては人手で設定し、これをシミュレーションす
ることにより誘導策の効果を机上で事前に評価する
手法が一般的である（Fig. 5 左）。しかしながら、シ
ミュレーションにおけるパラメーターや誘導策は机
上検討時に想定した組み合わせに限定されており、
現実の群集の動きや警備員による誘導オペレーショ
ンの結果とは必ずしも一致しないという問題がある。

このため、さまざまなセンサーで実世界をリアル
タイムに観測した実データをシミュレーション環境
にオンラインで取り込み、モデル化したパラメーター
を観測データに合致するように自動学習する、デー
タ同化と呼ばれる研究も行われつつある^{14)~16)}。実
世界に接続されたシミュレーション環境では、前章
で述べた回帰手法に基づく時空間予測に加え、マル
チエージェント・シミュレーションによる直近混雑
リスク予測を評価できる。筆者らはさらにこのシ
ミュレーション環境を拡張し、事前の誘導策や
What-if シナリオを用いた学習により、予測された
混雑を未然に回避するような集団最適誘導策をオン
ラインで随時自動導出する学習型MAS（Fig. 5 右）

の研究開発に取り組んでいる¹⁷⁾。以下では、学習型
MASの要素技術について、事例を交えて紹介する。

4-1 パラメーター学習

例として、Fig. 6に示すように、大規模イベント
開催時において周辺駅から数万人規模の観客がスタ
ジアムに入場するシーンの人流シミュレーションを
考える。Fig. 6はスタジアムに向かう観客が周辺駅
に出現し始めてから5分後の人流の様子を示したも
のである。シミュレーションにおけるパラメーター
には、以下のようにさまざまなものが含まれる。

- 各駅降車人数の時間推移
- 各駅出口から各スタジアム入り口に向かう経路候
補および各経路の選択確率（OD：Origin-Destina-
tion）表
- 歩行者用道路幅員
- 駅出口→歩行者用道路→スタジアム入り口→ゲー
トを通過する際の歩行者速度

これらパラメーターの中には、歩行者用道路の動
線や幅員など実際の誘導計画時に設計できるものや、
過去の類似イベント等で計測したデータなどに基づ
いて設定できるものもあるが、前例のないイベント
での集団の発生パターン（駅降車人数の時間推移）
や移動の仕方（経路選択傾向）については事前に固
定的な値を設定することは困難である。学習型
MASの「パラメーター学習」部では、データ同化¹⁴⁾
などの手法に基づき、観測データが得られるたびに、
実際の観測データに合致するようにモデルのパラ
メーターを推定する。

データ同化は物理シミュレーションモデルと実際
の観測データを統合する手法であり、1990年代中ご
ろから主に気象学や海洋学の分野で
発達し、気象庁における日々の気象
予測に活用されている。データ同化
の目的は大きく二つある。一つ目は
「観測データを用いてシミュレーシ
ョンモデルの精度・性能を改善する」
ことであり、過去データを用いて現
在の状態の良い推定値を得ること
により、適切な初期条件を設定でき
、将来を精度よく予測できる。二つ
目は「シミュレーションモデルを用
い、観測データが存在しない時間・
空間での補完や、観測誤差を修正
する」ことである。この考え方は、
前述の時空間予測技術とも共通す
る。近年、データ

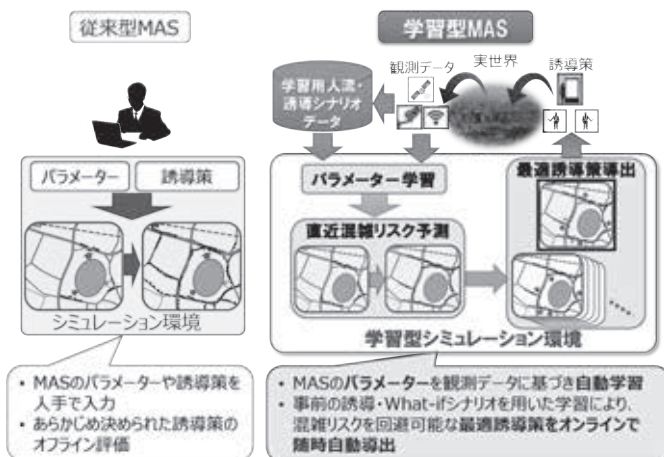


Fig. 5 従来型MASと学習型MASの違い



Fig. 6 スタジアムへの入場シーン



Fig. 7 直近混雑リスク予測

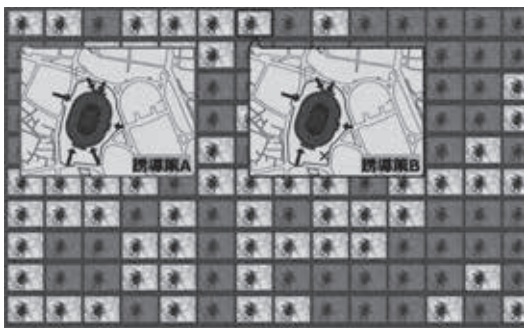


Fig. 8 誘導策候補の自動生成および最適誘導策の探索

同化の考えを交通流モデルに適用した事例研究^{15), 16)}も行われつつある。ベースとなる手法は、粒子フィルターやアンサンブルカルマンフィルターなど、非線形で大規模な一般状態空間モデルの枠組みが用いられる。技術的な詳細は文献に譲るが、特に人流のデータ同化は、交通流と異なり、人の移動の自由度が高く、かつ、観測データを得にくいという点においてより困難なタスクといえる。今後、実際のイベント等における人流データ計測も含めて、よりいっそうの研究開発が望まれる。

4-2 直近混雑リスク予測

パラメーター学習によってオンラインに観測された人流に合致するようにシミュレーションのモデルが更新されれば、シミュレーション環境の中で直近の人流の時空間発展を予測することが可能である。3章で述べた時空間予測技術は、集団の移動に関するモデルを設定せず、観測データのみを用いたより一般的な手法であるのに対し、学習型MASにおいては、エージェントの移動をミクロにモデル化することにより、いつ、どこで、混雑が発生するのかといったマクロな現象をシミュレーションで予測できる。

Fig. 7に過去15分間の観測データを用いて、5分後、20分後の混雑発生箇所をシミュレーションにより予測した例を示す。スタジアムの北側に最寄りの周辺駅が多いため、それらに近い入り口周辺や、北東に位置する駅からの経路において、歩道橋の手前で混雑が発生すること (Fig. 7 (c)、黒丸部分) を予測している。

4-3 集団最適誘導策の自動導出

次に、前述の直近混雑リスク予測によって検出された混雑を未然に防ぐべく、群集の誘導策候補を計算機内で自動生成し最適誘導策を探索する (Fig. 8)。ここでは誘導策の例として、スタジアムの入り口6カ所について、一つ以上の入り口を一時的に閉鎖し、別の入り口に向かわせるような誘導を想定する (Fig. 8の誘導策B)。どの入り口をどのタイミングでどのくらいの期間閉鎖するのか、1カ所の入り口を完全に、もしくは部分的に閉鎖するのかなどのバリエーションを考慮すると、その組み合わせ数は膨大になる。ただし、実際に警備員スタッフがオペレーションできない誘導策候補や、これまでの誘導方向とは逆方向に誘導するなど、観客に混乱を来すような候補は除外する必要がある。警備員による誘導をリアルタイムに支援するには、残った誘導策候補から効率的に枝刈りし、最適な誘導策を瞬時に導出できる必要がある。誘導策の最適性を評価する指標としては、例えば観客をスタジアムに集客するまでの所要時間の最短化や、観客が混雑のために滞留して進めない時間やエリアの最少化などが考えられる。しかし、どのような誘導策が最適指標を満たすかについては、誘導策を構成するパラメーター群を引数とする関数の形式で記述できず、膨大な探索空間を網羅的に探索することも現実的ではない。

このように、最適化したい関数が未知の状況下において、パラメーター群の組み合わせの中から最適な組み合わせを効率的に探索する方法として、ベイズの最適化 (Bayesian Optimization)¹⁸⁾ という機械



Fig. 9 自動導出された最適誘導策の例

学習の手法を適用することができる。ベイズ的最適化により、少数の探索結果から有望な候補を効率的に探索し、最適な誘導策を導出できる。探索結果例では、Fig. 9に示す通り25分時点で2カ所の入り口を封鎖する誘導策が導出され、これを警備員に提示することにより観客誘導を行う。

誘導によって観客の振る舞いは変化するが、全ての観客が誘導に従うとは限らないため、常に新たな観測データに基づき、前述の混雑リスク予測を行い、リスク発生が見込まれた場合には同様に最適誘導策の探索を行い、警備員により誘導するといったフィードバックループを繰り返す。

5. 学習型MASの入退場シーンへの適用例

8万人の観客がスタジアムに入場するシーンにおいて、学習型MASによる最適誘導の有無によるシミュレーション比較結果をFig. 10に示す。Fig. 10(a)では、スタジアムに向かう観客が駅から動き始めて1時間20分後の様子を示す。誘導なしでは、周辺駅に近いスタジアム北側入り口で混雑が発生し、滞留して進むことのできない観客の待機列が一般道にはみ出している (Fig. 10(a)左、黒楕円部分)。一方、誘導あり (Fig. 10(a)中央) では、入り口を所々封鎖する (実際には目的とする入り口に向かって観客を別の入り口に先行的に迂回させる) ことにより、特定の入り口への混雑集中を回避し、観客が滞留する待機列の発生を抑制している。誘導ありの場合には、Fig. 10(b)中央に示すように2時間ほどで全観客がスタジアム内に到着できるのに対し、誘

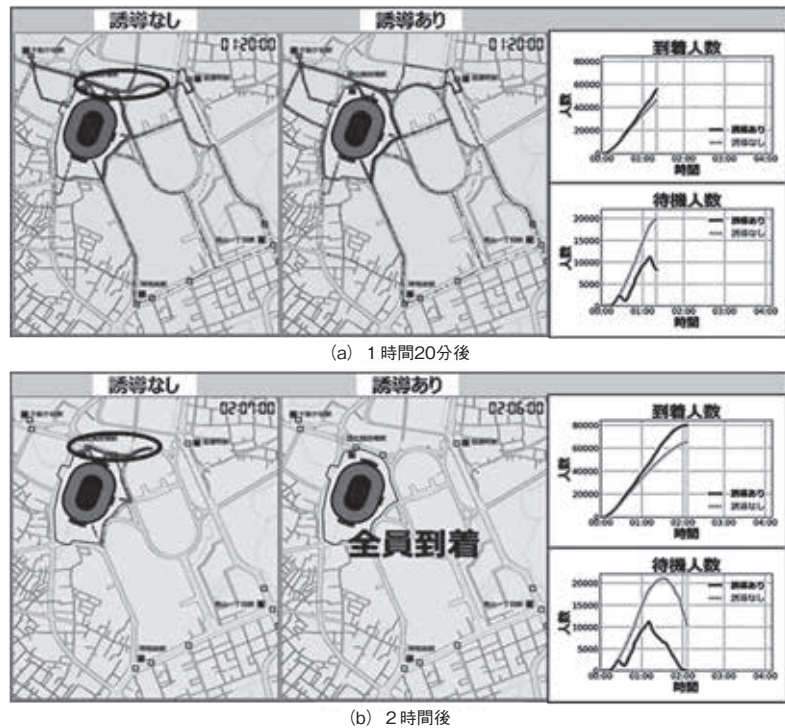


Fig. 10 入場シーンにおける最適誘導策の有無のシミュレーション結果

導なし (Fig. 10(b)左) では混雑の解消に時間を要し、全員到着まで3時間以上かかる結果となった。

Fig. 10(a), (b)右には、横軸を時間、縦軸を待機人数としたグラフを示すが、誘導ありの場合に待機人数を少なく抑えられていることが分かる。夏の炎天下で開催されるようなイベントにおいては、待機人数の低減は重要課題であるため、提案法による効果の期待は大きいと思われる。

次に、8万人の観客がスタジアムから周辺駅に向かって退場するシーンを考える。ただし、通常の誘導計画では想定しないようなアクシデントが退場開始から20分までに4カ所で立て続けに発生するシナリオを考える (Fig. 11)。アクシデントは、例えば駅に向かう客と駅から出てくる客が同時に発生する場合や、緊急車両の通過等で一時的に歩行者道路の幅員が減少するような場合 (A)、(B)、(D)) や、不測の事故等による通行止め (C)) などが考えられる。このような状況下においても群衆を誘導可能かシミュレーションした結果をFig. 12に示す。

Fig. 12(a)は退場開始20分後の誘導なし、誘導ありの人流の様子を示すが、この時点までに上記4カ所のアクシデントは発生しており、混雑状況はいず

れも変わりはない。しかし、30分後のFig. 12(b)の誘導なしの状況では、北東にある駅付近で発生した通行止めに起因して、歩道橋への迂回を余儀なくされた群集が混雑を引き起こしている(図中黒丸)。一方、誘導ありの場合には、この混雑の発生を前もって予測し、北東側の駅に向かう群集を歩道橋に至る手前の分岐点で北側への迂回ルートに誘導することにより混雑を回避している。誘導なしの場合は、同時多発的に発生したアクシデントに群集が巻き込まれ、Fig. 12(c)の1時間20分後には至る所で混雑が発生している。誘導ありの場合には、上記複数のアクシデントを回避するよう、目的駅ごとに群集を随時誘導することにより、Fig. 12(d)に示すように約2時間後に全員が駅に到着するのに対し、誘導なしの場合にはさらに40分以上の時間を必要とし、混雑に巻き込まれる待機人数を多数引き起こす結果となる。

以上のように、提案技術では、不測のアクシデントが同時多発的に発生した場合においても、随時直近の混雑発生を予測し、目的地別の群集を適切に誘導する誘導策を自動導出できることを確認した。

もっとも、上記の人流シミュレーションは、あくまで過去の駅利用者数などの統計をベースに生成した擬似データに基づくものである。現在、リアルなイベントでの人流計測と、実測データに基づく学習型MAS環境の高精度化と実証を進めている。また本技術は、人流のみならず、交通流や物流、通信トラフィックなど、さまざまなインフラの流れに関す

るリスク予測とその安定化への適用も期待できると考えられる。今後、より実用性を高め、各要素技術の汎用化と、インフラごとのユースケースを考慮した機能追加を進めていく予定である。

6. おわりに

人や車などの位置や流れに関するリアルタイム観測データを用いた時空間予測技術および、学習型MASによる集団最適誘導技術を活用した将来の交通システム・サービスの展望について述べた。例示した大規模イベントでのリアル環境での人流の時空間予測および誘導においては、GPS、カメラ、Wi-Fiなどのセンサー情報や、モバイル空間統計、イベント会場で集計される入場者数などの人流情報など、さまざまな入力情報をリアルタイムに収集して統合し、連携するシステム基盤が必要である。また、システムはさらに複雑になるものの、理想的には、周辺駅改札の通過人数情報、電車の混雑度や運行状況、乗り換え経路探索サービスでの検索ログから抽出した潜在的な移動需要(OD情報)が活用できれば、さらに精度の高い予測や、モビリティをまたいだ最適誘導、緊急・災害時におけるインフラ制御安定化といった社会課題解決への可能性も期待される。次世代の都市交通システムではシームレスかつフレキシブルかつリアルな交通移動を実現する仕組み¹⁹⁾や、超高齢化を背景に、複雑化し多様化するマルチモーダル・モビリティ環境のシステム創成論²⁰⁾について提言がなされている。2020年



- ◆ A) 00:00 幅員減少
- ◆ B) 00:05 幅員減少
- ⊗ C) 00:15 通行止め
- ◆ D) 00:20 幅員減少

Fig. 11 退場シーンにおけるWhat-ifシナリオ

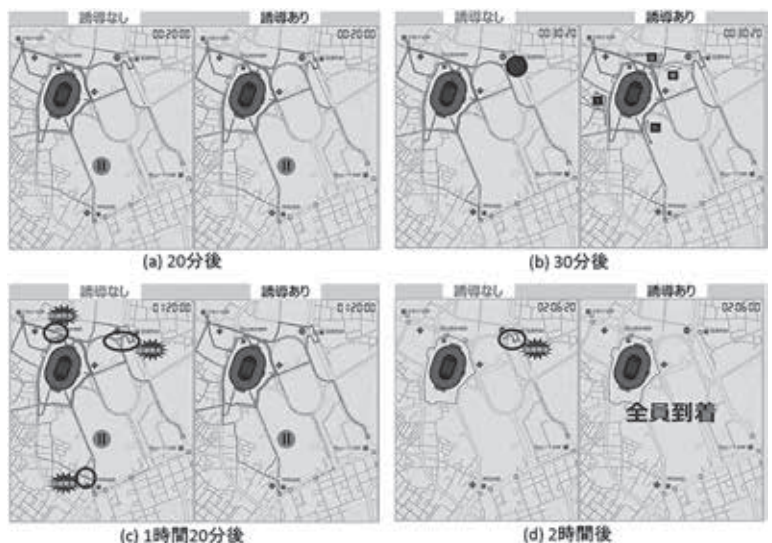


Fig. 12 退場シーンにおける最適誘導策の有無のシミュレーション結果

とその先の次世代交通システムの実現に向け、産官学連携による異業種データ活用、パーソナルデータの保護と利活用に関する法制度の柔軟な運用、優れた最先端技術の創出と社会実装が期待される。微力ながら筆者も貢献していく所存である。

謝辞

本稿の一部は国立研究開発法人情報通信研究機構の受託研究「ソーシャル・ビッグデータ利活用・基盤技術の研究開発」の成果による。関係各位に謝意を表す。

参考文献

- 1) 齋藤雅行、山岸敦、瀧口純一、浅里幸起「準天頂衛星による高精度測位システムの紹介」『MSS 技報』Vol.26、pp.1-8、2016年
- 2) 総務省5G総合実証試験
▶http://www.soumu.go.jp/main_content/000485300.pdf
- 3) 「第5世代モバイル推進フォーラム(5GMF)白書」
▶<http://5gmf.jp/whitepaper/>
- 4) 山田武士、高橋敏、納谷太、池邊隆、古川茂人「NTTグループにおけるAI研究の取り組みと方向性」『NTT技術ジャーナル』Vol.28、No.2、pp.8-13、2016年
- 5) 国連 世界都市化予測2014
▶<https://esa.un.org/unpd/wup/>
- 6) Hamilton, J.D.: Time Series Analysis, Princeton University Press, 1994
- 7) Cressie, N., Wikle, C.K.: Statistics for Spatio-Temporal Data, Wiley, 2011
- 8) 上田修功「時空間予測技術に基づく先行的集団最良誘導」『応用統計学』Vol.45、No.3、pp.89-104、2016年
- 9) Ueda, N., Naya, F., Shimizu, H., Iwata, T., Okawa, M., Sawada, H.: Real-time and Proactive Navigation via Spatio-temporal Prediction, Proc. of the First International Workshop on Smart Cities: People, Technology and Data, -in conjunction with UbiComp2015, pp.1159-1566, Osaka, Japan, Sept. 2015
- 10) 山田知典、石川佳愛、阿部和規、藤井秀樹、吉村忍「マルチエージェント交通流シミュレーションにおける交通量の不確実性評価」『日本シミュレーション学会論文誌』Vol.9、No.1、pp.1-9、2017年
- 11) 伊藤孝行、金森亮、チャクラボルティ・シャントヌ、大塚孝信、原圭佑「未来の社会システムを支えるマルチエージェントシステム研究(1)ー経済パラダイム、交渉エージェント、交通マネジメントー」『人工知能学会誌』Vol.28、No.3、pp.360-369、2013年
- 12) 野田五十樹「人流シミュレーション」『情報処理』Vol.58、No.7、pp.568-597、2017年
- 13) 兵庫県警察「雑踏警備の手引き」
▶<http://www.police.pref.hyogo.lg.jp/sonota/zattou.htm>
- 14) 樋口知之、上野玄太、中野慎也、中村和幸、吉田亮『データ同化入門ー次世代のシミュレーション技術ー』朝倉書店、2011年
- 15) 福田大輔「データ同化アプローチによる交通状態の推定に関する研究動向」『交通工学』Vol.47、No.2、pp.33-38、2012年
- 16) Sudo, A., et al.: Particle Filter for Real-time Human Mobility Prediction following Unprecedented Disaster, The 24th International Conference on Advances in Geographic Information Systems (ACM SIGSPATIAL2016), San Francisco, 2016
- 17) 納谷太、宮本勝、上田修功「時空間多次元集合データ解析による集団最適誘導」『NTT技術ジャーナル』Vol.29、No.7、(to appear)、2017年
- 18) Snoek, J., Larochelle, H., Adams, R.P.: Practical Bayesian Optimization of Machine Learning Algorithms, Advances in Neural Information Processing Systems, 25:2960-2968, 2012
- 19) 飯田恭敬「10年後の都市公共交通システムに求められるキーワード」『IATSS Review』Vol.39、No.2、p.48、2014年
- 20) 長谷川孝明「新しい交通システムのデザイン論」『IATSS Review』Vol.37、No.3、pp.224-232、2013年