

# 歩行者挙動モデルの 人物自動追跡への応用可能性

中西 航<sup>1</sup>・布施 孝志<sup>2</sup>

<sup>1</sup>学生会員 東京大学大学院工学系研究科社会基盤学専攻博士課程（〒113-8656 東京都文京区本郷7-3-1）

E-mail:nakanishi@trip.t.u-tokyo.ac.jp

<sup>2</sup>正会員 東京大学大学院工学系研究科社会基盤学専攻准教授（〒113-8656 東京都文京区本郷7-3-1）

E-mail:fuse@civil.t.u-tokyo.ac.jp

今日、公共空間などの施設設計や流動制御の、人物挙動の詳細把握を通じた高度化が重要視されている。しかし、人物相互にオクルージョンや近接が生じる条件下での自動追跡はチャレンジングな課題であり、現状の挙動把握は多大な労力を費やしてマニュアルにより行っている。これに対し、歩行者挙動の予測シミュレーションモデルは、混雑した状況下でも一定の再現性が得られるようになってきている。

そこで、本研究では、センシング技術の発展に伴って多様な情報を容易に得られる環境が整いつつあることを念頭に、人物の予測位置をセンサからの観測情報により逐次最適化する手法を用い、歩行者挙動モデルの複数人物自動追跡への応用を試みた。提案した手法を駅構内での観測データに適用し、高い追跡成功率を確認するとともに、今後の発展可能性も検討した。

**Key Words :** *human tracking, pedestrian, behavior model, state space model, particle filter*

## 1. はじめに

近年、人物挙動の詳細な把握への要請が高まっている。たとえば、駅構内や駅前広場、商店街やイベント空間などの公共空間における歩行者の挙動を解析することによって、施設設計や流動制御の高度化が期待される。また、監視・防犯システムや、マーケティングなど、多方面への応用可能性も大きい。ところで、このような対象を念頭に置いた場合、複数の人物が存在する状況下において、個々人の挙動を個別に把握する必要がある。これに対し、今日、混雑した空間や、加減速・方向転換を伴う挙動といった、複雑な条件を対象とした歩行者挙動の予測手法が進展し、一定の再現性を持つシミュレーションモデルが構築されてきている。ただし、新たに関心を持ったフィールドに対して予測モデルを適用する際には、観測データからの現実の挙動把握を通じたキャリブレーションが必要となる。

こうした状況の一方で、観測に基づく人物挙動の把握は、多大な労力を費やしてマニュアルにより計測しているのが現状である。そのため、得られたデータの蓄積や定量的な評価も難しく、ゆえにその応用にも至っていない。人物の自動追跡に対しては、これまでも情報処理の分野で画像処理に基づく手法が試みられているが、オ

クルージョンが発生した人物相互間や、近接している人物同士の分離が大きな課題となっている。たとえば、従来から観測で主に用いられているビデオカメラから得られる色情報のみでは、オクルージョンが発生した人物の分離は困難である。これに対し、昨今のセンシング技術の発展から、様々な情報の取得環境が整いつつある。たとえば、近接に頑健な色と、オクルージョンに頑健な距離の情報を一台で同時に取得できる、ステレオビデオカメラが一般的になってきている。近年では、ステレオビデオカメラから得られる情報を用いた人物の自動追跡に関する研究が進んできている<sup>1,2)</sup>。

以上の背景の下、本研究では、歩行者挙動モデルを、ステレオビデオカメラを用いた人物の自動追跡に応用する手法を提案する。まず、歩行者挙動モデルの整理を行い、人物自動追跡に応用するモデルを選択する。次に、このモデルを人物自動追跡に応用する枠組みを構築する。ここでは、非線形な事象の再現において近年進展してきた、観測情報に基づいて予測結果を逐次修正していく手法の一つである一般状態空間モデルに着目する。最後に、実観測データに対して提案手法を適用し、その性能を確認するとともに、今後の手法の拡張可能性や、得られた結果の利用可能性を検討する。

## 2. 歩行者挙動モデルの分類・選択

本章では、交通工学の分野で発展してきた、歩行者挙動の予測シミュレーションモデルを分類し、人物自動追跡に応用するモデルを選択する。交通工学の分野で対象とする歩行者の意思決定は、その時空間的な解像度により複数のステップに分類されている<sup>3)</sup>。本研究での対象は、次の一歩ないし数歩の選択を対象とした、解像度の比較的高い、ミクロな歩行者挙動モデルである。

### (1) 歩行者挙動モデルの分類・選択

ミクロな歩行者挙動モデルは、モデル化に際して利用する手法により、(a) 物理法則を応用したモデル<sup>4)</sup>など、(b) セルオートマトンを利用したモデル<sup>5)</sup>など、(c) 離散選択モデル<sup>6)</sup>などに大別が可能である。

物理法則を応用したモデルでは、歩行者を物体とみなし、歩行者相互間に何らかの物理法則をあてはめ、そこから得られる運動方程式に相当する式を各時刻において解き加速度ベクトルを得ることによって、次の時刻における各歩行者の位置を導出する。予測は物理的な状況のみ依存し、「周辺の混雑状況に基づく判断」のような心理的要素を加味することは困難である。

セルオートマトンモデルは、空間をグリッドに分割し、セル遷移ルールを設け、タイムステップごとに予測を行っていくモデルである。対象領域内部における歩行者の全体的な分布を理解しやすいという特徴がある。一方、連続的な空間をグリッド状に区切るため、歩行者挙動の自由度に厳しく制約を与えていることになり、次の一歩で進める領域の形も不自然になるという課題がある。

離散選択モデルによる歩行者挙動モデルは、時刻ごとに、各歩行者それぞれに対して移動可能な選択肢を離散的に与えることを繰り返す。そして、それぞれの歩行者は、各時刻において、最も効用の高い選択肢に進むというモデルである。選択肢の形状は自由に想定可能であり、前述のモデルよりも本来の歩行者の挙動に近づけられると考えられる。また、各歩行者が将来予測を行い、接近する可能性のある他の歩行者や障害物を考慮しながら行動を選択することも表現しやすい。

本研究では、個々人の効用最大化問題として扱うことにより個別の挙動に対応可能であること、確率的選択を行っていることから、離散選択モデルの応用を検討する。その中でも、扇形の形状により次の一歩の範囲を規定しており歩行者の現実の行動に即していること、歩行者間の相互作用を考慮していることなどから、Robin et al. によるモデル<sup>9)</sup>を選択することとする。

### (2) 選択したモデルの概要

選択したモデルは、各歩行者の次の一歩の位置の候補

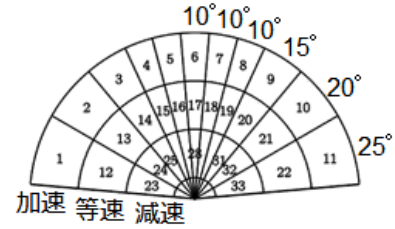


図-1 Robin et al.における選択肢形状

として扇形の領域を考え、図-1のように速さ3通り、角度11通りの33個の選択肢で離散的に表現する。選択確率を、Cross Nested Logitにより計算し、最も効用の大きい選択肢に進むものとする。Nestは、速さについて加速(1-11)、等速(12-22)および減速(23-33)、角度について中央(5-7, 16-18および27-29)および中央以外(1-4, 8-15, 19-26および30-33)の計5種類を設定する。

効用関数の確定項は以下である。

$$\begin{aligned}
 V_{v,dn} = & \left. \begin{aligned} & \beta_{dir\_central} dir_{dn} I_{d,central} \\ & + \beta_{dir\_side} dir_{dn} I_{d,side} \\ & + \beta_{dir\_extreme} dir_{dn} I_{d,extreme} \end{aligned} \right\} (a) \text{keep direction} \\
 & \left. \begin{aligned} & + \beta_{ddist} ddist_{v,dn} \\ & + \beta_{ddir} ddir_{dn} \end{aligned} \right\} (b) \text{toward destination} \\
 & \left. \begin{aligned} & + \beta_{dec} I_{v,dec} (v_n / v_{max})^{\lambda_{dec}} \\ & + \beta_{accLS} I_{n,LS} I_{v,acc} (v_n / v_{maxLS})^{\lambda_{accLS}} \\ & + \beta_{accHS} I_{n,HS} I_{v,acc} (v_n / v_{max})^{\lambda_{accHS}} \end{aligned} \right\} (c) \text{free flow acceleration} \\
 & \left. \begin{aligned} & + I_{v,acc} I_{d,acc} \alpha_{v,acc}^L D_L^{\rho_{acc}^L} \Delta v_L^{\gamma_{acc}^L} \Delta \theta_L^{\delta_{acc}^L} \\ & + I_{v,dec} I_{d,dec} \alpha_{v,dec}^L D_L^{\rho_{dec}^L} \Delta v_L^{\gamma_{dec}^L} \Delta \theta_L^{\delta_{dec}^L} \end{aligned} \right\} (d) \text{leader - follower} \\
 & + I_{d,c} \alpha_c e^{\rho_c D_c} \Delta v_c^{\gamma_c} \Delta \theta_c^{\delta_c} \} (e) \text{collision avoidance}
 \end{aligned} \tag{1}$$

ここで、 $\beta, \lambda, \alpha, \rho, \gamma, \delta$  は推定されるパラメータである。また、歩行者の最大速さ  $v_{max}$  は観測データから、それ以下の速さの時に加速の効用が高くなる閾値  $v_{maxLS}$  は既往研究からそれぞれ設定した定数、 $I$  はそれぞれの選択肢に該当する場合に1となるダミー変数である。また、 $dir$  および  $ddist$  は、現在位置、進行方向および目的地から選択肢ごとに決定される角度および距離、 $D, \Delta v$  および  $\Delta \theta$  は、歩行者相互間の距離、速さの差および進行方向の角度差である。

各項では、対象とする歩行者の現在速度に基づいて、

- (a)現在の進行方向を維持する選択肢
- (b)目的地に近づく選択肢
- (c)加減速を行わない選択肢(ただし現在の速さが

$v_{maxLS}$  以下の場合には加速する選択肢)に高い効用を与える。さらに、対象および周囲の歩行者の現在位置と現在速度に基づいて、歩行者間の相互作用に関して、

- (d)前方に追従可能な人物がいる選択肢
- (e)前方から人が接近してこない選択肢

に高い効用を与えることにより、より現実に即した歩行者挙動の再現を行っている。

### 3. 追跡手法の枠組み構築

本章では、前章で選択したモデルを人物追跡に応用するための枠組みを構築する。

#### (1) 一般状態空間モデル

本研究では、非線形な事象の再現において近年進展してきた、観測情報に基づいて予測結果を逐次修正していく手法の一つである一般状態空間モデル<sup>7)</sup>を利用して人物追跡を実現する。一般状態空間モデルでは、時刻 $t$ において、センサにより観測した変量のベクトルを観測ベクトル $z_t$ 、観測ベクトルを実現する、人物位置や形状のような直接の観測が不可能な変量のベクトルを状態ベクトル $x_t$ とし、状態ベクトルと観測ベクトルの関係を表した観測モデル $p(z_t | x_t)$ と、状態ベクトルの時間推移を表したシステムモデル $p(x_t | x_{t-1})$ を、それぞれ条件付き分布としてモデル化する(図-2)。その上で、時刻1から $t$ までの観測ベクトル $z_{1:t} = \{z_1, z_2, \dots, z_t\}$ が得られたときに、時刻 $t$ における状態ベクトル $x_t$ を事後確率最大化基準により推定する。ここに、事後確率 $p(x_t | z_{1:t})$ は、ベイズの法則より、

$$p(x_t | z_{1:t}) \propto p(z_t | x_t) p(x_t | z_{1:t-1}) \\ = p(z_t | x_t) \int p(x_t | x_{t-1}) p(x_{t-1} | z_{1:t-1}) dx_{t-1} \quad (2)$$

と展開され<sup>8)</sup>、右辺のうち $p(z_t | x_t)$ は観測モデルを、 $p(x_t | x_{t-1})$ はシステムモデルを、 $p(x_{t-1} | z_{1:t-1})$ は時刻 $t-1$ における推定の結果をそれぞれ示している。本研究に当てはめると、歩行者挙動モデルを導入したシステムモデルにより予測された時刻 $t$ における人物の位置および形状を、ステレオビデオカメラからの観測情報に基づいて逐次修正していく流れとなる。以下で、必要な変数の定義およびモデル化を行う。

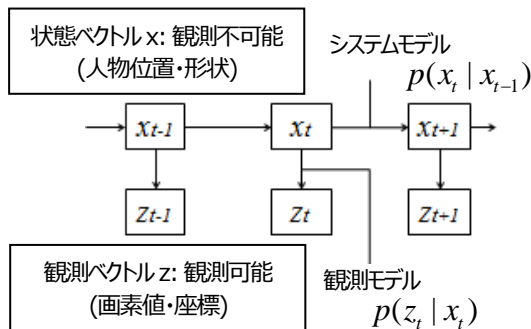


図-2 一般状態空間モデルによる人物追跡

#### (2) 状態ベクトル

状態ベクトルの定義にあたって、人物を1楕円体のモデルによって表現する(図-3)。このとき、必要な変数は、中心座標 $x, y, z$ および軸長 $w, h, d$ となる。すなわち、状態

ベクトルを式(3)により定義する。

$$x = (x, y, z, w, h, d) \quad (3)$$

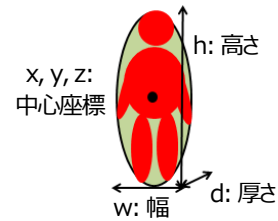


図-3 状態ベクトルと人物形状

#### (3) 観測ベクトル

観測ベクトルはカメラから得られる情報によって規定される。本研究ではカラーステレオビデオカメラを利用するため、色情報として各画素の $r, g, b$ それぞれの値が、距離情報として3次元座標上において画素が対応する地点の座標 $(X, Y, Z)$ が得られる。以上から、画素 $ij$ における観測ベクトルを式(4)により定義する。

$$z_{ij} = (X_{ij}, Y_{ij}, Z_{ij}, r_{ij}, g_{ij}, b_{ij}) \quad (4)$$

#### (4) システムモデル

システムモデル $p(x_t | x_{t-1})$ は、状態ベクトルの時間推移を表しており、ここに歩行者挙動モデルを応用する。このとき、システムモデルは、時刻 $t-1$ における楕円体の位置および形状に基づいて、

$$x_t = x_{t-1} + v + w \quad (5)$$

に従うものとする。 $v$ は歩行者挙動モデルによる変化量、 $w$ は平均 $0$ 、分散 $\Sigma$ のホワイトノイズとする。

ここで、前章に基づいて、 $v$ を定める。このとき、歩行者挙動モデルは2次元平面上の挙動を予測するモデルであることに留意する。本研究では、カメラの床面に対する撮影角度を求め、状態ベクトルを床面に直立する楕円体として設定する。その上で、床面を $xz$ 平面に平行な平面とし、歩行者挙動モデルによって状態ベクトルの要素のうち $x$ および $z$ を変化させるものとする。つまり、現在地から選択肢 $i$ へ向かうベクトルを $(P_{ix}, P_{iz})$ とすれば、式(5)において、 $v = (P_{ix}, 0, P_{iz}, 0, 0, 0)$ とする。

さらに、本研究の目的は人物の追跡であり、各人物の目的地は追跡結果として得られるものであることから、これがあらかじめ分かっているという想定は不自然である。従って、効用関数の計算から目的地に関連する項は除外することとする。すなわち、(1)式から(b)の部分を除いたものを確定項として利用する。また、本研究では、パラメータ、定数 $v_{\max}$  および $v_{\max LS}$ は、Robin et al.における値をそのまま用いることとする。

式(5)中の $v$ の計算には、前章で説明した効用関数の計算が必要である。そのためには、時刻 $t$ において、対象となる全人物の現在位置および現在速度を知る必要がある。ここで、追跡中の人物の現在位置および現在速度は追跡結果から逐次得られることに注意すると、システムモデルの計算にあたっては、全人物の状態ベクトルの初期値および初速を与えれば良いことが分かる。

## (5) 観測モデル

観測モデル  $p(z_t | x_t)$  は、ある状態ベクトルのもとである観測ベクトルが観測される確率分布であり、尤度に相当する。本研究では、既往研究<sup>2)</sup>に基づき、色・距離の情報それぞれについてモデルを定義し、その積を求める。すなわち、

$$p(z_t | x_t) = p_{color}(z_t | x_t) \cdot p_{range}(z_t | x_t) \quad (6)$$

とする。以下で、右辺を順にモデル化する。

### a) 色情報に基づく観測モデル

色情報からの観測モデルは、時刻 $t-1$ における追跡対象の楕円体内部と、時刻 $t$ において予測された追跡対象の楕円体内部のカラーヒストグラムの類似度に従う確率分布とする。ヒストグラムの類似度の評価には、Bhattacharyya係数

$$B = \sum_m \sqrt{d_{x_t, m} d_{x_{t-1}, m}} \quad (7)$$

を用いる。ここで、 $m$ は取り得る画素値、 $d_{x_t, m}$ 、 $d_{x_{t-1}, m}$ はそれぞれ時刻 $t$ および $t-1$ において楕円体 $x_t$ および $x_{t-1}$ 内部にある画素を対象とした、正規化されたヒストグラム $d$ の画素値 $m$ の値を示す。画素値は $r, g, b$ の3種類得られているので、各色について計算し、それらの積を色情報からの観測モデル  $p_{color}(z_t | x_t)$  とする。

### b) 距離情報に基づく観測モデル

距離情報からの観測モデルは、楕円体をカメラ画像に投影したときに含まれる画素の3次元座標と、楕円体表面の3次元座標との比較によってモデル化する。いま、対象となる画素の3次元座標上の地点を $P$ 、楕円体中心 $O$ と $P$ との距離を $d(P)$ とする。また、 $O$ を起点とし、地点 $P$ を通る半直線が楕円体表面と交わる点を $\hat{P}$ としたとき、 $O$ と $\hat{P}$ の距離を $\hat{d}(P)$ とする。このとき、 $d(P)$ と $\hat{d}(P)$ の差分の和が小さいほど追跡対象の存在確率が高いことから、

$$p_{range}(z_t | x_t) = 1 - \left( \frac{1}{I} \sum_P (d(P) - \hat{d}(P))^2 \right) \quad (8)$$

とする。ここで、 $I$ は対象となる画素の個数である。なお、 $|d(P) - \hat{d}(P)| > 1$ となる画素については、すべて $|d(P) - \hat{d}(P)| = 1$ として計算する。

## (6) パーティクルフィルタ

以上の推定に関わる実際の計算は、近年その有用性が多方面で示されているパーティクルフィルタ<sup>7,9)</sup>によって行う。パーティクルフィルタを利用した計算フローを以下に説明し、イメージを図-4に示す。

1. 条件付き分布  $p(x_{t-1} | z_{1:t-1})$  を、そこから独立に得られた実現値とみなせる多数の粒子(一般的に  $N =$  数百~数百万個)を用いて近似する。すなわち、デルタ関数を用いて表せば、
- $$p(x_{t-1} | z_{1:t-1}) \cong \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta(x_{t-1} - x_{t-1}^{(i)}) \quad (9)$$
2. 乱数を発生させ、1.に従って  $x_{t-1}$  を表す  $N$  個の粒子を発生させる(リサンプリング)。
  3. 2.で発生させた粒子を、システムモデル  $p(x_t | x_{t-1})$  に従って伝播させる。
  4. 3.で得られた  $x_t$  を表す粒子を、観測モデル  $p(z_t | x_t)$  に従って重み付けする。
  5. 4.で得られた粒子群の期待値を  $x_t$  の推定量とする。

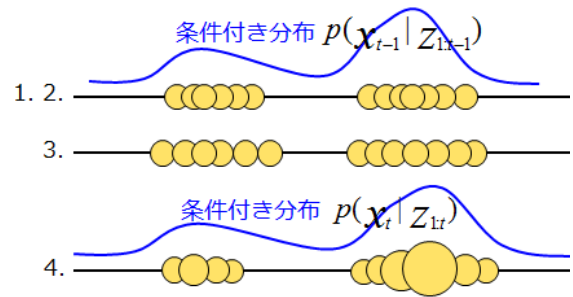


図-4 パーティクルフィルタ

## 4. 適用

### (1) 撮影条件

提案手法を、朝ラッシュ時の駅改札付近で撮影した動画画像に適用する。利用したステレオビデオカメラは、SONY-DFW(120万画素、焦点距離8.3[mm])2台で、事前にキャリブレーションを行った。カメラ間の距離はおよそ1[m]とし、フレームレートは7.5[frames/sec]で撮影した。

図-5は取得した画像の例である。画像中のプロット・番号が追跡対象人物を示している。画面内には撮影時間を通して常に15人程度が存在し、列車到着時はこれよりも多くなる。また、各乗客はこの画面内を通過するのに平均的に11秒程度を要している。以上のような条件において、撮影データのうち30秒間(226フレーム)を適用対象とした。この間の追跡対象人物は合計51人、のべ3384人・フレーム(451人・秒)となった。





図-5 取得画像例

### (2) 初期値およびパラメータの設定

前章の枠組みによる追跡に際して事前に設定が必要な値の設定を行う。まず、パーティクルフィルタの粒子数は、試行実験より $N=500$ とした。次に、状態ベクトルの初期値は、位置はマニュアルで取得し、楕円体形状は一般的な人物の大きさを想定して、 $w=0.4[m]$ 、 $h=1.6[m]$ 、 $d=0.3[m]$ とした。さらに、人物の初速は、 $t=2$ における位置をマニュアルで取得し、 $t=0$ における位置との差分に $0.5$ を乗じて設定した。なお、適用時間中に画面外から出現する人物についても、 $10$ フレームごとに追加している。また、適用時間中に画面外に消失する人物については、追跡最終フレームもあらかじめマニュアルで設定した。最後に、カメラの床面に対する撮影角度を、カメラ画像に映る床面6点から算出し、 $\theta=0.62[rad]$ となった。

### (3) 適用結果

図-6に、適用結果の一例を示す。画像内のプロットは、追跡結果として得られた楕円体中心の3次元座標をカメラ画像に投影して示したものである。また、追跡結果の

一部を床面に投影した軌跡を図-7に示す。

各フレームにおける追跡結果と追跡対象人物の位置を目視で比較したところ、追跡対象ののべ3384人・フレームのうち2626人・フレーム、すなわち78%の追跡に成功している。人物相互あるいは物体とのオクルージョン・近接が無い状況ではほぼすべての追跡に成功し、これらが存在する状況でも高い追跡性能を発揮している。特に、図-6中の楕円で囲んだ2人の人物のような、混雑した状況における相互にオクルージョンを生じながらの回避行動や、図-7にみられるような、改札付近での方向転換・速度変更を伴う人物の追跡にも一定の成果を得ている。さらに、比較のため、システムモデルにホワイトノイズのみを与えた場合(式(5)において $v=0$ の場合)を試行すると、追跡成功率は53%にとどまり、人物追跡において歩行者挙動モデルを応用する効果が明らかとなった。

一方、提案手法において追跡に失敗した状況には、(a)改札との近接に際して、人物と改札機の分離に失敗するケース、(b)改札付近で見失った人物について、改札機を人物だと誤認したまま追跡が継続することで、後続の歩行者に相互作用による悪影響を及ぼすケース、(c)初期フレームにおいてオクルージョンが生じている人物相互の分離に失敗するケースがある。これらへの対応は、今後の課題となる。

最後に、得られた結果が動線データであることに着目し、その応用例を示す。ここでは、駅設計において重要となる、乗客の改札選択の自動取得を試みる。改札の断面交通量は従来でも比較的容易に取得可能であるが、本追跡結果を用いれば、出発地別の改札選択状況が表-1のように取得できる。30秒間という短い時間ではあるが、マニュアルで計測した場合と比較しても、全体的な傾向を失うことなく乗客の流動を取得できている。

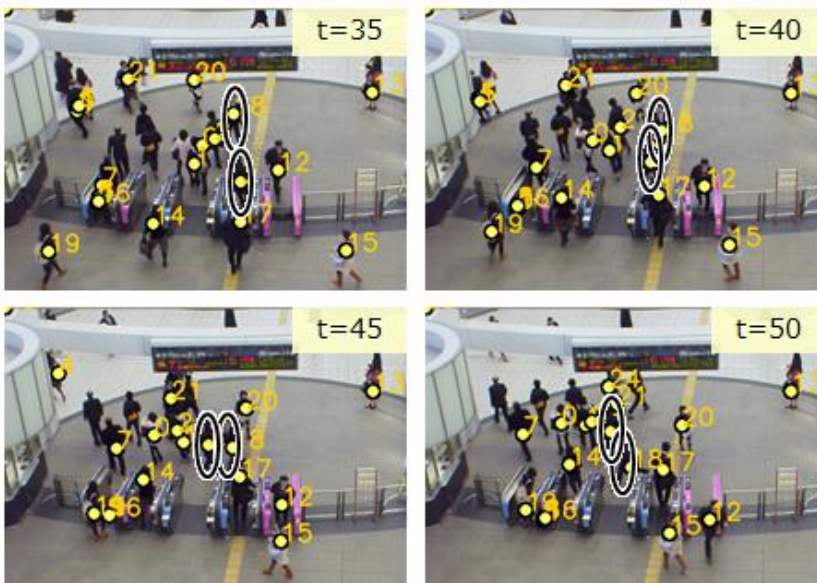


図-6 追跡結果の一例

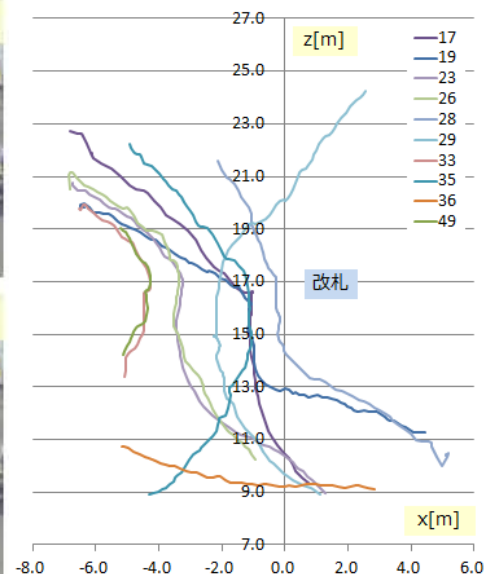


図-7 追跡結果：床面上の軌跡の一例

表-1 出発地別各改札通過人数取得例

|     | A     | B   | C   | D     | E   | 計     |
|-----|-------|-----|-----|-------|-----|-------|
| 北口  | 12/12 | 1/3 | 0/0 | 0/0   | —   | 13/15 |
| 南口  | 0/0   | 5/5 | 3/4 | 4/4   | —   | 12/13 |
| 1番線 | —     | 0/0 | 0/0 | 0/0   | 0/0 | 0/0   |
| 2番線 | —     | 0/0 | 0/1 | 7/7   | 5/6 | 12/14 |
| 計   | 12/12 | 6/8 | 3/5 | 11/11 | 5/6 | 37/42 |

自動取得[人]/マニュアルによる取得[人], ーは通れない方向.  
行が出発地, 列が改札を示す. 図-5に写っている5台の改札を  
左からA, B, C, DおよびEとした.

## 5. おわりに

本研究では, 一般状態空間モデルの枠組みを用いて, 歩行者挙動モデルを複数人物の自動追跡に応用する手法を構築・提案した. その上で, 提案手法を実観測データに適用し, 複雑な条件下にある人物挙動に対する有効性を確認した. また, 歩行者挙動モデルを利用しない場合との比較を通して, 本手法の効果を明らかにした. また, この提案手法は, 各種のセンサによる情報や挙動モデルとの統合が容易な枠組みとなっており, 今後の発展可能性を示したといえる.

今後の課題として, 第一に, 追跡性能の向上のために, 定義・モデル化した各変量や手法についてさらなる検討が必要となる. 特に, システムモデルにおいて真横や真後ろにいる人物を考慮するといった対処が考えられる, 第二に, 長時間の追跡に対応するために, 現在マニュアルで行っている人物の出現および消失への対応の自動化が必要である. 画像周縁部における色・距離情報の変化に着目することが考えられる. 長時間の観測が可能となれば, 追跡結果として得られる動線データの利用可能性も高まると期待される. そのほか, 追跡手法の駅構内以外への応用可能性を検討することも重要となる.

謝辞: 本研究の実施に際し, 東京工業大学の福田大輔准教授より歩行者挙動モデルについてご意見を頂いた. ステレオビデオカメラによる撮影では, コマツエンジニアリング(株)の山口博義氏よりご協力を頂いた. 社会システム(株)の早崎詩生氏, 山下良久氏, 花上美津江氏からは適用結果の利用可能性についてご意見を頂いた. また, 本研究は, 科学研究費(若手研究(B): 22760401)の助成を受けたものである. ここに記して感謝の意を表す.

## 参考文献

- 1) 鈴木達也, 岩崎慎介, 小林貴訓, 佐藤洋一, 杉本晃宏: 環境モデルの導入による人物追跡の安定化, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J88-D- II, No.8, pp.1592-1600, 2005.
- 2) 布施孝志, 母里明陽: ステレオビデオカメラによる複数人物追跡の可能性, 応用測量論文集, Vol.20, pp.15-22, 2009.
- 3) Bierlaire, M. and Robin, T. : Pedestrian choices, In H. Timmermans (Ed.) : *Pedestrian Behavior: Models, Data Collection and Applications*, pp.1-26, Emerald Group, 2009.
- 4) Helbing, D., Farkas, I. J., Molnar, P. and Vicsek, T. : Simulation of pedestrian crowds in normal and evacuation situations, In M. Schreckenberg and S. D. Sharma (Eds.) : *Pedestrian and Evacuation Dynamics*, pp.21-58, Springer, 2002.
- 5) Schadschneider, A. : Cellular automaton approach to pedestrian dynamics – Theory, In M. Schreckenberg and S. D. Sharma (Eds.) : *Pedestrian and Evacuation Dynamics*, pp.75-86, Springer, 2002.
- 6) 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.
- 7) 樋口知之: 粒子フィルタ, 電子情報通信学会誌, Vol.88, No.12, pp.989-994, 2005.
- 8) 渡辺洋: ベイズ統計学入門, 福村出版, 1999.
- 9) Israd, M. and Blake, A. : Condensation – Conditional density propagation for visual tracking, *International Journal of Computer Vision*, Vol.29, No.1, pp.5–28, 1998.

## APPLICATION OF PEDESTRIAN BEHAVIOR MODEL TO MULTIPLE HUMAN TRACKING

Wataru NAKANISHI and Takashi FUSE

Recently in-depth understanding of pedestrian behavior in public space is becoming significant with regard to achieving more sophisticated space design and flow control. However, automatic human tracking is difficult under the condition that people move close to each other or are occluded by others. Meanwhile some pedestrian behavior models which can simulate the pedestrian flows in congested situation are suggested.

In this paper, we propose the new method of human tracking by applying the pedestrian behavior model. In consideration of recent situation that diverse information are available from a variety of sensors, we construct the framework using state space model. We apply this method to the data observed at the ticket gate of the railway station and check the performance of the method.