

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*

Pedestrian Behavior Modeling in Constrained Environment and Automatic Visual Tracking*

山田 薫**・松山 宜弘***・柳沼 秀樹****・福田 大輔†

By Kaoru YAMADA**・Nobuhiro MATSUYAMA***・Hideki YAGINUMA****・Daisuke FUKUDA†

1. 背景と目的

駅構内などの歩行空間では、歩行者の混雑に配慮した効率的な空間設計計画（動線や空間配置等）が求められている。施設設計の段階では、混雑の発生や過剰設計の可能性を適切に事前評価する必要がある。しかし、歩行者の流動等を厳密にモデル化し、空間設計がその流動にどう影響を及ぼすかを定量的に分析するための方法が確立しているとは言い難い。

そのような問題意識の下、本研究では障害物や他者の影響、速度や方向の影響を考慮したミクロな離散空間選択行動をベースとした歩行者挙動モデルの構築を目的としている。また、離散選択モデルを基礎とした歩行者挙動モデルを構築するためには、モデルのパラメータを推定しなければならないが、そのためには、歩行者の移動軌跡や他者との相対的な位置関係に関する時空間的な座標情報が必要である。そこで本研究では、動画像から座標情報を自動抽出するアルゴリズムの構築も併せて行う。

2. モデル推定用データ取得のための歩行実験

歩行者モデルの同定に必要な歩行者の挙動データを得るため、被験者 35 名が歩行している様子をほぼ真上から撮影する歩行者実験を行った（図 - 1）。こ



図 - 1 上方から見た歩行者実験シーン

の実験は、2008 年 11 月に東京工業大学キャンパス内の屋外通路で行われた。影の映り込みを防ぐため、二つの建物に挟まれた単路部を実験場所に選定した。ビデオカメラは SONY の DCR-PC350 を使用し、解像度 720 × 480、撮影時のフレームレートは 30frame/sec であった。なお、歩行者と地面との色調差が小さいため、被験者には白い帽子を被って歩行するよう、予め指示がなされている。被験者は通路の両端から進入し、通路を渡りきると半周して再び同じ通路に進入するように指示されている。実験では障害物の位置や歩行者の密度を変えながら約 40 分のビデオ撮影を行った。

3. 空間的な挙動制約を考慮した歩行者挙動モデル

本章では、Antonini et al.¹⁾ 並びに Robin et al.²⁾ によって提案された CNL (Cross-Nested Logit) に基づく歩行者挙動モデルを、狭隘空間における障害物の影響を考慮できるように拡張する。データ獲得からモデリングまでの手順は下記のとおりである。

1. 歩行者座標の抽出
2. 挙動特徴データの算出
3. 歩行者挙動モデルの構築
4. モデル推定

(1) 歩行者座標の抽出

上述 3. の挙動モデル構築（パラメータのキャリブレーション）においては、その前段の 1. において実際の歩行者挙動データをビデオ動画像等を通じて取得することが必要である。ビデオ動画像から歩行者座標を抽出するためには、検出と同定という 2 つの作業が必要となる。まず検出とは、画像内のどの領域に歩行者が存在するかを明らかにする作業を指す。次に同定とは、各時刻において検出された複数の領域から、それぞれの歩行者の移動を明らかにする作業を指す。歩行者の検出に関する既往研究の多くは、背景差分法とその拡張手法（棄却面積やメディアンフィルタなど）により高い検出率を達成している。本研究でも背景差分法を適用することで 99.3% という検出率が得られた。

しかし、続けて行われる歩行者の同定（トラッキング）は、目視によるマニュアル作業を行って、全ての座標データの見直しと修正を行う必要が生じた。実際、10 分程度の動画像に対して、約 8 時間の作業を要しており、本手法の実適用上の大きな課題となっている。

* キーワーズ：歩行者，CNL，パーティクル・フィルタ

** 非会員 学 (工) 東京工業大学大学院理工学研究科土木工学専攻
(〒152-8552 東京都目黒区大岡山 2-12-1-M1-11
TEL 03-5734-2577, FAX 03-5734-3578)

*** 非会員 Bank of America [元東京工業大学学生]

**** 学生員 修 (工) 東京工業大学大学院理工学研究科土木工学専攻

† 正会員 博 (工) 東京工業大学大学院理工学研究科土木工学専攻

(2) 挙動特徴データの算出

(1) で取得した歩行者の座標データから，モデル推定に必要な，目的地の方向，障害物や他者との距離などの特徴データを算出する．

(3) 歩行者挙動モデルの構築

各歩行者が次の瞬間の速度と方向を図 - 2 で表す選択肢から選択する歩行者挙動モデルを構築している．モデルには 5 つのネスト構造を持つ CNL を採用した．具体的には，進行方向のネストとして，“normal”ネスト（直進に近い内側の 3 つの方向），“extreme”ネスト（角度変化の大きい外側の 4 つの方向），並びに，速度のネストとして，“加速”，“定速”，“減速”というネストを設けた．

次に選択肢 i に対する効用関数確定項は以下の通りである．

$$\begin{aligned}
 V_i &= I_n \beta_{dir,n} \theta + I_e \beta_{dir,e} \theta & (1) \\
 &+ \beta_{dist} dist & (2) \\
 &+ I_a \beta_{v,a} \left(\frac{v}{v_m} \right)^{\lambda_m} + I_d \beta_{v,d} \left(\frac{v}{v_m} \right)^{\lambda_m} & (3) \\
 &+ \beta_{obs} \arctan \left(\frac{h_{obs}}{l_{obs}} \right) & (4) \\
 &+ I_a \beta_{l,a} D_l \Delta v_l \Delta \theta_l^{\lambda_{angle,a}} + I_c \beta_{l,c} D_l \Delta v_l \Delta \theta_l^{\lambda_{angle,c}} & (5) \\
 &+ I_a \beta_{c,a} D_c \Delta v_c \Delta \theta_c + I_c \beta_{c,c} D_c \Delta v_c \Delta \theta_c & (6) \\
 &+ I_d \beta_{c,d} D_c \Delta v_c \Delta \theta_c & (6)
 \end{aligned}$$

項 (1) は，歩行者の直進性を記述する． I_n, I_e はそれぞれ normal ネスト，extreme ネストで 1 となるダミー変数であり， θ は現在の進行方向に対する選択肢の偏角である．歩行者は進行方向を大きく変えることを避ける傾向にあるため， $\beta_{dir,n} > \beta_{dir,e}$ となることが期待される．

項 (2) は，歩行者が目的地に向かう性質を記述する． $dist$ は各選択肢の中心から目的地までの距離である．歩行者は目的地に早く着く選択肢を選ぶ傾向にあるので， β_{dist} の符号は負となることが期待される．

項 (3) は，早く歩行するときに減速する効用，並びに，ゆっくり歩行するときに加速する効用が大きくなる性質を記述している．ここで v は現在の速度， v_m は最高速度 (4km/h) を表わし， I_a, I_d はそれぞれ加速ネスト，減速ネストで 1 となるダミー変数である．現在速

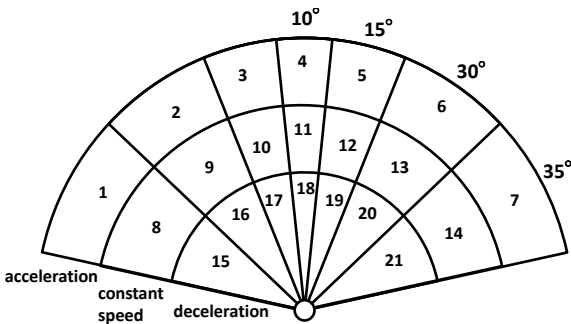


図 - 2 離散的に分割された空間選択肢

度が最高速度に近づくにつれ，減速する効用が増大すると考えられるので，推定される係数 $\beta_{v,a}$ の符号は負， $\beta_{v,d}$ は正になることが期待される．さらに，歩行者は v が v_m に近づくにつれ急激に不効用が増大すると考えられるので， $\lambda > 1$ であると予想される．

項 (4) は，障害物を避ける性質を記述する．その際，障害物の高さ及び障害物までの距離が重要だと考えられるため，障害物の見込み角を変数として用いることにした． l_{obs} は歩行者と障害物の距離， h_{obs} は障害物の高さを表わす．見込み角が大きくなるほど圧迫感が増大し，障害物を回避する傾向になるため， β_{obs} の符号は負になることが期待される．

項 (5) は，先行歩行者を追跡，追従する性質を記述する（図 - 3）．ここでは，選択肢の扇の中に存在し，お互いの進行方向の偏角 $\Delta \theta$ が $-\frac{\pi}{2} \leq \Delta \theta \leq \frac{\pi}{2}$ である歩行者のうち最も近いものを先行歩行者 (leader)，角度がそれ以上に大きい歩行者のうち最も近いものを対向歩行者 (collider) と称し，これら他歩行者との作用を考える． D_l は先行歩行者との距離， $\Delta \theta_l$ は互いの偏角， Δv_l は相対速度を表わす．先行歩行者が存在するとき，歩行者は速度を維持して追従，あるいは速度を増加して追跡する機会が多いので，加速選択肢と速度維持選択肢について作用があると考えた． $\beta_{l,a}, \beta_{l,c}$ は正の符号が期待される．また， λ は双方ともに $0 < \lambda < 1$ が期待される．

最後に，項 (6) は対向歩行者を避ける性質を記述する．先行歩行者の場合と同様に，距離，相対速度，進行方向の偏角が重要であると考えた．対向歩行者の存在は，その空間選択肢にとって不効用であるので， $\beta_{c,a}, \beta_{c,c}, \beta_{c,d}$ 全てについて負の符号が期待される．

(4) モデル推定

(3) で構築した歩行者挙動モデルと，(2) で算出した歩行者特徴データを元にモデルパラメータの推定を行った（表 - 1，表 - 2）．今回推定したパラメータは 14 個のモデルパラメータと，5 つのネストのうち，固定された extreme ネストのパラメータを除く 4 つのネストパラメータの合計 18 個である．

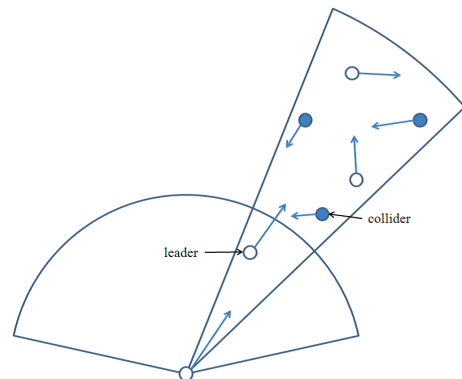


図 - 3 leader，collider の設定

表 - 1 モデル推定結果の要約統計量

推定された係数の数	18
サンプル数	14882
初期尤度	-42325
最終尤度	-19990
$\bar{\rho}^2$	0.527

表 - 2 歩行者歩動モデルのパラメータ推定値

番号	名称	推定値	標準偏差	t 値	p 値
1	$\beta_{c,a}$	2.16e-05	5.68e-06	3.80	0.00
2	$\beta_{c,c}$	-6.58e-06	2.12e-06	-3.11	0.00
3	$\beta_{c,d}$	-1.27e-05	6.28e-06	-2.03	0.04
4	$\beta_{l,a}$	0.0361	0.0116	3.10	0.00
5	$\beta_{l,c}$	0.0047	3.18e-03	1.48	0.14
6	β_{dist}	-5.5500	0.1420	-39.08	0.00
7	$\beta_{dir,e}$	-0.0806	1.96e-03	-41.16	0.00
8	$\beta_{dir,n}$	-0.0062	4.61e-04	-13.45	0.00
9	β_{obs}	-0.0009	1.28e-04	-6.71	0.00
10	$\beta_{v,a}$	-41.800	2.5100	-16.62	0.00
11	$\beta_{v,d}$	0.7280	0.5360	1.36	0.17
12	$\lambda_{angle,a}$	0.2900	0.0893	3.25	0.00
13	$\lambda_{angle,c}$	0.5320	0.2230	2.38	0.02
14	λ_{max}	2.4200	0.0464	52.12	0.00
15	acc	4.8200	0.2910	13.13	0.00
16	const	9.8500	0.7390	11.97	0.00
17	dec	5.1600	0.2750	15.14	0.00
18	normal	3.8200	0.1150	24.61	0.00

表 - 2 より、推定された係数は $\beta_{c,a}$ を除き、全期待通りの符号を有していることが分る。λ についても、直観通りの範囲に収まっている。全てのネストパラメータは 1 より大きく、互いに値が異なっており、ネ스팅の有効性が確認された。また表 - 1 より、選択枝数が 21 個と比較的多いにも関わらず、自由度決定済み尤度比 $\bar{\rho}^2$ が 0.527 と高いことから、再現性の良いモデルであることが確認される。

4. 歩行者座標抽出の自動化

前章までの分析より、高精度の歩行者座標データが得られれば当てはまりの良いモデルを構築することが可能であることが示された。しかし、歩行者座標の抽出に関しては、手作業による膨大な量の座標修正が必要であり、実用上の大きな課題が残されている。そこで本章では、時系列フィルタの一種であるパーティクルフィルタ（例えば北川³⁾）を用いて、ビデオ画像から歩行者の座標データの自動抽出を行い、それが推定精度にどのような影響を及ぼすのかを検証する。

(1) トラッキング手法

時系列フィルタでは、時間と共に変化する対象の内部状態を推定することができる。ある時刻 t における対象の状態（実空間上の位置）を状態ベクトル x_t により、また、観測によって得られる対象の情報（画面上の見え方）を観測ベクトル y_t により表す。これらは確率変数であり、時刻 t から $t+1$ への状態ベクトル x_t の遷移を表現するシステムモデル $f_t(x_t|\omega_t)$ 、観測ベクトル y_t と状態ベクトル x_t の関係を表現する観測モデル $h_t(y_t|v_t)$ に従う。本研究のように物体の追跡を行う場合、システムモデル $f_t(x_t|\omega_t)$ は対象が従う運動方程式に相当し、観測モデル $h_t(y_t|v_t)$ はカメラで対象を撮影するときの幾何学的・光学的過程を表している。

ここで注意すべきは、状態ベクトル x_t はノイズを含むため、直接観測できないという点である。つまり、時系列フィルタとは、観測ベクトル y_t から対象の内部状態 x_t を推定する方法である。また ω_t および v_t は、それぞれの過程で生じる誤差項を表す。これらのノイズ成分が、ある確率分布に従ってランダムに発生するため、状態ベクトル x_t 、観測ベクトル y_t は以下のように条件付き分布の形で表現できる。

$$\begin{aligned} x_t &\sim p(x_t|x_{t-1}) \\ y_t &\sim p(y_t|x_t) \end{aligned} \quad (7)$$

$Y_t = \{y_1, \dots, y_t\}$ としたとき、時系列フィルタは事後分布 $p(x_t|Y_t)$ を推定する問題として考えることができる。ただし、事後分布 $p(x_t|Y_t)$ は直接求めることが難しいため、時系列フィルタではマルコフ性とベイズの定理を利用して事後分布 $p(x_t|Y_t)$ を事前分布 $p(x_t|Y_{t-1})$ と尤度関数によって表す。

パーティクルフィルタの基本的なアイデアは、確率分布をランダムに生成した標本（サンプル）の密度によって表現する点である。この手法では、図 - 4 の流れで事後分布 $p(x_t|Y_t)$ を逐次的に求める。

1. 初期分布

サンプル粒子 $s_{0|0}^{(i)} \sim p_0(x)$ を生成する。ただし、 $p_0(x)$ は予め与えた初期分布である。

2. 予測

システムモデルに従ってサンプルを遷移させ、時刻 t における予測サンプル $s_{t|t-1}^{(i)} \sim p[x_t|x_{t-1} = s_{t-1|t-1}^{(i)}]$ を生成する。

3. 観測、尤度推定

各予測サンプル $s_{t|t-1}^{(i)}$ について、観測モデルに従って重み $\pi_t^{(i)}$ を推定する。

4. フィルタ

サンプル集合から重み $\pi_t^{(i)}$ に比例する割合で復元抽出し、事後分布 $S_{t|t} = \{s_{t|t}^{(1)}, \dots, s_{t|t}^{(N)}\}$ とする。

以上の 2: 予測 ~ 4: フィルタを逐次的に行うことにより、各時刻における歩行者の推定位置を求める。

本研究ではシステムモデル $f_t(x_t|\omega_t)$ (運動方程式) に等速直線運動を、観測モデル $h_t(y_t|v_t)$ (尤度関数) に歩行者の色情報を仮定している。

なお、本研究では多くの歩行者が画面内に入り出す

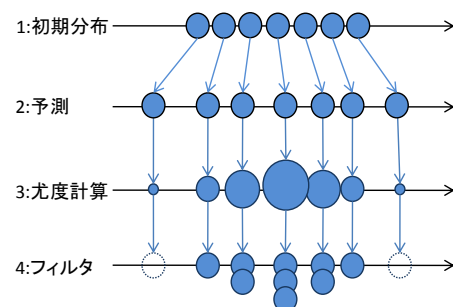


図 - 4 パーティクルフィルタにおける状態推定の流れ

る動画像を利用しており、これに対応するために、画面内に検出領域と退出領域を設けて各歩行者の画面内への出入りを判定している。

(2) トラッキング結果

2章の歩行者実験動画に対して自動トラッキングを適用した。まずサンプル動画 50 秒間 (歩行者 91 人) を切り出し、トラッキング結果を真値と比較した (表 - 3)。ここで真値とは、手作業によって位置を観測した座標を指す。なお表 - 3 中の数値は、各時刻、各歩行者について平均をとったものである。これより人間の頭部が 25cm 程度であることを考慮すると、十分に高い精度でトラッキングに成功していることが分かる。

また、トラッキングに成功した人数の割合は、別途分析した約 12 分間の動画像の場合でも 99.8 % (歩行者 867 人中) という結果が得られた。但し、歩行者が遮蔽物によって完全に隠れてしまうと最後まで追跡できない場合が僅かながら確認された。

(3) モデル推定結果の精度検証

本章で適用した手法により得た座標データに対し行動モデルのパラメータ推定を行い、第 3 章で検討したマニュアル作業によって獲得した座標データへの適用結果との比較を行うことにより、自動トラッキングの精度検証を行う。表 - 4 並びに表 - 5 に両推定結果を併記する。 $\beta_{c,a}$ および $\beta_{c,c}$ を除く全てのパラメータに

表 - 3 トラッキング結果と真値の比較

	pixel	cm
xy 平面距離	2.48	5.46
xy 平面標準偏差	1.35	2.97

1pixel \approx 2.2cm

表 - 4 要約統計量の比較

	自動化	マニュアル
推定された係数の数	18	18
サンプル数	21565	14882
初期尤度	-61430	-42325
最終尤度	-32274	-19990
$\bar{\rho}^2$	0.475	0.527

表 - 5 パラメータ推定値の比較

変数名	自動化 推定値	マニュアル 推定値	自動化 t 値	マニュアル t 値
1 $\beta_{c,a}$	13.00×10^{-5}	2.16×10^{-5}	8.12	3.80
2 $\beta_{c,c}$	6.10×10^{-6}	-6.58×10^{-6}	0.95	-3.11
3 $\beta_{c,d}$	-7.07×10^{-5}	-1.27×10^{-5}	-4.36	-2.03
4 $\beta_{l,a}$	0.0441	0.0361	5.17	3.10
5 $\beta_{l,c}$	0.0104	0.0047	1.24	1.48
6 β_{dist}	-14.6000	-5.5500	-28.57	-39.08
7 $\beta_{dir,e}$	-0.0091	-0.0806	-4.00	-41.16
8 $\beta_{dir,n}$	-0.0155	-0.0062	-12.97	-13.45
9 β_{obs}	-0.0026	-0.0009	-9.15	-6.71
10 $\beta_{v,a}$	-15.7000	-41.8000	-10.99	-16.62
11 $\beta_{v,d}$	-11.9000	-0.7280	-13.43	1.36
12 $\lambda_{angle,a}$	0.0001	0.2900	70.62	3.25
13 $\lambda_{angle,c}$	0.0001	0.5320	220.45	2.38
14 λ_m	1.9200	2.4200	27.65	52.12
15 acc	1.1800	4.8200	8.20	13.13
16 const	2.7300	9.8500	12.57	11.97
17 dec	2.3700	5.1600	9.54	15.14
18 normal	1.1300	3.8200	29.69	24.61

ついて予測通りの符号が得られた。マニュアル方式と自動化方式で各推定値に多少差異が見られるものの、 $\beta_{dir,e}$ と $\beta_{dir,n}$ を除いたパラメータの相対的な大小関係は両モデル間で合致している。しかし、マニュアル手法では $\lambda_{angle,a}$ 、 $\lambda_{angle,c}$ が初期値から変化しておらず、 $\bar{\rho}^2$ も小さくなるなどの問題がある。マニュアルと自動化と言う二種類の座標抽出方法の相違の影響である。先述の通り自動化手法で抽出した座標と真値との平均距離は 2.48pixel (5.46cm) と小さい。しかし、歩行者の選択結果を各ネスト毎に集計すると表 - 6 のようになり、特に速度選択において 2 つの手法結果が大きく異なっていることが分かる。

このように、2 種類の手法の間で、結果に差異が見られた要因として、以下の 2 つの可能性が考えられる。一つは、真値からの平均距離=2.48pixel の誤差でも歩行者挙動を論ずる上では、許容できない誤差であるという可能性である。もう一つは、歩行者挙動を議論する上では許容できる誤差であるが、採用した選択肢の構造上、選択結果に差が表れてしまう可能性である。後者であれば、選択肢を調整した上で、モデルを適用することは十分に可能である。しかし、前者の場合では本手法で取得した座標データを、このまま挙動モデルの推定に用いることはできない。従って、これらの問題に対してデータや手法を再確認し、原因を追及する必要がある。

表 - 6 選択結果

	自動化 (%)	マニュアル (%)
減速ネスト	15.5	12.7
定速ネスト	66.1	70.3
加速ネスト	17.4	13.4
extreme ネスト (左)	19.2	18.9
normal ネスト (直進)	62	63
extreme ネスト (右)	18.8	18

5. まとめ

本研究では、ミクロな歩行者挙動モデルを構築した。モデルの変数には、進行方向を変化させることによる不効用、歩行者同士の追従、回避行動や障害物の影響などを組み込んでおり、比較的高い精度のモデルが得られた。また、歩行者の挙動データの自動抽出としてパーティクルフィルタの適用可能性を検証し、真値との平均距離 2.48pixel、追跡成功率 99 % という結果が得られた。但しモデルの比較結果は必ずしも十分なものではなく、今後はフィルタリングモデルの再検討、座標の自動抽出と (システム) モデル推定の統合可能性の検証、実フィールドでの検証等が必要である。

参考文献

- Antonini, G., Bierlaire, M., and Weber, M.: Discrete choice models of pedestrian walking behavior, *Transportation Research Part B*, Vol. 40, No. 8, pp. 667-687, 2006.
- Robin, T., Antonini, G., Bierlaire, M., and Cruz, J.: Specification, estimation, and validation of a pedestrian walking behavior model, *Transportation Research Part B*, Vol. 43, pp. 36-56, 2009.
- 北川源四郎: モンテカルロ・フィルタおよび平滑化について, *Proceedings of the Institute of Statistical Mathematics*, Vol. 44, pp.31-48, 1996.