

歩行者挙動モデルパラメータ推定への 一般状態空間モデルの適用

中西 航¹・高橋 真美²・布施 孝志³

¹正会員 東京大学 大学院工学系研究科 社会基盤学専攻 助教 (〒113-8656 東京都文京区本郷7-3-1)
E-mail: nakanishi@civil.t.u-tokyo.ac.jp

²非会員 東京大学 大学院工学系研究科 社会基盤学専攻 修士課程 (〒113-8656 東京都文京区本郷7-3-1)
E-mail: takahashi@trip.t.u-tokyo.ac.jp

³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

本研究では、ミクロな歩行者挙動モデルのパラメータ推定手法としての一般状態空間モデルの適用可能性を検討する。一般状態空間モデルを用いる挙動モデル推定手法は、従来手法と比較していくつかの利点を有する。たとえば、逐次的に得られる挙動データに基づいて逐次的にパラメータ推定が可能となるため、パラメータの時系列変動を捉えることが可能である。また、取得されるデータの計測誤差を明示的にモデル化できる。さらに、一般状態空間モデルの構成要素の設定は自由度が高く、その設定方法により様々な特徴を有する挙動モデルが構築可能である。まず、この設定方法と構築される挙動モデルの特徴との関係を検討する。次に、実際に挙動モデル推定を行い、設定方法と推定結果との比較からこの推定手法の有用性を実証的に示す。また、推定結果から挙動把握などに向けた今後の展望を考察する。

Key Words : *pedestrian behavior model, parameter estimation, general state space model, particle filter, time series*

1. はじめに

駅構内の設計や改良をはじめとする歩行空間の設計は、歩行者流全体を対象に、予測交通量に対して十分な通路幅を確保するという方法で行われることが多い。この場合、原理的に個々の歩行者にとっての快適性までは考慮できない。近年のバリアフリーや都心回帰、歩いて暮らせる街づくりというような流れのなかで、今後は非混雑時も含め、様々な属性を有する歩行者個人にとって安全で快適な歩行空間の設計が求められている。また、シミュレーションにおいても、より高解像度で精度の高い再現結果への要請が高まっている。このためには、歩行空間における歩行者挙動を、歩行者個人人の行動選択の結果として表現することが必要となる。

この課題に対して、歩行者個人人の行動をモデル化したマイクロシミュレーションモデルが従来より構築されてきた¹⁾。そこでは、歩行者が自身の速度、周囲の歩行者や障害物から受ける影響などを明示的に変数として扱い、歩行者挙動を予測している。しかしながら、モデルパラメータの推定を実挙動データに基づいて行っている例は

未だ少ない。また、実挙動データを収集している場合でも、データ取得時間内における歩行者挙動は一定であるという仮定が暗に置かれている。たとえば、歩行者挙動における個人間の相違：モデルの変数で表現できない各歩行者による相違や、個人内の相違：同一歩行者内において時々刻々起る変化について考慮できていない。

他方、近年では、鉄道駅における監視カメラから取得される画像情報や、携帯電話に内蔵されたGPSセンサから取得される位置情報をはじめ、現実の歩行空間における歩行者挙動の実データを大量に取得できる可能性が大きく高まっている。ただし、これらの取得情報を歩行者位置のデータとして扱う際には、必然的に計測誤差が含まれる。従って、計測精度が高いと考えられる少量のデータを用いる場合と異なり、大量ではあるものの計測精度にばらつきがあるデータを用いる場合には、計測誤差を明示的に扱える歩行者挙動モデル推定方法が望ましいといえる。また、大量データを扱うことから、逐次的に処理できる手法が望まれる。

以上の問題意識から、本研究では歩行者挙動モデルのパラメータ推定手法として一般状態空間モデルに着目す

る。一般状態空間モデルを用いると、計測誤差を明示的に扱いながらパラメータを逐次ベイズ推定することができる。従って、パラメータの時系列変化やデータの計測誤差を扱える推定方法として期待される。本研究では、これを歩行者挙動モデルのパラメータ推定に適用し、その有用性を実証的に示すことを目的とする。すなわち、歩行者挙動モデルの精度向上ではなく、多様な計測精度のデータが入手されることを想定した新たな推定手法の適用可能性の検討を行う。

これまでに、歩行者挙動モデルのパラメータ推定に一般状態空間モデルを適用している例²⁾は存在する。ただし、後述する通り一般状態空間モデルはモデリングの自由度が非常に高いため、構成要素の設定方法により様々な特徴を有する挙動モデルが推定されるにも関わらず、その整理や詳細な検討は十分に行われていない。他方、歩行者挙動モデルの推定に際して計測誤差を考慮する方法としては、データに移動平均のような前処理を施す³⁾ことが一般的である。これらに対し、本研究の特徴は以下にある。まず、逐次的にパラメータ推定を行うとともにその時系列変化を捉える点である。また、データの計測誤差をモデル化する点や、その結果として空間を離散的に扱う挙動モデルのパラメータ推定も離散化に伴う誤差を考慮して行える点である。

以下では、一般状態空間モデルによる歩行者挙動モデルのパラメータ推定手法を説明し(2.)、一般状態空間モデルの構成要素の設定方法と推定できる歩行者挙動モデルの関係性を整理する(3.)。複数の設定方法を実挙動データに対して適用し、その有効性を確認する(4.)。

2. 一般状態空間モデルを用いた歩行者挙動モデルのパラメータ推定方法

(1) 一般状態空間モデルと逐次ベイズ推定

本研究では、前述の通り一般状態空間モデル(図-1)を用いて歩行者挙動モデルのパラメータ推定を行う。一般状態空間モデルにおいては、観測した変量のベクトルを観測ベクトル \mathbf{z} 、観測ベクトルを実現する観測不可能な変量のベクトルを状態ベクトル \mathbf{x} としてそれぞれ定義する。そして、状態ベクトルの時間遷移を一次のマルコフ過程に従う条件付き分布であるシステムモデル $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1})$ 、状態ベクトルから観測ベクトルが生起する条件付き分布である観測モデル $p(\mathbf{z}_t|\mathbf{x}_t)$ をそれぞれモデル化する。また、状態ベクトルの初期分布 $p(\mathbf{x}_0)$ を別途モデル化する。

いま、データが逐次的に観測ベクトルとして取得できると想定する。このとき、一般状態空間モデルを用いて逐次的に時刻 t における状態ベクトル \mathbf{x}_t を推定することを考える。その方法のひとつは、事後分布 $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{z}_{1:t})$ を求める

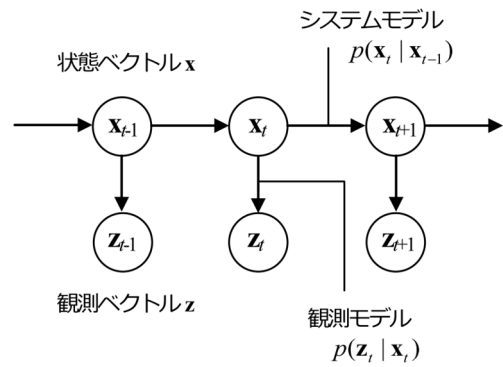


図-1 一般状態空間モデル

ことである。この事後分布は、時刻1から t までの観測ベクトル $\mathbf{z}_{1:t}=\{\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_t\}$ が得られたならば、以下の式により推定できる⁴⁾。

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t}) \propto p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) \\ = p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) \int p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) p(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{z}_{1:t-1}) d\mathbf{x}_{t-1} \quad (1)$$

右辺のうち $p(\mathbf{z}_t|\mathbf{x}_t)$ は観測モデルを、 $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1})$ はシステムモデルを、 $p(\mathbf{x}_{t-1}|\mathbf{z}_{1:t-1})$ は時刻 $t-1$ における事後分布をそれぞれ示している。この式展開はベイズの法則に基づいていることから、以下本研究で推定される事後分布は、各時刻において状態ベクトルをベイズ推定した結果として得られる事後分布そのものである。また、時刻 $t-1$ における事後分布が時刻 t において事前分布として用いられることから、この推定を逐次ベイズ推定と呼ぶ。原理的に、ベイズ推定の推定結果は事後分布そのものであるが、これを解釈するための統計量としては以下が代表的である⁵⁾。

(a) 事後平均

事後平均とは、事後分布を推定したい値(本研究では状態ベクトルであり、以下でも同様に表記)で平均した値である。

$$\bar{\mathbf{x}}_t = \int \mathbf{x}_t p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t}) d\mathbf{x}_t \quad (2)$$

(b) 事後モード

事後モードとは、事後分布の最大値を与える状態ベクトルの値である。事後確率最大化に基づく推定とも呼ぶ。

$$\hat{\mathbf{x}}_t = \arg \max_{\mathbf{x}_t} p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t}) \quad (3)$$

(c) n パーセンタイル値

n パーセンタイル値は、事後分布の累積度数が n パーセントとなる状態ベクトルの値である。複数の n を設定すれば、区間推定としても用いることができる。

$$\hat{\mathbf{x}}_t \text{ such that } \int_{-\infty}^{\hat{\mathbf{x}}_t} p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t}) d\mathbf{x}_t = \frac{n}{100} \quad (4)$$

(2) 自己組織化モデリング

上述の一般状態空間モデルを用いた逐次ベイズ推定を、歩行者挙動モデルのパラメータ推定に用いる方法を説明する。本研究においては、時刻 t において観測した歩行者位置を観測ベクトル \mathbf{z}_t とする。これに対し、観測ベクトルに含まれる計測誤差を考慮し、直接観測することの出来ない、いわば真の歩行者位置を状態ベクトル \mathbf{x}_t とする。このとき、システムモデルが歩行者挙動モデルに相当する。また、観測モデルはシステムモデルによる予測の誤差とデータ取得の計測誤差との和を表現する。従って、前述の通り歩行者挙動モデルが空間を離散的に扱う場合にも適用することができる。この設定のもとでの式(1)の解釈は以下である。まず、時刻 $t-1$ における歩行者位置の推定結果である事後分布から、システムモデルである歩行者挙動モデル $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1})$ によって時刻 t における歩行者位置の分布を予測する($p(\mathbf{x}_t|\mathbf{z}_{t-1})$)。ついで、時刻 t における歩行者位置の観測データを取得する。取得データに基づいて尤度に相当する観測モデルを計算し、時刻 t における事後分布 $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{z}_t)$ を推定する。

次に、この設定を拡張して、システムモデルのモデルパラメータが未知の場合を考える⁴⁾。この方法を自己組織化モデリングと呼ぶ。まず、状態ベクトルの定義として位置 \mathbf{x}_t とシステムモデルのパラメータ $\boldsymbol{\theta}_t$ との両方を定義する。つまり、新しい状態ベクトルを

$$\tilde{\mathbf{x}}_t = \begin{pmatrix} \mathbf{x}_t \\ \boldsymbol{\theta}_t \end{pmatrix} \quad (5)$$

と定義する。このとき、システムモデルと観測モデルは、

$$p(\tilde{\mathbf{x}}_t | \tilde{\mathbf{x}}_{t-1}) \equiv \begin{pmatrix} p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}, \boldsymbol{\theta}_{t-1}) \\ p(\boldsymbol{\theta}_t | \mathbf{x}_{t-1}, \boldsymbol{\theta}_{t-1}) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) \\ p(\boldsymbol{\theta}_t | \boldsymbol{\theta}_{t-1}) \end{pmatrix} \quad (6)$$

$$p(\mathbf{z}_t | \tilde{\mathbf{x}}_t) \equiv p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t, \boldsymbol{\theta}_t) = p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) \quad (7)$$

にそれぞれ従うと想定する。式(6)は、システムモデルが位置とパラメータとで独立に適用できるという想定である。なお、本研究では扱わないが、等式が成立しない(\mathbf{x} と $\boldsymbol{\theta}$ が従属関係にある場合でも問題ない。式(7)は、観測した歩行者位置は状態ベクトルのうち位置のみに従属して生起するという想定である。同様に、等式が成立しない(\mathbf{z} と $\boldsymbol{\theta}$ が従属関係にある場合も計算できる。

さて、このとき事後分布は式(1)と全く同様の手続きによって推定できる。すなわち、

$$\begin{aligned} p(\tilde{\mathbf{x}}_t | \mathbf{z}_{1:t}) &\propto p(\mathbf{z}_t | \tilde{\mathbf{x}}_t) p(\tilde{\mathbf{x}}_t | \mathbf{z}_{1:t-1}) \\ &= p(\mathbf{z}_t | \tilde{\mathbf{x}}_t) \int p(\tilde{\mathbf{x}}_t | \tilde{\mathbf{x}}_{t-1}) p(\tilde{\mathbf{x}}_{t-1} | \mathbf{z}_{1:t-1}) d\tilde{\mathbf{x}}_{t-1} \\ &= p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) \left(\int p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) p(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{z}_{1:t-1}) d\mathbf{x}_{t-1} \right) \\ &\quad \left(\int p(\boldsymbol{\theta}_t | \boldsymbol{\theta}_{t-1}) p(\boldsymbol{\theta}_{t-1} | \mathbf{z}_{1:t-1}) d\boldsymbol{\theta}_{t-1} \right) \end{aligned} \quad (8)$$

である。このとき、右辺のシステムモデルのうち $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1})$ は歩行者挙動モデルであり、そこにはモデルパラメータ $\boldsymbol{\theta}_{t-1}$ が含まれている。また、 $p(\boldsymbol{\theta}_t|\boldsymbol{\theta}_{t-1})$ は $\boldsymbol{\theta}$ のシステムモデルであり、具体的には後述する。さて、この事後分布を \mathbf{x}_t で周辺化することにより、 $\boldsymbol{\theta}_t$ の事後分布が推定できる。

$$p(\boldsymbol{\theta}_t | \mathbf{z}_{1:t}) = \int p(\tilde{\mathbf{x}}_t | \mathbf{z}_{1:t}) d\mathbf{x}_t \quad (9)$$

このパラメータの事後分布もまたベイズの法則に基づいて計算されているため、各時刻におけるベイズ推定の結果が推定できる。ここに、式(9)を時系列に並べたものが、本研究で行うパラメータ推定の結果である。

3. モデル構成要素の設定方法の検討

前章により、一般状態空間モデルを用いて歩行者挙動モデルのパラメータを推定すれば、以下を実現できることがわかった。まず、逐次ベイズ推定によって、パラメータが各時刻で逐次的に推定されていく。そのため、パラメータの時間変化を追うことが可能となる。また、逐次的に取得されるデータに対して逐次的にパラメータ推定を行える。さらに、計測誤差およびシステムモデルによる予測誤差を観測モデルとして明示的にモデル化することができる。

前述の通り、一般状態空間モデルを用いて歩行者挙動モデルのパラメータを逐次推定する場合には、一般状態空間モデルの構成要素を自由度高く設定できる。以下で、この設定方法と、推定される挙動モデルの特徴との関係を整理する。

a) 状態ベクトル・観測ベクトル

状態ベクトルのうち、位置の与え方によって複数のモデルが推定できる。各人物の挙動モデルパラメータの時系列変化が知りたい場合には、各人物にひとつずつ状態ベクトルを定義すれば良い。一方、ある時刻に対象領域内にいる人物全体の挙動モデルを構築したい場合、領域内でひとつの状態ベクトルとすれば良い。

また、観測ベクトルには、計測した情報を直接定義する。従って、マニュアルで歩行者位置を取得した値のほか、動画データを得ている場合には色情報、GPSデータを得ている場合には座標の情報がこれに相当する。

b) 観測モデル

観測モデルは、状態ベクトルと観測モデルとの定義により定まる。両者がともに位置座標である場合には、その近さを定義する。一方、動画像に含まれる色情報と人物位置との関係のモデリングには色情報からの人物抽出手法を援用する。いずれの手法を用いた場合にも、データ取得時に精度の指標が存在する場合には、その情報を考慮してモデル化することが考えられる。また、システ

ムモデルが空間を離散的に扱う場合には、必然的に生じる予測誤差も観測モデルにおいて考慮することとなる。

c) システムモデル

システムモデルのうち、歩行者挙動モデルに相当する部分 $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1})$ には、推定したいモデルを設定すれば良い。パラメータのシステムモデル $p(\mathbf{0}_t|\mathbf{0}_{t-1})$ に相当する部分は、特別な情報が無い場合にはランダムウォークを仮定することが一般的である。ランダムウォークの分散の大きさは、1タイムステップの間に変化しうる値の幅を参考に決めることができる。

d) 初期分布

初期分布のうち、位置に関する分布 $p(\mathbf{x}_0)$ は、あらかじめ取得した値を真の値とみなし、その値を平均とする正規分布で与えることが多い。パラメータの初期分布 $p(\mathbf{0}_0)$ は通常のベイズ推定と同様の考え方に基づいて設定することができる。パラメータの値に関する情報が全くない場合には一様分布や分散の大きな正規分布を、別途推定した結果がある場合にはその分布を設定できる⁹⁾。ハイパーパラメータを用いた階層ベイズの適用も可能である。

4. 適用

前章より、一般状態空間モデルを用いたパラメータ推定手法は、推定したいモデル形式や取得する観測データによらず普遍的に利用可能な枠組みであるといえる。本章では、この推定手法の実用性の検討として、一部の設定方法を歩行者挙動データに適用しパラメータ推定を行う。特に、従来議論が行われていないパラメータの初期分布 $p(\mathbf{0}_0)$ やシステムモデル $p(\mathbf{0}_t|\mathbf{0}_{t-1})$ について、設定方法やその推定結果に与える影響を検討する。

(1) 準備

a) 使用データ

2010年11月29日の朝ラッシュ時に、東急田園都市線たまプラーザ駅改札付近で動画を撮影した。この動画を23[s]ごとに静止画として切り出したうえで、床面が平面であると仮定して導出したカメラパラメータを利用して座標変換を行い、各時刻における平面上の歩行者位置をマニュアルで取得した。よって、以下では、一般状態空間モデルにおける1タイムステップは23[s]である。推定には130タイムステップ(およそ90秒間)のデータを用いた。この間に、対象とする10[m]×20[m]程度の領域内に、最大で30人程度の歩行者が同時に存在している。

b) 計算手法

式(1), (2), (4), (8)および(9)に含まれる積分は、特別な場合を除いては解析的に求めることはできない。そこで、数値計算をパーティクルフィルタ^{6),7)}により行う。

このとき、パーティクル数の設定が必要となる。パーティクル数は多いほど計算の近似精度が向上するが計算負荷も増大する。そのため、適切なパーティクル数を理論的に決定することは難しい。以下では2000個から20000個までを試した結果から10000個としている。

c) 観測モデル

今回の適用における観測モデルは、簡単のため、予測された人物位置と実際の人物位置との距離に基づいてモデル化する。具体的には、

$$p(\mathbf{z}_t | \tilde{\mathbf{x}}_t) = p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) \propto \exp \left[-\frac{1}{2\sigma_{obs}^2} \left(\sum_i |d_i| / N_t \right)^2 \right] \quad (10)$$

とする。ただし、 d_i は歩行者 i についての予測位置と観測された位置との距離、 N_t は時刻 t において観測された歩行者数である。従って、式(10)は各時刻における歩行者1人あたりの予測誤差と計測誤差との和が、平均0・分散 σ_{obs}^2 の正規分布に従うと仮定したモデルである。試行実験をふまえ、以下では σ_{obs}^2 の値を0.3に設定している。

(2) 等速直線運動モデルの適用

a) 設定

基礎的検討のため、位置のシステムモデルとして、等速直線運動に2次元正規分布で表されるノイズ項を加えたモデルを適用する。これは、速度 $\mathbf{v}_t = \mathbf{x}_t - \mathbf{x}_{t-1}$ としたとき、

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) = \mathbf{v}_{t-1} + \frac{1}{2\pi\sigma_{sys}^2} \exp \left[-\frac{|\mathbf{x}_t - \mathbf{x}_{t-1} - \mathbf{v}_{t-1}|^2}{2\sigma_{sys}^2} \right] \quad (11)$$

と表現できる。このとき σ_{sys}^2 が逐次ベイズ推定するパラメータとなる。初期分布 $p(\sigma_{sys}^2_0)$ の与え方5通りおよびシステムモデル $p(\sigma_{sys}^2_t | \sigma_{sys}^2_{t-1})$ の与え方4通りにより、計20通りの適用を行った。具体的には、初期分布について、事前情報が無い想定の一様分布2通り($\sigma_{sys}^2 \sim \text{unif}(0.0, 0.1)$ および $\sigma_{sys}^2 \sim \text{unif}(0.0, 5.0)$)、事前に使用データの最尤推定量が得られている想定正規分布($\sigma_{sys}^2 \sim \mathcal{N}(0.28, 1.4 \times 10^4)$)、事前に別途推定量を得ている想定正規分布2通り($\sigma_{sys}^2 \sim \text{unif}(0.5, 0.03)$ および $\sigma_{sys}^2 \sim \text{unif}(0.8, 0.1)$)をそれぞれ与えた。また、システムモデルについて、ランダムウォーク

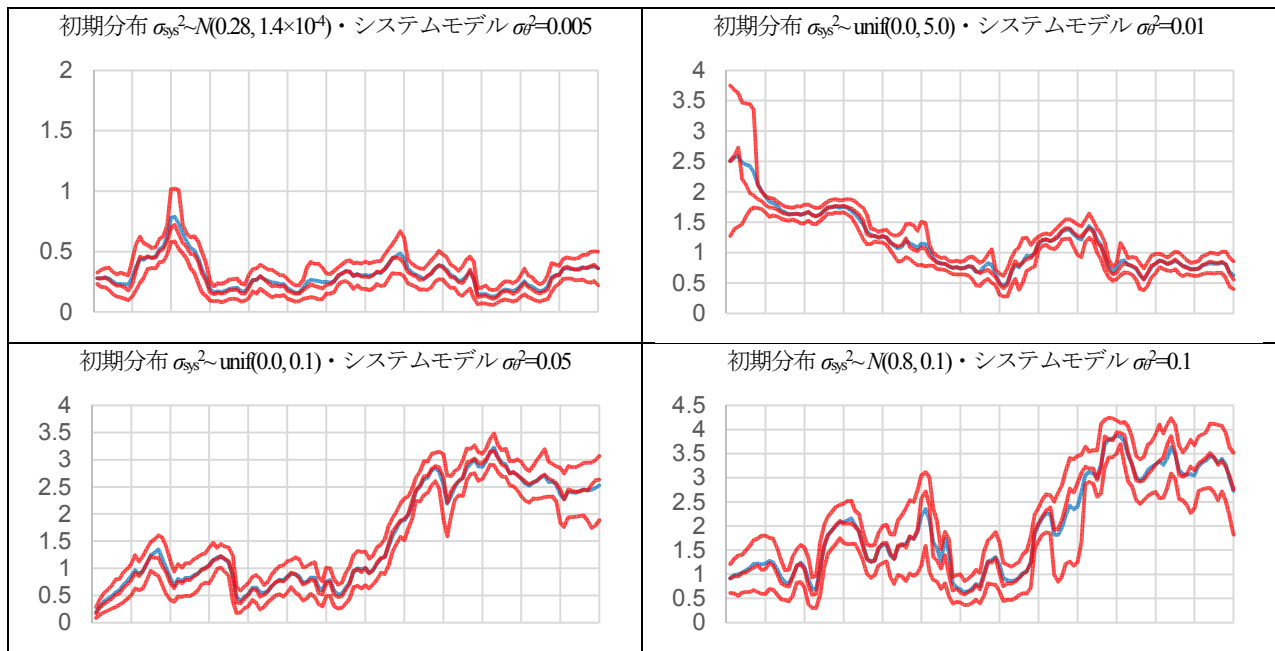
$$p(\mathbf{0}_t | \mathbf{0}_{t-1}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_\theta^2}} \exp \left[-\frac{|\mathbf{0}_t - \mathbf{0}_{t-1}|^2}{2\sigma_\theta^2} \right] \quad (12)$$

とし、 $\sigma_\theta^2=0.1, 0.05, 0.01, 0.005$ の4通りとした。

b) 適用結果と考察

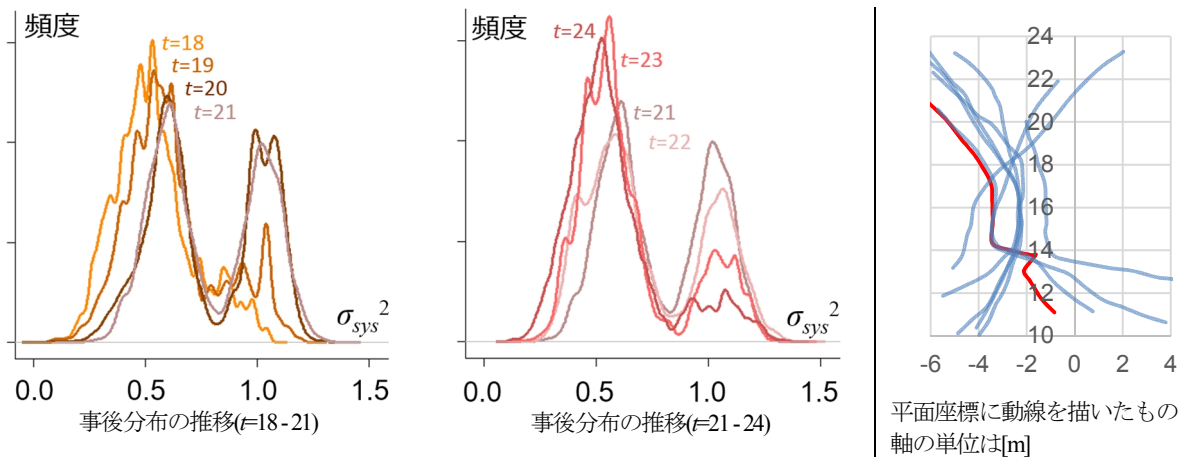
図-2に適用結果の例を示す。推定結果を見やすくするため、事後平均を青色で、25, 50および75パーセンタイル値を赤色で表記したグラフを表示している。

適用した20通りすべての場合で、初期分布の影響が時間経過とともに弱まっていく、すなわち逐次ベイズ推定



推定結果のグラフは横軸が時刻，縦軸が σ_{sys}^2 の値
赤線は値の小さい方からそれぞれ 25, 50 および 75 パーセンタイル値，青線が事後平均

図-2 等速直線運動モデルの設定と推定結果の例



右図に赤色の動線で示した人物が方向転換を行っている $t=20$ から $t=22$ にかけて事後分布が多峰性を示している

図-3 特定の歩行者が大幅な方向転換を行う状況

のアプローチが機能することがわかった。特に、 σ_{sys}^2 の初期分布をどのように設定しても、事後平均はある値付近を推移することが多かった。ただし、その値は σ_{sys}^2 や σ_{θ}^2 の設定により異なっているため、今後その要因についてさらなる検討が必要である。なお、事後平均が最尤推定値と比べて大きい値で推移しやすい理由として、対象領域内に長時間存在する歩行者の予測精度の低下が考えられる。式(6)の仮定を緩め、長時間存在する人物の予測精度を低く見積もるといような工夫が必要である。

また、一部の推定結果では事後平均が一定の値付近で推移しない、事後分布の分散が比較的大きいという状況である。システムモデルの分散が大きいかほど事後分布の変動が大きいこと自体は妥当な結果であるが、事後分布

の変動がパラメータの時系列変化に起因するのか、推定時の設定方法に依存する問題なのかの区別が現時点ではできていない。理論的にはある程度大きな σ_{θ}^2 を採用することが望ましいが、推定の安定性と合わせた議論が必須であることが確認された。また、これらの課題を含めて推定精度を議論するためには、全体尤度や一期先予測尤度など、一般状態空間モデルにおけるモデリング全体の良さを示す指標との照合が必要となる。

c) 事後分布の応用例

上記の議論とは別に、事後分布の形状そのものを検討することによる応用例を述べる。 $\sigma_{sys}^2 \sim N(0.28, 1.4 \times 10^4)$ 、 $\sigma_{\theta}^2 = 0.005$ の設定において、特定の数秒間にわたって事後分布が多峰性を有していることがわかった。使用したデ

ータと照合すると、この時間内に特定の歩行者が大幅な方向転換を行っていることがわかる(図-3)。単純な例ではあるが、従来のモデルパラメータ推定方法では発見が困難な傾向であり、本推定手法を用いる利点といえる。

(3) 離散選択モデルの適用

上記の等速直線運動モデルでの検討を踏まえ、より高次元のパラメータ推定に適用することを想定し、簡易的に作成した多項ロジット型の離散選択モデルに適用した。推定結果より、パラメータが多次元になる場合にも、初期分布やパラメータのシステムモデルの設定を適切に行うことができれば、逐次ベイズ推定が可能であると考えられる。ただし、前節において課題として述べた点について、推定結果の安定性を追求するためには、より慎重に検討を行う必要がある。

5. おわりに

本研究では、一般状態空間モデルを用いた歩行者挙動モデルのパラメータ推定手法について検討を行った。はじめに、この推定手法が逐次ベイズ推定であることを説明した。次に、一般状態空間モデルの構成要素の設定方法と、その設定により推定される挙動モデルとの関係を整理した。一般状態空間モデルを利用することにより目的に応じた歩行者挙動モデルの推定が可能であることを示した。特に、従来の推定手法では考慮が困難であったモデルパラメータの時系列変化やデータ計測誤差の考慮が可能であるという利点を明らかにした。さらに、駅構内における歩行者挙動の実データを用いて実際にモデルパラメータの推定を行った。その結果、上述した本推定手法の特徴：モデルパラメータの時系列変化およびデータの計測誤差を考慮した歩行者挙動モデルの推定が可能であることを実証的に示した。また、事後分布が多峰である場合のように、最尤推定では発見できない推定結果を得た一例を示した。

ただし、今回の適用においては、モデルの設定方法によって事後分布に差が生じる理由については詳細に把握できていない。この点に関しては、モデルの設定方法自体のさらなる検討や、予測尤度などを用いた推定されたモデルの評価方法との併用により評価してい

く必要がある。また、本研究で用いた推定手法について、ほかの手法との比較を詳細に行うことも課題のひとつといえる。特に、計測誤差を考慮しない通常のベイズ推定との比較が望まれる。また、3.で述べた推定に用いるデータの投入方法について、推定精度を表す全体尤度の値をモニタリングすることにより、時間や空間ごとに分類してからモデルを推定するなど歩行者挙動の時空間分割方法への応用が期待される。多様な形式のモデル推定、特にパラメータの次元数がより大きい場合にも十分な近似精度が得られるのか、安定した推定が可能なのかといった点についてもさらなる検討が必要である。

謝辞：

本研究で使用したデータは、東京急行電鉄株式会社・コマツエンジニアリング株式会社のご協力により撮影できた。モデル推定に利用したデータセットの一部は、若生凌氏(東京大学大学院修士課程)により作成された。本研究の一部は、科学研究費(特別研究員奨励費)の助成により行われた。ここに記して感謝の意を表す。

参考文献

- 1) Duives, D. C., Daamen, W. and Hoogendoorn, S. P. : State-of-the-art Crowd Motion Simulation Models, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol.37, pp.193-209, 2013.
- 2) 田代祐志, 川本一彦 : 複数人物追跡のためのセルオートマトン型歩行者行動モデルのパラメータ推定に関する基礎検討, 情報処理学会研究報告, Vol.2011-CVIM-177, No.6, pp.1-8, 2011.
- 3) 北川直樹, 羽藤英二, 森博子, 北岡広宣 : 歩車動線の錯綜空間における歩行者の速度-角度選択モデルの構築, 第 29 回交通工学研究発表会論文報告集, pp.157-160, 2009.
- 4) 樋口知之 編著 : データ同化入門-次世代のシミュレーション技術, 朝倉書店, 2011.
- 5) 安道知寛 : ベイズ統計モデリング, 朝倉書店, 2010.
- 6) Gordon, N., Salmond, D. and Smith, A. : Novel Approach to Nonlinear/non-Gaussian Bayesian State Estimation, *Radar and Signal Processing, IEE Proceedings F*, Vol.140, No.2, pp.107-113, 1993.
- 7) Kitagawa, G. : Monte Carlo Filter and Smoother for Non-Gaussian Nonlinear State Space Models, *Journal of Computational and Graphical Statistics*, Vol.5, No.1, pp.1-25, 1996.

(2014. 4. 25 受付)

APPLICATION OF GENERAL STATE SPACE MODEL TO ESTIMATION OF PEDESTRIAN BEHAVIOR MODEL

Wataru NAKANISHI, Mami TAKAHASHI and Takashi FUSE