

駅空間における Plan-Action を考慮した 歩行者挙動モデリング

瀬尾亨¹・柳沼秀樹²・福田大輔³

¹学生会員 東京工業大学大学院修士課程 理工学研究科土木工学専攻 (〒 152-8552 目黒区大岡山 2-12-1)
E-mail: t.seo@plan.cv.titech.ac.jp

²学生会員 東京工業大学大学院博士課程 理工学研究科土木工学専攻 (〒 152-8552 目黒区大岡山 2-12-1)
E-mail: yaginuma@plan.cv.titech.ac.jp

³正会員 東京工業大学大学院准教授 理工学研究科土木工学専攻 (〒 152-8552 目黒区大岡山 2-12-1)
E-mail: fukuda@plan.cv.titech.ac.jp

本研究の目的は、特に都市鉄道駅構内における歩行者流動の把握を念頭に置いた歩行者挙動モデルの構築である。これまで歩行者挙動の研究は数多く行われているが、いくつかの課題が残されている。まず、実データの裏付けがないことが多い。これに対し、本研究では駅構内における実際の歩行者流動のデータを取得し、それに基づいてモデルパラメータの同定を行う。次に、歩行者の目的地選択の考慮が難しいという問題がある。本研究では、Plan-Action Model という新たな行動モデルを用いて、歩行者の動的な目的地選択と経路選択を同時にモデル化する。実証分析においては、通勤時間帯における混雑がみられる東急田園都市線のたまプラーザ駅を対象とし、歩行者の改札選択を目的地選択 (Plan) と見立て、経路選択 (Action) と合わせたモデルを構築した。最後に、構築したモデルに基づいた簡易な歩行者挙動シミュレータを開発した。このシミュレータの挙動を分析し、本歩行者挙動モデルの再現性と利用可能性について確認した。

Key Words : *pedestrian behavior, pedestrian simulator, discrete choice model, plan-action model*

1. はじめに

(1) 背景

本研究では、特に、都市鉄道駅構内における歩行者の流動に着目する。現在、大都市圏の駅構内ではいわゆる通勤ラッシュによる混雑が深刻になっており、列車への乗降や乗換にかかる時間が通常時よりも 11 % も増大するという問題が生じている (国土交通省¹⁾)。このような混雑は利用客の時間損失のみならず、列車の遅れや安全上の問題など、様々な社会的損失を引き起こしている。混雑対策には様々なものが存在するが、歩行者空間の改善は比較的容易に実施することができ、駅施設の老朽化問題と同時に解決することが期待される。

歩行者挙動の分析が歩行者空間設計に寄与できる可能性として、歩行者 (流動) シミュレータの開発がある。設計の際にいくつかの代替案を作成し、それぞれについて歩行者流動をシミュレーションし、それぞれの代替案が歩行者をどの程度効率的に処理できているのか、過剰混雑が発生する箇所はどこか、などを定量的に評価することができる。しかし、個人の歩行がどのような行動規範に基づいてなされているのかについては、歩行の自由度の高さゆえに、解明されていない部分が多い。既往の歩行者研究の多くは、モデルパラメータを

経験則に基づく天下りのなもので与えており、構築したモデルが実際の歩行者と似ているかどうかという定性的な観点からの妥当性検証がなされるにとどまっている。

以上から、歩行者空間の設計において設計案を事前評価し改善できるよう、実態に即した歩行者挙動モデルを構築することの必要性が確認される。

(2) 目的

本研究の目的は、駅構内などの歩行者空間の設計に資するような歩行者挙動モデルを構築することである。また、この歩行者挙動モデルは歩行者空間の設計状況によって歩行者流動がどのように変化するかを明確に反映でき、かつ実態に即した直観的に説明可能な係数を有するものでなければならない。

また、既存の歩行者挙動モデルの多くにおいて、目的地選択が外生的に設定されている場合が多く、目的地に至るまでの経路選択をモデル化の対象としている。目的地選択が明示的にモデル化されなかった理由として、目的地選択は歩行中に周囲の環境に応じて動的に変化するものであり、さらにその変化は直接観測不可能だということが挙げられる。本研究では、経路選択は勿論のこと、目的地選択もモデル化の対象とする。具体

的には、行動の「計画 (Plan)」と「行為 (Action)」という二つの異なる側面の総合関係を考慮した Plan-Action Model に基づいて、歩行者挙動モデルの構築を行う。

以上を要約するに、本研究では Plan-Action の概念に基づいた動的な目的地選択を明示的に考慮した歩行者挙動モデルを実データに基づいて構築する。そして、動的な目的地選択が顕著にみられる駅の改札付近の歩行者流動を対象とする。

2. 既往研究の整理と本研究の位置づけ

(1) 歩行者挙動モデル化の代表的な手法

歩行者の挙動については、歩行者を物理法則に従う粒子として扱うものや、効用の概念を用いるものなど様々なモデルが提案されている。ここでは、それらの既往研究について概説する。

Helbing and Molnar³⁾ では Social Force Model を構築している。これは、歩行者を電荷をもった粒子のように扱い、歩行者同士の斥力、目的地の引力などの概念に基づいて歩行者挙動を再現しようとするものである。歩行者流動を粒子の流動として扱うもので、直観的に理解しやすい。ただし、モデルパラメータは先見的に与えられたものを用いることが通常であり、また行動規範も実際の歩行者のものとは異なっているという課題が残されている。

浅野⁴⁾ では Social Force Model を改良した新たなモデルを構築している。歩行挙動を Strategic, Tactical, Operational の3レベルに分け、Strategic では目的地までの経路を通過断面により分割したネットワーク内での経路選択、Tactical ではより詳細な空間での軌跡決定、Operational では他の歩行者の移動を予測し回避等を行う、として詳細なモデル構築を行っている。

Blue and Adler⁵⁾ ではセルオートマトンモデルを用いて歩行者挙動モデルを構築している。これは、空間を格子状のセルに分割し、各セルに歩行者を割り当て、その中で周囲のセルの状態に応じた一定のルールに従って歩行させるというものである。工夫次第で様々なルールを柔軟に与えることが可能である点があるが、そのルールは Social Force Model と同様先見的に与えられたものである。

木村ら⁶⁾ ではマルチエージェントモデルを用いた歩行者群衆シミュレータを構築している。建築物からの避難を対象としており、部屋から出る扉を目的地として選択し、他歩行者の回避などを考慮し、避難にかかる時間を推測し、実際の施設設計に役立つシミュレータとしている。

Borgers et al.⁷⁾ では、休日の大規模商店街において歩行者を追跡し、軌跡を得てモデル化することを行って

いる。データ数が少なく、さらにデータが人の感覚によるもの（逐次地図上に追跡対象歩行者の位置を記入する）であり厳密性に欠けているが、混雑下においても歩行者は目的地に向けて直線的に動こうとする（移動経路短縮）という示唆を得ている。

Antonini et al.⁸⁾ 並びに Robin et al.⁹⁾ では、離散選択モデルを用いた歩行者挙動モデルを構築している。ここでは、歩行者の移動先を角度と速度によって分けられる離散的空間選択肢とし、各瞬間に自分の移動先を目的地への距離や他歩行者の影響による効用に基づいて選択するというもので、実際の歩行者流データからモデルパラメータを推定している。

柳沼ら²⁾ では、Antonini et al.⁸⁾、Robin et al.⁹⁾ に準拠しつつ新たな変数を導入して離散選択モデルを用いて歩行者挙動モデルを提案している。選択肢となる移動先は角度7個、速度3個の組み合わせで計21個（図-1）とし、角度変化大、小、加速、等速、減速の5つのネストを定義した Cross-Nested Logit Model により、離散空間上の選択行動をモデル化している。

モデルの要素としては、目的地へ向かう、角度変化を嫌う、速度変化を嫌う、障害物回避、対向者回避、先行者追従等が説明変数として組み込まれている。また、推定のためのデータ収集に際し、真上から撮影した歩行者流の動画を半自動で解析するアルゴリズムを構築している。モデルを推定した結果、合理的なモデルパラメータが得られ、自由度調整済み尤度比が0.527と高く、有効な歩行者モデルの構築に成功したと言える。

山田ら¹⁰⁾ では、歩行者流の動画を解析する手法としてパーティクルフィルタを導入し、作業効率を飛躍的に向上させている。これにより、歩行者座標取得が完全に自動で行うことが可能となったが、若干の誤差 (RMSE=2.48pixel≈5.46cm) が生じた。そして、山田ら¹⁰⁾ のモデル推定と柳沼ら²⁾ の推定は、対象とした動画が同一なものにもかかわらず細部が異なる結果となった。これについて、発生した誤差と推定結果の違いについて、わずかの誤差も歩行者挙動を論ずる上で許容できない可能性、もしくは歩行者挙動を議論するうえでは許容できるが本モデルの特性上移動先選択結果が違ふものと判定されてしまう可能性があることを考察している。

(2) Plan-Action Model

Plan-Action Model とは Choudhury¹¹⁾ 及び Choudhury et al.¹²⁾ によって、高速道路上における自動車の車線選択行動をモデル化するために定式化されたもので、人間の行動規範を、潜在的で観測できない Plan の選択と、それに基づく観測可能な Action の選択の時系列的な連続選択行動としてモデル化する。Plan-Action Model は

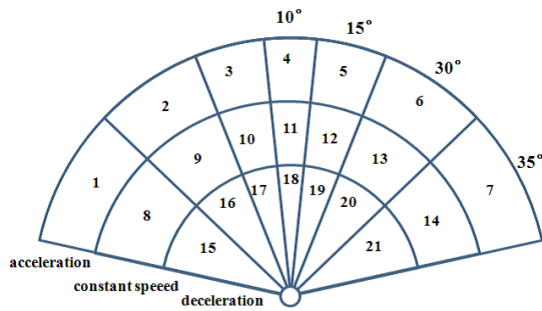


図-1 移動先選択肢 (柳沼ら²⁾より)

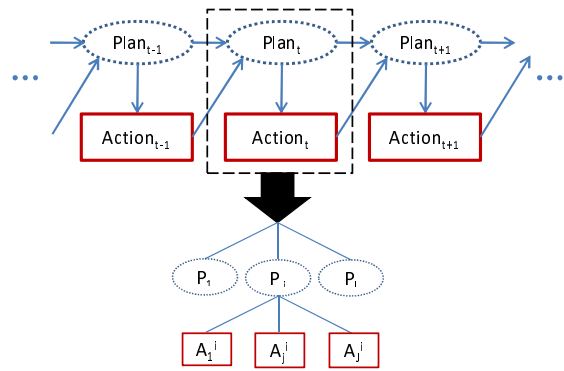


図-2 Plan-Action Model モデル構造

潜在クラスモデルに類似しており、形式的には一次隠れマルコフモデルに等価である。本研究では Plan-Action モデルを歩行者挙動の分析に応用する。

a) モデル構造

Plan-Action Model は、「人はある信念 (計画: Plan) に基づいて、それぞれの選択 (行動: Action) を行っている」という行動規範をモデル化したもので、Plan の選択とそれに基づく Action の選択の時系列的な連続で意思決定を表現するものである。すなわち、ある個人が行動するとき彼の行動選択を、

1. 時刻 t において、現在の条件を考慮し、「何を目的とするか」を Plan という形で選択する。
2. その Plan を達成する、あるいは近づくために「どう行動するか」を Action という形で選択する。
3. 選択した Action を実際の行動として行う。
4. Action の結果として、周囲の条件が変わる。
5. 時刻 $t+1$ になる。変化した条件を考慮し、新たな Plan を選択する。
6. 2. に戻り、繰り返す。

という構造でなされることを仮定したモデルである。

図-2 は Plan-Action Model の構造の模式図である。

l_t は時刻 t における Plan, j_t は時刻 t における Action である。

ここで、Plan の選択は個人の思考内のみで行われ、第三者による観測が不可能であり (潜在的), 観測可能なのは Action の選択結果のみだということに留意する必要がある。よって、Plan-Action の選択構造を推定するには、Action の選択結果からこのとき意思決定者がどの Plan を選択していたとすると尤もらしいのか、という考え方に基いて行う。

b) 推定法

モデルパラメータの推定は対数尤度関数を最大化させる最尤法によってなされる。対数尤度関数の導出は以下の通りである。

まず、時刻 t , 個人 n における Plan l と Action j の組み合わせの同時確率は下式で与えられる。

$$P_n(l_t, j_t) = P_n(l_t)P_n(j_t)$$

ただし、観測されるのは Action だけである。よって、ある Action j が観測された場合に、全ての Plan について Action j が選択される確率を考えなければならない。この Action の周辺確率は次式で表わされる。

$$P_n(j_t) = \sum_{l \in L_n} P_n(l_t, j_t)$$

個人 n の Action が連続した時間 T_n の間観測されていたとすると、その同時確率は次式で与えられる。

$$P_n(j_1, j_2, \dots, j_T) = \prod_{t=1}^{T_n} P_n(j_t)$$

この式は個人 n の尤度そのものである。すなわち、

$$\mathcal{L}_n = P_n(j_1, j_2, \dots, j_T)$$

全ての個人が独立であると仮定すると、全ての個人 N 人の対数尤度関数は、

$$\mathcal{L} = \sum_{n=1}^N \ln(\mathcal{L}_n)$$

となる。

この対数尤度関数 \mathcal{L} を最大化するパラメータを求めることで、モデルパラメータの推定ができる。ただし、一つ注意すべき点がある。対数尤度関数 \mathcal{L} の形状は一般的に単峰型ではなく、局所解が存在する。そのため、異なる初期値での推定を繰り返し、それぞれの尤度比やパラメータ値の合理性などを考慮して局所解を極力回避する必要がある。

c) 適用例

Choudhury¹¹⁾では、高速道路における車線変更を Plan-Action Model を用いて以下のようにモデル化している。まず、ドライバー個人がある車線にいるとき、ドライバーは次にどの車線に移りたいか (もしくは留まるか) を各車線の平均速度、車密度などによって説明される

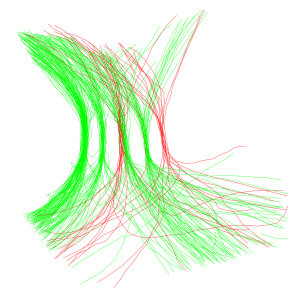
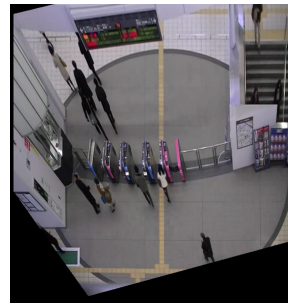
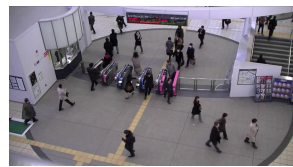
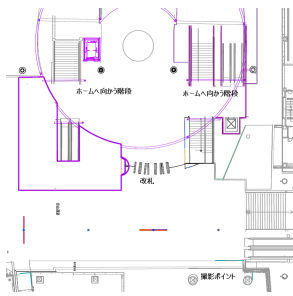


図-3 たまプラーザ駅改札周辺平面図（東急電鉄より）

図-4 たまプラーザ駅改札周辺写真

図-5 映像データ

図-6 歩行者軌跡

効用に基づいて決定しているとする（Plan の選択）。ドライバーは彼の Plan に基づいて車線変更しようとし、Gap Acceptance Model に従って車線変更するかしないかを選択する（Action の選択）。そして、これが時系列上に連続しているとする。

この際、Plan の選択はドライバー個人内のものであり、潜在的であり観測は不可能である。一方、Action の選択は明らかなので観測可能である。この Action の選択結果から、Plan の選択がどう行われているのが尤もらしいのかを最尤法により推定する。

また、Choudhury et al.¹²⁾ では、Plan-Action Model を用いた場合と用いなかった場合で推定した Gap Acceptance Model をシミュレータ化したものを実際の交通流と比較して誤差 RMSE を測定し、Plan-Action Model を用いた場合は交通量で 31.1 %、速度で 3.7 % の改善が見られたとしている。

(3) 本研究の位置づけ

本研究の目的は、実データの裏付けがあり、実際の施設設計に資するような汎用的な歩行者挙動モデルの構築である。歩行者挙動モデルとしては実データからの推定を行っている Antonini et al.⁸⁾ や柳沼ら²⁾ の手法に基本的に準拠する。さらに、これらの研究に欠けているマクロな視点からの歩行者挙動、すなわち目的地選択を新たに考慮する。

目的地選択をモデル化する場合、歩行者がどこを目的としているかは潜在的で観測不可能である。本研究では、目的地選択を適切に表現できる Plan-Action Model を歩行者挙動モデルに取り入れる。

また、ケーススタディとして、駅空間を対象とする。駅空間における目的地選択としては、最終目的地であるホームの選択、そこに向かうまでの改札の選択、が存在する。このうちホームの選択は歩行者挙動モデルとは直接のつながりはない。一方、改札の選択は歩行者挙動モデルが扱うことが可能であり、現実において

の混雑解消のためにモデル化する意義が高い。というのは、改札とは、全ての駅利用者が改札を通過し、またその際歩行者同士の交錯や混雑が発生するために、ボトルネックとなりやすい個所である。そこで、本研究は駅改札付近の歩行者流動を分析対象とする。

具体的なモデル化の手法として、Plan-Action Model における Plan 選択を目的地としての改札選択、Action を目的地へ向かう際の歩行選択とする。

3. 歩行者データ収集

モデル推定に必要なデータは各時刻における歩行者の位置、移動先、歩行者の相互関係などである。これらのデータは、実際の歩行者流動における各歩行者の時系列に沿った座標を分析することで獲得することができる。歩行者座標は、歩行者流動を上方から撮影した動画を解析して取得する。

ここで、データの種類と名称を以下のように整理する。
映像データ：歩行者流動の様子を撮影したビデオ動画。
座標データ：映像データを解析し、全ての歩行者の座標を 0.5 秒ごとに時系列に沿って取得したもの。
挙動データ：座標データを解析し、歩行者挙動に関するデータを各歩行者ごとに時系列に沿って整理したもの。このデータを用いてモデル推定を行う。

(1) 撮影環境

今回研究対象としたのは東急田園都市線たまプラーザ駅構内の改札周辺（平面図：図-3、写真：図-4）である。駅の改札周辺は、ホームに向かう歩行者とホームから出てくる歩行者との間での混雑の発生等により、互いの行動に対する相互作用が生じている。また歩行者は局所的な歩行選択以外に、目的地として改札を選択するという挙動を行っていることから、今回の研究目的に非常に適した環境と考えられる。また、東急田園都市線は首都圏における通勤路線として代表的であり、

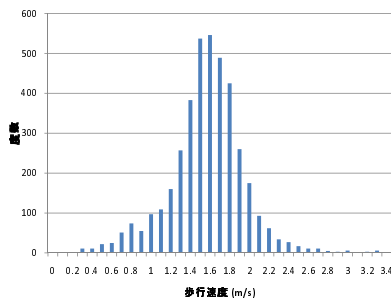


図-7 歩行者速度分布

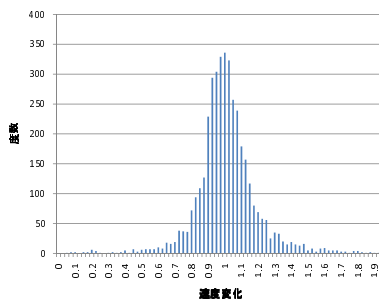


図-8 歩行者速度変化分布

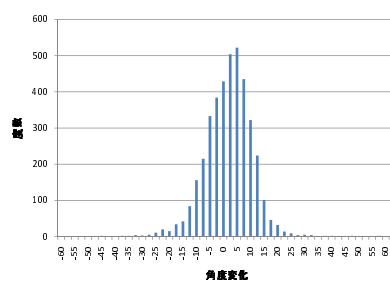


図-9 歩行者角度変化分布

特にたまプラーザ駅は東急田園都市線を代表する駅であり旅客数が非常に多いこと、そしてたまプラーザテラスが近年開業してそれに伴い駅空間の大幅な再編が行われ、立体的な構造で駅改札の上方のテラスからの撮影が可能であった。

映像データの撮影は2010年1月25日(月)の午前7時から午前9時までの通勤時間帯に行った。機材は、通常の家庭用デジタルビデオカメラを三脚で固定したもので撮影した。撮影範囲は横幅約15m、奥行き約20mである。動画は、解像度1920pixel×1080pixel、ビットレート16.1Mbps、フレームレート30fps、という比較的高画質のものである。この動画は斜め上から撮影したもので、動画での手前側の見た目上の距離と奥側の見た目上の距離は実際には異なるものである。そのため射影変換を施し、補正した(図-5)。これを映像データと称する。

本研究の主目的は歩行者挙動のモデル化であり、歩行者座標の抽出を自動化するような画像解析技術の発展ではない。そこで、モデル化に当たって必要最低限のデータを集めることとし、主にマニュアル作業でデータ処理を行った。必要となるのは0.5秒間隔の歩行者座標であるため、その条件で効率的に取得することだけに特化したインターフェースをOpenCVを導入したC言語で開発した。

また、座標データから挙動データを得る際は、座標から歩行速度や角度、各歩行者の位置関係などを分析する必要がある。これを自動的に計算するプログラムをC言語で作成して行った。

(2) データの基礎分析結果

本項では、得た挙動データについて行った歩行者挙動に関する基礎分析結果について述べる。

a) データ概要

映像データのうち、200秒を解析した。その中に含まれる歩行者のうち、改札を利用したものは219人であった。これらの歩行者から0.5秒間隔で座標データ及び

挙動データを取得した結果、総挙動データ数すなわちActionを行っているデータとしてのサンプル数は1740となった。駅ホームへ向かう歩行者数は188人で同サンプル数1446、駅から出ていく歩行者数は31人で同サンプル数294であった。図-6は座標データを歩行者ごとに連続してプロットした軌跡である。緑が駅ホーム(図上方向)へ向かう歩行者、赤が出ていく歩行者である。

b) 歩行速度

図-7は、座標データから算出した歩行者移動速度をヒストグラム化したものである。やや左の裾が長い単峰型分布となっている。これは、歩行者が改札を通過するときや対向者とすれ違う際などに減速することがあるためと考えられる。平均速度は1.520m/s、標準偏差0.383m/sであり、兼田ら¹³⁾にまとめられている既往研究に非常に近い値となっている。

次に、歩行速度の変化について述べる。図-8は座標データから、ある時刻 t について速度変化率 $\frac{speed_{t+1}}{speed_t}$ を求め、ヒストグラム化したものである。平均値は1.023、標準偏差は0.262である。速度変化率1が速度変化なしを意味しており、そこを山とした単峰分布となっているので、全体として速度を維持していることがわかる。

c) 歩行角度

図-9は、座標データから、ある時刻 t について角度変化 $angle_{t+1} - angle_t$ を求め、ヒストグラム化したものである。正の値が左折、負の値が右折を意味している。約 $+5^\circ$ をピークとした単峰分布となっており、平均値 1.974° 、標準偏差 9.098° である。このように正に偏っている原因は、図-4、6での左下から左上に向かう歩行者が多く、そのような歩行者が左折した結果であると考えられる。

d) Actionの選択状況

本研究で行う歩行者挙動のモデル化では、歩行者が各瞬間ごとに自分の移動先の空間を選択するというコンセプトを用いる。この際の移動先選択肢は角度と速度によって離散化したものであり(図-10)、その選択肢

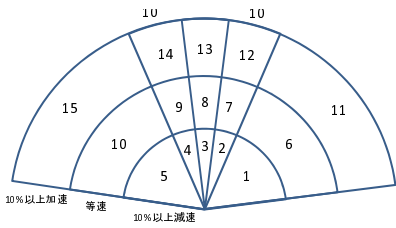


図-10 移動先選択肢の定義

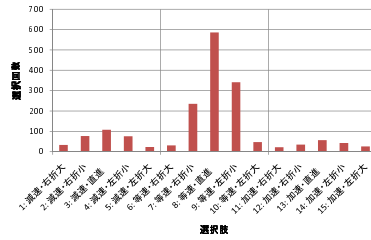


図-11 移動先選択回数

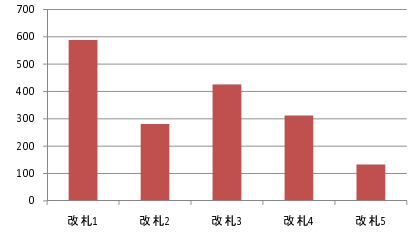


図-12 改札利用状況

の選択状況をここで概説する (図-11)。

選択肢を次のように分類する。4,5,9,10,14,15を左折, 3,8,13を直進, 1,2,6,7,11,12を右折とする。また, 1~5を減速, 6~10を等速, 11~15を加速とする。その分類ごとの選択回数と割合は表-1に示すとおりである。

表-1 選択肢分類ごとの選択回数

選択肢分類	選択回数	選択回数割合
左折	556	0.320
直進	751	0.432
右折	433	0.249
減速	317	0.182
等速	1240	0.713
加速	183	0.105

このように, 角度選択では, 直進が最も多いが, 左右対称ではなく左折が右折に比べて明らかに多い。これは前述した左折する歩行者が多いという現場状況のためである。また, 速度選択では, 等速が圧倒的に多い。加速よりも減速のほうが多くなっているが, これは改札を通過する際や他歩行者を回避する際に減速することが多いためであると推察される。

e) Planの最終的な選択状況

繰り返し述べているように, Planの選択は観測不能である。ただし, Planである候補目的地(ターゲットとする改札)の最終的な選択結果は, その歩行者が実際に通過した改札と同一であるので, それだけはデータから観測することができる。ここで, 図-4において, 改札を左から1,2,3,4,5と番号を付けることとする。このうち改札5は駅から出る方向のみの一方通行改札である。改札の利用状況(最終的なPlan)を図-12に示す。

改札1の利用人数が他と比べて明らかに多い。これはd)での左折人数が多い現象と同様, 図-4の左下から左上へ移動する歩行者が多く, その経路の長さを短くしようとして選択したと考えられる。よって, 改札(Plan)の選択要因として, 経路短縮があると予想できる。な

お, 改札5の利用人数が少ないが, これは駅から出る歩行者しか利用できず, 今回のデータでは駅から出る歩行者が少なかったためである。

4. モデル推定

歩行者挙動をPlan-Action Modelに基づいてモデル化する。本研究では, Planは目的地の選択, Actionは実際にどう歩くかの選択にそれぞれ相当する。

Planの選択は, 各目的地の効用を目的地までの距離などによって算出し, 効用を最大化するように目的地選択を行うという離散選択モデルとする。

一方, Actionの選択について。本研究では, 歩行者が各瞬間において次の移動先(空間を角度と速度に関して離散化したもの)を選択していると考え。その際に各移動先の効用をPlanに基づく移動先への距離, 障害物や対向者の存在などにより算出し, それにより移動先選択をすると考える。

最終的に, 観測されたAction選択結果から, 各瞬間において歩行者が潜在的で観測不可能なPlan選択がどのようなメカニズムでなされているのか, その結果Actionをどのように選択をしたのかを同時に推定する。

以上のモデル化は, Plan選択肢とAction選択肢の効用とその選択確率を定式化し, モデルパラメータを推定することで行われる。

f) Plan選択モデル

Planは歩行者の目的地選択である。今回の推定対象は駅改札部なので, 目的地選択とはどの改札を通ろうと計画するかを選択となる。データを取得した個所には改札は5個あるので, これらが選択肢となる(図-13)。選択モデルには多項ロジットモデル形式を用いる。

今回考慮した行動要因は以下の4個である。

- 1) 距離の近い改札を好む。同時に, 進行方向上の改札を好む
- 2) 混雑している改札を嫌う
- 3) 一方通行の改札の存在

以下, これらについて詳述する。

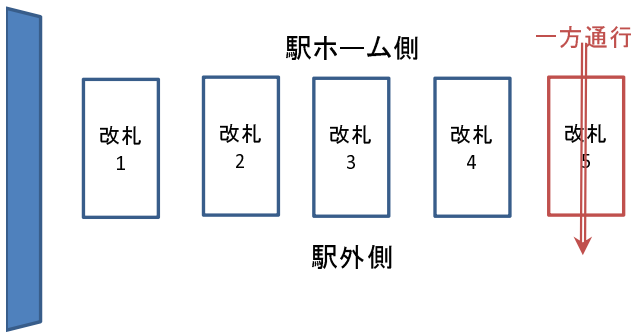


図-13 目的地選択肢

1) 距離の近い改札を好む。同時に、進行方向上の改札を好む

$$\beta_{gap}dist_i\Delta angle_i$$

まず、各改札への距離 $dist_i$ であるが、距離は不効用を生じると考えられる。また、改札と歩行者の進行方向との偏角 $\Delta angle_i$ について、歩行者の進行方向から離れた改札には行きにくいことから、不効用が期待される (図-14)。

なお、改札への距離は Action の選択でも似通った値が用いられ、そのままだと多重共線性の問題が発生してしまう。これを回避するため、各改札への距離 $dist_i$ と各改札と歩行者の進行方向との偏角 $\Delta angle_i$ の積をとり、まとめて一つの説明変数としている。この β_{gap} の符号は負が期待される。

2) 混雑している改札を回避する

$$\beta_{congestion}congestion_i$$

混雑した改札は通過するのに時間がかかるので、混雑により不効用が生じると考えられる。混雑度 $\beta_{congestion}$ の定義は、ある時刻 t (秒) において、 $t-5$ (秒) から t (秒) までに改札を使用した延べ人数である。5 秒の根拠は、歩行者が改札を視界に入れてから改札を通過するまでの平均時間である。

3) 一方通行の改札の存在

$$I_{out}\beta_{oneway}$$

改札のうち右端の改札は駅のホームから外へ出る方向の一方通行となっている。そのため、駅へ入る歩行者に対する利用可能性をゼロとし選択肢から除外し、駅から出る歩行者に対して追加の効用を与えるとする。 I_{out} は駅から出る歩行者のときに 1 となるダミー変数である。

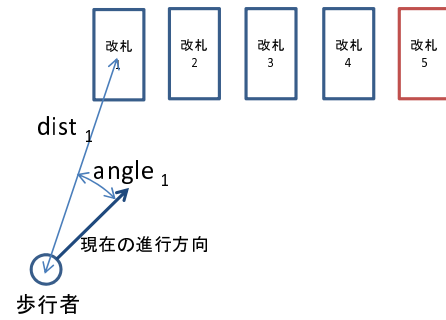


図-14 改札への距離と偏角

以上をまとめた各選択肢の効用は次の式となる。

$$V_{plan}(i) = \beta_{gap}dist_i\Delta angle_i + \beta_{congestion}congestion_i + I_{out}\beta_{oneway}$$

各選択肢の選択確率は次の式となる。

$$P_{plan}(i) = \frac{\exp(V_{plan}(i))}{\sum_{i=1}^5 \exp(V_{plan}(i))}$$

g) Action 選択モデル

Action は実際の歩行挙動であり、離散選択モデルを用いる。選択肢は図-15 のように移動先を角度方向と速度方向に離散化したものである。

Antonini et al.⁸⁾ や柳沼ら²⁾ では角度方向選択肢を 7 段階としているが、今回は 5 段階とした。理由としては、第 3 章で示したように左右に大きく曲がる歩行者が非常に少なく、区別する必要性が薄いこと、および Plan-Action Model に組み込むにあたりモデルが必要以上に複雑になるとパラメータ推定が困難になること、柳沼ら²⁾ および山田ら¹⁰⁾ に比べ推定に用いるサンプル数が非常に少ないこと、などが挙げられる。速度方向選択肢は等速、加速、減速の 3 段階である。また、モデルを簡易なものにするために、クロスネスティッドロジット形式ではなく多項ロジット形式を用いた。

今回考慮した行動要因は以下の 6 個である。

- 1) 目的地に向かう
- 2) 角度変化を嫌う
- 3) 速度が遅いほど減速を嫌い、速いほど加速を嫌う
- 4) 障害物 (壁) を避ける
- 5) 対向歩行者を避ける
- 6) 前方に速度の遅い歩行者がいる場合、追い抜こうとして避ける

以下、これらについて詳述する。

- 1) 目的地に最短で向かう。

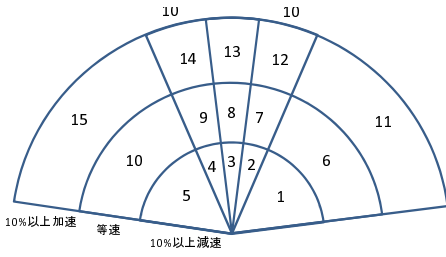


図-15 移動先選択肢

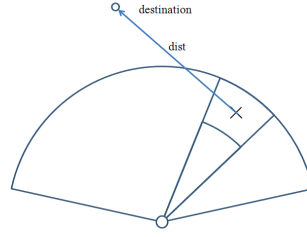


図-16 変数 $dist$ の設定

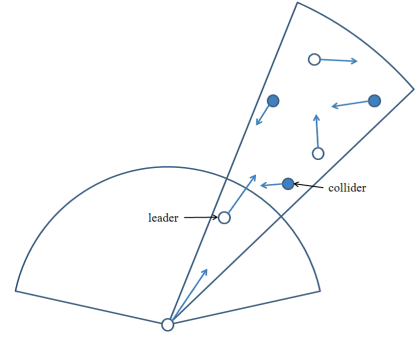


図-17 leader, collider の設定

$$\beta_{dist} dist_j^i$$

目的地に最短で向かうという挙動は、歩行者としてまず考えられる行動基準である。各移動先選択肢の中心から目的地への距離を算出する(図-16)。この距離が短い選択肢が好まれると考えられるので、 β_{dist} の符号は負が期待される。なお、目的地とは与えられた Plan i での目的地である。

2) 角度変化を嫌う。

$$I_{angle, little} \beta_{angle, little} + I_{angle, large} \beta_{angle, large}$$

歩行者は直進する傾向にあり、角度変化に負の効用を感じると考えられる。この不効用は、角度変化が大きいとその変化量以上に増大する(非線形関係)と考えられる。 $I_{angle, little}$ は角度変化が $5^\circ \sim 15^\circ$ の場合 1 となるダミー変数、 $I_{angle, large}$ は角度変化が 15° よりも大きい場合 1 となるダミー変数である。 $\beta_{angle, little}$ 、 $\beta_{angle, large}$ の符号は負で $\beta_{angle, little} > \beta_{angle, large}$ という関係が期待される。

3) 速度が遅いほど減速を嫌い、速いほど加速を嫌う。

$$I_{acc} \beta_{acc} \left(\frac{v}{v_{max}} \right)^{\lambda_{max}} + I_{dec} \beta_{dec} \left(\frac{v}{v_{max}} \right)^{\lambda_{max}}$$

I_{acc} および I_{dec} は選択肢がそれぞれ加速、減速であった場合に 1 になるダミー変数である。 v は現在の速度、 v_{max} は観測された速度からはずれ値を除いた最大値 3.0m/s とする。 λ_{max} は本来であれば推定すべきパラメータであるが、今回は推定の計算負荷軽減のため、柳沼ら²⁾ で得られた 2.42 という値を用いた。この意味するところは、例えば加速選択 β_{acc} に関して、現在速度 v が速く v_{max} に近い場合 $\left(\frac{v}{v_{max}} \right)^{\lambda_{max}}$ の値が 1 に近づき加速選択の不効用が増大し、現在速度 v が遅い場合 $\left(\frac{v}{v_{max}} \right)^{\lambda_{max}}$ の値は急激にゼロに近づき加速選択の不効用が消滅し、相対的に考えて加速を選択しやすくなる、という定式化

である。

4) 障害物(壁)を回避する。

$$\beta_{wall} wall_{dist_j}$$

歩行者は障害物に衝突することを嫌うのは当然として、近づくことも回避しようとする。今回の推定対象における障害物としては、壁面が存在する。 $wall_{dist_j}$ は、歩行者が壁に近い場合、各選択肢の中心から壁面までの直角距離である。壁面からの距離が遠い選択肢を好むと考えられるので、 β_{wall} の符号は正が期待される。

5) 対向歩行者を避ける。

$$\beta_{collider} collider_{dist_j}$$

歩行者は自分の正面から近づいてくる他歩行者がいる場合、回避する。ここでは、自分の移動選択肢集合内に存在する他歩行者のうち、お互いの進行方向の偏角が $\pi/2$ 以上のものを collider と定義する(図-17)。各選択肢の中心から collider までの距離 (collider が複数存在する場合、それぞれの距離の合計) を $collider_{dist_j}$ とし、 $\beta_{collider}$ の符号は正が期待される。

6) 前方に速度の遅い歩行者がいる場合、追い抜こうとして避ける。

$$\beta_{leader} leader_{dist_j}$$

これは 6) の collider を避ける挙動と類似している。自分の移動選択肢集合内に存在する他歩行者のうち、お互いの進行方向の偏角が $\pi/2$ 未満で、自分の速度よりも遅いものを leader と定義する(図-17)。各選択肢の中心から leader までの距離 (leader が複数存在する場合、それぞれの距離の合計) を $leader_{dist_j}$ とし、 β_{leader} の符号は正が期待される。

以上をまとめた各選択肢の効用は次の式となる。

$$\begin{aligned}
V_{action}(j|i) = & \beta_{dist}dist_j^i \\
& + I_{angle, little}\beta_{angle, little} + I_{angle, large}\beta_{angle, large} \\
& + I_{acc}\beta_{acc}\left(\frac{v}{v_{max}}\right)^{2.42} + I_{dec}\beta_{dec}\left(\frac{v}{v_{max}}\right)^{2.42} \\
& + \beta_{wall}wall_{dist_j} \\
& + \beta_{collider}collider_{dist_j} \\
& + \beta_{leader}leader_{dist_j}
\end{aligned}$$

選択確率は以下となる。

$$P_{action}(j|i) = \frac{\exp(V_{action}(j|i))}{\sum_{j=1}^{15} \exp(V_{action}(j|i))}$$

(1) モデル定式化

以上より、歩行者挙動モデルを b) に従って定式化する。

Plan i の効用は

$$\begin{aligned}
V_{plan}(i) = & \beta_{gap}dist_i\Delta angle_i \\
& + \beta_{congestion}congestion_i \\
& + I_{out}\beta_{oneway}
\end{aligned}$$

Plan i が与えられたもとの Action j の効用は

$$\begin{aligned}
V_{action}(j|i) = & \beta_{dist}dist_j^i \\
& + I_{angle, little}\beta_{angle, little} + I_{angle, large}\beta_{angle, large} \\
& + I_{acc}\beta_{acc}\left(\frac{v}{v_{max}}\right)^{2.42} + I_{dec}\beta_{dec}\left(\frac{v}{v_{max}}\right)^{2.42} \\
& + \beta_{wall}wall_{dist_j} \\
& + \beta_{collider}collider_{dist_j} \\
& + \beta_{leader}leader_{dist_j}
\end{aligned}$$

Plan i を選択する確率は

$$P_{plan}(i) = \frac{\exp(V_{plan}(i))}{\sum_{i=1}^5 \exp(V_{plan}(i))}$$

Plan i のもとで Action j を選択する確率は

$$P_{action}(j|i) = \frac{\exp(V_{action}(j|i))}{\sum_{j=1}^{15} \exp(V_{action}(j|i))}$$

よって、時刻 t において個人 n が Action j_t を選択する確率は

$$P_n(j_t) = \sum_{i=1}^5 (P_{action}(j_t|i_t)P_{plan}(i_t))$$

以上より、全てのサンプルについての対数尤度は次式で与えられる

$$\mathcal{L} = \sum_{n=1}^N \sum_{t=1}^{T_n} \ln \sum_{i=1}^5 P_{action}(j_t|i_t)P_{plan}(i_t)$$

(2) パラメータ推定

a) 結果

以上の歩行者挙動モデルを、先に得た挙動データを用いパラメータ推定を行った。パラメータ推定は、BFGS法を用いた最尤法を行うプログラムを GAUSS で作成して行った。また、局所解に陥ってしまう問題を避けるため、各パラメータ初期値を収束しうる値を含む一定オーダーの一樣乱数で与えて数百回計算し、収束した場合のうち最も尤度比の高いものを最終結果とした。表-2、表-3 に結果を示す。

表-2 推定結果要約

推定された係数の数	11
サンプル数	1740
初期尤度	-4537.4
最終尤度	-3386.4
ρ^2	0.254

表-3 推定されたパラメータ

係数種類	名称	係数値	標準偏差	t 値	p 値
Plan	β_{gap}	-0.352	0.317	-1.117	0.264
Plan	$\beta_{congestion}$	-2.799	2.376	-1.178	0.239
Plan	β_{oneway}	17.952	16.235	1.106	0.269
Action	β_{dist}	-0.087	0.015	-5.658	0.000
Action	$\beta_{angle, little}$	-0.627	0.053	-11.85	0.000
Action	$\beta_{angle, large}$	-2.086	0.112	-18.58	0.000
Action	β_{acc}	-68.258	3.317	-20.58	0.000
Action	β_{dec}	-23.339	1.919	-12.19	0.000
Action	β_{wall}	10.417	0.899	11.58	0.000
Action	$\beta_{collider}$	6.141	2.876	2.135	0.033
Action	β_{leader}	0.617	0.745	0.828	0.408

b) 考察

Plan についての t 値が全体的に低い結果となっている。その理由として、以下のようなことが考えられる。 β_{out} については、図-6を見たところ、駅から出てくる歩行者はほぼ同じ条件であっても、近い改札を使う場合と一方通行の改札5を使う場合に分かれているので、個人属性を考慮したモデルを適用する必要があることが示唆される。同様に他の Plan に関するパラメータも、個人それぞれの性格や事情による影響が非常に大きいと思われる。特に、駅構内へ入ろうとしている歩行者と、電車から降りて駅から出ようとしている歩行者の違いが考えられる。

β_{dec} の符号が仮説と逆でしかも t 値は高く信頼性は高い。よって、現在速度が速いほど加減速をしなくなり

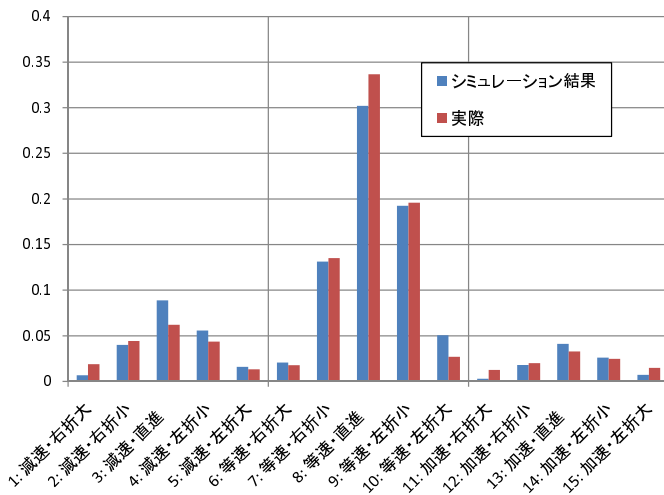


図-18 現況再現結果と実際の選択確率

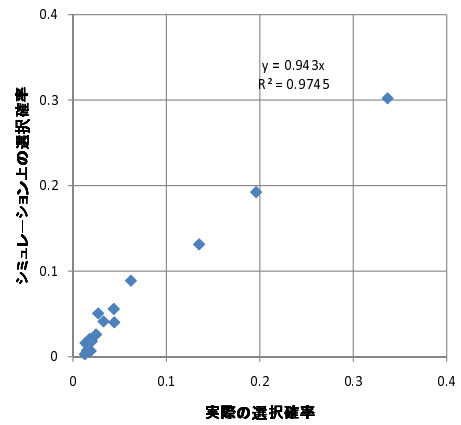


図-19 相関図

等速で歩くようになると解釈できる。つまり、何らかの事情があって走っている歩行者は、障害物等があっても気にせず走り続けるのではないかと、この予想が成り立つ。柳沼ら²⁾、山田ら¹⁰⁾では「この通路を障害物を回避しながら歩くように」との指示を与えた実験環境を対象としたモデリングを行っていたのに対し、本研究では実環境を対象としたという違いとして表れているためと考えられる。

β_{leader} の t 値が低い。これは、前方に速度の遅い先行者がいた場合追い抜く場合と速度を落として追従する(せざるを得ない)場合があるためと考えられる。追い越し可能性の判断など leader の扱いにさらなる検討が必要である。また、追い抜かず追従するとき、いわゆる待ち行列が発生することも多い。このような現象については今回はモデルの簡略化のため考慮していない。

c) 現況再現

図-18は挙動データを用いて、推定したモデルでの各移動選択肢の選択確率を算出したものと、実際の選択確率を比較したものである。実際選択確率の特徴を良く再現できていることが確認される。

図-19は推定したモデルでの選択確率を縦軸、実際の選択確率を横軸にとりプロットしたものである。 R^2 値が 0.9745 と高く、適合度が高いといえる。

(3) 推定結果のまとめ

推定された歩行者挙動モデルの行動要因は、目的地選択 (Plan 選択) については、距離と偏角が小さい改札が好まれる、混雑度の高い改札は避ける、一方通行の改札が使えるなら好まれる、である。移動選択 (Action 選択) については、目的地へ近付く、大きな角度変化を嫌う、現在速度が速いほど速度変化を嫌う、壁と対向歩行者を回避する、である。統計的に十分有意ではな

かったが、速度の遅い先行者を避けるという傾向も見られた。

また、サンプル数が十分ならばさらに踏み込んだモデル構築ができる可能性も確認された。

5. 歩行者挙動シミュレータの開発

(1) コンセプト

これまでの検討により、実際の歩行者流動から歩行者挙動モデルを構築した。歩行者挙動シミュレータの開発においてはこの逆を行う。すなわち、構築した歩行者挙動モデルを用いて仮想的な歩行者流動を求める。以下がその流れである。

1. 初期状態 (歩行者、障害物、目的地などの座標) を与える。
2. 構築した歩行者挙動モデルを用い、歩行者の Plan-Action 選択をシミュレートし、挙動データとする。
3. 挙動データにより歩行者の移動が分かるので、それを座標データとする。
4. 座標データをプロットし、映像データとする。

以下、この流れに沿って開発した歩行者挙動シミュレータについて詳述する。

(2) シミュレータの構造

シミュレータの開発には C 言語を用いた。また、結果を動画として出力するために、OpenCV を用いた。歩行者挙動モデルは、前章で推定して得られたものを実装した。

a) 初期状態

シミュレーションする環境は、たまプラーザ駅とする。駅の平面図から改札の座標、壁の座標を得てプロ

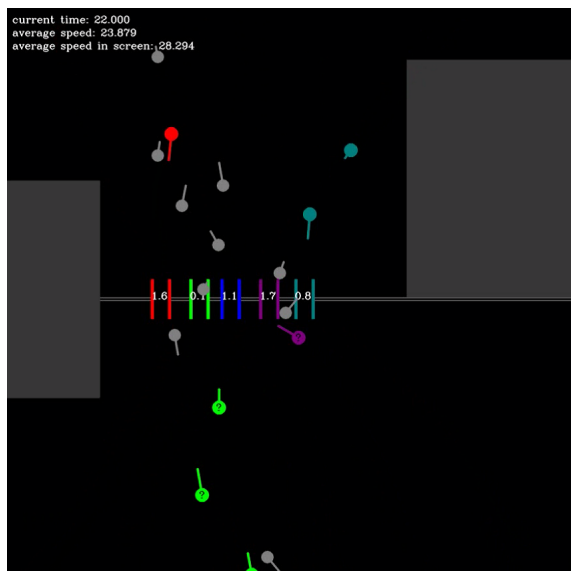


図-20 時刻 22.0 秒の画像

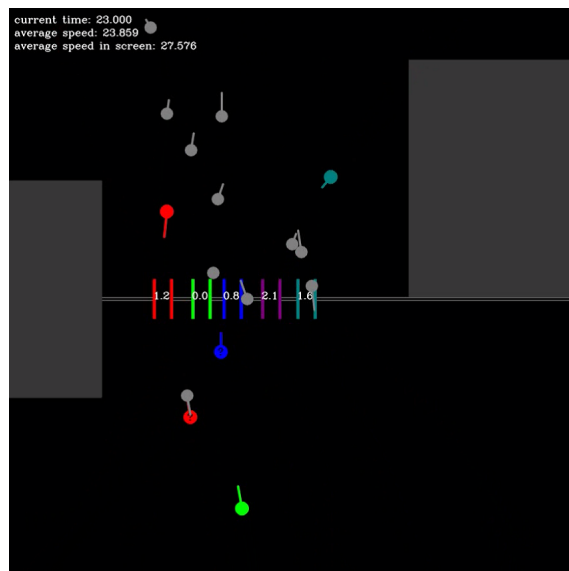


図-21 時刻 23.0 秒の画像

グラムに組み込んだ。

歩行者については、本研究での時間当たり通行者である 1 人/秒となる範囲に散らばるよう一様乱数で初期座標を与え、初期速度は平均速度付近となる 1.25~1.75m/s とし、初期角度は改札方面とした。

b) シミュレーション

与えた初期状態から、時系列に沿って、以下の流れで歩行者挙動をシミュレートする。

1. 時刻 t において、モデルの説明変数全てを分析する。
2. 前章で得たモデル式とそのパラメータを用い、Plan 選択確率 $P_{plan}(i)$ 、Action 選択確率 $P_{action}(j|i)$ を計算する。
3. 求めた確率に従い Action を実行し、移動先座標を計算する。
4. 全ての歩行者を移動させ、時刻 $t+1$ とし、1. に戻る。
5. 所定の時刻 T に達した時、シミュレーションを停止する。
6. 各歩行者の軌跡をその時刻に沿って動画上にプロットする。この際、得た座標は 0.5 秒間隔なので、その間は線形補間する。

t と $t+1$ の時刻間隔は、構築したモデルと同じく 0.5 秒とする。図-20、図-21 はシミュレーションによって得た動画をキャプチャしたものである。丸が歩行者、歩行者についている線はその移動方向と速度、中央が改札、灰色の四角形が壁となっている。歩行者の色は最も確率の高い Plan の改札と対応しており、? マークはその確率が 0.5 未満であることを示す。灰色の歩行者は改札を通過し終えた歩行者で、画面外遠方の最終目的地へ向かう。

(3) 考察

まず、歩行速度について。シミュレーション上の全歩行者平均速度は 1.440 m/s で標準偏差 0.495m/s である。実際は、平均速度 1.520m/s、標準偏差 0.383m/s であった。若干の差異があるものの、おおむね等しい値となっている。

シミュレーションで得た各 Action 選択肢の選択確率と、実際の選択確率を比較すると図-22 となる。これには幾らか実績との乖離が見られる。まず、実際は左折選択肢が多く選ばれていたのに対し、シミュレーション結果は異なっている。これはシミュレータでは改札を通過したのちの歩行者の最終目的地を改札からみて正面方向の遠点としたが、実際には左上を目的とした歩行者が多かったためであると推察される。また、シミュレーションの場合には等速直進が少なく、加速直進が多く観察されている。特に加速直進は実際の 3 倍近くの確率となっている。これらの性質は前章での現況再現結果と類似しており、モデル化の際の加速選択肢の扱いをより深く検討する必要があると考えられる。

Plan 選択つまり改札選択については、興味深い結果が得られた。図-23 は改札の利用状況についてシミュレーションと実際を比較したものである。「シミュレーション：全ての時刻」はシミュレーションで歩行者の Plan 選択確率を全ての時刻にわたって集計した累積値、「シミュレーション：最終選択結果」はシミュレーションで歩行者が最終的に選択した改札の割合、「実際：最終選択結果」は実際の歩行者が最終的に選択した改札の割合である。これらの特徴、「シミュレーション：最終選択結果」と「実際：最終選択結果」が非常に類似していることがわかる。これは、改札に入る前での Plan 選択

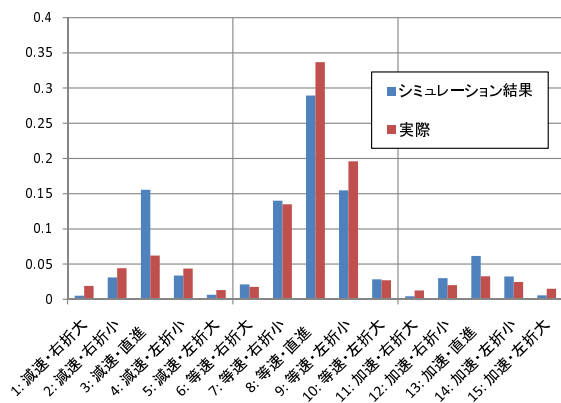


図-22 Action 選択確率の比較

確率が、最終的に利用する改札の割合として収束する可能性を示唆している。前章では改札1の利用確率が高いのは左下からの歩行者が多いからではないかと予測したが、シミュレータでは歩行者の初期配置は一樣乱数によるもので左下を多くしたわけではないのにも関わらず、改札1が多く選択されている。これは、たまプラーザ駅の構造そのものが改札1に人を誘導させてしまうものになっている可能性を示唆している。例えば、駅から出ていく歩行者は改札5を選択することが多い。そのため、図の右側に駅から出ていく歩行者が集中し、駅に入る歩行者はその流れを回避して左側に寄り、その結果改札1が選択されやすい、という仮説が考えられる。この仮説に従うと「シミュレーション：全ての時刻」と「シミュレーション：最終選択結果」の違いについて、最初は改札4をPlanとしていたが、後に改札1,2にPlanを変更したと解釈できる。このような現象を見出すことが歩行者挙動シミュレータの存在意義であり、その意味で本研究のモデルとシミュレータは有効なものだと言える。

定性的な見地からも、本シミュレータは歩行の様子を適切に表現できていると思われる。例えば、最初は改札1を目的とするPlanで歩行していたが、他の歩行者が多く利用して混雑してきたためにPlanを変更し隣の改札を通ったり、対向者の流れを縫いつつPlanの改札に近づくなど、実際に良く見られる振る舞いが観測された。

一方、離散選択モデルを用いたことによる問題点がいくつか確認された。それは、時間を離散化しているために歩行者同士が時刻 t と $t+1$ では衝突していても、その間(例えば $t+0.5$)では衝突しているといった現象が生じてしまう点である。また、角度変化選択肢が $-30\sim+30^\circ$ の5個だけでありそれ以外の角度に曲がれないことから、壁の真正面に来ってしまったときにどの選択肢を選んでも壁の内部に入ってしまう、とい

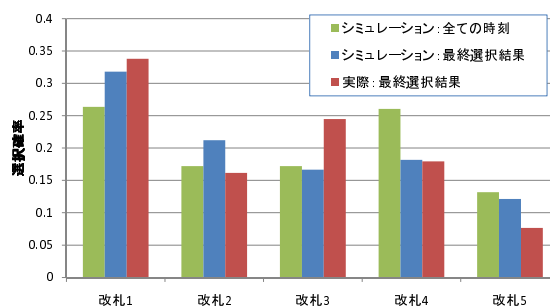


図-23 Plan 選択確率の比較

う点もわずかながら見られた。

また、実際では改札に待ち行列が発生することが多かったが、シミュレータにはそれが見られない。その原因は、待ち行列は歩行挙動とは別種の存在であるため、モデル化しなかったからであり、今後の課題といえる。

6. 結論

(1) 本研究の成果

本研究では、まず、歩行者の潜在的な目的地選択をPlan-Action Modelを用いて明示的に考慮するモデルを構築した。そして、東急田園都市線たまプラーザ駅の改札付近における歩行者流動データを用いてモデルパラメータを推定し、結果が実態に即し合理的なもので統計的にもほぼ有意であることを確認した。具体的に述べると、駅における歩行者が、目的地選択として改札を距離や混雑度により選択し、選択した目的地に向けて速度と角度で離散化された空間選択肢を選択するという歩行者挙動モデルを構築した。

また、構築したモデルに基づいた歩行者挙動シミュレータを開発し、そのシミュレーション結果がAction選択、Plan選択ともに実際とよく類似していることを確認し、本研究のアプローチによる歩行者挙動モデルは実際の歩行者空間設計に資するものだということを示した。

以上により、最初に述べた本研究の目的をおおむね達成できたと考えられる。

なお、本研究で扱ったのは駅構内の改札周辺という限定的な場面であるが、構築したモデル構造は柔軟であり、説明変数の操作次第で他の様々な歩行者空間への対応が可能なものである。例えば、「大規模イベント会場から歩行者が避難に要する時間を求め、規定時間内に避難できるか確認する」という状況は歩行者シミュ

レータがよく活用されている事例だが、本研究のモデルにおいて Plan 選択の説明変数を各避難口への距離やその混雑度とすればそのような場面にも適応可能である。さらに、この場合においては本研究のモデルのほうが優れている点もある。現行の歩行者シミュレータは基本的に Social Force Model を用いているが、これは全ての歩行者同士に働く斥力を計算する必要があり、大人数・高密度の歩行者流動をシミュレーションする際に計算量が膨大なものとなる。一方、本研究のモデルはそのようなことがなく、計算は比較的早く終わる。そのため、施設設計者はより多くの代替案を検討することが可能となると期待される。

(2) 今後の課題

本研究は、このような成果を挙げたが、一方で課題も多く見出された。

a) モデル化の際に考慮しなかった点

本来であれば歩行者挙動モデル化に当たって考慮すべきだが、モデル化の困難さ、計算コストの問題、サンプル数の不足などにより考慮しなかった要素があるので、以下に列挙する。

離散的空間選択肢のネスト構造： Antonini et al.⁸⁾、柳沼ら²⁾、山田ら¹⁰⁾では歩行選択肢の IIA について考慮し、選択肢を加速、等速、減速、角度変化小、角度変化大の 5 個のネストに分け、CNL としている。本研究においては Plan-Action Model 推定に多大な計算コストがかかるため、さらに計算コストのかかる CNL を導入する余裕が存在しなかった。CNL をモデルに組み込むためには Plan-Action Model の推定を単なる最尤法ではなく、EM アルゴリズムなどの効率的な方法で行う必要がある。

待ち行列：改札の混雑の扱いは「直近の 5 秒間に改札を利用した延べ人数」としていたが、歩行者にとって改札の混雑を避ける時とは「改札の前に人が並んでいて通過するのに時間がかかりそうと感じる時」と考えるのが妥当である。そのようにしなかった理由は、待ち行列の定義の難しさ、待ち行列に並ぶという挙動のモデル化の難しさ、にある。これは β_{leader} の t 値が低かったことの原因とも考えられる。

歩行者の停止：現在の歩行者挙動は速度選択肢を、現在速度に対して 10 % 以上加速、10 % 以上減速、それ以外の等速、の 3 個とした。ここで問題となるのは 10 % の減速と、100 % の減速すなわち停止の区別をしていないという点である。つまり、完全に別種の挙動であるはずの停止を単なる減速として扱ってしまっている。これは前述の待ち行列にも関わってくる。よって、Action 選択肢に停止と

停止状態からの歩行再開を加えるべきであろう。
個人属性：モデル推定の際にも述べたように、特に Plan の選択において個人属性の違いによる問題が発生している。これらは、歩行者のセグメント分けやミックストロジットモデルの導入などでの解決が可能になると考えられる。

以上を簡潔にまとめると、必要となるのは各挙動の定式化、およびサンプル数の増加を目的とした効率的な画像解析手法の開発である。

b) Plan-Action Model の問題

Choudhury¹¹⁾、Choudhury et al.¹²⁾ が定式化し、本研究で適用した Plan-Action Model には多少問題が存在する。それは、時刻間の関連を明示的に考慮していない、static であるというものである。

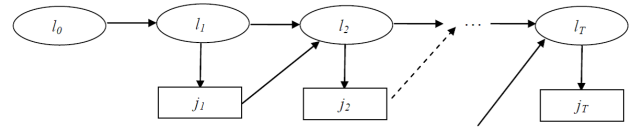


図-24 モデル構造 (Choudhury¹¹⁾ より)

具体的には、Choudhury¹¹⁾ においては、時刻 t 、個人 n における Plan l と Action j の組み合わせの同時確率は

$$P_n(l_t, j_t) = P_n(l_t)P_n(j_t)$$

としているが、より厳密には図-24 に示された時刻間の関連を考慮し、

$$P_n(l_t, j_t) = P_n(l_t | l_{t-1}, j_{t-1})P_n(j_t)$$

としなければならない。式をこのように変更すると、全体の対数尤度は違う形となり、以下の式となる。

$$\begin{aligned} \mathcal{L} = \ln & \sum_n \left(\sum_{l_T} P(j_T | l_T) \right) \\ & \cdot \prod_{T=2}^{T_n-1} \left(\sum_{l_T} P(l_{T+1} | l_T, j_T) P(j_T | l_T) \right) \\ & \cdot \sum_{l_1} P(l_2 | l_1, j_1) P(j_1 | l_1) P(l_1 | l_0) \end{aligned}$$

見ての通りこれは極めて複雑であり、この式を単純に Newton 法などで最大化する最尤法でモデル推定をしようとしても、実質的に計算不能問題となる。これを回避し、最大化するには、一般的な隠れマルコフモデルの推定法で EM アルゴリズムの一種であるフォワード-バックワードアルゴリズムを用いなければならない (Bishop¹⁴⁾)。よって、フォワード-バックワードアルゴリズムを適用できるようなテクニックの開発の必要がある。

c) シミュレータの拡張可能性

本研究で開発したシミュレータは、あくまでも本研究でのモデルの妥当性を検証し問題点を探ることを視覚化を通じて行うためのプロトタイプであり、実用的な用途にはいまだ十分とはいえないものである。実用的なシミュレータとするためには、より発展した歩行者挙動モデルの組み込み、UI・GUIの実装、CADなどの外部ソフトウェアとの連携、施設設計に資するような定量的データの計測機能、等が必要となる。

参考文献

- 1) 国土交通省: 平成 17 年大都市交通センサス首都圏報告書, pp. 60–62, 2005.
- 2) 柳沼秀樹・松山宣弘・福田大輔: 障害物の視認性を考慮した離散選択型歩行者挙動モデルの構築, 第 30 回交通工学研究発表会論文報告集, pp. 437–448, 2010.
- 3) Helbing, D. and Molnar, P.: Social force model for pedestrian dynamics, *Physical review E*, Vol. 51, No. 5, pp. 4282–4286, 1995.
- 4) 浅野美帆: 歩行者交通流動評価のためのシミュレーションモデルの開発—予測行動を考慮して, 東京大学大学院博士論文, 2007.
- 5) Blue, V. and Adler, J.: Cellular automata microsimulation for modeling bi-directional pedestrian walkways, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 35, No. 3, pp. 293–312, 2001.
- 6) 木村謙・佐野友紀・林田和人・竹市尚広・峯岸良和・吉田克之・渡辺仁史: マルチエージェントモデルによる群集歩行性状の表現: 歩行者シミュレーションシステム SimTread の構築, 日本建築学会計画系論文集, Vol. 74, No. 636, pp. 371–377, 2009.
- 7) Borgers, A., Kemperman, A., and Timmermans, H.: Modeling pedestrian movement in shopping street segments, In Timmermans, H. ed. *Pedestrian Behavior: Models, Data Collection and Applications*, Emerald, pp. 88–111, 2009.
- 8) Antonini, G., Bierlaire, M., and Weber, M.: Discrete choice models of pedestrian walking behavior, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 40, No. 8, pp. 667–687, 2006.
- 9) Robin, T., Antonini, G., Bierlaire, M., and Cruz, J.: Specification estimation and validation of a pedestrian walking behavior model, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 43, No. 1, pp. 36–56, 2009.
- 10) 山田薫・松山宣弘・柳沼秀樹・福田大輔: 空間的な挙動制約を考慮した歩行者行動モデルの構築と挙動データの自動抽出の試み, 土木計画学研究・講演集, Vol. 41, No. 215, 2010.
- 11) Choudhury, C.: Modeling driving decisions with latent plans, Ph.D. dissertation, Massachusetts Institute of Technology, 2007.
- 12) Choudhury, C., Ben-Akiva, M., and Abou-Zeid, M.: Dynamic latent plan models, *Journal of Choice Modelling*, Vol. 3, No. 2, pp. 50–70, 2010.
- 13) 兼田敏之・木村香代子・坂平文博・森俊勝: artisoc で始める歩行者エージェントシミュレーション, 構造計画研究所, 2010.
- 14) Bishop, C.: パターン認識と機械学習: ベイズ理論による統計的予測, シュプリンガー・ジャパン, 2008.