

# 自動グループ構成手法ADGを用いた 実測人流データに基づく歩行者行動モデルの構築

藤田智子†

佐土原 聡‡

長尾智晴\*

† 横浜国立大学 大学院環境情報学府

‡ 横浜国立大学 大学院都市イノベーション研究院

\* 横浜国立大学 大学院環境情報研究院

## 1 はじめに

近年、駅や都市部などの人が集まる場所の安全性の向上や地域の活性化のために、人流のシミュレーションを行い、分析する取り組みが進んでいる。例えば、イベント時の人の流れをシミュレーションし、人流の誘導に役立てる取り組みがある。これに対し、平常時の公共空間では個人が多様な目的で行動していることから、従来の単一の歩行者行動モデルで分析することは困難である。そこで本研究では、自動グループ構成手法 (Automatically Defined Groups: ADG)[1] を用いて、多様な目的を持つ歩行者を複数のグループに分けて歩行者行動モデルを構築する手法を提案する。

## 2 自動グループ構成手法 (ADG)

ADG はマルチエージェントモデルにおける homogeneous モデルと heterogeneous モデルが混在した特徴を持つモデルの構築手法である。ADG で構築されるモデルは遺伝的プログラミング (Genetic Programming: GP) で構築される複数の木を持つ。1 体のエージェントは一つの木を参照しており、同じ木を参照するエージェントでグループを構成する。進化の過程でエージェントのグループへの分割と各木の構造を同時に最適化する。

## 3 提案手法

提案手法の概要を図 1 に示す。提案手法では、既存の歩行者行動モデルを拡張し、ADG で構築する進行方向の決定のための行動規則を組み合わせて歩行者行動モデルを構築し、人流シミュレーションを生成する。生成された人流データを実測人流データと比較、評価し、評価結果に基づいて木を更新することを繰り返す。

### 3.1 歩行者行動モデル

歩行者行動モデルはエネルギー関数を使用した行動モデル [2] をもとに作成する。壁や障害物からの影響も

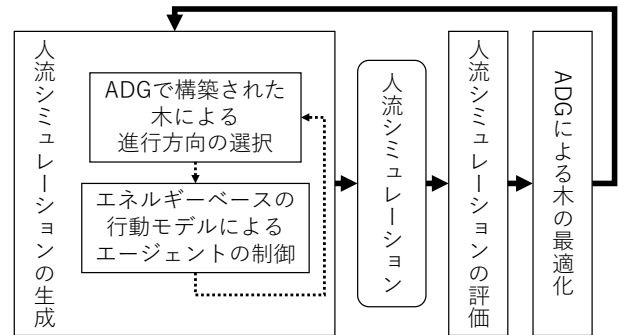


図 1: 手法概要

考慮できるようにするため、エージェントが影響を受ける要素には、直進性の維持、速さの維持、目的地への進行、看板や柱へ近づく行動、周囲の人と方向を合わせる行動、人や壁、障害物との衝突回避を設定する。

### 3.2 ADG を用いた進行方向の選択

ADG で構築される木はエージェントの進行方向の決定に使用する。進行方向には、目的地へ進む方向、看板や柱へ近づく方向の 2 種類がある。木の終端記号には 2 種類の進行方向となる各座標、非終端記号にはエージェントが過去に通過した地点や現在の地点、直前までの進行方向の種類を条件として与える。これによって、構築された木からエージェントがどのエリアでどのように行動を選択しているか解釈できるようになる。

### 3.3 人流の評価

構築された歩行者行動モデルを用いて生成された人流シミュレーションと実測の人流データの類似度を定義し、評価値とする。現実の人流データで観測される歩行者の進行方向や出口の通過人数を再現するために、類似度は特定のエリアを通過した人数の割合の実測データとの差分と、同じ場所を複数回訪れるといった期待されない行動に対するペナルティやグループの分割結果に対する評価の線形和で定義する。

特定のエリアを通過したエージェント数の評価では、特定の入口から各出口を通過した数や、看板や柱に滞留した数、特定の地点を通過したエージェントがその直前に各地点を通過した数が実測データに近いことを評価する。例えば、出入口集合を  $E$  としたときに、特

Construction of a Pedestrian Behavior Model from Actual Trajectories Using Automatically Defined Groups:ADG

†Tomoko Fujita ‡Satoru Sadohara \*Tomoharu Nagao

†Graduate School of Environment and Information Sciences, Yokohama National University

‡Institute of Urban Innovation, Yokohama National University

\*Faculty of Environment and Information Sciences, Yokohama National University

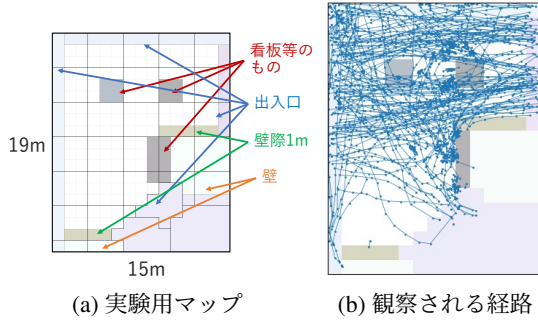


図 2: 実験環境

定の入口  $e_i$  ( $e_i \in E$ ) から各出口を通過した数の評価  $f_i$  は, 出入口  $e_i$  から入ったエージェント数を  $agent_i$ , 出入口  $e_i$  から  $e_j$  ( $e_j \in E$ ) へ通過したエージェント数を  $agent_{ij}$ , 実測データ中で, 出入口  $e_i$  から入った歩行者数を  $pedestrian_i$ , 出入口  $e_i$  から  $e_j$  へ通過した歩行者数を  $pedestrian_{ij}$  として, 式 (1) で評価する.

$$f_i = \sum_{e_j \in E} \left( agent_{ij} - agent_i \cdot \frac{pedestrian_{ij}}{pedestrian_i} \right)^2 \quad (1)$$

#### 4 実験設定

本実験では, 複数の行動規則が構築される ADG と単一の行動規則が構築される GP で学習を行い, 生成される行動の違いを調べた.

実験には, JST 未来社会創造事業「超スマート都市エリアマネジメントプラットフォーム」(課題 ID:1807698) の取り組みで 2019 年 6 月 3 日から 8 月 21 日に計測された人流データのうち, 特定の 1 時間分のデータを用いた. この人流が計測されたエリアの一部を切り出して作成したマップを図 2a に示す. 図 2b に対象となるエリアで観測される行動軌跡を示す. このように, このエリアでは左右方向と看板や柱に滞留する人の行動が観測される.

シミュレーションの設定は, エージェント数 150, ステップ長 1 秒, ステップ数は 5 分間分に当たる 300 ステップとした. ADG の学習パラメータは, 最大の木の深さ 15, 個体数 100, 学習世代数 150, 交叉率 0.8, 個体あたりの突然変異率 0.9, グループ突然変異率 0.075, 個体の選択にはトーナメント選択とエリート保存を用いた. 各エージェントの初期位置は, 実測人流データに近づけて定めている.

#### 5 実験結果

ADG で構築された歩行者行動モデルを用いて生成した人流の行動軌跡と, GP によって構築された歩行者行動モデルで生成した人流の行動軌跡を図 3 に示す. 図中の経路の色の違いは各エージェントが所属するグ

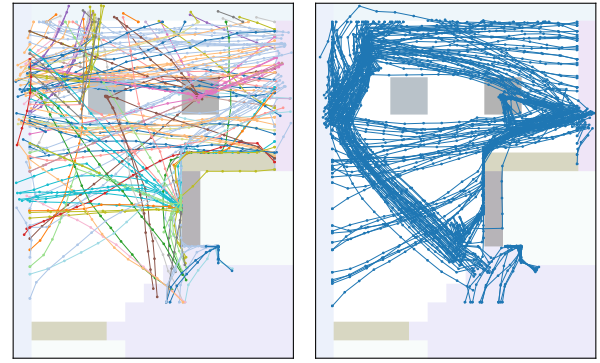


図 3: 実験結果

ループの違いを示している. ADG を用いた結果では, 個々のエージェントがそれぞれの目的地に向かって行動する様子が再現できた. 一方で, GP を用いた結果では, 全てのエージェントが同じ行動規則を参照するため, 全てのエージェントが似た方向へ進むような行動が生成された. また, ADG を用いた結果では, 実測人流データで観測されるような左右方向の動きや経路の密度をより再現できた. これらの結果から, ADG を用いて heterogeneous なモデルが構築されたため, 個々の動きの再現度を高めることができたことが分かる.

本実験では, ADG を用いて 23 グループ分の行動規則が獲得された. 看板に滞留するグループや左から右へ抜けていくグループなど, それぞれに特徴的な動きが見られた. これは, ADG を用いることで, 歩行者の動きの再現度を高めるようにグループ分割が行われたためである.

#### 6 まとめ

本稿では ADG を用いた多様な目的を持つ歩行者の行動を再現できる行動モデルの構築について述べた. 実験では ADG を用いることで, 実測データで観測される歩行者の行動を反映した複数の行動規則が構築できることを確認した. 今後は, エージェントの通過経路に対して詳細な評価を与え, 生成される人流の再現度をより高めることで, 人流分析へ応用していくことができると考える.

#### 参考文献

- [1] Akira Hara and Tomoharu Nagao. Emergence of the cooperative behavior using ADG; Automatically Defined Groups. In *GECCO*, pp. 1039–1046, 1999.
- [2] Kota Yamaguchi, Alexander C Berg, Luis E Ortiz, and Tamara L Berg. Who are you with and where are you going? In *CVPR 2011*, pp. 1345–1352. IEEE, 2011.