

PoI間遷移確率と合成人口データを用いた 人流シミュレーション機構の構築

阪上 遥^{1,a)} 山田 理¹ 松田 裕貴^{1,2} 諏訪 博彦^{1,2} 安本 慶一^{1,2}

概要：インバウンド観光客の復活に伴い、日本各地で混雑が問題となっている。混雑を解消するためには、人流の最適化が必要であり、人流をリアルにシミュレーション可能なデジタルツインが求められている。本稿では、人流の最適化の中でも特に、未来の人流予測に焦点を当て、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ることで、未来の混雑度の予測および人流のデジタルツインの構築を目指す。より確度の高い人流シミュレーション機構の構築のためには、人々の行動を予測する際に、人の属性情報を考慮することが有効である。しかし、既存のシミュレーションでは、場所に特化した情報から、属性を考慮せずに人の行動を予測しているため、人々の実際の生活に現れるルーティンが反映されていない。この問題を解決するために、その地に住む人々の属性情報を取得可能な合成人口データを用いた人流シミュレーションを提案する。提案手法では、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」を用いて求めた時間ごとの PoI 間の遷移確率行列と合成人口データを用い、15 分ごとの移動のシミュレーションを行った。PoI 間の遷移確率行列は、ポイント型流動人口データに含まれるユーザの軌跡データなどを基に、対象地域の全 PoI における、時間ごとの混雑度を算出し、混雑度にマルコフ連鎖を適用することによって求めた。対象地域の合成人口データをもとに会社員・学生・主婦といった属性を定義し、それぞれの移動特性に応じた遷移確率を用いて移動予測を行った。社会人を対象に移動シミュレーションを行った結果、実際の PoI 混雑度とのコサイン類似度は、6 時間後に最大おおよそ 0.985 となった。

キーワード：人流シミュレーション、合成人口データ、PoI 混雑度、デジタルツイン

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

が寄せられていた。

最近では、外国人観光客の訪日が再開したこともあり、観光地に賑わいが戻り始めている。そのため、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。したがって今後の観光産業においては、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

¹ 奈良先端科学技術大学院大学

Nara Institute of Science and Technology

² 理化学研究所革新知能統合研究センター（AIP）

RIKEN Center for Advanced Intelligence Project (AIP)

a) sakagami.haruka.sb1@is.naist.jp

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]。これらの人流予測では、混雑状況や GPS などの場所に特化した情報から、全ての人を一括りの人物として予測が行われているため、実際の人々の生活に現れる行動のルーティンが反映されていない。

本稿では、属性情報を用いてよりリアルな人流シミュレーションを実現し未来の全 PoI の混雑状況を正確に予測することを目的に、合成人口データ [5] を用いてその地に住む人々の属性情報を取得し、属性を考慮した異動パターンを再現することで、より確度の高い人流シミュレーションを行う手法を提案する。合成人口データ [5] とは、国勢調査の結果をもとに村田らによって作成されたものであり、その地域に住む人々の擬似的な居住地や職業情報を知ることができる。

提案手法では、「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」、「合成人口データの属性情報を用いて、属性ごとの移動のシミュレーションを行う」というふたつのアプローチから人の移動のシミュレーションを行う。まず、人の移動を、状態間を確率的に遷移するものととらえ、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して時間ごとの PoI 間の移動確率及び遷移確率行列を求める。次に、合成人口データから定義した属性に適した移動のシミュレーションを行う。実際には、15 分ごとに 10 パターン、1 時間に 10,000 パターンの移動の経路を遷移確率を用いて作成する。その際 1 時間ごとに、出力結果と実際の PoI 滞在人数データを比較させ、精度の高い 3 パターンを抽出し同様の処理を続ける。

東京都調布市を対象に、提案手法を用いて 6 時から 12 時までの人々の移動のシミュレーションを行った結果、実際のリアルタイム混雑度データとのコサイン類似度が最大 0.985 となった。Top3 を抽出せず、1 時間ごとにランダムに 3 つ抽出した場合のコサイン類似度は 0.932 となったことから、15 分毎に、属性毎に異なる PoI 間遷移確率を用いて人々を遷移させ、1 時間ごとに Top3 を抽出する方法は人の移動を予測する方法として有効であると考えられる。

以降の章構成は、次の通りである。2 章では、混雑度センシング、混雑度予測、人流シミュレーションに関連した既存研究を概説すると共に、本提案の位置付けを明らかにする。3 章では、提案する人流シミュレーションの問題設定について述べ、4 章では、シミュレーション手法とその適用結果について述べる。最後に 5 章では、本稿の結論と今後の展望について述べる。

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 [6–10]。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 [11]。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 [2,12–14]。

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 [15]。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 [16]。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 [16]。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 [17]。

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 [18]。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 [18]。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 [19]。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 属性情報を用いたシミュレーション

人々の属性情報を知るための方法として、合成人口データが挙げられる。合成人口データとは、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 [5,20]。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。

また、西成は、群衆事故の解決のためには、人およびグループの属性を用いて適用させる群衆制御が必要であると示している [22]。

2.5 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、群衆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。この場合の行動予測においては、人の属性状況が考慮されていない。そのため、多くの社会人や学生が朝、職場や学校に行き、夕方や夜に家に帰るといった属性ごとに見られる生活行動のルーティンのようなものがシミュレーションに反映されていない。

本研究では、地域ごとの事情や社会的情勢を考慮し、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・推定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

本章では、PoI 遷移確率と合成人口データを用いた人流シミュレーション機構の概要について述べる。リアルな人流シミュレーション機構から未来の全 PoI の混雑状況を予測することを目的とする。

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 : 混雑センシングシステムの活用

交通機関車両や公共施設、飲食店における PoI の混雑データをリアルタイムに取得するシステムを用いる。本稿では、松田らによって開発された BLECE [2] を用いることを想定する。BLECE は、Bluetooth Low Energy (BLE) を使った安価な混雑センシングシステム

27	大阪府	27207	高槻市	27207209002	靈仙寺町 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	I 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 [20]

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]。この手法を使うことで、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」の各人の GPS 軌跡データを移動区間と滞在区間に分け時、滞在区間の位置情報の最寄りの PoI を探索することで、各 PoI における滞在人数データを作成する。本研究では、このデータを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 [20]。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。

3.2 提案手法の解決課題

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、混雑センシングシステムや PoI 滞在情報データから得られるデータと合成人口データから得られる属性情報を融合した、よりリアルな人流シミュレーション手法を構築し、正確な未来の混雑度の予測を行うことを目標としているため、予測した未来の PoI の混雑度と、実際の混雑度の差をできるだけ小さくすることが求められる。その方法として、下記 2 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

表 1: 東京都調布市

人口	242,917 人
面積	21.53 km ²
3 次メッシュ数	37 ^{*1}

表 2: 属性情報の定義

社会人	人数	88,000
	分類	「年齢」および「職業」の情報を利用
学生	移動	PoI 間遷移確率に基づき移動
	人数	55,000
その他	分類	「年齢」と統計情報を利用
	移動	小・中学生；市内の学校の位置に移動
その他	人数	63,000
	分類	「年齢」や「世帯」の情報を利用
その他	移動	その場所に滞在

合成人口データの属性情報を用いて、属性ごとの移動のシミュレーションを行う。

4. 提案手法と適用結果

本章では、前章で示した 2 つのアプローチを適用し、対象エリアにおける未来の PoI の混雑状況を予測する手法を提案する。

本稿では、東京都調布市を対象エリアに想定した。調布市の情報を表 1 に示す。ここでの 3 次メッシュとは、統計に利用するために、緯度・経度に基づいて地域をほぼ同じ大きさの網のメッシュに分けた地域メッシュのひとつであり、メッシュの大きさは 500m × 500m である。

4.1 属性情報の定義

提案アプローチを適用するにあたり、調布市に住む人々を合成人口データに基づいて、「社会人」、「学生」、「その他家にいる人」の 3 つの属性に分類した。各属性の分類における定義を表 2 に示す。

表 2 に示したとおり、本稿においては、ここで定義した社会人の移動に対してのみ PoI 間の遷移確率を適用するため、以後の章で行う移動シミュレーションは社会人を対象にしたものである。

4.2 PoI 間遷移確率行列の算出手法

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、

*1 1 つのメッシュに対する調布市の面積が極端に小さいメッシュコードは隣のメッシュに含むよう調整済

表 3: PoI の大カテゴリー

交通・運輸・倉庫	自動車・オートバイ・自転車・ドライブ	販売・卸
飲食店	スポーツ・趣味娯楽・レジャー	医療・薬・保険衛生
官公庁・団体・福祉	旅行・観光・温泉・旅館・ホテル	学校・趣味教室・図書館
その他サービス	不動産・賃貸・展示場	金融・保険・証券
製造・加工	建設・工事	農林・水産・鉱業
電気・ガス・通信・放送・新聞	出版・印刷	move
Home	未分類	

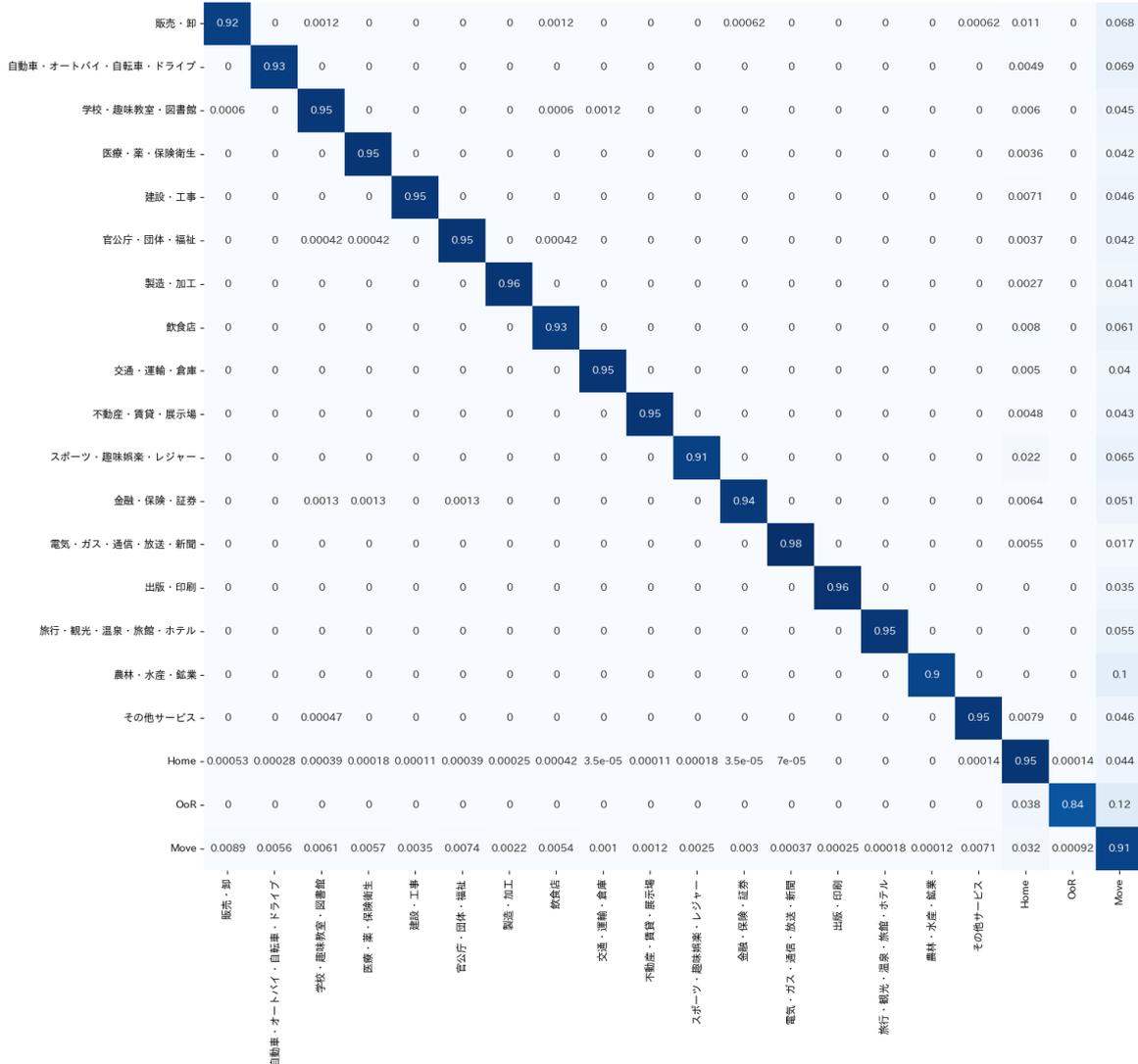


図 2: 10 時台の PoI 遷移確率

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. 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.

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

実際に求めた PoI 間遷移確率行列の詳細について述べる. PoI 間の遷移確率を求めるために, まず, 3 章のアプ

ローチ 2 で述べた PoI 滞在情報データを元に, 各人の行動の軌跡を生成する. その後, 毎時 0 分, 15 分, 30 分, 45 分に, その人物が移動しているか滞在しているかという判定を行い, 判定が滞在であった場合に PoI 情報を付与することで各時間の各場所における滞在人数を算出する. ここで付与した PoI 情報は, 株式会社 Agoop の東京における「PoI データ」の業種大分類に, 「Move」と「Home」, 「未分類」を追加したものであり, 詳細を表 3 に示す.

図 2 に, 10 時台の PoI 間の遷移確率を例示する. 図 2

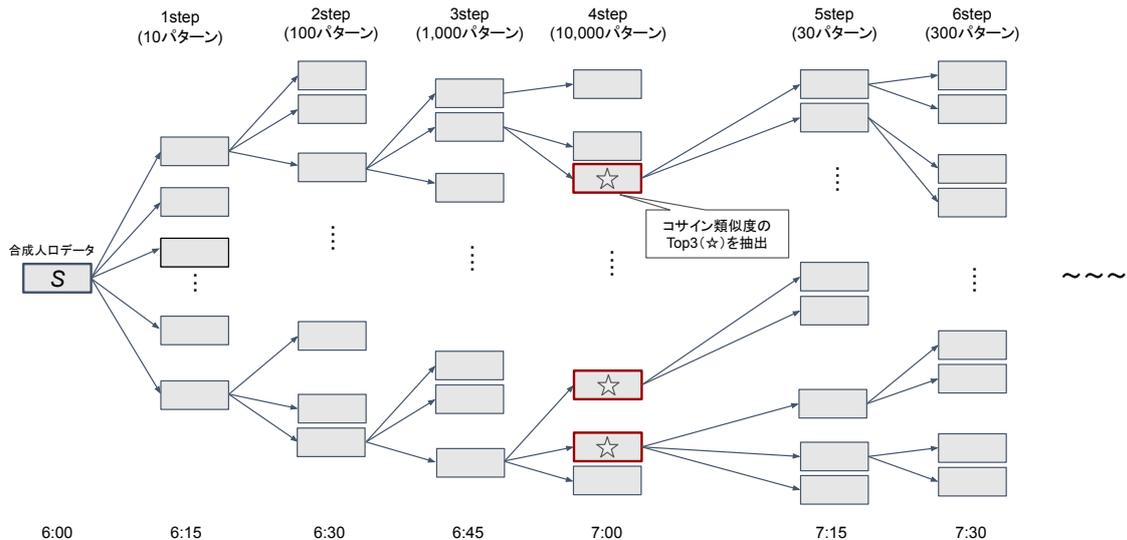


図 3: シミュレーションの概要

の 15 分ごとの PoI 間の遷移確率を、3 次メッシュを区別するように拡張し、PoI 数 × 3 次メッシュ数 (20 × 37 = 740) を PoI 数とする 740 × 740 の PoI 間遷移確率を毎時 0 分より 15 分ごとに求める。

4.3 移動シミュレーション

4.2 節で求めた遷移確率行列を使って、調布市の社会人 (88,000 人) の 6 時から 12 時までの移動のシミュレーションを行う。

本シミュレーションの概要を図 3 に示す。まず、多くの社会人が朝家にいると想定し、88,000 人分の 6 時時点の初期 (スタート) 位置を合成人口の緯度経度データに基づいて配置する。次に、初期配置から 15 分後の移動先を予測し、15 分後の PoI 滞在情報からさらに 15 分後の移動先を予測することを繰り返す。

PoI 間の遷移確率行列を元に、一人一人の移動の有無、移動先を決定する。一つの配置に対して 15 分ごとに 10 個移動パターンを作成する。これを 4 回繰り返すことで、1 時間で 10,000 個の移動パターンを作成する。この結果と実際の PoI 滞在人数データを比較し、コサイン類似度が最も高い 3 つを抽出する。

その後、次の 1 時間からは、選んだ Top 3 のそれぞれから同様に 10,000 パターン、つまり、1 時間ごとに、計 30,000 の移動パターンを出力し、再びコサイン類似度の Top 3 を選ぶという処理を、12 時まで繰り返す。

4.4 シミュレーション結果および考察

各シミュレーション結果に対して、コサイン類似度比較を用いて、シミュレーションの正確さを確認した。各時間ごとのコサイン類似度の結果を表 4 に示す。シミュレー

ションを開始した 6 時台からシミュレーションを終了する 12 時まで、コサイン類似度は緩やかな向上が見られた。

この結果から、人々の属性情報や居住地情報を含む合成人口データを元に人々の動きを予測することが可能であることが明らかになった。

また、提案手法のシミュレーションでは 1 時間ごとにコサイン類似度の Top 3 を抽出し人々を遷移させているが、ランダムに 10,000 個の移動パターンを算出した場合には、12 時点のコサイン類似度が次の表 5 のようになった。この場合、最大のコサイン類似度が 0.97 となり、Top 3 を抽出する提案手法の方が 0.01 高くなった。さらに、最小のコサイン類似度は 0.847 と、提案手法の結果より 0.14 下回っている。このことから、1 時間ごとのコサイン類似度の Top 3 を抽出し、移動パターンを作成する提案手法のシミュレーションは有効であると考えられる。

5. まとめ

本稿では、東京都調布市を対象に、PoI 間遷移確率と合成人口データを用いた人流シミュレーション機構を提案した。合成人口データを用いた実世界の居住地情報をシミュレーションの初期値とし、実際の PoI 滞在データから求めた 15 分ごとの遷移確率を適用した結果、6 時間後の 12 時のコサイン類似度は最大およそ 0.985 となり、高い精度で人々の移動の予測ができることがわかった。

今回は、シミュレーション結果の比較手法としてコサイン類似度を使用したが、朝を対象としたシミュレーションでは、人々が滞在している PoI が「Home」や「Move」といった一部のカテゴリに偏っており、シミュレーションの正確さが必ずしも正確に半値位されていない可能性がある。今後は、比較手法の検討や PoI とメッシュ ID それぞ

表 4: 時間帯ごとのコサイン類似度

	6:00-7:00	7:00-8:00	8:00-9:00	9:00-10:00	10:00-11:00	11:00-12:00
Top 3	0.92097	0.94846	0.96653	0.96583	0.97682	0.98529
	0.92095	0.94794	0.96643	0.96501	0.97642	0.98524
	0.92091	0.94752	0.96642	0.96483	0.97594	0.98515

表 5: ランダム時のコサイン類似度 (12 時時点)

最小	最大	平均
0.84749	0.97189	0.92479

れの移動の正確さの評価を行うことで、より確度の高いシミュレーション機構の構築が可能になると考えている。

また、現在は、1 時間後のシミュレーションを行うにあたり、最大 30,000 パターンの移動シミュレーションを行っているが、モデルの学習やスコアリングを行うことで汎用性の高いシミュレーション機構の構築を目指す。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] 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.
- [6] Hongquan Song, Xuejun Liu, Xingguo Zhang, and Jiawei 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.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] Lorenz Schauer, Martin Werner, and Philipp Marcus. Estimating Crowd Densities and Pedestrian Flows Using Wi-Fi and Bluetooth. In *11th International Conference on Mobile and Ubiquitous Systems: Computing, Networking and Services, MOBIQUITOUS '14*, pp. 171-177, 2014.
- [11] Koki Nagao, Daichi Yanagisawa, and Katsuhiko Nishinari. Estimation of crowd density applying wavelet transform and machine learning. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Vol. 510, pp. 145-163, 06 2018.
- [12] 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.
- [13] 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.
- [14] 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.
- [15] 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.
- [16] 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.
- [17] 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.
- [18] 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.
- [19] Renhe Jiang, Xuan Song, Zipei Fan, Tianqi Xia, Zhaoan 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.
- [20] Kansai University Social Simulation Laboratory, Faculty of Informatics. 人口合成手法. <http://www.res.kut.ac.jp/~murata/synthetic-methods/>.
- [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] 西成活裕. 個人及びグループの属性に適応する群集制御. <https://www.jst.go.jp/mirai/jp/program/safe-secure/JPMJMI20D1.html>.