

混雑センシングと人流シミュレーションを組み合わせた 人流のデジタルツインの提案

Proposal for a digital twin of people flow combining congestion sensing and people flow simulation

阪上 遙[†] 山田 理[†] 松田 裕貴[‡] 諏訪 博彦[‡] 安本 慶一[†]
Haruka Sakagami Osamu Yamada Yuki Matsuda Hirohiko Suwa Keiichi Yasumoto

1. はじめに

近年、新型コロナウイルスの流行により、人々の生活や社会活動は大きく変化している。新型コロナウイルス流行前後で、大きく変化があったものとして観光が挙げられる。コロナ禍以前の観光地では、国内外から多くの観光客で溢れかえり、オーバーツーリズム（観光公害）が深刻な問題としてあげられていた。しかし、コロナ禍以降の観光地は一転してあらゆる場所で観光客が激減し、観光産業は大きなダメージを受けた。また、コロナ禍において観光トレンドも変化し、自宅から1~2時間の距離の近場を旅行するマイクロツーリズムや、観光地やリゾート地など、普段のオフィスとは離れた場所で休暇を楽しみながら働くワーケーション、アウトドア等の新たな観光スタイルに多くの関心が寄せられている。最近では、ワクチン接種や治療薬により重症化率が減少し、行動規制の緩和によって段階的に観光地に賑わいが戻り始めている。しかし主要観光地においては、観光客の集中によりコロナ感染者が急増し、地域住民へのオーバーツーリズムが再び発生している。その一方で、未だ閑散となっている観光地も多い。したがってポストコロナの観光においては、全ての観光地に人を呼び込み活性化させると同時に、オーバーツーリズムの問題から地域住民、サービス提供者を守る必要がある。そのためには、観光客を混雑する場所から閑散としている場所へ移動させるといった行動変容を促し、分散させる人流最適化の仕組みが求められる [1]。

この人流の最適化には、未来の人流を予測し場所ごとの混雑を予測する必要がある。そのため、各場所（PoI: Point of Interest）を訪問・滞在している人々の情報のセンシング技術と現在の各場所の滞在人数から未来の人数を予測する技術が必要である。松田らは、公共交通機関や飲食店等の各 PoI の滞在人数を、BLE を用いてセンシングするシステムを提案している [2]。また、山田らは、GPS の軌跡データから、外れ値除去、メッシュ判定、滞在判定・PoI 特定、データ整形の4つの工程を行

うことで、各場所の滞在人数データ予測を行なっている [3, 4]。

しかし、ここで求める人流の最適化には地域ごとの事情や社会的情勢を考慮する必要がある。例えば、一時的な一部施設の閉鎖や、公共交通機関の制限といった感染拡大防止施策によって、観光客の動きがダイナミックに変化する。そのため地域ごとの事情や社会情勢に合わせたリアルタイムな人流予測が求められる。

そこで本研究では、現在の人々の行動を捉える混雑度センシングと地域ごとの事情や社会的情勢を考慮可能な人流シミュレーションを組み合わせた人流のデジタルツインを提案する。混雑センシングは、ある時点での各場所を訪問・滞在している人々の情報をプライバシーレスに取得することが可能であり、人流シミュレーションでは地域に住む人々の属性や事情、社会情勢を容易に変更することが可能である。そのため、本研究におけるリアルデータをデジタル空間上に再現し、地域ごとの属性情報や事情、社会情勢を変更しながら、未来の人流を予測する人流のデジタルツインの作成に適している。

デジタルツインの構築には、ある場所における過去、現在の混雑度データから未来の混雑度を予測する、リアルな人流シミュレーション手法の構築が不可欠であり、この手法の構築するためには、未来の混雑度の予測と実際の混雑度の誤差を最小化する必要がある。これを実現するためのアプローチとして、本研究では、未来の行動を予測するために遷移確率行列を求めるとともに、人の属性情報を利用することでより正確なシミュレーションの実現のための移動経路を生成を提案する。さらに、移動経路から生成される仮想 PoI 混雑状況と、実際の PoI 情報の差を最小化するために、遷移確率行列を用い、移動経路群を繰り返し修正を行う。

以降の章構成は、以下の通りである。2章では、混雑度推定、群衆の行動予測、PoI を用いた行動予測、合成人口データ及びデジタルツインに関連した既存研究を概説すると共に、本研究の位置付けを明らかにする。3章では、提案する人流のデジタルツイン構築に向けた問題について提起し、4章では、その解決手法について述べる。最後に5章では、本項の結論と今後の展望について述べる。

[†] 奈良先端科学技術大学院大学,
Nara Institute of Science and Technology

[‡] 理化学研究所,
RIKEN

2. 関連研究

本章では、混雑度推定、群衆の行動予測、PoIを用いた行動予測、合成人口データ及びデジタルツインについて、既存研究を概観する。

2.1 都市の混雑度推定

屋外における群衆の混雑度の推定においては、カメラを用いた画像処理のアプローチや携帯電話端末のBluetooth、センサ等を用いて計測を行うアプローチ等が存在する [5, 6, 7, 8, 9]。さらに、近年は、タブレットに搭載されている慣性センサの情報などから群衆密度を計測する手法も提案されている [10]。カメラの設置によるアプローチは、カメラが設定されている特定の狭い範囲の人流の推定には適しているが、カメラが設置されていない場所の推定はできないため、本研究が対象とする都市全体の群衆の行動予測には適さない。また、bluetoothやタブレットの角速度を使うアプローチにおいても、都市規模の広範囲な推定では多くのユーザの協力が必要であるため限界がある。

また、路線バスや電車などの公共交通機関や公共施設、飲食店などの屋内における混雑度の推定においては、WiFiのアクセスポイントの利用やBLEを用いたアプローチが存在する [2, 11, 12, 13]。

2.2 群衆の行動予測

群衆の行動予測では、混雑度推定と同様にセンサ等を用いた予測手法が提案されている。佐藤らは、イベント会場において、様々なセンサによって取得したデータを用いて行動の特徴を捉えることで、人流を予測する手法を示している [14]。GPSを利用した位置情報データやイベント会場内に設置された位置センサを用いて得られた人数カウントデータ等を入力とし、各時間に共通するエリア内の特徴を捉える潜在的な行動モデルを構築する。構築したモデルから時系列の行動の特徴パターンを抽出し、そのパターンを学習することで、人流予測を行っている。このような手法も、混雑度推定と同様、本研究が対象とする都市全体の群衆の行動予測には適さない。

群衆の行動は、様々な要因によって決定される。これらの要因を捉えるため、多くの深層学習や機械学習の手法が提案されている [15]。深層学習や機械学習の手法では、予測に空間的特徴と時間的特徴の2種類の特徴が用いられる。Zangらは、Double-Encoderという手法を提案し、空間的、時間的特徴と日々の動きの相関性をモデル化した [15]。これは、各地域が市民の規則的な生活に起因してほぼ毎日同じフローを持っており、いくつかの地域が似たようなフローパターンを共有し、相関関係をもっていることに着目した手法である。時空間依存性と日々のフローの相関性をそれぞれ捉えるための2つのエ

ンコーダを構成し、モデル構築を行い、実世界の2つのデータセットを用いて広範な実験を行った。結果として、提案モデルは流入量・流出量の予測においてこれまでの既存手法と比べ、大きな優位性を示した。これらの研究では、過去の行動情報に基づいて、将来の群衆の行動予測を行っている。しかし、人の動きは都市の特性の影響を受ける。Zengらは、人の動きとPoIが高い関係にあることを示した [16]。

2.3 PoIを用いた行動予測

群衆予測では、空間的特徴として、人の行動と密接に関連する場所に相当するPoI (Point of Interest) の情報を用いた予測手法が提案されている。Wangらは、PoIの数とカテゴリのみを用いて、地域における人口の流出・流入を予測する手法を提案している [17]。また、人が移動する原因となる動機や、原因ごとの人の移動量についても考察している [17]。Jiangらは、人の行動とPoI情報の関係に着目し、人の軌跡データと都市のPoIデータを入力として、CNNとLSTMを組み合わせた予測手法を提案している [18]。予測エリアをメッシュに分割し、各メッシュのPoI情報をCNNの畳み込みを用いて空間特徴として入力データとしている。また、データが限られている対象都市に対して、他の都市のデータを利用することで、より強力なモデルを構築できるように、ある都市での学習を他の都市に転送する転移学習を用いている。特に、学習データが限られている場合には、彼らの手法はベースラインの手法よりも優れた性能を発揮する。

また、山田らは、GPSの軌跡データから、外れ値除去、メッシュ判定、滞在判定・PoI特定、データ整形の4つの工程を行い、カテゴリ毎のPoIの滞在人数データを生成している [3, 4]。さらに、これを用いて、あるメッシュ区画の数分から数時間後の滞在者数を予測する機械学習モデルを構築している。その予測方法として、隣接するメッシュ区画の各時間間隔における各PoIカテゴリの過去の滞在者数を利用している。

2.4 合成人口データを用いた社会シミュレーション

合成人口データは、原田らによって作成された大規模な世帯情報の合成データである [19, 20]。このデータは、日本の全人口の世帯構成・構成員の年齢、性別、所得などを、公開されている統計に基づいて、仮想的に合成されている。

国内におけるCOVID-19の流行シミュレーション構築の提案を行なった嶋らは、人流シミュレーション構築における人口のモデル化に、合成人口データを利用している [21]。その結果、国内の1日の人口動態が個人の移動レベルでのモデル化に成功している。

2.5 デジタルツインに関する研究

デジタルツインとは、現実の世界から収集した様々なデータを、コンピュータ上で再現する技術のことであり、NASAでの提唱が技術の始まりとされており、その後、工業分野において広く発展してきた[22]。工業分野におけるデジタルツインは、シミュレーションやオペレーションに活用することで、学習モデルから実際に生産などを行う前に予測やテストを行うことが可能とされ、工場の遠隔監視や作業の効率化に向けた提案されている[23]。近年その技術は、ドイツのヘレンベルク市のデジタルプロトタイプ[24, 25]や、東京都のデジタルツインプロジェクト[26]、シンガーポル市のデジタルツイン構築[27]など、世界中で都市のデジタルツインプロジェクトが行われている。

現在行われている都市におけるデジタルツインの研究は、災害シミュレーションや都市計画のためのシミュレーションベースのものが多くを占める[28, 29]。ここで扱われるデジタルツインにおいては、リアルタイムデータの活用が必ずしも求められる訳ではなく、3Dデジタルツインを用いた日照条件の推定や災害発生時を想定した推定が行われている。そのため、本研究で取り扱うような、現実世界の混雑状況のようなデータをどのように人流のシミュレーションに活用し、デジタルツインに反映するのかについては考えられていない。

2.6 本研究の位置付け

これまでの既存研究においては、混雑度推定や人流シミュレーションを行う範囲が狭く、限定的な場所における行動予測とその予測精度の向上に向けた学習モデルの構築などの研究が多くなされてきた。また、群集の行動を予測する際に使用する情報としては、過去の人々の行動情報や混雑度データのみを用いることがほとんどであり、これらの情報を基に行われる将来の行動予測が一般的であった。

本研究では、地域ごとの事情や社会的情勢を考慮し、観光客のダイナミズムに対応した未来のPoIの混雑度の推定に取り組む。これまでの既存の予測手法である機械学習では、地域ごとの事情や社会情勢が変わるたびに入力データを替え、予測モデルを構築し直す必要がある。リアルタイムデータを反映し、変化する環境下で人流予測を行うには、機械学習手法は現実的ではない。そのため、現在の人々の行動を捉える混雑度センシングと、地域ごとの住民の属性や事情、社会的情勢を反映しやすい手法であるシミュレーション手法を組み合わせたデジタルツインによって未来の混雑を予測する。また、合成人口データと人流情報の融合はこれまで実現されていないため、本研究における新規課題として取り組む。

3. 問題設定

本研究では、混雑度センシングによって得られる各PoIのセンシングデータをもとに、過去から現在までの各PoIの混雑情報を用いたリアルな人流シミュレーション機構を構築し、未来の各PoIにおける混雑を予測する。

3.1 前提条件

リアルな人流シミュレーション手法を構築するための前提として、下記2点を定める。

前提1 全PoIの過去現在の混雑状況がわかっている。

前提2 対象エリアにいる人の属性がわかっている。

3.1.1 リアル混雑度データの取得

本研究での前提1となる、全PoIにおける過去及び現在の混雑状況(リアル混雑度データ)を取得する手法として、次の2つの方法を用いる。

方法1: BLECEの活用 交通機関車両や公共施設、飲食店におけるPoIのリアル混雑データを取得する手法として、松田らによって開発されたBLECEを用いる[2]。BLECEとは、Bluetooth Low Energy (BLE)を使った安価な混雑センシングシステムである。店舗や公共交通機関に容易に取り付けできるものとなっており、ここから得られる各場所でのセンシングデータを本研究におけるリアル混雑度データとして利用する。

方法2: PoI滞在情報データの活用 各PoIにおける人々の滞在人数を取得する手法として、山田らが開発した各PoIの滞在人数情報を求める手法を用いる[3, 4]。これは、株式会社Agoopによって提供されている「ポイント型流動人口データ」を使用し算出したGPSの軌跡データから、各PoIにおける滞在人数データを作成したものであり、本研究におけるリアル混雑度データとして利用する。

3.1.2 属性情報の取得

対象エリアにいる人々の属性情報の取得には、合成人口データを利用する。合成人口データとは、5年ごとに実施される国勢調査結果の、国の統計、都道府県の統計、市区町村の統計、町丁目の統計、基本単位区の統計を用いて合成されたデータであり、図1で示されるような内容を含む[19]。これを利用することによって、対象エリアに住む人々の属性情報について知ることができる。

27	大阪府	27207	高槻市	27207209002	霊仙寺町2丁目
緯度 34.876799			経度 135.575662		
世帯 ID 5		世帯類型 ID 4		女親と子供世帯	世帯人員数 2
個人 ID 7	年齢 38	性別 ID 1	女性	役割 ID 21	子供 (女性)
所得 (月額) 300,000 円				産業分類 ID 90	卸売業・小売業
雇用形態 ID 10		一般労働者		企業規模 ID 1000	1000人以上
個人 ID 8	年齢 76	性別 ID 1	女性	役割 ID 11	親 (女性)
所得 (月額) 0 円				産業分類 ID N/A	N/A
雇用形態 ID 0		非労働者		企業規模 ID N/A	N/A

図 1: 合成人口データの例 [19]

3.2 解決課題

本研究では、未来の全 PoI の混雑状況を把握することを目的に、BLECE と PoI 滞在情報データから得られるリアル混雑度データと合成人口データから得られる属性情報を利用、融合させた、よりリアルな人流シミュレーション手法を構築し、正確な未来の予測を行うことが求められる。従って、解決すべき課題として、予測した未来の PoI の混雑度と、実際の混雑度の誤差をできるだけ最小化することが挙げられる。これを解決するため、下記 3 つのアプローチを提案する。

アプローチ 1

過去のリアル混雑度データを用いて、PoI 間の遷移確率行列を求める。

アプローチ 2

合成人口データから住民一人一人の移動経路を生成する。

アプローチ 3

移動経路から生成される仮想 PoI 混雑状況と、実際の PoI 混雑状況の差が最小化されるように、遷移確率行列の情報をもとに移動経路群を繰り返し修正する。

4. 提案手法

本章では、3 章で挙げた 3 つのアプローチを行うための手法を提案する。

4.1 PoI 間遷移行列の推定

個人の移動軌跡において、次の目的地を予測する問題では、一般的にマルコフ連鎖が利用される。人の移動を、状態間を確率的に遷移するものとし、現在の状態から次の状態を予想するマルコフ連鎖を適用することによって、次の目的地の予測ができる。ここでは、過去の全 PoI におけるリアル混雑データにマルコフ連鎖を適用することによって、PoI 間の移動確率及び遷移確率行列を求める。

つまり、ある PoI における 2 つの時刻の組、時刻 t と、 Δ 時間後の時刻 $t + \Delta$ のそれぞれの混雑状況から、PoI 間の遷移確率行列 $M_{t,t+\Delta}$ を生成する。よって、 P_t を時刻 t における全 PoI のリアル混雑度のベクトルとすると、この行列は次式のマルコフ連鎖として表現できる。

$$P_{t+\Delta} = P_t \cdot M_{t,t+\Delta} \quad (1)$$

4.1.1 具体例

本項では、実際に求めたい遷移確率行列についての簡単な例を挙げる。大学、コンビニ、駅の 3 つの PoI があり、時刻 t_1, t_2 におけるリアル混雑情報がそれぞれ $(40, 10, 10)$, $(30, 20, 0)$ であったとし、それぞれに 0, 1, 2 とラベリングする。この時、PoI 間の遷移確率行列は次のように求められ、図 2 のようなグラフで表せる。

$$M_{t,t+\Delta} = \begin{pmatrix} 0.6 & 0.25 & 0.0 \\ 0.6 & 0.4 & 0.0 \\ 1.0 & 0.0 & 0.0 \end{pmatrix} \quad (2)$$

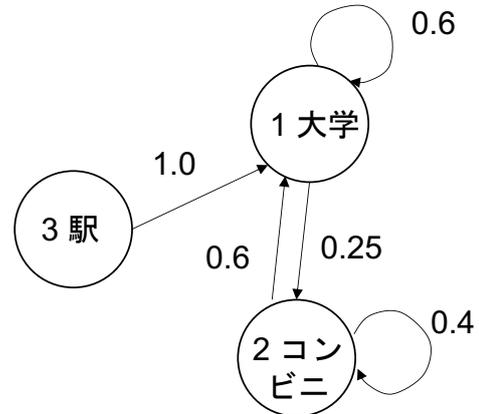


図 2: 遷移確率行列のグラフ

しかし、実際には、条件によって遷移確率は変化する。そのため、条件ごとに異なる移動確率を推定する必要がある。したがって、時間帯や曜日、天気、イベント、コロナ禍といった社会情勢、流動人口データ (スマートフォンアプリで取得した人々の時系列位置情報) などの環境条件による諸々の差異を調整する。つまり、環境条件を入力層、どの $M_{t,t+\Delta}$ を使うべきかを出力層とする、深層ニューラルネットワークを構築することによって精緻化する必要がある。

4.2 移動経路の生成

次のアプローチとして、合成人口データに基づいて、遷移確率行列のモデルを分ける手法について提案する。合成人口データから、会社員、学生、主婦などの属性の人が、どこに住んでるかが仮想的に分かる。ここで利用する合成人口データを融合したデータ上のある会社員 u の移動経路を $route(u)$ として、(6:30, 駅 1, 10min), (6:40, 電車車両, 30min), (7:10, 駅 2, 5min), (7:30, 会社 1, 8.5hr), (16:00, 駅 2, 10min), (16:20, 駅 1, 5min) のように表現する。

この移動経路情報を使って、全ての人の移動をシミュレーションし時間を進めていくと、各時刻における各 PoI の滞在人数を求めることができる。ここで求められた PoI の混雑状況のデータと、実際に観測したリアルタイム混雑状況のデータの誤差を最小化するように、一人一人の移動経路を繰り返し修正して行く。誤差を最小化する手法として、人の移動経路の中の一部を変更することが有効であるが、本研究においては、遺伝的アルゴリズム (GA) 等の発見的手法を用いた最適化を行い、誤差を最小化する。これによって、人々の仮想的な移動経路を定めることが可能になり、リアルな人流シミュレーション手法の構築ができる。

4.3 移動経路群の修正

上述のアプローチ 2 で生成した移動経路を、より実際の混雑状況に近づけるために、アプローチ 1 で得られた PoI 間遷移確率を利用し、移動経路群を繰り返し修正する。リアル混雑データから、どの属性の人がどれだけいたかがわかり、さらにアプローチ 2 で生成した移動経路からは、どの属性の人がどの PoI 間を移動することが多いかといった属性ごとの移動経路情報が予測できる。これを時間帯を変えて実施することで、どの時間帯に、どの PoI に、どの属性の人が何人いたかが分かる。従って、この情報とアプローチ 1 で得られた PoI 間の遷移確率行列の情報をもとに、移動経路群を繰り返し修正するアルゴリズムを検討することが有効であると考え。つまり、移動経路群を繰り返し修正するアルゴリズムを検討することによって、より確度の高い人流シミュレーション機構の構築が可能となる。

5. おわりに

本研究では、混雑センシングと人流シミュレーションを組み合わせた人流のデジタルツインの実現に向け、未来の全 PoI の混雑状況を推定するために、よりリアルな人流のシミュレーション機構を構築することで、未来の PoI 混雑状況の正確な予測を目指した。より正確な予測を行うためには、予測した未来の PoI 混雑度と、実際の混雑度の誤差をできるだけ小さくする必要がある。この

誤差を最小化するためのアプローチとして、リアル混雑データを用いた PoI 間の遷移確率行列の推定、合成人口データに基づく移動経路の作成、遷移確率行列と移動経路を用いた移動経路群の修正の 3 つを挙げ、それぞれのアプローチを実現するための手法についての提案を行った。

今後の展望としては、PoI 間の遷移確率行列を実際のデータを使って求めるとともに、合成人口データに基づいた移動経路の生成を実際に行う。さらに、ここで求められた遷移確率行列と合成人口データを用いた移動経路群の修正を実現するための、より良いアルゴリズムについての検討を行う。そして、リアルな人流シミュレーションを構築し、未来の全 PoI における混雑状況を推定することで、人流のデジタルツイン作成の基盤とする。

参考文献

- [1] 安本慶一, 中村哲. 観光情報学～スマートツーリズムに向けた研究動向～: 1. ポストコロナにおける観光. 情報処理, Vol. 62, No. 11, pp. e1–e5, oct 2021.
- [2] 松田裕貴, 田谷瑛悟, 諏訪博彦, 安本慶一. Blece : ble を用いた公共施設・飲食店の混雑度推定手法. 電子情報通信学会技術研究報告, センサネットワークとモバイルインテリジェンス研究会 (SeMI) , pp. 40–45, 2022.
- [3] 山田理, 松田裕貴, 諏訪博彦, 安本慶一. Poi 別時系列混雑度情報を用いたメッシュにおける混雑度予測の検証. 第 29 回マルチメディア通信と分散処理ワークショップ論文集 (DPSWS '21) , pp. 41–49, 2021.
- [4] 山田理, 松田裕貴, 諏訪博彦, 安本慶一. 周辺エリアの poi 別時系列混雑情報を用いたメッシュの混雑予測. マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO 2021) シンポジウム論文集, 第 2021 巻, pp. 54–61, 2021.
- [5] Hongquan Song, Xuejun Liu, Xingguo Zhang, and Jiapei Hu. Real-time monitoring for crowd counting using video surveillance and gis. In *2012 2nd International Conference on Remote Sensing, Environment and Transportation Engineering*, pp. 1–4, 2012.
- [6] Min Fu, Pei Xu, Xudong Li, Qihe Liu, Mao Ye, and Ce Zhu. Fast crowd density estimation with convolutional neural networks. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 43, pp. 81–88, 2015.

- [7] Yaoxuan Yuan, Chen Qiu, Wei Xi, and Jizhong Zhao. Crowd density estimation using wireless sensor networks. In *2011 Seventh International Conference on Mobile Ad-hoc and Sensor Networks*, pp. 138–145, 2011.
- [8] Jens Weppner and Paul Lukowicz. Bluetooth based collaborative crowd density estimation with mobile phones. In *2013 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom)*, pp. 193–200, 2013.
- [9] Lorenz Schauer, Martin Werner, and Philipp Marcus. Estimating crowd densities and pedestrian flows using wi-fi and bluetooth. MOBIQUITOUS '14, p. 171–177, Brussels, BEL, 2014. ICST (Institute for Computer Sciences, Social-Informatics and Telecommunications Engineering).
- [10] Koki Nagao, Daichi Yanagisawa, and Katsuhiro Nishinari. Estimation of crowd density applying wavelet transform and machine learning. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Vol. 510, , 06 2018.
- [11] Marcus Handte, Stefan Foell, Stephan Wagner, Gerd Kortuem, and Pedro José Marrón. An internet-of-things enabled connected navigation system for urban bus riders. Vol. 3, pp. 735–744, 2016.
- [12] Yuji Kanamitsu, Eigo Taya, Koki Tachibana, Yugo Nakamura, Yuki Matsuda, Hirohiko Suwa, and Keiichi Yasumoto. Estimating congestion in a fixed-route bus by using ble signals. *Sensors*, Vol. 22, No. 3, pp. 1–15, 2022.
- [13] Eigo Taya, Yuji Kanamitsu, Koki Tachibana, Yugo Nakamura, Yuki Matsuda, Hirohiko Suwa, and Keiichi Yasumoto. Estimating congestion in train cars by using ble signals. In *The 2nd Workshop on Data-Driven and Intelligent Cyber-Physical Systems for Smart Cities (DI-CPS '22)*, pp. 1–7, 2022.
- [14] 佐藤大祐, 塩原寿子, 宮本勝, 上田修功. 群集誘導のための人流予測技術. NTT 技術ジャーナル, Vol. 30, No. 6, pp. 38–41, 2018.
- [15] Tianzi Zang, Yanmin Zhu, Yanan Xu, and Jiadi Yu. Jointly modeling spatio-temporal dependencies and daily flow correlations for crowd flow prediction. *ACM Trans. Knowl. Discov. Data*, Vol. 15, No. 4, mar 2021.
- [16] Wei Zeng, Chi-Wing Fu, Stefan Müller Arisona, Simon Schubiger, Remo Burkhard, and Kwan-Liu Ma. Visualizing the relationship between human mobility and points of interest. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Vol. 18, No. 8, pp. 2271–2284, 2017.
- [17] Minjie Wang, Su Yang, Yi Sun, and Jun Gao. Human mobility prediction from region functions with taxi trajectories. *PLOS ONE*, Vol. 12, No. 11, pp. 1–23, 11 2017.
- [18] Renhe Jiang, Xuan Song, Zipei Fan, Tianqi Xia, Zhaonan Wang, Quanjun Chen, Zekun Cai, and Ryosuke Shibasaki. Transfer urban human mobility via poi embedding over multiple cities. *ACM/IMS Trans. Data Sci.*, Vol. 2, No. 1, jan 2021.
- [19] Kansai University Social Simulation Laboratory, Faculty of Informatics. 人口合成手法. <http://www.res.kutc.kansai-u.ac.jp/~murata/synthetic-methods/>.
- [20] 原田拓弥, 村田忠彦. 市区町村の統計表を考慮した都道府県単位の個票データの合成. 計測自動制御学会論文集, Vol. 58, No. 6, pp. 281–289, 2022.
- [21] 嶋直紀, 松井陽太郎, 市川学. 国内における covid-19 の流行シミュレーションの構築. 計測自動制御学会第 24 回社会システム部会研究会 資料, pp. 31–39, 2021.
- [22] Edward Glaessgen and David Stargel. *The Digital Twin Paradigm for Future NASA and U.S. Air Force Vehicles*.
- [23] Fei Tao, Jiangfeng Cheng, Qinglin Qi, Meng Zhang, He Zhang, and Fangyuan Sui. Digital twin-driven product design, manufacturing and service with big data. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, Vol. 94, No. 9, pp. 3563–3576, Feb 2018.
- [24] Herrenberg. Herrenberg project. https://www.herrenberg.de/MpS?project_id=37.
- [25] Fabian Dembski, Uwe Wössner, Mike Letzgus, Michael Ruddat, and Claudia Yamu. Urban digital

twins for smart cities and citizens: The case study of herrenberg, germany. *Sustainability*, Vol. 12, No. 6, 2020.

- [26] 東京都庁. デジタルツイン実現プロジェクト. <https://info.tokyo-digitaltwin.metro.tokyo.lg.jp/>.
- [27] Government of Singapore. Virtual singapore, 2022. <https://www.nrf.gov.sg/programmes/virtual-singapore>.
- [28] Sara Shirowzhan, Willie Tan, and Samad M. E. Sepasgozar. Digital twin and cybergis for improving connectivity and measuring the impact of infrastructure construction planning in smart cities. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, Vol. 9, No. 4, 2020.
- [29] Chao Fan, Yucheng Jiang, and Ali Mostafavi. Social sensing in disaster city digital twin: Integrated textual–visual–geo framework for situational awareness during built environment disruptions. *Journal of Management in Engineering*, Vol. 36, No. 3, p. 04020002, 2020.