

## AR-PoI を用いた誘導時における被誘導者の行動分析

檜物大輝<sup>†</sup> 家入祐也<sup>‡</sup> 菱山玲子<sup>‡</sup>早稲田大学 創造理工学部<sup>†</sup> 早稲田大学大学院 創造理工学研究科<sup>‡</sup>

## 1. はじめに

Augmented Reality (AR) 技術を利用した誘導が注目されているが、その中でも AR-PoI (AR-Point of Interest) を出現させる方法は特に代表的である。AR-PoI を用いた誘導時における被誘導者の行動モデルを用いたシミュレーションによる被誘導者の行動予測は、観光における混雑緩和や広告を用いたマーケティングなど、多岐にわたって応用が可能であり、高精度な予測が求められる。AR-PoI を用いた被誘導者の行動モデルについては様々検討されているが、実際の行動ログに基づいた構築を試みている研究は少ない。本研究では、我々の開発した AR-PoI による誘導アプリを用いて収集された行動ログを分析し、その特徴を明らかにする。

## 2. 被誘導行動分類

AR インターフェースのナビゲーションでの被誘導時において、AR-PoI の方向に対し目の前に歩行ルートが存在している場合、戸惑い行動を起こさず正常に AR-PoI に向けて被誘導者が歩行する。これを正常の被誘導行動とする。

一方で戸惑い行動の特性を含む状況下、すなわち遮蔽物に AR-PoI が遮られている場所および AR-PoI が人の立ち入れないような予想外の場所にある場合においては、戸惑い行動を起こし停留を発生させる。

また、正常の被誘導行動と戸惑い行動に加え、AR-PoI 方向への歩行を行わないが AR-PoI に到達するためのルート選択を行うルートプランニング行動がある。この行動は AR-PoI に到達するために効率的なルートを選択しようとする行動であり、一時的に AR-PoI への距離が大きくなる移動を含む。以上の被誘導者モデルを整理すると以下ようになる。

- I 正常の被誘導行動
- II 戸惑い行動
- III ルートプランニング行動

## 3. 実験

本論文では先行研究[1]にて分析対象としたデータを用いて解析を行う。2019年3月29日に早稲田大学理工キャンパス内で大学生30人を対象に行った実験であり、ARナビゲーションを用いて3つのチェックポイント(以下、CPとする)の周回への誘導を行なった。各被誘導者より3秒毎の位置情報、加速度、目的地、報酬取得状況のログデータが得られた。

## 4. 結果および考察

ログデータのうち、被誘導者の行動モデルの検証に有効だと推察されるログデータを、以下の2条件により絞り込んだ。

1. ログデータの数が200以上存在する
2. 3つのCPを正しい順序で全て周回している

これらの条件により、全データ中の不十分なデータを除外した。さらに、同一人物によるデータを1つのみ選択した。28個のデータが得られたが、データには一定程度のノイズや欠損が認められた。屋内等におけるGPSログデータの衛星波受信不良に起因するものであり、同時刻の複数データや位置情報の欠損が存在した。これらに対して行動モデルの検証に対し最も整合性が取れる形でデータの選択を行なった。有効データに対し設定した行動モデルを用いて分析をするため、3秒毎のログデータに対し、表1に示すように条件を設定することで被験者の行動分類を行なった。

表1 行動モデルの分類条件

時間 (連続性)	距離	モデルカテゴリ
4以上(12秒以上)	4m以上	I
	4m以下	III
3以下(9秒以下)	任意	II

一般的に成人の歩行速度は1.3m/秒である[2]ので、3秒間で4mの歩行が12秒以上続く場合を正常の被誘導行動とした。また、4m以下の移動距離の場合、進む意思はあるがAR-PoIに対してゆっくりと歩行しているためルートプランニング行動とした。これら以外の非連続な移動や1点での停留をするデータを戸惑い行動とした。

Analysis of a person being guided using AR-PoI

<sup>†</sup> Daiki Himono, School of Creative Science and Engineering, Waseda University<sup>‡</sup> Yuya Ieiri, Reiko Hishiyama, Graduate School of Creative Science and Engineering, Waseda University

本実験では、ナビゲーションを以下の2つに分け、それぞれ分析を行う。

パートA : CP1→CP2      パートB : CP2→CP3

以上の条件より、下の図1のような各ユーザーの行動データのヒートマップおよびExcelの連続値の表を用いて、A, B各パートの行動を被誘導者モデルの遷移により表現し、集計を行った。



図1 あるユーザーのパートAのヒートマップ

A, B各パートの行動パターンと被験者数の集計を行った結果を下の表2, 表3に示す。各表の1列目の値はそれぞれの行動パターンが正常の被誘導行動であるIの行動パターンを含んでいたかを表し、含んでいたものを $\alpha$ 、含んでいなかったものを $\beta$ とする。行動パターンの各数字は表1のモデルカテゴリの数字と対応する。

表2 パートAの行動分類集計

	行動パターン	被験者数	合計
$\alpha$	32132	4	15
	23132	4	
	2313	1	
	32123	1	
	23123	1	
	3132	1	
	23212	1	
	2312	1	
$\beta$	2132	1	13
	232	6	
	3232	3	
	32	2	
	323	1	
	2	1	

表3 パートBの行動分類集計

	行動パターン	被験者数	合計
$\alpha$	23213	1	4
	2312	1	
	23132	1	
	23212	1	
$\beta$	232	10	24
	2	8	
	23	2	
	323	2	
	32	2	

設定した行動モデルを用いた有効データに対する解析では、数値の羅列であるログデータより、条件による分類を行うことで行動パターンを読み取ることができた。まずパートAの行動分類では、正常な被誘導行動を含むものと含まないものがおよそ半ずつ含まれていた。一方でパートBの行動分類では、正常な被誘導行動を含

むものは14%であり、相対的にパートAよりも少ない結果となっていた。これは主にCP間の距離に起因していると考えられる。

また、パートA・パートBのいずれにおいても、正常な被誘導行動が行われる前後には、戸惑い行動やルートプランニング行動が含まれていた。これは被誘導者がARアプリケーションを起動しナビゲーションにより被誘導行動に達する前後に、アプリケーションの画面と周囲の状況を比較し、戸惑い行動やルートプランニング行動を起こすためであると考えられる。一方で正常の被誘導行動を含まない $\beta$ の行動パターンも多く見受けられた。歩行速度の境界値を一般的な道路歩行の際の値としていたことに起因し、ナビゲーション時の平均歩行速度が道路歩行時よりも小さくなることを考慮し歩行速度の境界値を設定することで、歩行速度の遅い被誘導行動として分類することができると推察された。

## 5. まとめと今後の課題

本稿ではAR-PoIによる誘導実験の生データより有効データを選択し、設定した行動モデルを用いて、条件により行動パターンを分類した。被誘導行動が行われる距離が大きいほど、正常の被誘導行動が現れやすいことが明らかとなった。また、正常の被誘導行動の前後には戸惑い行動やルートプランニング行動が行われることが明らかとなった。

本研究で用いた一連の行動ログデータ分析の過程は、他の行動ログを分析する際に参考となりうると期待される。一方でより正確な位置情報データの利用、解析データの前処理、データ量を増やすことによる有効データの増加により改善が見込める。また、位置情報データに加え、定点カメラ等の他機器による取得データ、被験者へのアンケートの回答データなどを用いることにより、より実際の被誘導行動に近い行動モデルを構築することが期待される。さらに、数理的学習モデルをプログラミング言語により構築することにより、さらなる高精度の行動モデルを構築でき、多岐にわたる応用へと繋がること期待される。

## 参考文献

- [1] 田村郁人, 家入祐也, 菱山玲子. AR-POIによる誘導ナビゲーションの効果分析, HI2019 5A2-2, (2019)
- [2] 西守隆, 伊藤章. 意図的なステップ長変化に対する歩行動作の解析, 理学療法科学 29(1) : 51-55, (2014)