The 32nd Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 2018

時間遅れを考慮した経路別通行人数の推定

Estimation of people flow considering time delay

清武　寛　Hiroshi Kiyotake
幸島　匡宏　Masahiro Kohjima
松林　達史　Tatsushi Matsubayashi
戸田　浩之　Hiroyuki Toda

NTT サービスエボリューション研究所
NTT Service Evolution Laboratories

It is important to make a security plan in advance for safe operation. Recently, to make a detailed security plan and to reproduce the flow of the real world crowd, Multi Agent Simulator (MAS) is widely used. In order to reproduce the crowd flow on MAS, the route (start time, start, and goal) of each agent is necessary to estimate. In this paper, we propose a estimation method based on the Bayesian Optimization. Using two real world observed data, we show the data assimilation results. By considering a multi time window to the optimization, the error of estimation caused by the time delay of observation is decreased.

1. はじめに

人気アーティストのライブや，スポーツイベントなど，入退場に多数の人の移動が伴うイベントにおいて，安全な運営を実現するためには事前の警備計画の策定が重要である．通常，警備計画は，来場する群衆の移動を想定し策定される．例えば，2020 年に開催予定であるオリンピック・パラリンピックでは，新国立競技場（オリンピックスタジアム）の設立とともに，周辺複数の駅からの歩行者移動経路を想定して，安全なアクセス環境の計画立案を進めている [14]．また，群衆行動の想定には過去の知見のみならず，類似イベントによる調査も重要視されており，新国立競技場では移動経路上における群衆行動のリハーサルも計画されている [4].

近年，このような事前計画の策定に，Multi-Agent Simulation(以下 MAS と略す) が用いられている．MAS は，各エージェントがいつ，どこから，どこに向かうかという時間帯ごとの移動経路別の通行人数を入力することで，エージェント間の相互作用を考慮しながら群衆行動の様子を再現する．MAS を用いて，様々なシチュエーションでの群衆行動の分析を実施することで，誘導計画や歩行者路の道幅確保などの警備計画の策定に役立てられている [3, 9, 10, 12]．しかしながら，計画策定を正しく行うには，MAS 上での群衆行動の再現が現実に即したものである必要である．そのため現実の群衆行動を観測し MAS に反映するアプローチが検討されている [1, 11, 13].

現実の群衆行動の計測には，GPS 等の測位機能を持ったデバイスを人々が持つ方法の他，カメラやレーザセンサなど環境に設置されたデバイスによる計測方法がある．しかしながら，GPS 等の利用による移動経路計測では，イベント参加者全員の軌跡を取ることは困難であり，カメラの人物特定による軌跡追随はプライバシー保護の観点から活用は難しい．また，レーザセンサの重畳計測による移動経路追跡手法 [5] もあるが，屋外での広域計測は困難である．それゆえ，現実的には，道路等に定点に設置されたカメラで計測できる局所的な通過人数を活用することになる．しかし，この手段で計測できる情報では，MAS の入力に必要な時間帯ごとの移動経路別の通行人数とは乖離がある．

本稿では，大規模イベントにおいて会場と周辺駅との間を群衆が移動する状況等を対象に，定点で局所的に観測された通過人数から，観測値との誤差が小さくなるような時間帯ごとの移動経路別の通行人数を推定する．これにより，現実に即した形で群衆行動を MAS 上に再現する事が可能となる．

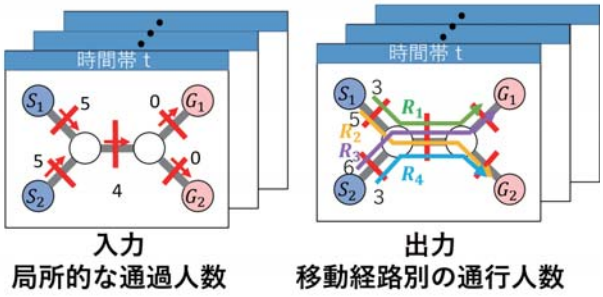

図 1: タスクの入出力例

各時間帯の通過人数の誤差を小さくするように推定するためには，複数の時間帯でユーザが観測されること (時間遅れ) を考慮しなければならない．そのためには，混雑時の速度低下等の他のユーザからの影響による移動時間を考慮する必要がある．ユーザ間の相互作用による移動時間を考慮するため，本稿では MAS を用いた推定方法のフレームワークを提案する．提案フレームワークでは，MAS の実行と通過人数の誤差が減少する可能性がある経路別通行人数の探索を交互に行うことで，時間帯ごとの経路別通行人数を更新しながら逐次的に推定を行う．また移動に時間がかかる混雑時の推定も正しく行うため，一つの時間帯の経路別通行人数の推定の際に複数時間帯の通過人数の誤差を目的関数として用いる．

手法の有効性の確認のため，本稿では実際に行われた二つのイベントデータを用いて，実際に観測された値と推定結果をもとに MAS を実行した際の MAS 上での観測結果との誤差を評価する．実験結果をもとに，既存手法に比べ平常時・混雑時ともに精度良く推定できることを示す．また，時間遅れを考慮したことの効果についても併せて述べる．

本稿では，第 2 章で同様のタスクを扱った関連研究について述べ，本研究の貢献を明確にする．第 3 章で本稿の提案である MAS を用いた推定手法のフレームワークについて詳しく述べる．第 4 章で提案手法の有効性を実験的に検証し，第 5 章でまとめを行う．

連絡先: kiyotake.hiroshi@lab.ntt.co.jp

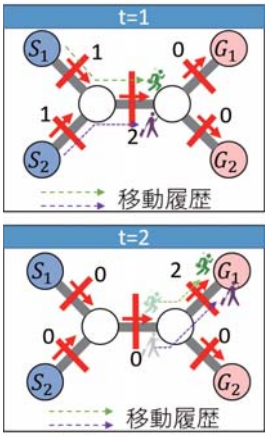

図 2: 既存手法で正しく推定できない例

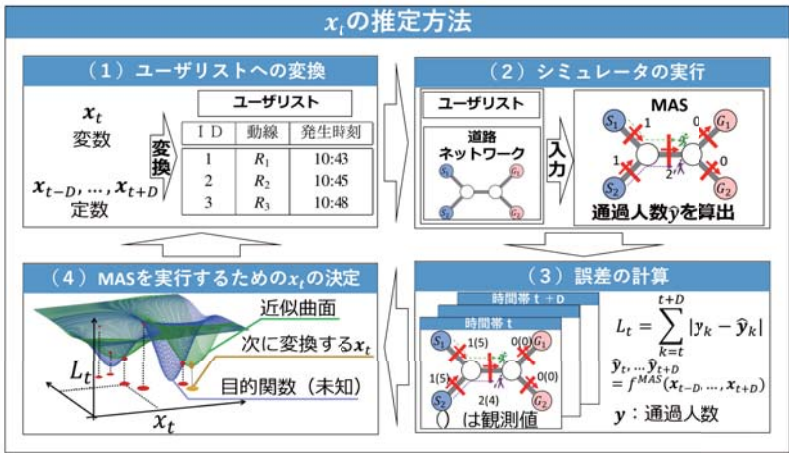

図 3: 推定方法全体図

2. 関連研究

近年，現実に観測されたデータを用いて，現実に即した MAS のパラメータを推定するデータ同化の研究が行われている [11, 13]．推定するパラメータは，各エージェントの歩行速度や出発時刻など，目的に応じてさまざまである．警備計画策定に MAS を用いる場合，各エージェントが移動する経路を変更した場合の効果検証という目的が想定される．本稿では，道路上にある複数の観測地点 j において，各時間帯 t に局所的に観測された通過人数 $\mathbf{y}_t = (y_{tj})_{j=1}^{J}$ のデータを用いて，各時間帯 t に各移動経路 R_i 上を通行開始する人数 $\mathbf{x}_t = (x_{ti})_{i=1}^{I}$ を推定するというタスクに取り組む．このタスクの入出力例を図 1 に示す．

ナイーブな解法として，各時間帯 t における目的関数を以下のように定義し，最適化することが考えられる．

$$L_t = |\mathbf{y}_t - \hat{\mathbf{y}}_t|$$

$\mathbf{y}_t$: 観測された通過人数

$\hat{\mathbf{y}}_t$: 移動経路別の通行開始人数 $\mathbf{x}_t$をもとに算出される通過人数

清水ら [11] は，通信の分野において Zhang らが提案した通信トラヒック推定モデル [8] を参考にした統計モデルを考案し，移動経路別の通行人数 $\hat{\mathbf{y}}_t$ を算出している．具体的には，各観測地点におけるにおける通過人数は，その観測地点を通過する各移動経路の通行人数の和となるため，移動経路とが各観測地点の関係を記述した行列

$$A_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{移動経路 } R_i \text{が観測地点 } j \text{ を通過する場合} \\ 0 & \text{その他} \end{cases}$$

を用いて，各時間帯の各観測地点の通過人数 $\hat{\mathbf{y}}_t$ を

$$\hat{\mathbf{y}}_t = A\mathbf{x}_t, \qquad t = 1, 2, \dots, T$$

として算出する．統計モデルを用いた手法では，モデルが MAS を正しく表現できていない場合，推定結果をもとに MAS を実行したとしても誤差が大きくなってしまう．エージェントが経路を通行する際，出発から到着まで移動時間がかかるが，清水らの手法では移動時間を考慮せず，出発時間帯内で到着することを想定している．そのため移動が複数時間帯にまたがる場合に推定誤差が大きくなってしまう．例えば図 2 のように，S1 から G1 への移動経路を通るエージェント，S2 から G1 への移動経路を通るエージェントの二人が存在し，両者とも $t = 1$ では目的地に到着せず，$t = 2$ において目的地である G1 へ到着している場合を考える．既存手法では時間帯 $t = 1$ 内で到着することを仮定するため，正しい移動経路を推定した場合と，一方が S1 から G2，他方が S2 から G2 という誤った経路を推定した場合の誤差が同じになるため，誤った推定を行う可能性がある．

一般的に MAS は，エージェント間の相互作用による速度低下なども考慮して開発されるため，パケットのように瞬時に移動することを前提とした統計モデルを用いて表現することは難しい．そのため，本稿ではエージェントの移動時間を考慮しながら経路別の移動人数を推定する手法を提案する．

3. 提案手法

第 2 章で述べた通り，統計モデルを用いた手法では，エージェントの移動時間や相互作用などを考慮することが困難である．そこで我々は，エージェントの移動時間を考慮することを目的とし，MAS を活用して，局所的な地点での通過人数から，経路別の移動人数を推定する手法を提案する．

本章では，まず MAS を用いて経路別移動人数を推定するフレームワークを提案する．そして，複数時間帯で観測される時間遅れを考慮した推定のための目的関数を提案する．

3.1 推定方法

本提案手法では，以下の 4 つのステップを繰り返すことにより，各時間帯 t における移動経路別の通行人数を推定する．推定方法の全体図を図 3 に示す．

(1) ユーザリストへの変換：シミュレータを実行するためにエージェントがいつ，どこからどこへ向かうのかを記述したユーザリストを作成する．変数である時間帯 t における経路別の移動人数である $\mathbf{x}_t$ と定数である $\mathbf{x}_{t-D}, \cdots, \mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{x}_{t+1}, \cdots, \mathbf{x}_{t+D}$ をもとに出発時刻，移動経路の組み合わせを生成する．

(2) シミュレータの実行：(1) で作成したユーザリストをもとに，シミュレーションを実行する．この際，現実との観測地点と同じ場所においてエージェントが通過した人数を出力する．

(3) 誤差の計算：(2) で出力された各観測地点におけるエージェントの通過人数をもとに，実際に観測した通過人数との誤差 L_t を計算する．この誤差の式を目的関数とする．詳細は 3.2 節で述べる．

図 4: 早稲田大学周辺マップ

図 5: 新宿駅付近マップ

(4) 次に実行する $\mathbf{x}_t$ の決定：次に実行するユーザリストを作成するための $\mathbf{x}_t$ の決定には，メタヒューリスティックス最適化手法の一つである，ベイズ最適化 [7] を用いる．ベイズ最適化は，これまで得られた移動経路別の通行人数 $\mathbf{x}_t$ と誤差 L_t の組 $S = \{(\mathbf{x}_t, L_t)|n = 1, 2, \ldots, N\}$ をもとに $\mathbf{x}_t$ と L_t の関係式をガウス過程 [6] によって近似し，誤差が小さくなる可能性が高い移動経路別の通行開始人数 $\mathbf{x}_t$ を探索し，出力する．この $\mathbf{x}_t$ を (1) ユーザリストの作成の際に用いる．

上の (1) から (4) までを繰り返すことにより，一つの時間帯 t に出発する移動経路別の通行開始人数 $\mathbf{x}_t$ を推定する．$\mathbf{x}_t$ の推定には前後の時間帯 $t - D \sim t + D$ に出発するエージェントも影響を与えるため，$\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \cdots$ と推定を終了したのち，さらに複数周回同様の推定を繰り返し，推定精度を向上させる．

3.2 目的関数

次に，推定方法 (3) で用いる，エージェントが複数時間帯で観測されることを考慮した目的関数を提案する．図 2 の例の場合では，時間帯 $t = 1$ に出発するすべてのエージェントが到着する，$t = 2$ までの観測値を用いれば，実際に MAS を実行した際に誤差が 0 となる経路別の通行人数を推定することができる．提案手法では時間帯 t における経路別の通行開始人数 $\mathbf{x}_t$ を推定するために，時間帯 t に発出発したエージェントが到着までにかかる時間帯の最大個数（時間遅れ定数）D を導入し，以下の目的関数を最適化する．

$$L_t = \sum_{k=t}^{t+D} |\mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{y}}_k|$$

また，MAS 上における各時間帯の各観測地点の通過人数 $\hat{\mathbf{y}}_t$ は以下のように算出する．

$$\begin{aligned}
&\hat{\mathbf{y}}_t, \cdots, \hat{\mathbf{y}}_{t+D} \\
&\quad = f^{MAS}(\mathbf{x}_{t-D}, \cdots, , \mathbf{x}_t, \cdots, \mathbf{x}_{t+D}), \qquad t = 1, 2, \ldots, T \\
&\quad \mathbf{x}_t\text{: 変数} \\
&\quad \mathbf{x}_{t-D}, \cdots, \mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{x}_{t+1}, \cdots, \mathbf{x}_{t+D}\text{: 定数}
\end{aligned}$$

ここで，$\hat{\mathbf{y}}_t, , \cdots, \hat{\mathbf{y}}_{t+D}$ には時間帯 t に出発するエージェントだけではなく，時間帯 $t - D, \ldots, t - 1, t + 1, \ldots, t + D$ に出発するエージェントも影響を与えるため，$\mathbf{x}_{t-D}, \cdots, \mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{x}_{t+1}, \cdots, \mathbf{x}_{t+D}$ は定数として入力する．

4. 評価実験

本章では，複数のイベントにおいて観測したデータに提案手法を適応することで手法の有効性を検証する．まず初めに実験に用いたシミュレータ，観測したイベントデータ，評価指標値などの実験設定について述べる．その後，提案手法に用いる時間遅れ定数 D を決定するための事前分析を行う．最後に，本手法の性能を評価するための実験を行い，考察を述べる．

4.1 実験設定

MAS：本稿では，我々が独自で開発している MAS[2] を用いる．この MAS はエージェントの出発時刻，移動する移動経路を記述したユーザリストとエージェントが動く道路ネットワークを入力することで動作する．各時間帯 t における移動経路別の通行人数 $\mathbf{x}_t$ をもとに各エージェントの発生時刻，通行する経路を決定し，ユーザリストに記述する．また，道路ネットワークは，ノードと幅を持ったエッジから構成される．各エージェントはユーザリストに記述された経路上を出発地から目的地まで最短距離の経路で行動する．MAS はシミュレーション終了後に，エージェントが観測地点のノードを通過した時間を出力する．その値をもとにシミュレーション上の時間帯ごとの通過人数 $\hat{\mathbf{y}}_t$ を出力する．

イベントデータ：実験用のデータには，早稲田祭 2016*1 と YOYOGI CANDLE 2020*2 という二つのイベント時に複数の観測地点において目視で観測された通過人数のデータを用いる．どちらのイベントも大規模な移動が伴うイベントであるため，本手法の有効性の確認に適していると考えられる．会場周辺地図と観測場所のマップを図 4，図 5 に示す．マップ上にあるアルファベットが書かれている場所が観測地点であり，そこから伸びる赤線を矢印方向に通過した人数が観測値となる．早稲田大学周辺においては駅と大学を結ぶ主要な道を移動経路としている．また，YOYOGI CANDLE 2020 は観覧場所にてプロジェクションマッピングを観覧するイベントであったため，観覧場所を目的地と考え，移動経路は駅やデパートと観覧場所を結ぶ道としている．それぞれのイベントの観測条件を表 1 に示す．

評価指標値：推定精度の検証のため，推定した各時間帯 t の移動経路の通行人数 $\mathbf{x}_t$ をもとに MAS を実行し，実際の観測値との比較を行う．評価指標値には，各時間帯 t に集計した観測値 $\mathbf{y}_t$ とシミュレーション上で同様に集計した観測値 $\hat{\mathbf{y}}_t$ との

*1 http://www.wasedasai.net/2016/
*2 http://www.ntt.co.jp/topics/pdf/topics_20171130.pdf

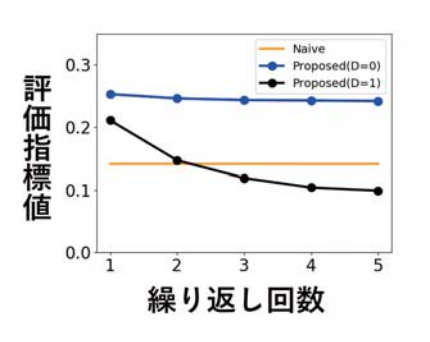

図 6: 全時間帯における精度評価

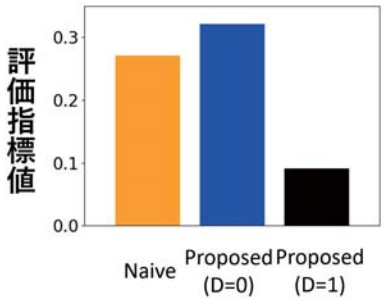

図 7: 混雑した時間帯における精度評価

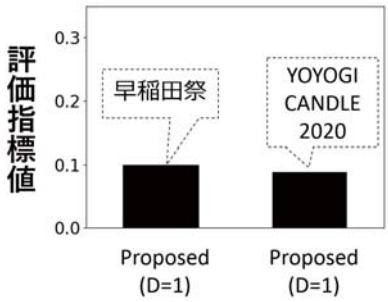

図 8: 複数データセットにおける精度評価

イベント名	早稲田祭	YOYOGI CANDLE 2020
移動経路数	24 本	26 本
観測場所数	15 箇所	28 箇所
観測時間間隔	10 分	5 分

表 1: 観測条件

標準化絶対誤差 (normalized absolute error：NAE)

$$\mathrm{NAE} = \sum_t \frac{|\mathbf{y}_t - \hat{\mathbf{y}}_t|}{|\mathbf{y}_t|}$$

を用いる．

比較手法：比較には，関連研究で述べた，統計モデルを用いた移動時間を考慮しない手法 (niave) を用いる．

4.2 時間遅れの決定

早稲田祭においては観測時間間隔が 10 分であり，移動経路の通行時間が長く見積もっても 20 分以内であると考えられるため，今回は時間遅れ定数 $D = 1$ とした．また，YOYOGI CANDLE 2020 についても同様のことが考えられるため，同じく $D = 1$ とした．

4.3 実験結果

図 6 にそれぞれの手法により推定した導線の通行人数をもとに MAS を実行した際の評価指標値を示す．実験は早稲田祭のデータを用いて実施した．横軸は推定を行った繰り返し回数である．提案手法は推定する $\mathbf{x}$ の探索問題となるため，繰り返し回数数に応じて推定精度をプロットしている．統計モデルを用いた手法は推定一度しか行わないため，繰り返し回数にかかわらず一定の値としている．図 6 からわかるように，提案手法 ($D = 1$) が最も良い推定精度となっている．既存手法と提案手法 ($D = 1$) の結果から分かるように，MAS を用いた移動時間の考慮が効果的に作用していることがわかる．また，提案手法 ($D = 0$) との比較から分かるように，移動時間を考慮したとしても例 2 で説明した問題は発生しうるため，時間遅れを考慮した目的関数を設定することが重要であることがわかる．

また，図 7 に観測時に混雑が発生した時間帯における誤差を示す．提案手法 ($D = 1$) は混雑時も精度を維持したまま推定することができている．この時間帯は早稲田祭のパレードが行われていた時間帯であり，観客の移動時間が長くなり，時間遅れの効果が顕著に表れたためだと考えられる．

図 8 に提案手法を複数データセットに用いた評価を示す．図 8 からも分かるようにイベントの実施場所や観測時間間隔によらずに，高精度な推定を行うことができている．

5. まとめ

本稿では，大人数の移動が伴う大規模イベントにおける MAS による警備計画策定のため，複数地点において観測された通過人数から，移動経路別の通行人数を推定した．推定にあたり，ユーザの移動時間を考慮する方法として，MAS を用いた推定フレームワークを提案した．また，ユーザが複数時間帯にまたがり観測される可能性があるため，時間遅れを考慮した目的関数に変更することにより高精度な推定を実現した．今後は実用化に向け，本技術を用いた実験を重ね，利用者からフィードバックをもらうことでさらなる技術改善に取り組みたい．

参考文献

[1] NEC、数万人規模の混雑度と人の流れをリアルタイムかつ高精度に予測する技術を開発～群衆行動解析技術を強化～. http://jpn.nec.com/press/201610/20161024_05.html.

[2] 時空間多次元集合データ解析技術による集団最適誘導. http://www.ntt.co.jp/journal/1707/files/JN20170724.pdf.

[3] 人の流れの計測とシミュレーションによる避難誘導方法の伝承. 人工知能学会研究会資料 SIG-KST-026-06(2015-11-13).

[4] 東京 2020 大会開催基本計画. https://tokyo2020.org/jp/games/plan/data/GFP-JP.pdf.

[5] 動線計測ソリューション. http://www.hitachi-ite.co.jp/products/o-tracking/.

[6] Carl Edward Rasmussen and Christopher KI Williams. *Gaussian process for machine learning*. MIT press, 2006.

[7] Jasper Snoek, Hugo Larochelle, and Ryan P Adams. Practical bayesian optimization of machine learning algorithms. In *Advances in neural information processing systems*, pp. 2951–2959, 2012.

[8] Yin Zhang, Matthew Roughan, Nick Duffield, and Albert Greenberg. Fast accurate computation of large-scale ip traffic matrices from link loads. In *ACM SIGMETRICS Performance Evaluation Review*, Vol. 31, pp. 206–217. ACM, 2003.

[9] 犬飼洋平, 小国健二, 堀宗朗. 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.

[10] 山下倫央, 野田五十樹. 屋外大規模イベントにおける群集規制モデルの構築, 人工知能学会全国大会 2014 (jsai2014) 予稿集. 2014.

[11] 清水仁, 大塚琢馬, 岩田具治, 澤田宏, 上田修功. 人流シミュレーションにおけるエージェントパラメータ推定. 第２０回情報的学習理論ワークショップ（IBIS2017）, 2017.

[12] 清武寛, 幸島匡宏, 松林達史, 戸田浩之. 最適制御策の効率的探索技術に関する研究. 第 31 回 人工知能学会全国大会論文集, 3N1-2in2, 2017.

[13] 川口英俊, 野田五十樹. 人流シミュレーションにおける複数の評価基準を考慮した時間別 od 表の推定. 人工知能学会全国大会論文集, Vol. 29, pp. 1–4, 2015.

[14] 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.