

## レイアウト変更対応型人流シミュレーション Machine-learning based people flow simulation and its application to layout change

鎌本 賢志<sup>†</sup>      北野 佑<sup>†</sup>      浅原 彰規<sup>†</sup>  
Satoshi Kuwamoto      Yu Kitano      Akinori Asahara

### 1. はじめに

空港や駅などの施設において、施設管理者は施設価値の向上のため、人の動線を改善する施策を実施している。施策検討のための課題抽出には、施設利用者の動線を現状分析することが効果的である。そこで近年、人の位置をカメラやレーダなどで計測して得られる人流データの活用が注目されている。これにより、施設内の混雑状況や各店舗の来客率など、施設の利用状況が把握できる。

計測された人流データの分析によって施策を机上で立案できるが、実験的な効果検証は必要であり、多くのコストや時間を要する。これに対し、仮想的な人流データを生成する人流シミュレーション技術を用いれば、施策評価が容易になると考えられる。

人流シミュレーションの手法としては、これまで人の行動を数理モデルで定式化するものが多数提案されていた[1]が、数理モデルのパラメータ設定には、実際の人流データを見ながら試行錯誤を繰り返して行う必要があり、多くの時間やコストがかかるという問題があった。そこで我々は機械学習にもとづいて人流計測データから人の行動モデルを学習し、人流シミュレーションを行う手法を提案してきた。これにより、数理モデルのパラメータ設定が不必要になるため、シミュレーション実行までの時間やコストを削減することができる。また、計測データに含まれる行動パターンであれば予測可能になるため、数理モデルに比べ高い汎化性が得られる。実際、既存研究で、機械学習で生成したモデルによるシミュレーション精度が数理モデルを上回ることが確認されている[3]。

一方、機械学習にもとづく手法でも施設環境の変化に対応することは難しく、レイアウト変更時のシミュレーションデータが、実データとほとんど相関がないことが実験により判明した。

そこで本研究では、シミュレーションの汎化性向上のため、以下の点について検討した。まず、施設環境が変化しても人の挙動を再現できるように、未知の環境の障害物を迂回させるための特徴量を検討した。次に、施設環境の変化によって発生する、訓練データにない状況に対応するため、モデル学習に使用するデータの拡張を検討した。本発表では、提案手法をレイアウト変更時のオフィス人流シミュレーションに適用し、シミュレーション精度が従来方式に比べ大幅に改善されることを検証した結果を報告する。

## 2. レイアウト変更対応型人流シミュレーション

### 2.1 人流シミュレーションの従来手法の課題

機械学習にもとづく人流シミュレーションの従来手法(詳細は文献[3]を参照)では、施設レイアウトに変化がない場合は動線を高精度に再現できるが、レイアウト変化がある場合には、シミュレーション精度が大幅に低下する。

そこでシミュレーションデータを分析したところ、次の2つの課題があることが判明した。

#### ■課題 1: 環境変化による未知の特徴量パターンの発生

レイアウト変更前の計測データをモデル学習に用いるため、計測データにない特徴量パターンがレイアウト変更により発生する場合、該当する動線データの移動速度を予測することができない。

#### ■課題 2: 障害物との衝突

シミュレーションでは、移動速度の予測を誤って障害物に衝突してしまう場合がある。しかし、人はふつう障害物をよけるため、このような現象は起こらないはずである。

## 2.2 提案手法

### 2.2.1 課題1の対策: 学習データの拡張

計測データにない特徴量のパターンに対応するためには、予測に不足しているデータを他から補う必要がある。従来、目的地ごとに移動モデルを生成していた[3]ことを踏まえると、モデル学習に用いなかった他の目的地に向かう動線データを加える案が考えられる。そのような動線データを用いたとしても、障害物をよける、目的地に向かうなどの人固有の移動特性を学習することは可能だと考えられる。そこで本研究では、目的地毎のモデルではなく、全ての動線データを加味した移動モデルを生成する方式を提案する。

### 2.2.2 課題2の対策: 迂回の必要性を表す特徴量の追加

従来手法では、障害物と目的地に関する特徴量を独立に扱っており、それらの位置関係を考慮していなかった。その結果、目的地に向かって進むのか障害物を避ける動作のどちらが優先されるべきか、速度予測の際に考慮できていなかった。そこで本研究では、障害物が目的地の手前にあり、迂回が必要であることを表す量の特徴量に加味する方式を提案する。具体的には、時刻  $t$  にて、人  $i$  から見た方向  $j$  において、目的地と障害物までの最短距離がそれぞれ  $r_{ij}^d(t)$ ,  $r_{ij}^w(t)$  と表されるとき、それらの大小関係を表す特徴量  $\sigma_{ij}^{wd}(t)$  を、

$$\sigma_{ij}^{wd}(t) = \begin{cases} 0 & r_{ij}^d(t) \leq r_{ij}^w(t) \\ 1 & r_{ij}^d(t) > r_{ij}^w(t) \end{cases}$$

と定義する。 $\sigma_{ij}^{wd}(t) = 1$  のときは、目的地の手前に障害物がある場合に対応する。この場合人流モデルは、障害物を回避する方向の速度を予測値として出力すると考えられる。

## 3. 実験

### 3.1 実験条件

レイアウト変更時のシミュレーション精度を検証するため、机や置物など可動物の位置が異なるオフィスにて人流計測を行い、検証用のデータを取得した。本データは(株)乃村工藝社より提供いただいた。

<sup>†</sup> (株)日立製作所 研究開発グループ  
Hitachi Ltd., Research and Development Group

レイアウト変更前のデータは2018年12月4日(20707レコード、1240人)、レイアウト変更後のデータは2018年12月20日10時~16時(2366レコード、183人)に取得した。図1に施設レイアウトやデータ計測領域を示す。

提案手法の効果を検証するため、従来手法と、2.2節で述べた2つの対策案を従来手法に組み込んだ提案手法を用いてそれぞれ実験を行った。モデル学習の手法には、勾配ブースティング回帰木をベースとしたアルゴリズムであるCatBoost[2]を用いた。訓練データにはレイアウト変更前に計測した人流データを用いた。そのほかシミュレーションに関わる各種パラメータは文献[3]と同じ値を設定した。

実験対象の時間帯は、レイアウト変更後に人流計測が行われた2018年12月20日の10時から16時とし、図1(右)に表されるレイアウトデータを用いた。実験結果の評価には、人流データから作成した人密度ヒートマップを用いた。人密度ヒートマップは、人が施設内の各領域に滞在した時間を合計して求めた延べ人数のデータである。本検証では、人流計測の対象領域を0.5m四方のグリッドに区切り、計測データとシミュレーションデータの両方に関して人密度ヒートマップを作成し、真値と予測値の人密度値の相関係数を求めて精度評価を行った。

## 3.2 実験結果

### 3.2.1 定性的な分析結果

変更後のレイアウトの下で計測した人流データと、シミュレーションで生成した人流データを図2に示す。

従来手法(図2・中央)では、レイアウト変更により発生した特徴量のパターンに対応できず、人が目的地に向かって施設内を歩き回る様子が確認されるが、提案手法を用いた場合(図2・右)には、計測データのように人が目的地に向かって移動している様子が確認される。このことから、提案手法がシミュレーションの汎化性向上に寄与することが確認できる。

### 3.2.2 定量的な分析結果

計測データとシミュレーションデータについて、各格子領域に滞在した歩行者の延べ人数のヒートマップを図3に、格子領域ごとの延べ人数を表した散布図を図4に示す。なお、散布図の横軸は計測データの結果、縦軸はシミュレーションデータの結果を表す。本結果から、従来手法では真値と予測値の相関係数が人密度値に関して0.028であったのが、提案手法により0.742と大幅に改善されたことが確認できる。このことから、提案手法によりレイアウト変更時でも高精度に動線が再現可能になったと考えられる。

## 4. おわりに

本研究では、人流シミュレーションの汎化性向上のため、目的地と障害物の位置関係を表す特徴量を追加して歩行速度を予測する方式と、すべての動線データを加味した移動モデルを生成する方式を提案した。提案手法をレイアウトが変更されたオフィスでの人流シミュレーションに適用したところ、従来手法では真値と予測値の相関係数が人密度値に関して0.028であったのが、提案手法により0.742と大幅に改善され、提案手法によりレイアウト変更時でも高精度に動線が再現可能になったと考えられる。今後は、駅や空港などの他施設におけるレイアウト変更時の人流シ

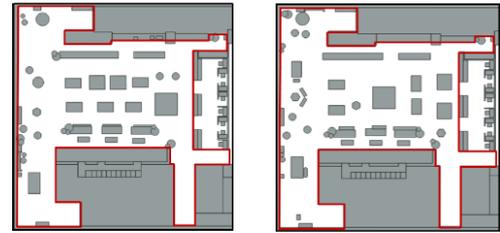


図1 施設レイアウト(左:変更前、右:変更後)とデータ計測領域(赤枠内)



図2 動線計測データ(左)とシミュレーションデータ(中央:従来手法、右:提案手法)

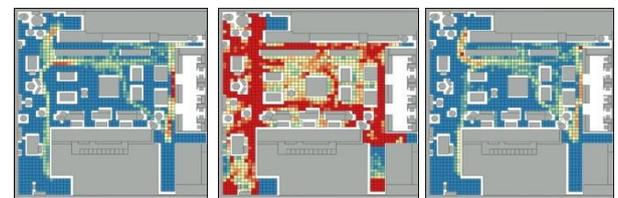


図3 人密度ヒートマップ(左:計測データ、中央:従来手法、右:提案手法)

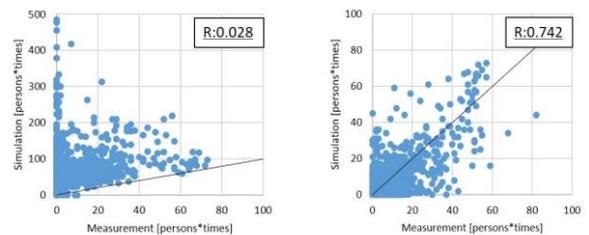


図4 真値と予測値の人密度値の散布図(左:従来手法、右:提案手法)

ミュレーション評価実験の実施や、回遊行動や滞留行動など、移動以外の行動シミュレーションの手法開発を進めていく。

### 謝辞

本研究の実験データを提供して頂いた株式会社乃村工藝社第一事業本部真鍋順一氏、事業統括本部鈴木和博氏、ならびに株式会社日立情報通信エンジニアリング社会インフラソリューション事業部宝蔵寺正隆氏、有山一郎氏に感謝の意を表す。

### 参考文献

- [1] Dirk Helbing and Peter Molnar, "Social force model for pedestrian dynamics", Physical review E, Vol.51, No.5 (1995), pp.4282-4286.
- [2] Liudmila Prokhorenkova, Gleb Gusev, Aleksandr Vorobev, Anna Veronika Dorogush, Andrey Gulin, "CatBoost: unbiased boosting with categorical features", In: Advances in Neural Information Processing Systems (2018), pp.6639-6649.
- [3] Yu Kitano, Satoshi Kuwamoto, Akinori Asahara, "OD-network-based Pedestrian-path Prediction for People-flow Simulation", In: IEEE International Conference on Big Data (2019), pp.1656-1661.
- [4] 日立情報通信エンジニアリング、動線計測ソリューション、<https://www.hitachi-ite.co.jp/products/o-tracking/index.html>