マルチエージェントシミュレータを用いたリアルタイム人流予測

People Flow Prediction by Multi-Agent Simulator

佐藤 大祐
Daisuke Sato

日本電信電話株式会社 NTT サービスエボリューション研究所
NTT Service Evolution Laboratories, NTT Corporation
daisuke.satou.br@hco.ntt.co.jp

松林 達史
Tatsushi Matsubayashi

(同 上)

足立 貴行
Takayuki Adachi

(同 上)

大井 伸哉
Shinya Ooi

(同 上)

田中 悠介
Yusuke Tanaka

(同 上)

長野 翔一
Shoichi Nagano

(同 上)

六藤 雄一
Yuichi Muto

(同 上)

塩原 寿子
Hisako Shiohara

(同 上)

宮本 勝
Masaru Miyamoto

(同 上)

戸田 浩之
Hiroyuki Toda

(同 上)

keywords: people flow prediction, multi-agent simulator, data assimilation

Summary

In places where many people gather, such as large-scale event venues, it is important to prevent crowd accidents from occurring. To that end, we must predict the flows of people and develop remedies before congestion creates a problem. Predicting the movement of a crowd is possible by using a multi-agent simulator, and highly accurate prediction can be achieved by reusing past event information to accurately estimate the simulation parameters. However, no such information is available for newly constructed event venues. Therefore, we propose here a method that improves estimation accuracy by utilizing the data measured on the current day. We introduce a people-flow prediction system that incorporates the proposed method. In this paper, we introduce results of an experiment on the developed system that used people flow data measured at an actual concert event.

1. はじめに

2020年に東京で開催されるオリンピック・パラリンピックでは、多くの訪日外国人が来場することも予想され、イベント会場周辺での混雑発生が想定される。多くの人が集まるイベントでの雑踏事故は、致命的な事故につながる場合もある。2001年に兵庫で起きた、イベント終了後の混雑を原因とする雑踏事故では、事前の警備計画が不十分であったことが指摘されている [明石市 02]。このような事故を未然に防ぐためには、イベント開催時

に人々が円滑に流れるよう、事前に混雑リスク対策を行うことが必要となる。

通常、オリンピックのような大規模イベントが行われる際には、事前にさまざまな状況を想定し、未然に事故を防ぐよう綿密な計画が立てられる [東京都 16]。しかしながら、想定とは異なる人の流れが発生することも起こりうる。特に、開催実績のない初めてのイベントにおいては、予想に使える知見やデータが存在しないため、経験から人の流れを事前に想定したうえで計画を立てる必

要がある。そのため、たとえばエリア内の各地点に配備した監視員から、トランシーバーなどを通じてイベント当日の混雑状況のモニタリングを行い、想定外の混雑が発生した場合にも素早く検知するための取り組みを行う。

近年では、センシング技術の向上や IoT デバイスの普及に伴い、センサを用いた混雑状況の計測技術が多数提案されている [森本 15, 長尾 17, 中村 04, 西村 14]。また、センサで取得した混雑状況をリアルタイムに可視化することにより、イベント運営者や警備担当者に対し、監視対象エリアの混雑状況の把握をサポートする技術もある [佐藤 18]。しかし、混雑の発生検知から対策の実行までには、実際にはいくらかの時間を要する。対策を実行するまでの間に混雑地点への人の流入が続くことで、混雑を検知したときよりも状況は悪化してしまう。事故を未然に防ぐためには、混雑の発生を検知するのではなく、事前に混雑発生リスクを予測し、混雑が大きくなる前に適切な対策を実施することが重要となる。

混雑の発生を予測するために、乗り換え案内サービスの利用ログを用いる手法が提案されている [坪内 17]。サービスユーザの予定情報をもとに、駅やイベント会場といった粒度での混雑の発生の予測を可能としているが、雑踏事故を防ぐためには道路単位での混雑の予測が課題となる。イベント会場で得られた計測データをもとに、会場内での混雑予測を行う手法も提案されている [Ueda 16]。この手法はイベント会場内を人々が自由に行動する状況で、人々が特定のエリアに集中することで混雑する事象を対象としている。このような状況も危険性があるが、混雑による事故の発生が特に危惧されるのは、大多数の人々が一斉に目的地に移動するような状況である。このような群集行動を再現するために用いられるのがマルチエージェントシミュレータである [Castle 11, 犬飼 05, 山下 15]。マルチエージェントシミュレータでは、出発地から目的地までルールに従い移動するエージェントとして、歩行者の挙動を計算機上で模擬する。事前にイベント当日の様子をシミュレーションすることで、混雑の予測を行うことができる。

一般的にマルチエージェントシミュレータは、様々なシミュレーションパラメータを設定することで多様な現象を再現することができるため、目的とする事象の再現を行うための適切なパラメータを設定する必要がある。このシミュレーションパラメータを、実際に計測したデータから推定する技術が考案されており、これをデータ同化という [Law 15, Sudo 16]。過去に似たようなイベントを実施した際の情報があれば、データ同化により推定したパラメータをもとに、過去イベントとの差分を調整したシミュレーションを行うことで、精度の良い予測結果を得られることが期待できる。しかし、例えば新しく建設されたイベント会場を使用する場合などでは、データ同化に利用できる過去の情報は存在しない。このような状況では、イベント当日にリアルタイムに得られる情報

図 1 人流予測システム出力画面イメージ

の活用が重要である。

本研究では、大多数の人々が一斉に目的地に移動する状況において、混雑が危険な状態になる前に対策を打つことを目的とした人流予測に取り組む。人流の予測にはマルチエージェントシミュレータを用い、当日得られた観測情報を即時に取り込むことで、シミュレーションの精度を高めるデータ同化を行う。リアルタイムなデータ同化の実現のために、我々は、短時間で処理を行うためのオンラインデータ同化手法を提案する。提案手法では、事前に大量のシミュレーション結果を保持しておき、観測情報と最も近いシミュレーションのパラメータの周辺を探索することで効率的に再現精度の高いシミュレーションのパラメータ推定を行う。さらに、提案手法により精度を高めたシミュレーション結果から、混雑の発生を事前に把握することを目的とした人流予測システムを開発した。このシステムにより、事前に観測データの収集をすることができない初めてのイベントや、事前の想定と異なるような人の流れが発生した場合においても、混雑を事前に予測し、リスクを早期に把握することで、混雑による事故を未然に防ぐための対策を打つことが可能となる。以降、提案手法の詳細な説明を行い、実際の大規模イベントで計測したデータを使った評価実験について述べる。

2. 人流予測システム

本章では、データ同化手法を組み込んだ人流予測システムについて述べる。人流予測システムは、イベント運営者や警備監督者がシミュレーション結果から、混雑の発生を事前に把握することを目的として開発したシステムである (図 1)。まずシステムで用いるマルチエージェントシミュレータについて述べ、次に計測データを短時間のうちにシミュレーションに取り込むためのオンライ

ンデータ同化手法について詳細に述べる。最後に、リアルタイムに予測を行うための処理手順について述べる。

2.1 マルチエージェントシミュレータ

マルチエージェントシミュレーションとは、相互に影響する複数のエージェントによる集団現象を再現するための手法である。人流予測システムにおいて使用する歩行者シミュレータは、印南ら [印南 12] の提案したネットワーク歩行型のマルチエージェントモデルをベースに、独自に開発したものである。移動する歩行者がエージェントとなり、リンクとノードで構成される一次元の歩行路ネットワーク上を始点 (Origin) から終点 (Destination) に向かって移動する。エージェント間には道の混雑状況を介して相互作用が働き、エージェントの前方群集密度に反比例して歩行速度が減衰する。歩行速度と周辺の群集密度の関係について、いくつかのモデルが提案されているが [山下 14]、本研究では印南らのモデルと同様なものを利用した。

シミュレーションでは一定の時間刻みでエージェントの挙動の更新を行う。この時間刻みをステップと呼び、1ステップを現実世界の1秒に対応付けてエージェント情報の更新を行う。

我々が使用するシミュレータのパラメータは主に、エージェントパラメータと環境パラメータの2つからなる。エージェントパラメータは、個々のエージェントごとに設定を行い、エージェントごとに始点と目的地 (Origin and Destination, 以下 OD と略す) や発生時刻、経由地、基本歩行速度の項目を持つ。二つ目はエージェントに共通するパラメータであり、道路ネットワーク情報の他に、駅やイベントの会場の各収容人数や、階段や信号の歩行制御パラメータなどである。これらのパラメータを用いて、大規模なイベントなど多くの人が集まる場での群集行動を想定したシミュレーションを可能としている。

2.2 オンラインデータ同化

オンラインデータ同化は、リアルタイムに得られた観測データをシミュレーションモデルに取り込み、実際の観測データをよく説明できるシミュレーションパラメータを推定することで、シミュレーション精度の改善を図る手法である。本研究では、イベント終了後に人々が会場から近隣の公共交通機関の施設まで移動する短い時間に着目しているため、オンラインデータ同化の処理は数分以内に完了させる必要がある。そこで提案法では、事前に複数のパラメータパターンによるシミュレーションを実行し、観測データと最も近いパターンのシミュレーションをリアルタイムに探索する。以下で具体的に、事前に行う準備処理と2つの探索処理について説明する。

事前準備処理

シミュレーションのパラメータ空間 $\mathcal{P}$ から、探索パラメータ空間 $\mathcal{S}(\in \mathcal{P})$ を抽出し、パラメータ $\theta(\in \mathcal{S})$ を変え

ることで様々なシミュレーションを行う。ここで、 θ は事前に確定することが困難なエージェントの挙動などのパラメータベクトルである。各シミュレーション結果と観測値を比較するために、シミュレーション内での観測再現値 $\hat{X} = f(\theta)$ を事前に用意する。

最近傍探索処理

実観測データ $X = \{x_{it} \in \mathbb{R}^{I \times T_{\text{obs}}}\}$ とシミュレーション結果 $\hat{X} = \{\hat{x}_{it} \in \mathbb{R}^{I \times T_{\text{sim}}}\}$ に対して最近傍探索を行い、時刻 t において残差平方和 (Residual Sum of Squares, 以下 RSS と略す) が最も小さくなるシミュレーションのパラメータ θ_t^* をリアルタイムに抽出する。

$$\theta_t^* = \arg \min_{\theta \in \mathcal{S}} \text{RSS}(X, f(\theta)) \quad (1)$$

ここで RSS は

$$\begin{aligned} \text{RSS}(X, f(\theta)) &= \sum_{i \in I} \sum_{t \in T} (x_{it} - f(\theta))^2 \\ &= \sum_{i \in I} \sum_{t \in T} (x_{it} - \hat{x}_{it})^2 \end{aligned} \quad (2)$$

ここで、観測地点集合を I 、RSS の評価対象となる時刻集合を T 、時刻 t までに得られた観測時刻集合を T_{obs} 、シミュレーション結果が得られている時刻集合を T_{sim} とし、時刻 t でのデータ同化処理には観測とシミュレーション双方のデータが得られている時刻集合 T_d の情報を用いて RSS を求める。これらの計算に用いた時間変数を図2に視覚的に示す。このようにして、実際の人の流れにより近いシミュレーションのパラメータ θ_t^* を得る。

より誤差 (RSS) の小さい出力を得ようとする、事前に実行しておくシミュレーションは多いほうが望ましい。しかし、事前に用意するシミュレーション数を増やすことにより、最近傍探索での処理時間や、シミュレーション結果を保存するために必要なストレージ容量が増えてしまう。そこで、最近傍探索ではある程度大域的な最適パラメータの探索を行い、抽出したパラメータの周辺の探索を重点的に行う局所探索を実施する。

局所探索処理

局所探索処理では、最近傍探索で求めたパラメータ θ_t^* の周辺のパラメータを用いて新たにシミュレーションを実行し、より誤差の小さいシミュレーションパラメータの探索を行う。全てのパラメータに、最近傍探索での探索粒度より細かな変更を加えた組み合わせを網羅的に探索することが望ましいが、短時間のうちに実施することは難しい。そこで、 θ_t^* に対して、平均0、分散 σ^2 の正規分布に従って発生させた正規乱数 $\epsilon(\in \mathcal{P}) \sim N(0, \sigma^2)$ をのせることで新しいシミュレーションパラメータ θ_t^{new} を確率的に生成し、時間内に実行可能な回数の試行を行う。

$$\theta_t^{\text{new}} = \theta_t^* + \epsilon \quad (3)$$

図2 オンラインデータ同化処理によって出力されるシミュレーション結果と観測値の比較図、および処理における時間変数の説明

このように複数の新しいパラメータ θ_t^{new} を生成し、新しいシミュレーション結果 $f(\theta_t^{\text{new}})$ を得る。最終的には、 θ_t^{new} を含むシミュレーション結果から、

$$\theta_t^{\text{best}} = \min(\text{RSS}(\mathbf{X}, f(\theta_t^{\text{new}})), \text{RSS}(\mathbf{X}, f(\theta_t^*)) \quad (4)$$

を求め、時刻 t において最も誤差の小さいシミュレーションを得る。このようにして求めたシミュレーション結果のうち、まだ観測できていない予測時刻集合 T_f のシミュレーション結果 $\hat{\mathbf{X}}_f = \{\hat{x}_{it} \in \mathbb{R}^{I \times T_f}\}$ が予測結果となる。

2.3 予測システムでの処理手順

観測データを収集し、オンラインデータ同化処理によって得られた未来時刻の予測を含むシミュレーション結果を提示する、人流予測システムを構築する。最新の観測データが一定量集まるごとに、最近傍探索と局所探索を1回のデータ同化処理として実行し、シミュレーション結果の更新を行う(図3)。このときシミュレーションの対象期間となる T_{sim} は一定であるため、時刻 t が進むほどデータ同化に使う T_d が大きくなり、予測時刻集合 T_f は小さくなる。これにより、シミュレーションは更新するたびに精度が高いものに置き換わることが期待される。

リアルタイムに予測を行うシステムでは、精度とともに処理時間にも注意をする必要があり、処理時間をかけて精度を高めても結果が出るころには予測結果としての価値は低くなってしまふ。最近傍探索処理では毎回 RSS の算出を行うが、これから計算を行う T_d が、1つ前のデータ同化処理での T_d と重複する場合には、その差分のみ計算を行う。これにより、時刻の経過により T_d が大きくなったとしても、処理時間が増加してしまうことを防ぐことができる。また、予測システムでは局所探索結果をまたず、最近傍探索結果 $f(\theta_t^*)$ が出た時点で結果を

図3 予測システムでのデータ同化処理手順

出力する。その後、局所探索の結果が最近傍探索の結果を更新するようであればさらに $f(\theta_t^{\text{best}})$ を出力する。

提案システムでは、各時刻でのデータ同化処理の結果は再利用せず、次のデータ同化処理には影響を与えない。これは、急激に人の流れが変わるような状況に追従し、現実世界とシミュレーションが大きく乖離してしまうことを防ぐためである。局所探索処理で得られた新しいパラメータ θ_t^{new} やシミュレーション結果は、再利用することでより再現度の高いシミュレーションとなる可能性があるが、システムの運用時間が長くなるほど計算量や結果の保存領域が増加してしまうため、これも棄却する。

3. 実験

提案システムの妥当性を検証するため、実際の大規模なイベントにおいて計測された人の流れのデータでの実験を行った。実験は、イベント終了後に参加者が会場から一斉に移動する様子を対象とする。まず実験の準備として行った事前のシミュレーションの作成について述べ、次に予測システムの設定について述べる。そしてイベントでの実人流の計測について説明し、最後に得られた計測データを使って行った評価実験について述べる。

3.1 事前シミュレーションの作成

2.2 節で述べたデータ同化処理に用いる事前のシミュレーションの作成を行った。シミュレーションにおける歩行経路ネットワークの設定は図4のとおりである。各エージェントは、それぞれ4か所の会場出口を始点とし、4か所の目的地に向かって移動する。4か所の目的地のうち、「Goal 1」と「Goal 2」は最寄の鉄道駅であり、事前の調査により大半が主要な最寄駅である「Goal 1」へと向かうことがわかっている。「Goal 3」と「Goal 4」は近隣の商業施設であり、「Goal 4」を目的地とするエージェ

図4 シミュレーションにおける歩行経路ネットワーク

ントは複数ある出入口のうち一番近い出入口を利用する。

シミュレーションを実行するにあたり、シミュレーションのパラメータ空間 $\mathcal{P}$ から、探索パラメータ空間 $\mathcal{S} (\in \mathcal{P})$ の抽出を行った。探索パラメータ空間 $\mathcal{S}$ を抽出するため、シミュレーションパラメータのうち、事前に確定することが難しく、シミュレーション結果への影響が大きい複数のパラメータの選択を行った。表1に探索対象となるパラメータ項目と生成パターン数を示す。

パラメータのうち、エージェントパラメータに属するパラメータ項目は、個々のエージェントごとに設定する必要があるが、エージェント数が多い場合、それぞれ個別にパラメータを設定することは現実的ではない。そこで、個々のエージェントに与えるパラメータを生成する分布を与え、生成分布のもつパラメータを探索パラメータとした。エージェントの発生時刻を生成するための分布モデルは、一般的な大規模イベントでの退場を想定し、図5のとおりとした。この分布モデルは「ピーク到達時刻」と「ピーク時通過人数」の2つのモデルパラメータを持ち、これを探索対象のパラメータ項目とした。また、各エージェントの経路（ODと経路地の組み合わせ）については、設定した経路選択割合にしたがって生成し、この経路選択割合をパラメータ項目とした。

このようにして、エージェントパラメータを50,000パターン生成し、環境パラメータ4パターンと掛け合わせることで、200,000通りのパラメータ $\theta (\in \mathcal{S})$ を生成した。このパラメータ θ を使って、シミュレーション内での観測再現値 $\hat{\mathbf{X}} = f(\theta)$ を事前に用意した。シミュレーションは、0ステップ目をイベント終了時刻とし、イベント参加者全員が目的地にたどり着くまでに十分な時間として1時間分、つまり3,600ステップまでを実行した。

図5 歩行者エージェントの発生分布モデル

3.2 人流予測システムの設定

事前の準備段階では未確定であったが、システムを稼働させる時点では確定している項目について設定を行う。まず、実際のイベント終了時刻の設定を行う。事前に作成したシミュレーションは、イベントが終了した時点からの人の流れを対象としている。データ同化の際に観測データと比較するためにはシミュレーションの0ステップ目をイベント終了時刻と合わせる必要があり、当日、実際のイベントが終了したことを確認したのちに動的に設定を行った。

次に、イベント終了時点での交通機関の乱れの有無やイベント来場者数といった環境パラメータは、事前シミュレーションを作成する段階では不確定だったが、データ同化処理を実施する前段階において確定情報が入手可能であった。確定した情報をもとに環境パラメータをシステムに設定することで、最近傍探索対象となる事前シミュレーション数を絞り込み、最終的に最近傍探索の対象となるシミュレーション数は50,000パターンとなった。

構築した人流予測システムでは、2CPUのXeon E5-2630 v3(2.4GHz/8コア/16スレッド)、メモリ128GBの物理マシン6台を使用し、各マシン20スレッドの計算リソースをデータ同化処理に割り当てた。50,000パターンの事前シミュレーション結果に対し、 $T_d = 1$ 分の最近傍探索処理にかかる時間は約7秒程度であることから、データ同化処理は毎分実行するよう設定した。最近傍探索処理の完了後に実行する局所探索処理は、次のデータ同化処理が開始するまでに完了するよう処理時間の設定を行った。上記の設定において、毎回540個の新しいパラメータでの探索を行うことを確認した。また、新しいパラメータの生成式(3)における ϵ が従う正規分布のパラメータ σ は、 θ_t^* と、隣接する探索パラメータとの差分の半分とした。

3.3 大規模イベントでの実人流の計測

計測エリアおよび、データ同化で利用するための人流計測箇所21か所を図6に示す。退場者はイベント終了後、会場の4か所の出口から退場し、大多数は会場周辺の2か所の鉄道駅と2か所の商業施設へと一斉に向かう。一部の人が会場の周辺にとどまることもあるが、退場者全体の人数から見ると多くはなく、会場周辺の道幅は十分に広いため他の歩行者の通行の妨げにはならない。ま

表 1 事前シミュレーション作成における探索パラメータと、各項目の生成パターン数。

パラメータ種別	パラメータ項目	パターン数	説明
環境パラメータ	総人数	2	生成するエージェントの総数。
	交通機関の乱れ	2	通常時、障害時の 2 種類から設定。障害時には駅到着エージェントが電車に乗車する数が減り、駅ノードに滞留する。駅収容量を超過するとエージェントは駅ノードに到達できなくなる。
エージェントパラメータ	経路選択割合	16	エージェントが利用する経路の割合。経路は 16 通りの OD と 2 か所の経由地の組み合わせから 32 通り存在する。可能性が高いと思われる 16 パターンを作成した。
	ピーク到達時間	25	エージェントの発生分布モデルのパラメータ。事前に想定した各出発ノードの設定の組み合わせ 25 パターンから設定した。
	ピーク時通過人数	125	エージェントの発生分布モデルのパラメータ。事前に想定した各出発ノードの設定の組み合わせ 125 パターンから設定した。

図 6 計測エリアおよびデータ同化で利用するための人流計測箇所

た、周辺にはイベントとは無関係の歩行者もいるがこれも多くはない。21 か所の計測箇所は、会場出口から各目的地に移動する退場者が通過する主要な経路上であること、経路が分岐している場合に利用する経路の割合がわかるような地点であることを重視して選定を行った。計測は、目の前の通路の通過人数を手動でカウントすることで行った。カウントされた通過人数データは計測場所と計測時間とひも付けてサーバ上にアップロードし、1 分間ごとに集計したものをデータ同化処理の入力とした。

3.4 評価実験

提案手法を組み込んだ実験システムは、計測から予測、結果の可視化までをリアルタイムに行うものであるが、本稿での評価実験は計測したデータを用いて後日実施したものである。

データ同化に使う観測データは、21 か所すべての観測地点のデータを用いた。局所探索では、最近傍探索で選択されたシミュレーションのパラメータのうち、エージェ

ント総数および各出口からの退場流量の上限を決めるパラメータに対し正規乱数を加えることで新しいパラメータを生成した。

実験システムはイベント終了後から 3,600 秒までのシミュレーション結果を出力するが、評価の対象期間は、イベントが終了した時刻から、退場者による混雑が解消されるまでの時刻とした。これは、混雑解消後に計測された歩行者は、イベントとは無関係な人が占める割合が大きいため、この影響を避けるためである。混雑解消時刻は、最寄の主要な駅(図 4 の Goal 1)での改札前に発生する混雑行列の長さを 3 分間隔で記録し、一度伸び始めた待機行列の長さが再び 0 となった時刻とした。イベントが終了した 27 分後の観測で混雑行列の解消を確認したため、イベント終了後 0 分後から 27 分後までを評価期間とした。

4. 実験結果

評価実験の結果について述べる。まず、各観測点で観測した通過人数の時系列グラフとその合計を図 7 に示す。横軸は観測時間であり、イベント終了時間を 0 としている。縦軸は 1 分間で観測した通過人数である。合計通過人数のグラフからわかるように、退場する全体の人々の流れは、イベントが終了してから 9 分後まで急速に増加し、15 分を経過して以降徐々に減少している。個々の観測点で見ると、最大流量は 750 人/分であり、主要な最寄駅である Goal 1 へと向かう地点で観測された。また、最も退場者数の多かった会場出口である Start 1 付近の観測値を見ると、エージェントの発生分布モデル(図 5)と近い分布となっていることが確認できる。

次に、事前に作成した 50,000 パターンのシミュレーションについて、実際の観測との誤差の分布を図 8 に示す。分布図は、横軸に誤差をとったヒストグラムで表しており、誤差は評価対象となる 27 分間の観測値が全て得られた $t = 27$ 時点での RSS である。事前のシミュレ

図7 (上) 全観測地点での毎分の通過人数の合計。(下) 各観測地点での毎分の通過人数。図中緑のグラフは最も多くの人が退場した Start 1 近辺での観測値である。赤いグラフは最も多くの人が通過した Goal 1 へ向かう通路での観測値である。

図8 事前に用意した 50,000 パターンのシミュレーションの、最終的な再現誤差 ($t = 27$ における RSS) のヒストグラム

シミュレーションでは様々な人の流れの可能性が検討されており、誤差は広く分布している。また、RSS の重複しないユニークな値は 49,783 通りであり、50,000 パターンのシミュレーションの大半を区別できていることから、今回の実験で取得した計測データはデータ同化を行う上で十分な量であったといえる。提案システムでは、逐次観測したデータを使ってオンラインデータ同化を行うことにより、この中から誤差が小さいシミュレーションを早い時間に抽出することで予測を行う。

図9に、各時刻の最近傍探索処理にて出力された 17 パターンのシミュレーションについて、時刻が経過し、観測データが増えるごとに RSS が変化するように示す。縦

軸は各時刻の 50,000 パターンのシミュレーションの RSS が 0 から 1 の値になるよう正規化しており、0 となったシミュレーションがその処理時刻において出力されている。図中、赤で示したグラフは最終的な誤差が最も小さいシミュレーションである。イベント終了直後から数分間の誤差が大きく、後半にかけての誤差が小さくなっていき、 $t = 26$ 以降で出力されている。また、黒の破線で示したグラフは、各時刻での 50,000 パターン全体の RSS の平均値である。 $t = 6$ および $t = 7, 8$ で出力されたシミュレーションは、前半の誤差は小さいものの後半になるにつれ大きくなり、最終的には全体の平均よりも誤差が大きくなっている。 $t = 9$ 以降出力されたシミュレーションの最終的な誤差は、データ同化によって平均よりも良いものが抽出できていることがわかる。

図10に、各時刻の最近傍探索で出力されたシミュレーションでの予測と、実際の計測値とを比較した図を示す。横軸は計測値であり、予測実行時刻以降に各観測点で計測される人数の合計値である。縦軸はシミュレーションによる予測値であり、予測実行時刻以降の各観測点での予測値の合計値である。予測値および計測値は、計測地点ごとに分けた時系列グラフで示している。図中赤で示したグラフは、最も流量が多かった地点での結果、緑で示したグラフは最も多くの人が退場した地点の結果であり、それぞれ図7で強調した観測地点に対応づいている。それぞれのグラフにおける星印のプロットは $t = 1$ の結果であり、 $t = 27$ までの各時刻の結果をプロットしたものを示している。その他の観測地点の結果は灰色のグ

図9 事前に用意した 50,000 パターンのシミュレーションのうち、各時刻の最近傍探索処理にて出力された 17 パターンのシミュレーションの誤差の変化。縦軸は各時刻の 50,000 パターンのシミュレーションの RSS が 0 から 1 の値になるよう正規化している。

ラフで示している。提案システムの目的である、混雑の発生を事前に把握するという観点から、多くの人が通過する地点を精度良く予測できることが重要である。図より、観測人数が多い地点の予測値は大きく、少ない地点の予測値は小さく予測できており、また時刻が進むにつれて突出して誤差が大きいプロットはなくなっていることがわかる。しかし、全体的に予測値は観測値と比較して過大であり、特に混雑が収まっている時間帯では観測値に対する誤差の割合が大きい。

次に、各実行時刻でのデータ同化処理の結果を図 11 に示す。横軸はデータ同化処理の開始時刻 t であり、 $t=0$ はイベント終了時刻である。棒グラフは、各時刻 t でのデータ同化処理におけるシミュレーション結果と観測値との誤差である。データ同化処理は毎分実行しており、各時刻の左の棒グラフが最近傍探索処理の結果、右の棒グラフが局所探索処理の結果である。局所探索処理結果の誤差は、同じ条件で 100 回試行した結果の平均値である。各回のデータ同化処理にかかった処理時間はすべて 1 分以内であり、計画通り次のデータ同化処理が始まる前に完了した。

縦軸は、21 か所の観測点で得られた観測値とシミュレーション結果の RSS の合計をプロットしたものである。最近傍探索処理の結果を見ると、 $t=9$ 以降精度が大幅に改善され、出力誤差が安定していることがわかる。これは、人の流れのおおよその上限が観測データから得られたことによるものと考えられる。この結果より、提案手法の基本的なコンセプトである、最新の測定データを用いてリアルタイムにデータ同化を行うことにより、シミュ

図10 各観測地点での、最近傍探索の予測と実際の観測との比較。予測値および観測値は、予測を実行した時刻以降の合計。図中、対角に引いた実線に乗るプロットは誤差が 0 であり、破線に乗る場合には誤差が 2,000 であることを示す。

レーションの精度を向上させることが可能であることが確認できた。しかし、より多くのデータを取り込み、精度の向上が期待できる $t=18$ から $t=25$ の期間に、再び誤差が上昇している。この期間は主要駅前で混雑行列が観測された期間と一致していることから、シミュレーションでの混雑の再現精度が十分でないことが原因と考えられる。

さらに、各出力の誤差を、同化による誤差と予測による誤差の成分に分けた評価を行った。同化による誤差は、図 2 中に記載したデータ同化時刻集合 T_d に対する誤差であり、時間が経過するごとに T_d は増えていくため、同化誤差は大きくなっていく。一方予測による誤差は、評価対象期間から同化データ期間を除いた期間 T_f に対する誤差であり、時間が経過するごとに T_f が減るため、予測誤差は小さくなる。 $t=27$ の同化データ期間は評価対象期間をすべて過去データとして含むため、予測が行われていないことになる $t=27$ の最近傍探索処理の出力結果は、事前に用意したシミュレーションのなかで最も再現精度が高いものになっている。

局所探索処理の結果を見ると、全ての時刻において、同時刻の最近傍探索処理の RSS を改善していることがわかる。本システムでは同化誤差が最近傍探索より小さくなった場合のみ局所探索処理の結果を採用するため、 $t=1$ では 100 回の試行中 43 回のみの改善にとどまったが、以降の時刻では平均して最近傍探索の同化誤差より小さく、局所探索処理の改善は反映される結果となった。この結果より、提案手法によるリアルタイムな局所探索処理が、シミュレーションの精度を向上させることを確認できた。

図 11 データ同化処理で出力されたシミュレーション結果の RSS. 各時刻の左のグラフは最近傍探索処理の結果であり、右のグラフは局所探索処理の結果を示す。

今回の実験においては、 $t = 11$ から $t = 22$ までの局所探索結果は、 $t = 27$ の最近傍探索処理の出力結果を上回っており、特に、 $t = 18$ から $t = 22$ において最近傍探索処理で出力され続けたシミュレーションパターンの近傍を局所探索した結果が、最もシミュレーションの精度が高いという結果であった。

5. 考 察

実験結果に基づいて、人流予測システムの有用性について述べる。図 7 の上図を見ると、イベントが終了した直後から 8 分後までの間に全体の人の流量が急速に増加していることがわかる。このイベント終了直後の全体の人の流量の増加や、ピーク時の人の流れを予測することができれば、会場からどの程度の参加者を一気に退場させるべきかという誘導の判断に活用することができる。しかし、この短い期間はデータ同化に使用可能な観測データが比較的少ないため、データ同化処理で出力されたシミュレーションの誤差も大きい(図 11)。人流予測システムがこの人の流れを予測することは難しい。

一方で、イベント会場最寄の主要駅は多くの人が利用することで混雑が発生しており、イベントが終了してから 24 分後に混雑のピークが観測された。会場から駅までの移動時間は約 5 分程度であることから、この混雑を 5 分以上前に予測することができれば、会場の出口で退場者の流量を抑える措置をとることができ、駅前の混雑の緩和をすることができる。 $t = 9$ 以降の予測結果は、観測データを取り込むことで精度が大幅に改善されており、制御策を実行するための時間も十分であることから、これらの結果を活用することで大きな混雑を未然に防ぐことができると考えられる。しかし、現在のシステムでは、シミュレーション結果を出力するのみであり、どの時点での予測結果を利用すべきかはユーザが判断しなければ

ならない。いつ制御策を実行すべきか、また、制御策を実行によって、どの程度の効果が見込めるかについてまでユーザに提示できれば、より実用性が向上すると考えられ、これは今後取り組むべき課題である。

6. お わ り に

本研究では、イベント当日に計測する通過人数データをリアルタイムに取り込み、マルチエージェントシミュレータでのシミュレーション精度を向上させるための、短時間で処理が可能なオンラインデータ同化手法を提案した。さらに、混雑の発生を予測するために提案手法を実装した人流予測システムを開発した。実際の大規模イベントで計測したデータを用いて評価実験を行い、最新の計測データをリアルタイムに取り込むことで、シミュレーションの再現精度を向上させることが確認できた。また、実用的なシステムにするため、精度を改善したシミュレーション結果を提示するだけでなく、いつどのような制御策を実施することで混雑の発生を抑制できるかユーザに提示することも今後の課題である。

◇ 参 考 文 献 ◇

- [明石市 02] “明石市民夏まつり事故調査報告書” (online), <https://www.city.akashi.lg.jp/anzen/an shin/bosai/kikikanri/jikochosa/> (2002)
- [Castle 11] Castle, C., Waterson, N., Pellissier, E., and Le Bail, S.: “A comparison of grid-based and continuous space pedestrian modelling software: Analysis of two uk train stations”, In: Pedestrian and Evacuation Dynamics, pp. 433–446, Springer (2011)
- [印南 12] 印南 潤二, 正垣 隆祥, 筑 文彦, 福井 潔, 山田 武志: “群集シミュレーション手法を活用した大規模ターミナル駅周辺の避難誘導情報の施策検討”, 土木計画学研究, Vol.45, pp.8 (2012)
- [犬飼 05] 犬飼洋平, 小国健二, 堀宗郎: “計測に基づく避難行動マルチエージェントシミュレータの開発”, 応用力学論文集, Vol.8, pp.629-636 (2005)
- [Law 15] Law, K., Stuart, A. and Zygalakis, K.: “Data Assimilation:

A Mathematical Introduction”, Springer, Cham (2015)

- [森本 15] 森本哲郎, 白浜勝太, 上善恒雄: “Wi-Fi パケットセンサを用いた人流・交通流解析の手法”, 第 14 回情報科学技術フォーラム (FIT2015) 一般講演論文集, Vol.14, No.4, pp.505-511 (2015)
- [長尾 17] 長尾晃貴, 柳澤大地, 西成活裕: “ウェーブレット変換と機械学習を用いた雑踏密度の推定”, 第 23 回 交通流のシミュレーションシンポジウム論文集, pp.87-90 (2017)
- [中村 04] 中村克行, 趙奔菁, 柴崎亮介, 坂本圭司, 大鋸朋生, 鈴川尚毅: “マルチレーザスキャナを用いた通行人数の自動計測”, 第 3 回情報科学技術フォーラム (FIT2004) 一般講演論文集, Vol.3, No.3, pp.195-196 (2004)
- [西村 14] 西村友洋, 樋口雄大, 山口弘純, 東野輝夫: “スマートフォンを活用した屋内環境における混雑センシング”, 情報処理学会論文誌, Vol.55, No.12, pp.2511-2523(2014)
- [佐藤 18] 佐藤大祐, 美原義行, 佐藤吉秀, 田中悠介, 宮本勝, 佐久間聡: “BLE ビーコンを利用した混雑度可視化サービス”, 情報処理学会論文誌 コンシューマデバイスアンドシステム, Vol.8, No.1, pp.1-10 (2018)
- [Sudo 16] Sudo, A., Kashiyama, T., Yabe, T., Kanasugi, H., Song, X., Higuchi, T., Nakano, S., Saito, M. and Sekimoto, Y.: “Particle filter for real-time human mobility prediction following unprecedented disaster”, ACM SIGSPATIAL(2016)
- [東京都 16] 東京都オリンピックパラリンピック準備局: “東京 2020 オリンピック・パラリンピック競技大会フォローアップ計画書 (新国立競技場 (オリンピックスタジアム))”, https://www.2020games.metro.tokyo.jp/followupkeikaku_olympicstadium_all.pdf (2016)
- [坪内 17] 坪内考太, 下坂正倫, 小西達也, 丸山三喜也, 山下達雄: “乗り換え案内データを用いた未来の混雑予測の研究”, 人工知能学会全国大会講演集, 4I1-4in1 (2017)
- [Ueda 16] Ueda, N. and Naya, F.: “Spatio-temporal multidimensional collective data analysis for providing comfortable living anytime and anywhere”, APSIPA Transactions on Signal and Information Processing, Vol. 7, No. 4(2018)
- [山下 14] 山下倫央, 大西正輝: “オリンピックにおける人の流れの解析”, オリンピックのための情報処理特集, 情報処理, Vol.55, No.11, pp.1189-1195 (2014)
- [山下 15] 山下倫央, 岩田敦之, 宮部真衣, 荒牧英治: “IT を活用した群集流動における安全安心の実現に関する実証的研究”, 日工組社会安全研究財団 2015 年度一般研究助成研究報告書 (2015)

[担当委員: 服部 宏充]

2018 年 11 月 30 日 受理

著者紹介

佐藤 大祐 (正会員)

2007 年早稲田大学理工学部機械工学科卒業。2009 年同大学院創造理工学研究科総合機械工学専攻修士課程修了。同年日本電信電話株式会社入社。NTT サービスエボリューション研究所にて、機械学習を用いた地理情報サービスの研究開発に従事。情報処理学会会員。

松林 達史

2000 年京都大学理学部物理学科卒業。2002 年 10 月より 2 年半 理化学研究所非常勤研究員。2005 年東京工業大学大学院理工学研究科地球惑星科学専攻博士課程修了。同年、日本電信電話株式会社入社。以来、NTT コミュニケーション科学基礎研究所、NTT サービスエボリューション研究所にて、グラフ可視化および機械学習の研究開発に従事。博士 (理学)。情報処理学会会員。

足立 貴行

1995 年九州工業大学情報工学部知能情報工学科卒業。1997 年同大学院情報工学研究科情報科学専攻修士課程修了。同年、日本電信電話株式会社入社。NTT サービスエボリューション研究所にて、人流計測・予測技術の研究に従事。情報処理学会会員。

田中 悠介

2006 年京都大学工学部電気電子システム科卒業。2008 年同大学院情報科学研究科修士課程修了。同年、西日本電信電話株式会社入社。2015 年より日本電信電話株式会社に転籍。以来、人流計測・予測技術の研究に従事。2019 年 7 月より西日本電信電話株式会社に転籍。

大井 伸哉

1996 年大阪大学理学部物理学科卒業。1998 年同大学院理学研究科物理学専攻修士課程修了。同年日本電信電話株式会社入社。2017 年より NTT サービスエボリューション研究所にて、人流予測・最適化技術、データ価値化に関する研究開発に従事。

長野 翔一

NTT レゾナント (株) 所属。2007 年慶應義塾大学大学院政策メディア研究科修士課程修了。同年 NTT 入社。2018 年 NTT レゾナント (株) へ転籍。現在に至る。ソフトウェア工学、映像配信、データマイニングの研究開発に従事。

六藤 雄一

1998 年東北大学工学部電気情報物理工学科卒業。2000 年同大学院情報科学研究科修士課程修了。同年、日本電信電話株式会社入社。NTT サービスエボリューション研究所にて、人流計測・予測技術の研究開発に従事。現在、エヌ・ティ・ティ・ブロードバンドプラットフォーム株式会社。

塩原 寿子

1990 年大阪大学理学部物理学科卒業。1992 年同大学院理学研究科博士前期課程修了。同年、日本電信電話株式会社入社。以来、データ可視化やデータマイニングなどの研究開発に従事。現在、NTT アドバンステクノロジー社。情報処理学会会員。

宮本 勝

1995 年早稲田大学理工学部経営システム工学科卒業。1997 年同大学院理工学研究科経営システム工学科修士課程修了。同年、日本電信電話株式会社入社。NTT ヒューマンインタフェース研究所、NTT 研究企画部門、NTT サービスエボリューション研究所にて、ユーザエクスペリエンス、データサイエンスに関する研究開発およびプロデュース活動に従事。電子情報通信学会会員。

戸田 浩之

1997 年名古屋大学工学部材料プロセス工学科卒業。1999 年同大学院工学研究科材料プロセス工学専攻博士課程前期課程修了。同年、日本電信電話株式会社入社。2007 年筑波大学大学院システム情報工学研究科コンピュータサイエンス専攻博士後期課程修了。博士 (工学)。情報検索、データマイニングの研究に従事。現在、NTT サービスエボリューション研究所主幹研究員。電子情報通信学会、情報処理学会、日本データベース学会、ACM 各会員。