

歩行者交通流をリアルタイムに再現する マイクロエージェントシミュレーションシステムの開発

小宮粹史*¹ 花房比佐友*¹ 一瀬恭平*¹ 堀口良太*¹
所属*¹ 株式会社アイ・トランスポート・ラボ

人々の行動に関するデータが取得可能であるが、時空間的な集約や、計測範囲の制限、個人情報保護等により全ての人々の行動を追跡して利用することは難しい。本研究では、部分的に計測された人流データから歩行者交通流をリアルタイムに再現するため、歩行者マイクロエージェントシミュレーションに、Web カメラ画像から計測した断面歩行者交通量と、Bluetooth アドレスマッチングによる歩行者移動経路から推定した OD 交通量を入力したナウキャストモデルを構築した。本稿では街区レベルでのシミュレーション実施事例を報告する。

Development of Real-time Micro Agent Simulation for Pedestrian Flow

Tadashi Komiya*¹ Hisatomo Hanabusa*² Kyohei Ichinose*¹ Ryota Horiguchi*²
i-Transport Lab. Co., Ltd. Researcher of Development Section, Technical Department*¹
i-Transport Lab. Co., Ltd.*²

Although data on people's behavior can be obtained, it is difficult to track and use all people's behavior due to spatio-temporal aggregation, limited measurement range, and personal information protection. In this study, in order to reproduce pedestrian traffic flow in real time from partially measured human flow data, a pedestrian micro-agent simulation was used with cross-sectional pedestrian traffic measured from webcam images and OD traffic estimated from pedestrian movement routes by Bluetooth address matching. A nowcast model was constructed with these inputs.

This paper reports a case study of simulation implementation at the city block level.

Keyword: agent-based pedestrian simulation nowcast optimization

1. はじめに

都市の限られた時空間リソースを有効に活用するためには、そのリソースを利用する人々の量的な情報と、その時空間分布の偏りを把握して、平準化を図るための対策を検討する必要がある。しかしながら、活動の将来の ICT 発展を見込んでも、すべての人々の行動を追跡して、さまざまな目的で利用可能

とすることは難しいと考えられる。

このため、利用可能な条件を付託した上でサンプリングされた活動データや、都市内で部分的に観測された歩行者交通量などの総量に関するデータを、人の行動をモデル化したシミュレーションモデルにリアルタイムに入力し、データとモデルを同化させて全数での都市活動に対する需要と時空間でのリソ

ース利用状況を推定するナウキャストシミュレーションを、都市域でのマクロスケールナウキャストシミュレーションモデルを活用しながら、市街地中心部規模で実施する手法が必要となる。

本稿では、SmartCrowdの概要、自己回帰状態遷移モデルの定式化、柏の葉キャンパス駅前をケーススタディとしたシミュレーション実施事例を報告する。

2. 既往の研究

歩行者の交通量計測には、AIカメラやスマートフォンGPSを用いた人流計測手法が広く使われている。AIカメラでは撮影対象領域のみでの計測で、複数エリアでの計測にあたっては、対象者のマッチング処理が必要となり経路の特定が困難である。スマートフォンGPSでは計測対象がサービス利用者のみであったり、統計化されたデータでの利用に制限されたりする。

地点間の移動速度や経路分布の計測にはBluetoothビーコンやWiFiパケットによる計測が使われているが、街区内部での詳細な移動経路までは判別が困難であり、ビーコン電波を発する機器を所持した歩行者に計測対象が限られたサンプリングデータでもある。

人流に関するナウキャストモデルは、花房ら²⁾がマクロスケールでの広域ナウキャストモデルとして直近の滞在人口や通過交通量を基に各個人のアクティビティ需要を推定する手法について提案し都市域でのナウキャストシミュレーションモデルの構築を行っているが、街区内部での個々の歩行者の流動については対応していない。

本研究では、1画角内に設定した計測断面での方向別歩行者交通量とBluetooth/WiFiアドレスマッチングに基づく歩行者移動速度分布を同化させ、歩行者エージェントシミュレーションにより各移動経路の流動を推定することで、個々の技術の欠点を補うことを可能とする。

3. ミクロスケールのナウキャストモデル

本研究でのミクロスケールのナウキャストモデルは、駅前広場や数街区レベルでの歩行者交通を模擬し、対象エリアの状態を可視化することを目的とする。対象エリアでの歩行者の移動モデルは、歩行者エージェントシミュレーションモデル「SmartCrowd」を活用し、多数の歩行者の移動を再現できるようにする。ナウキャストの手順としては、まずマクロモデルによるエージェントモデルのうち、対象エリアに関連するアクティビティデータを抽出し、需要データを作成する。この需要データを、対象エリアの街路レベルの地図データから生成した道路モデルを反映したSmartCrowdへ入力し、各道路の歩行者交通量を求める。これを対象エリア通行需要テンプレートデータとし、現在の観測データにもとづいてナウキャストシミュレーションを行う。

現在の観測データはBluetooth/WiFiアドレスマッチングに基づく歩行者移動速度分布でキャリブレーションしたマクロスケールナウキャストによる対象エリアのエージェント需要データを自己回帰状態遷移モデルによって、現在のビデオ観測に基づく断面歩行者交通量と同化させる。図1にミクロナウキャストモデルの構成を示す。

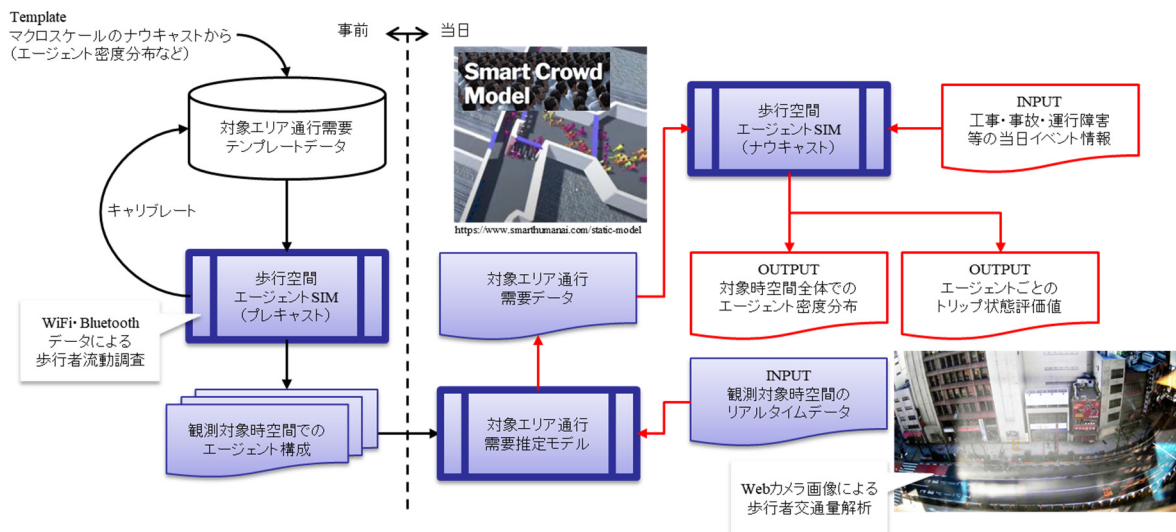


図1 ミクロナウキャストモデルの構成

4. 歩行者マイクロエージェントシミュレーションモデル「SmartCrowd」

SmartCrowd は Unity をベースに、歩行空間ネットワークと歩行者行動のモデリング、シミュレーション計算、分析・可視化ツールが統合された歩行者マイクロエージェントシミュレーションパッケージである³⁾。当初は建物からの退出・避難のような単純な目的での移動をターゲットとして開発されていたが、滞留や道路空間を含む歩行者信号や横断歩道などの交通規制を含め、屋外での多様な移動を評価できるよう、モデルの拡張を進めている。

SmartCrowd において各歩行者はそれぞれの出発地、目的地を持ったエージェントとして表現され、各エージェントは歩行空間として定義された複数の Room と呼ぶノードと、その出入り口となる Gate と呼ばれるリンクからなる経路探索ネットワークにより、目的地までの Room 単位の大まかな経路を決定（グローバルガイダンス）し目的地まで移動する。

Room 内においては柱などの障害物に設定されている歩行空間上のポテンシャル値(目的地や距離に応じた斥力・引力に関わるコスト)、ほかの歩行者との位置関係を基に進行方向や次の Room への歩行経路を逐次決定（ローカルガイダンス）している。

SmartCrowd の実行により、各エージェントの時空間軌跡が得られる。これを集計することで、歩行空間内の混雑レベルや、それに応じた地点間の移動速度、歩行空間の利用率といった指標が解析可能である。

5. 自己回帰状態遷移モデルの定式化

現在の断面歩行者交通量と同化させる歩行者数推定を行うにあたり、観測された歩行者交通量は出発地点から観測断面までの距離と歩行速度の分布に応じて時間遅れが生じることから、歩行者 OD 交通量状態ベクトル、方向別断面歩行者交通量を観測ベクトルとする自己回帰状態遷移モデルとして定式化した。

まず、 t を離散化された整数時刻とし、状態空間表現での状態遷移モデルと観測モデルをそれぞれ、以下のように表す。

$$\mathbf{X}(t+1) = \mathbf{F}(t)\mathbf{X}(t) + \boldsymbol{\omega}(t) \quad (\text{式 1})$$

$$\mathbf{Y}(t) = \mathbf{H}(t)(\mathbf{X}(t) + \bar{\mathbf{B}}(t)) + \mathbf{v}(t) \quad (\text{式 2})$$

$\mathbf{X}(t)$: 状態ベクトル

$\mathbf{Y}(t)$: 観測値ベクトル

$\mathbf{F}(t)$: 状態遷移行列

$\mathbf{H}(t)$: 観測行列

$\bar{\mathbf{B}}(t)$: 基準値行列 (既知)

$\boldsymbol{\omega}(t)$: システムノイズ

$\mathbf{v}(t)$: 観測ノイズ

ここで、状態ベクトル (T は行列の転置演算子) は、以下の推定 OD 交通量と既知の平均値との乖離量の n 次時系列ベクトルを要素に持つとする (以降、右肩の添字は OD ペアに関するもの)。

$$\mathbf{X}(t) = [\mathbf{X}^w(t) \mid w \in \mathbf{W}]^T \quad (\text{式 3})$$

$$\mathbf{X}^w(t) = [x^{w,t}, x^{w,t-1}, \dots, x^{w,t-n+1}]^T \quad (\text{式 4})$$

$$x^{wt} = \hat{q}^{wt} - \bar{q}^{wt} \quad (\text{式 5})$$

\mathbf{W} : 旅行者タイプ別 OD ペアの全集合

\hat{q}^{wt} : 時刻 t における w の OD 交通量 (推定値)

\bar{q}^{wt} : 時刻 t における w の平均 OD 交通量 (既知)

n : 時系列データの長さ

さらに、状態遷移行列 $\mathbf{F}(t)$ は、各行に n 次の自己回帰係数 $[a_0, \dots, a_{n-1}]$ を持つ部分行列 $\mathbf{A}^w(t)$ を対角要素に持つ行列 (\mathbf{O} はゼロ行列) と定義する。従って、 $\mathbf{F}(t)$ の次数は部分行列を展開すると $(|\mathbf{W}| \times n)$ となる。

$$\mathbf{F}(t) = \begin{bmatrix} \mathbf{A}^0(t) & \dots & \mathbf{O} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{O} & \dots & \mathbf{A}^{|\mathbf{W}|-1}(t) \end{bmatrix} \quad (\text{式 6})$$

$$\mathbf{A}^w(t) = \begin{bmatrix} a^{w,0} & a^{w,1} & \dots & a^{w,n-1} \\ 0 & a^{w,0} & \dots & a^{w,n-2} \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 1 & 0 & 0 \\ 0 & \dots & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (\text{式 7})$$

部分行列 \mathbf{A} の i 行目 ($i \in \{0, 1, \dots, n-1\}$) は時刻 $t-i$ における自己回帰式となるので、上 2 行のように、自己回帰係数を右に i だけシフトして左に \mathbf{O} を埋めた形になるか、あるいは単に状態値の時間シフトだけをおこなうため、下 2 行のように、対角要素の 1 つ手前になる $i-1$ 列目だけが 1 で他は \mathbf{O} の形になる。

一方、観測値ベクトル $\mathbf{Y}(t)$ は、方向別断面 k を時間帯 t に通過する交通量 y_{kt} の n 次時系列ベクトル $\mathbf{Y}_k(t)$ を要素に持つとする。

$$Y(t) = [Y_k(t) | k \in K]^T \quad (式 8)$$

$$Y_k(t) = [y_{k,t}, \dots, y_{k,t-n+1}]^T \quad (式 9)$$

K : 方向別観測断面の全集合

また、観測行列 $H(t)$ は、 w のOD交通量と k の観測交通量との関係を示すサイズ $(n \times n)$ の部分行列 $P_k^w(t)$ で構成される。

$$H(t) = \begin{bmatrix} P_0^0(t) & \dots & P_0^{|W|-1}(t) \\ \vdots & P_k^w(t) & \vdots \\ P_{|K|-1}^0(t) & \dots & P_{|K|-1}^{|W|-1}(t) \end{bmatrix} \quad (式 10)$$

$$P_k^w(t) = \begin{bmatrix} p_{k,t}^{w,t} & p_{k,t}^{w,t-1} & \dots & p_{k,t}^{w,t-n+1} \\ 0 & p_{k,t-1}^{w,t-1} & \dots & p_{k,t-1}^{w,t-n+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & p_{k,t-n+1}^{w,t-n+1} \end{bmatrix} \quad (式 11)$$

$$p_{k\tau}^{wt} = p_k^{wt} R_k^{wt}(\tau) \quad (式 12)$$

- τ : 時刻 t と同じ幅で離散化した旅行時間
- $p_{k\tau}^{wt}$: 時刻 t に w を出発する旅行者が旅行時間 τ で k まで到達する確率
- $R_k^{wt}(\tau)$: w の起点から k までの旅行時間 τ の確率密度
- p_k^{wt} : 時刻 t に w を出発する旅行者が k を選択する確率

なお、基準値ベクトルは前出の既知量である平均OD交通量を要素に持つものである。

$$\bar{B}(t) = [\bar{q}^{w,t}, \bar{q}^{w,t-1}, \dots, \bar{q}^{w,t-n+1}]^T \quad (式 13)$$

動的なナウキャストでは、状態量と観測量の時間差を考慮したモデル化が求められる。すなわち、現在の観測量が過去の状態量に影響を及ぼすことや、現在の状態量を推定するのに十分なすべての観測量が得られないことを、モデルで考慮しなくてはならない。ここでは、時系列データサイズ n を各ODペア起点から各断面に到達する旅行時間の最大値としている。すなわち、旅行時間 τ を t と同じ幅で離散化したとき、次式の関係となる。

$$n = \text{Max}(\tau_k^{wt}) \dots \forall w, k, t \quad (式 14)$$

この n は自己回帰モデルの最適次数 m 以上である

ことが望ましい。すなわち、部分行列 A の自己回帰形式の行と時間シフトの行をどこで区切るかを考えると、 $0 \sim m-1$ 行は最新の観測量が推定量に影響するため自己回帰形式とし、 m 行以下は時間シフト形式とすることで、推定量と観測量の時間差を吸収することができる。このとき、最適次数より長い n 次の自己回帰モデル係数 $[a_0, \dots, a_{n-1}]$ は、 m 番目以降がすべて0の $[a_0, \dots, a_{m-1}, 0, \dots]$ とし、実質は最適な自己回帰式とするのが適切であろう。

このとき、 $n \geq m$ であれば、(式7)のように $0 \sim m-1$ 行は係数を1つつ右にシフトして要素にできるが、 $n < m$ ならば、各行 i がそれぞれ $(n-i)$ 次の自己回帰モデルとして最良の係数を求めて設定することになる。

6. ケーススタディ

つくばエクスプレス柏の葉キャンパス駅前エリアで、マイクロエージェントシミュレーションのケーススタディを行った。

主要動線の利用実態の把握と、プレキャストシミュレーション構築のため、2023/2/16 12:00~13:00に歩行者流動調査を実施した。

図2の5地点にて、Raspberry Pi4 ModelB上に実装したパケットキャプチャプログラムを用いて、一般歩行者が持つスマートフォン等の電子機器が発するWiFi/Bluetoothブロードキャストパケットを受信し、発信元機器のMACアドレスを記録した。なお、本検証では方向別歩行者交通量は、カメラ観測の代替として、調査員が計測断面で目視により歩行者断面通過時刻を秒単位で記録した。

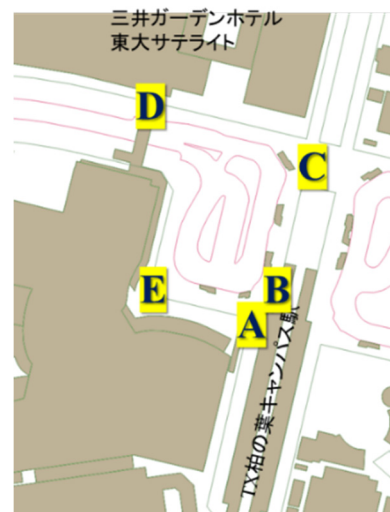


図2 歩行者交通量計測地点

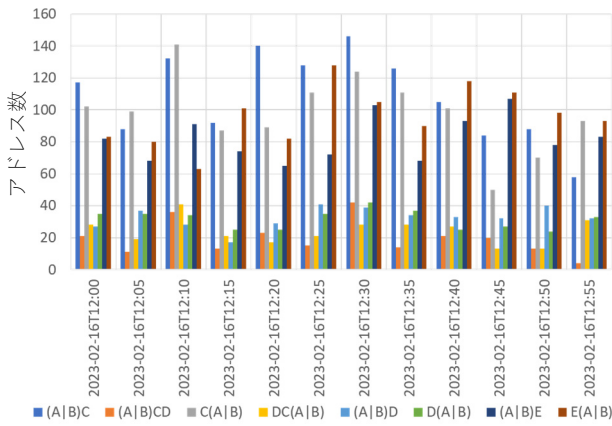


図 4 計測地点間のアドレスマッチング

図 4 に計測地点間のアドレスマッチング数を示す。図 4 において、計測地点 A,B は近接しているため、(A|B)C は A または B で計測されたアドレスがその時刻以降に C で計測された数、(A|B)CD は A または B で計測されたアドレスが C 次いで D で計測された数の様に示す。近接する 2 点間=C,D とのマッチングに対して、ロータリー入り口方向の D 地点までのマッチングとすると 30%以下となっていることがわかる。

図 3 に計測地点間の距離と計測時間差から、移動のペース[s/100m]を集計し、移動速度の分布をグループ化するためクラスタリング (k-means, k=4) を行った結果を示す。図中の横矢印が各地点間のクラスタリング結果のレンジ、丸印がそのセントロイドを示す。なお、特に早い移動速度として、30[s/100m]未滿は除外した。図 3 の結果から 40~80 秒/100m が

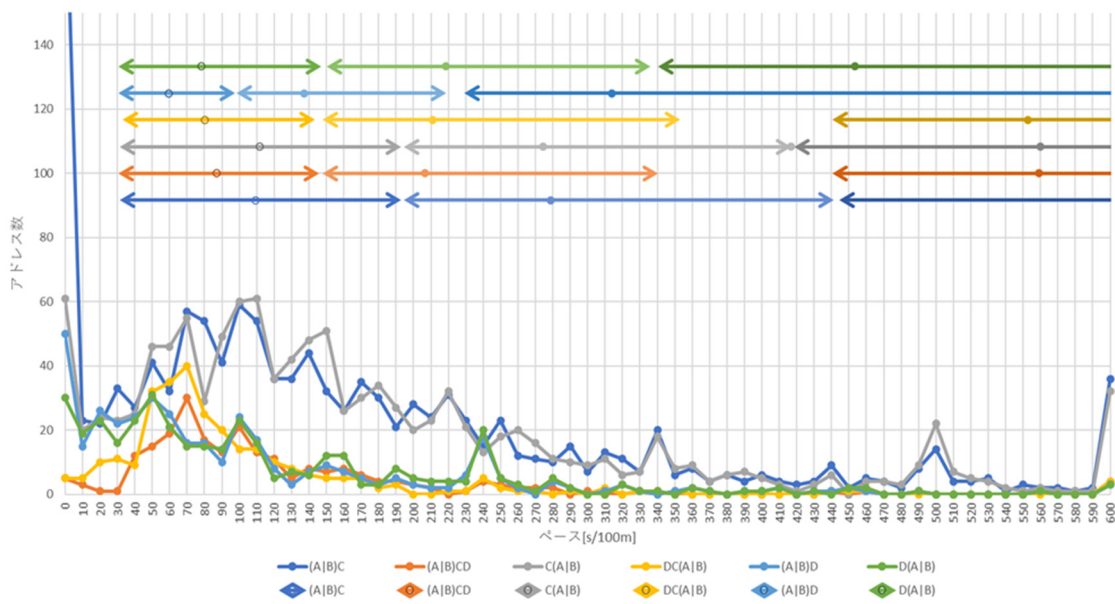


図 3 計測地点間のペース分布

多数であるが、それより遅い速度での移動も見られる。これは、飲食店等立ち寄りが考えられる。

図 5 に調査員が計測断面で目視により計測した歩行者数を観測歩行者数として扱い、自己回帰状態遷移モデルによる歩行者 OD 推定を、パーティクルフィルタを用いて実行した結果を示す。これにより推定した OD 歩行者数を歩行者マイクロエージェントシミュレーションへ与えることで、エリア全体の歩行者流動を解析可能とした。

図 7 に対象エリアの歩行者マイクロエージェントシミュレーションの実行画面を示す。

7. 今後の展開と課題

本研究では限定的な人流計測手法である AI カメラによる歩行者交通量計測や、Bluetooth/WiFi アドレスマッチングによる歩行者移動経路の情報を自己回帰状態遷移モデルで同化させ、推定した OD 交通量を歩行者マイクロエージェントシミュレーションへ入力したナウキャストモデルを構築した。

Bluetooth/WiFi アドレスマッチングにおいては、より詳細な OD 構成とするために、2 点間のマッチングデータの系列から、OD 分布とするために歩行者が存在するパスを確率的に推計する方式の検討が必要となる。今後は AI カメラ等からのリアルタイム歩行者交通量データを反映させ、現在の人流状況の把握を可能とするシステム構築を行い、その結果の可視化手法の開発と合わせ、時空間リソースの有効活用に資するシステムの開発を目指す。

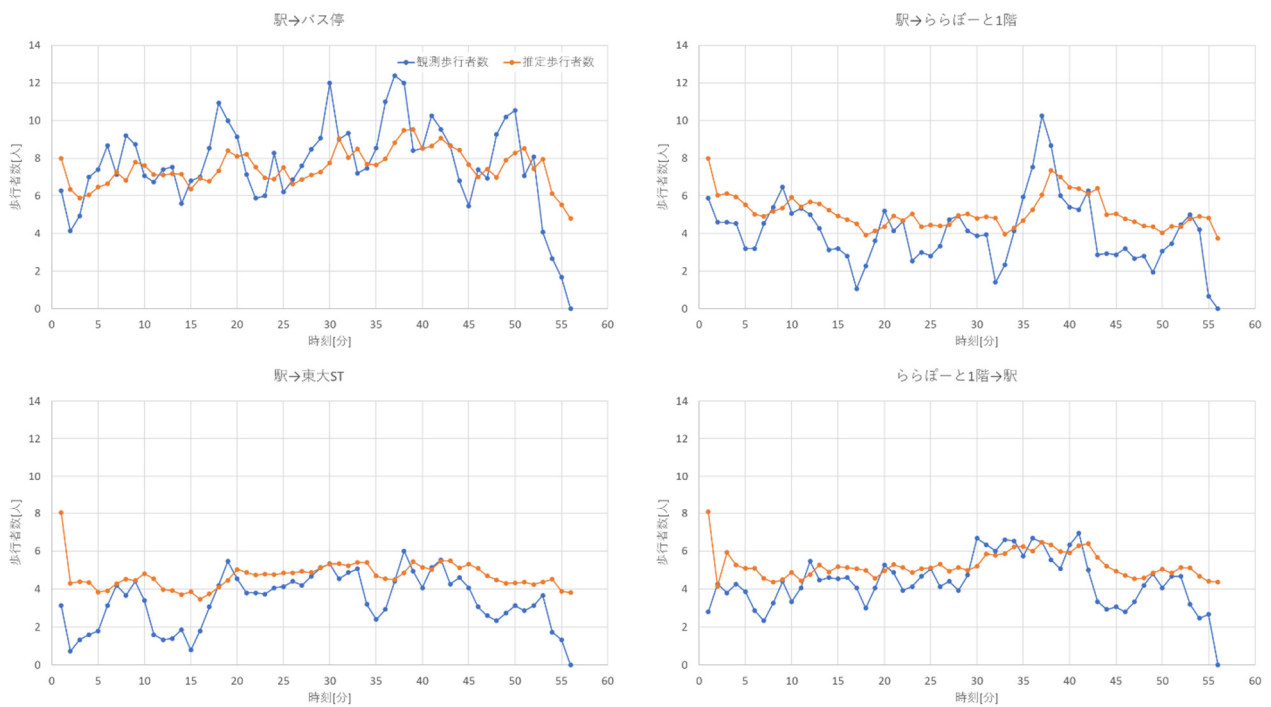


図 5 自己回帰状態遷移モデルによる歩行者 OD 推定

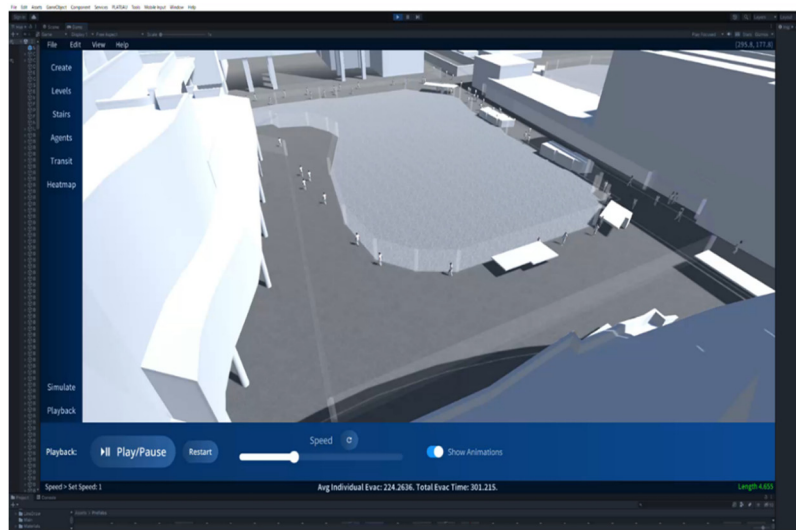


図 7 歩行者マイクロエージェントシミュレーション実行画面

【謝辞】

本稿は、国立研究開発法人情報通信研究機構の「ウイルス等感染症対策に資する情報通信技術の研究開発 課題 C アフターコロナ社会を形成する ICT 副題：多様な都市活動を支援する予測情報共有型時空間リソース有効活用技術の研究開発」(222C02) で取り組んだ研究成果である。ここに本プロジェクトの関係者各位に深く謝意を表す。

【参考文献】

- 1) Smart Human AI : SmartCrowd Model , <https://www.smarthumanai.com/static-model>
- 2) 花房比佐友, 小宮粹史, 一瀬恭平, 堀口良太: 地域全体のアクティビティを再現するナウキャストモデルの構築, 第 20 回 ITS シンポジウム 2022 予稿集, 2022.12.
- 3) 一瀬恭平, 小宮粹史, 花房比佐友, 堀口良太: 多様な目的の移動・滞留の再現を目的とした歩行空間生成方法の提案, 第 67 回土木計画学論文集, 2023.6.