

# 動画像を用いた人物位置推定手法の 双子実験による性能検証

中西 航<sup>1</sup>・石川 智行<sup>2</sup>・布施 孝志<sup>3</sup>

<sup>1</sup>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

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

<sup>3</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

近年、データ同化の枠組みにおいて動画像処理による人物抽出モデルに歩行者挙動モデルを統合した人物位置推定手法が一定の成果を得ている。ただし、同手法は観測不可能な潜在状態を推定するため、原理的に推定精度の議論は容易でなく、ゆえに高精度化に向けた検討も困難である。これに対し、仮想的に真の潜在状態を生成しデータ同化の有効性を検証する双子実験とよばれる方法がある。本研究では、上述の人物位置推定手法に対して双子実験を適用する。まず、同手法のように、理想的なシミュレーションモデルが未知の場合の双子実験の手順を、動画像から目視で正解データが得られるという特徴を踏まえて提案した。次に、この手順を実動画像に適用し、人物位置推定手法の有効性を実証的に示した。さらに、双子実験の結果をもとにシミュレーションモデルのパラメータや初期分布を改良し、再度双子実験を行うことで、人物位置推定の精度が向上しうることを示した。

**Key Words :** *human tracking, image sequence, data assimilation, general state space model, twin experiment*

## 1. はじめに

近年、動画像処理による人物抽出モデルに歩行者挙動モデルを統合した人物位置推定手法が提案され、一定の成果をあげている<sup>1)</sup>。本研究は、このような人物位置推定手法の精度検証を行う枠組みを示すものである。

はじめにこの手法の要点を簡潔に述べる。人物抽出モデルは動画像上の任意の領域に対して人物らしさを評価し、人物を抽出するための確率モデルである。時系列上で隣接する画像間における同一人物の判定に用いることで、人物追跡にも応用できる。しかし、混雑などにより人物間で遮蔽が発生する状況では、精度の低下が避けられない。この限界に対して、前の時刻の人物位置をふまえて現在の時刻の人物位置を確率的に表現する歩行者挙動モデルを人物抽出モデルに統合することにより、人物位置の推定精度向上を図る。ここで、両モデルの統合には、予測シミュレーションと観測データを統合するデータ同化手法を用いている。観測データを生起させる、潜在的な・直接観測できない変数として人物位置を設定し、

これを推定すること：状態推定を行う。そして、予測シミュレーションは観測データに基づく状態推定の精度向上に寄与し、同時に、観測データはシミュレーションによる予測精度の改善に寄与する枠組みとなる。

次に、この人物位置推定手法における課題を示す。まず、人物位置の推定精度に関する議論は、推定の結果と目視による結果の比較にとどまっている。そのため、歩行者挙動モデルと人物抽出モデルの統合時に、各モデルが人物位置の推定精度の向上にどのように寄与しているかが具体的には明らかになっていない。また、人物位置推定手法の構成要素である歩行者挙動モデル・人物抽出モデル設定の自由度は高く、様々な組み合わせによる統合が可能である。従って、モデルの組み合わせ方や、モデルの改良すべき部分について議論を行うためには、データ同化の有効性を統計的に検証することが望まれる。検証結果に基づき構成要素の各モデルを改良すれば、人物位置の推定精度の向上に繋がる。高精度な人物位置推定は、歩行者挙動データの容易な入手を意味し、ひいては流動制御や施設設計への応用可能性も期待される。

一般に、データ同化の有効性検証として、双子実験とよばれる比較実験が行われる<sup>23)45)6)</sup>。双子実験とは、1つのシミュレーションモデルから算出した複数種類の数値系列を比較することによって、データ同化の有効性を検証する方法であり、詳細は2章で述べる。データ同化そのものは多様な分野での適用が進んでいるが、双子実験を用いた有効性の検証が行われている分野は少ない。特に、従来の双子実験の適用分野では、理想状態を再現するシミュレーションモデルが既知である。これに対し、人物位置推定手法の構成要素である歩行者挙動モデルと人物抽出モデルとは、ともに理想状態を再現するモデルが不確定である。

以上より、本研究では、理想的なモデルが不確定な場合の双子実験の方法を検討すること、検討した方法を人物挙動の実データに対して双子実験を実施し人物位置推定手法の性能検証を行うこと、検証結果をもとに手法改良の指針を示すことの3点を目的とする。以下では、まず、データ同化と双子実験の一般論を説明したうえで(2)、本研究に適用する場合の課題とその解決方針を述べる(3)。次に、本研究で性能検証の対象とするデータ同化の枠組みを説明し、双子実験の手順を設定する(4)。そのうえで、実動画像に適用し、実際にモデルの性能評価や精度向上を試みる(5)。

## 2. データ同化と双子実験

### (1) データ同化と一般状態空間モデル

本研究では、前述のとおりデータ同化手法により歩行者挙動モデルと人物抽出モデルとを統合した人物位置推定手法を扱う。この統合に用いるモデリング手法が一般状態空間モデル(図-1)である。具体的には、まず、時刻 $t$ において観測した変量のベクトルを観測ベクトル $\mathbf{z}_t$ 、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 $\mathbf{x}_t$ としてそれぞれ定義する。次に、状態ベクトルの時間遷移を表す条件付き分布：システムモデル $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1})$ をモデル化する。さらに、状態ベクトルから観測

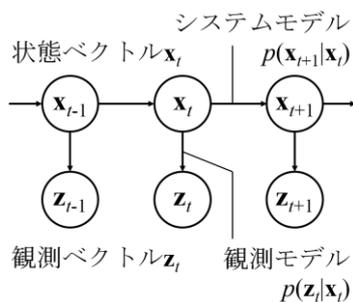


図-1 一般状態空間モデル

ベクトルが生起する条件付き分布：観測モデル $p(\mathbf{z}_t|\mathbf{x}_t)$ をモデル化する。本研究では、観測ベクトルが動画像に、状態ベクトルが人物位置座標に、システムモデルが歩行者挙動モデルに、観測モデルが人物抽出手法におけるモデルにそれぞれ相当する。また、時刻 $t=1$ から観測が始まるとしたとき、観測開始前の状態ベクトル、すなわち初期分布 $p(\mathbf{x}_0)$ は外生的に与えられるものとする。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き、逐次的に時刻 $t$ における状態ベクトル $\mathbf{x}_t$ を推定したい。その方法として事後分布 $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{z}_{1:t})$ を求めるならば、時刻1から $t$ までの観測ベクトル $\mathbf{z}_{1:t}=\{\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_t\}$ が得られたもとの、以下の式により推定できる<sup>7)</sup>。

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

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。なお、実用上は、事後平均

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

のような代表値を用いて推定結果とすることが多い<sup>8)</sup>。また、式(1)の計算が解析的に行えない場合には、たとえばパーティクルフィルタ<sup>9)10)</sup>を用いて行う。

### (2) 双子実験

前節で推定した事後分布または事後平均の推定精度を単純に議論することは難しい。なぜならば、状態ベクトルを直接観測することが原理的に不可能であるために、推定精度の基準となるような状態ベクトルの値や分布を知ることがそもそもできないからである。この問題に対して、双子実験とよばれる手法を用いた検証が行われている<sup>23)45)6)</sup>(図-2)。まず、正しいと仮定したシステムモデルと観測モデル、および条件(初期値・パラメータなど)に基づいて計算を行い「真の系列」を作成する。すなわち、真の系列には「真の状態ベクトル」と「真の観測ベクトル」とが含まれる。次に、「真の系列」を算出した条件とは異なる条件(モデル形式、初期値、パラメータ

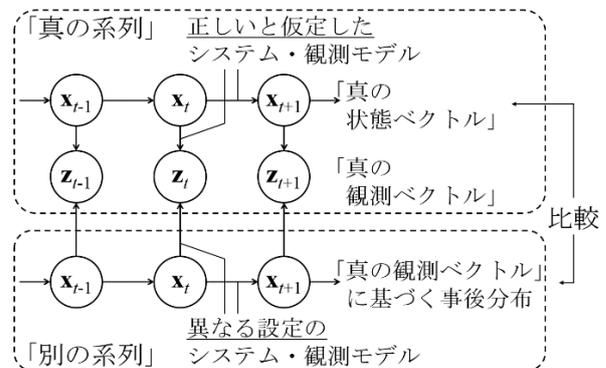


図-2 双子実験の概略図

など)を設定する。この設定を「別の系列」とよぶとすると、観測ベクトルとして「真の観測ベクトル」を用いて「別の系列」のデータ同化を行う(すなわち式(1)を逐次計算する)ことが双子実験の主要部分である。このとき、「別の系列」の事後分布と「真の状態ベクトル」とを比較し、両者の値が近づけばデータ同化が有効性に機能していると確認できる。

### 3. 理想的なモデルが不確定な場合の双子実験

#### (1) 問題意識

前章で説明した双子実験が有効に機能するためには、一定の前提条件におけるシステムモデルや観測モデルが理論的に判明していることが望ましい。理論的に判明しているとは、たとえば、摩擦が存在しない条件下での質点の運動方程式のようなことである。なぜならば、実験において「真の系列」と仮定する値と、状態推定の対象とする潜在変数の、本来的に知ることのできない真値との関係が分かっていなければ、事後分布が「真の状態ベクトル」に近づいたとしても、必ずしも状態推定が良い結果をもたらしているとは限らないからである。事実、前述の通り、双子実験の既存の適用例はいずれも理論的な方程式が既知の分野に限られている。これに対し、人物位置推定手法の構成要素である歩行者挙動モデルと人物抽出モデルとは、ともに理想状態を再現するモデルが不確定である。従って、ある歩行者挙動シミュレーションモデルを正しいシステムモデルと仮定して単純に「真の系列」を算出することは適切ではないと考えられる。

#### (2) 本研究における実施方針

一方で、動画像からは目視により人物位置についての情報を取得することができる。本来の意味で観測可能な情報は、動画像の各フレームにおける画素値であり、これが本研究における観測ベクトルである。これに加え、本来観測不可能な値である人物位置をマニュアル作業により得ることができる。すなわち、「真の状態ベクトル」を、正しいと仮定したシステムモデルの計算ではなく、画像におけるプロット作業により得ることができる。言い換えれば、ある歩行者挙動シミュレーションモデルを正しいと仮定するかわりに、画像から目視で取得した値を「真の状態ベクトル」とみなすことが可能である。このとき、システムモデルとして、マニュアル作業により取得した座標の隣接時刻間での差分を与えていることと同値となる。この点に着目することにより、従来の適用例ではみられない、理想的なモデルが不確定な場合の双子実験を実施することが本研究の特徴である。次章では具体的な手順を説明する。

### 4. 本研究における双子実験の手順

#### (1) 人物位置推定手法の枠組み

はじめに、双子実験の対象となる人物位置推定手法の枠組みについて、前出の一般状態空間モデルの構成要素ごとに説明する。なお、ここで説明する枠組みは、既発表<sup>10)</sup>を本研究に合目的に対処させたものである。

状態ベクトルは、人物位置座標およびシステムモデル・観測モデルのパラメータである。 $(x, y)$ を位置座標、 $\theta$ をパラメータベクトルとすれば以下である。

$$\mathbf{x}_t = (x_t, y_t, \theta_t)^T \quad (3)$$

次に、観測ベクトルは、動画像における画素値である。本研究では、各時刻において人物の大きさ(形状)は既知であるとする。具体的には、一律に幅0.4[m]・高さ1.6[m]の楕円とする。上述の $(x, y)$ を中心とするこの楕円内の画素が $n$ ピクセルあるとき、画素値の各色( $r$ ,  $g$ および $b$ )を $n$ 個並べて以下の通り定義する。

$$\mathbf{z}_t = (r_t, g_t, b_t)^T \quad (4)$$

システムモデルは、位置座標に関する部分とパラメータベクトルに関する部分は独立であると考えられる。そのうえで、位置座標に関する部分には歩行者挙動モデルを適用する。すなわち、ある確率的シミュレーションモデルとして $p(x_t, y_t | x_{t-1}, y_{t-1})$ と記述できる。具体的なモデル式は後述する。また、パラメータベクトルに関する部分 $p(\theta_t | \theta_{t-1})$ には、一般的な設定方法に則ってランダムウォークを仮定する<sup>7)</sup>。なお、このようにパラメータ自身を状態ベクトルに含む方法を自己組織型モデリングとよぶ。この状況で式(1)を計算すると、パラメータベクトルが逐次ベイズ推定されることとなる。

観測モデルは、ヒストグラムの類似度を表す係数であり、同一人物判定に一般的に用いられるBhattacharyya係数の関数とする。具体的には、観測ベクトルに含まれる全画素から色ヒストグラムを作成し、これを時刻 $t-1$ におけるヒストグラムと比較する。モデル式は後述する。

#### (2) 実験の試行手順

以上で述べた人物位置推定手法に対して、双子実験では初期値やパラメータ値、モデル形式など様々な値を変更して試行ができる。具体的には、パラメータの初期分布 $p(\theta_0)$ 、システムモデル、観測モデルである。ただし、これらのパターン数は莫大であり、すべてを試すことは現実的でない。特に、システムモデルである歩行者挙動モデルは、歩行者の周囲の環境や歩行者の心理を表現するために、高次元のパラメータによって定式化が行われる。従って、具体的にどのパラメータを利用するのか、利用する際の初期分布をどのように設定するのかについて網羅的に検討を行うことは難しい。

そこで、ここでは本研究で双子実験を通して検討したいことを改めて説明し、そのうえで以降の適用手順を述べる。本研究の問題意識は、歩行者挙動モデルと人物抽出モデルを統合することにより人物位置推定の精度を向上させるためには、それぞれのモデルをどのように設定すればよいのか、また設定の違いによりどの程度精度に差が生じるのかを知ることにある。

この目的のために、はじめに、システムモデルに比べて想定されるパターン数が少ない観測モデルについての検討を行う。上述の通りBhattacharyya係数を用いることを前提に、関数形や関数に含まれるパラメータの値について双子実験を行い、観測モデルを決定する。次に、観測モデルを固定したもつで、システムモデルの検討を行う。様々な設定のもつで双子実験を行うことにより、人物位置推定精度に対する、モデルに含まれる変数・パラメータの影響が考察可能となる。さらに、特に推定精度に寄与するパラメータを特定できれば、歩行者挙動モデルの改良方針も得ることができると想定される。

### (3) 試行結果の評価基準

双子実験の結果の解釈について、2章では『「別の系列」の事後分布と「真の状態ベクトル」とを比較し、両者の値が近づけばデータ同化が有効性に機能している』と定性的に述べた。ここでは、本研究で用いる簡便な方法を説明する。手動で画像からプロットした位置(「真の状態ベクトル」と、位置の事後平均との距離を「ずれ」とよび、この値の大小によって評価することとする。ずれが小さいほどデータ同化が機能していると判断することになる。実際には、時刻によって画像内に存在する人数が異なるため、ずれの1人あたりの平均値を用いている。なお、位置の事後分布は、式(3)と式(4)とを式(1)に代入した計算結果をパラメータで周辺化することにより算出できる：

$$p(x_t, y_t | z_{1:t}) = \int p(\mathbf{x}_t | z_{1:t}) d\theta_t \quad (5)$$

これを式(2)に代入したものが位置の事後平均である。

以降の適用例では、ずれの1人あたりの平均値はおおむね100[cm]以上の値となる。これは、1人でも大幅に位置推定精度が悪い人物が存在すると、平均値が大きく増



図-3 撮影画像の例

大するためである。このことの影響について、別の評価指標として「ずれが一定距離以内の人数」を検討したところ、適用結果には違いが生じなかった。そこで、本研究においては、ずれの1人あたり平均値のみを用いて説明する。

## 5. 性能検証の適用

### (1) 観測モデルの決定

2010年11月29日に鉄道駅の改札付近で撮影した動画像(図-3)を用いる。また、マニュアル作業でプロットした人物位置を「真の状態ベクトル」として準備する。

このデータを用いて、はじめに双子実験により観測モデルを決定する。モデル形式について線形・指数形の2種類を検討し、さらにそれぞれのパラメータについても検討を行った。この具体的な計算方法は既発表<sup>12)</sup>に詳述している。12種類の設定における推定結果から、前述のずれが最小となるモデルとして以下を得た。

$$p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) = f(B(\mathbf{z}_t, \mathbf{x}_t), c) = \frac{ce^{cB}}{e^c - 1} \quad (6)$$

ただし、 $B$ は時刻 $t-1$ と時刻 $t$ におけるヒストグラムの類似度を表すBhattacharyya係数であり、これは状態ベクトルおよび観測ベクトルを変数とする関数とみることができ。また、 $c$ は観測モデルパラメータであり、双子実験の結果から $c=0.658$ とした。

### (2) システムモデルについての検証

次に、この観測モデルを用いて、システムモデルについての性能検証を行った。

#### a) 対象モデルの概略

対象とするシステムモデルは、瀬尾らによる駅改札付近における歩行者挙動モデル<sup>13)</sup>とする。はじめに概略を述べる。このモデルは効用最大化理論に基づいた離散選択型のモデルであり、各歩行者は、速度・角度の選択を表した扇形上に広がる15個の選択肢(図-4)のなかから、効用が最大となる選択肢に移動するものとする。また、選択行動は改札選択と移動先選択とをPlan-Action構造<sup>14)</sup>により表現したものとなっている。

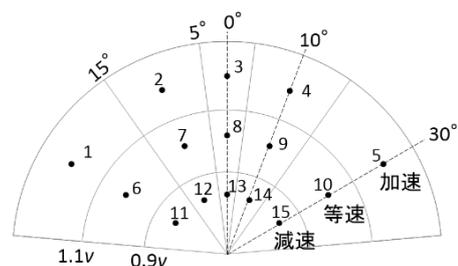


図-4 歩行者の移動先選択肢<sup>13)</sup>

効用関数は以下であり、 $\beta_i$ は推定するパラメータ、 $I_i$ は該当するときに1となるダミー変数である。Plan選択モデルすなわち改札*i*の選択について、

$$V_{plan}(i) = \beta_{gap} dist_i \Delta angle_i \quad (P1)$$

$$+ \beta_{con} congestion_i \quad (P2)$$

$$+ I_{out} \beta_{oneway} \quad (P3)$$

それぞれの項の意味するところは以下である。P1項は距離が近く進行方向上にある改札を好むことを表す。P2項は混雑している改札を回避することを表す。P3項は一方通行となる改札に対するダミー項である。次に、Planとして改札が選択されたもとでの、Action選択モデルすなわち移動先*j*の選択について、

$$V_{action}(j|i) = \beta_{dist} dist_j^i \quad (A1)$$

$$+ I_{ang\_little} \beta_{ang\_little} + I_{ang\_large} \beta_{ang\_large} \quad (A2)$$

$$+ I_{acc} \beta_{acc} (v/3.0)^{2.42} + I_{dec} \beta_{dec} (v/3.0)^{2.42} \quad (A3)$$

$$+ \beta_{wall} walldist_j \quad (A4)$$

$$+ \beta_{coll} colliderdist_j \quad (A5)$$

$$+ \beta_{leader} leaderdist_j \quad (A6)$$

それぞれの項の意味するところは以下である。A1項は目的地に最短で向かうことを表す。A2項は角度変化を嫌うことを表す。ダミー変数 $I_{ang\_little}$ は角度変化5°から15°のとき、 $I_{ang\_large}$ は15°以上の時に1となる。A3項は速度変化を嫌うことを表す。変数*v*は歩行者の現在速度、ダミー変数 $I_{acc}$ は加速選択肢に、 $I_{dec}$ は減速選択肢に対して1となる。A4項は障害物を回避する行動を、A5項は対向歩行者を回避する行動を、A6項は前方歩行者を追い越す行動を表現している。

以上をまとめると、システムモデルは、

$$P(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) = P(j) = \sum_i \left( \frac{e^{V_{action}(ji)}}{\sum_{j'} e^{V_{action}(j'i)}} \frac{e^{V_{plan}(i)}}{\sum_{i'} e^{V_{plan}(i')}} \right) \quad (9)$$

となる。

### b) 性能検証

まず、単純な双子実験として、マニュアル作業で得た「真の系列」に対して、上記の歩行者挙動モデル構築時に瀬尾らが推定したパラメータの最尤推定量<sup>13)</sup>を「別の系列」の設定として与えた場合の双子実験を行った。その結果、ずれの平均値は131[cm]であった。また、各歩行者の動線について確認すると、「真の状態ベクトル」では徐々に方向転換する行動が、「別の系列」の事後分布では直進となっているケースがみられた(図-5；青線)。

そこで、精度向上を念頭に、影響度の大きいパラメータを探索する。上記のシステムモデルには11個のパラメータが含まれている。すべてのパラメータを同時に変更しながら双子実験を行うことは、試すべきパターン数が莫大となるだけでなく、各試行における計算量の観点からも現実的ではない。いま行いたいことは、影響度の大きいパラメータを知ることであるから、1回の双子実験

においてはP1からA6までのうち1つの項に関するパラメータのみを変更すればよい。すなわち、式(7)および式(8)に含まれる $\beta$ のうちいずれか1個または2個を式(3)における $\theta$ として状態ベクトルに導入する。9項(11個)のパラメータの初期分布について、最尤推定量による正規分布および区間(-5,5)の一様分布の2通りを与えることで、計18通りの実験を行った(表-1)。この結果、ずれの平均について、ほとんどのパラメータはわずかな影響しか与えていないことが分かる。大きな影響を与えているのはA1、A2およびA3項であった。すなわち、 $\beta_{dist} \cdot \beta_{ang\_little} \cdot \beta_{ang\_large} \cdot \beta_{acc} \cdot \beta_{dec}$ の5個のパラメータである。各項の表現している内容を鑑みると合理的な結果であり、このことを性能検証として統計的に示すことができた。以降では、これらのパラメータに検討対象を限定した上で、精度向上に向けた改良を行う。

### (3) 人物位置推定の精度向上に向けた検討

システムモデルを変更することで、人物位置推定の精度向上をはかることを考える。前節の結果より $\beta_{dist} \cdot \beta_{ang\_little} \cdot \beta_{ang\_large} \cdot \beta_{acc} \cdot \beta_{dec}$ の5個のパラメータの設定を詳細に検討し、双子実験を行えば良いことが分かっている。残りの6個のパラメータについては、瀬尾らによる最尤推定量<sup>13)</sup>に固定する。結果を得るまでに計46通りの双子実験を実施したが、紙面の都合上すべてを示すことは避け、検討の方針を述べたうえで最終的な結果を示す。

表-1 双子実験の結果

初期分布	「別の系列」で変化させる項	ずれ[cm]	パラメータ事後平均
正規分布 (平均/分散は最尤推定結果による)	P1	141	$\beta_{gap}=-0.39$
	P2	141	$\beta_{con}=-3.06$
	P3	141	$\beta_{oneway}=16.93$
	A1	140	$\beta_{dist}=-0.06$
	A2	126	$\beta_{ang\_little}=-0.49$ $\beta_{ang\_large}=-0.23$
	A3	135	$\beta_{acc}=-69.38$ $\beta_{dec}=-24.22$
	A4	141	$\beta_{wall}=10.07$
	A5	141	$\beta_{coll}=-5.63$
	A6	141	$\beta_{leader}=-0.49$
一様分布 unif(-5,5)	P1	141	$\beta_{gap}=-0.01$
	P2	141	$\beta_{con}=-0.04$
	P3	141	$\beta_{oneway}=-0.10$
	A1	125	$\beta_{dist}=-0.64$
	A2	127	$\beta_{ang\_little}=-1.08$ $\beta_{ang\_large}=-1.65$
	A3	148	$\beta_{acc}=1.81$ $\beta_{dec}=-1.29$
	A4	141	$\beta_{wall}=-0.25$
	A5	141	$\beta_{coll}=-0.11$
	A6	141	$\beta_{leader}=-0.06$

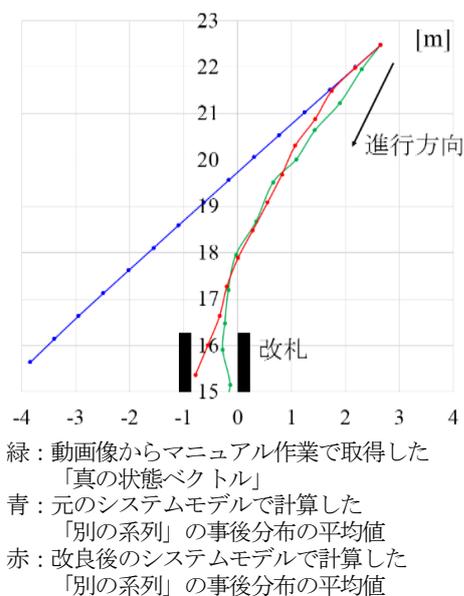


図-5 システムモデルの改良による精度向上

まず、精度向上のために具体的に解決したい問題を考える。今回の場合、前述のとおり、徐々に行われる方向転換を表現することである。次に、この問題に対して、すでに行った双子実験の結果との照合を行う。推定結果(表-1)から、 $\beta_{dist} \cdot \beta_{ang,lim} \cdot \beta_{ang,large}$  について変更を行った「別の系列」におけるずれは、前節b)で述べた単純な例でのずれをいずれも下回っていることが確認できる。従って、加減速や方向転換の挙動が表れなかった理由は、目的地に向かう効用が過小評価されていることと、 $10^\circ$ の角度変化に対する不効用が過大評価されていることだと考えられる。また、 $\beta_{ang,lim}$ と $\beta_{ang,large}$ とを種々の設定における結果で比較したところ、 $30^\circ$ の角度変化については過小評価されている可能性も考えられた。このように、双子実験で得られたパラメータの事後分布を新たな「別の系列」として設定し、再度双子実験を行うことで、これらのパラメータについてより適切な値を探っていくことができる。なお、推定結果が得られたときには、ずれの値のみならずパラメータの符号条件にも注意して結果を解釈していく。

このプロセスを繰り返すことにより、最終的に、ずれが小さくなる5個のパラメータについての値を得た(表-2)。参考のため、もとの最尤推定量を併記している。具体的には、 $\beta_{dist} \cdot \beta_{ang,lim} \cdot \beta_{ang,large}$  については上記で述べた傾向を反映する方向に値が増減している。また、 $\beta_{acc} \cdot \beta_{dec}$  については最尤推定量をそのまま代入した場合に良い結果となった。このとき、ずれの平均値は123[cm]まで小さくなった。以上のように、双子実験を繰り返すことにより、人物位置推定手法の精度が向上することが示された。精度向上の具体例として、システムモデルのパラメータとして統合前のモデルの最尤推定量<sup>13)</sup>を代入した場合と、

表-2 精度向上検討後のシステムモデルパラメータ

パラメータ	新しい値	最尤推定量 <sup>13)</sup>
$\beta_{dist}$	-0.390	-0.087
$\beta_{ang,lim}$	-0.488	-0.627
$\beta_{ang,large}$	-2.280	-2.086
$\beta_{acc}$	-68.258	-68.258
$\beta_{dec}$	-23.339	-23.339

新たに特定したパラメータを設定した場合とを比較した図を示す(図-5)。緑線の、動画画像からマニュアル作業で得た「真の状態ベクトル」に対し、当初のシステムモデルで計算した「別の系列」の事後分布の平均値は青線、改良後のモデルで計算したものは赤線である。このように、単純にモデルを統合しただけでは対処できない歩行者の方向転換行動について、システムモデルの精度を向上させることによって対応が可能となっている。

## 6. おわりに

本研究では、動画画像を用いて双子実験を実施し、歩行者挙動モデルと人物抽出モデルを統合した人物位置推定手法の性能検証を行った。従来の双子実験の適用例とは異なり、人物位置推定手法では、理想的な状態を再現できるシミュレーションモデルが不確定である。この問題に対し、本研究では動画画像から取得した人物位置を用いることにより、従来とは異なる条件でも双子実験による性能検証が行えることを示した。また、構築した双子実験の手法を動画画像に対して適用し、人物位置推定手法の性能検証を行い、人物位置の推定精度に影響する部分を明らかにした。さらに、性能検証の結果を踏まえて手法の改良を行い、人物位置推定手法の高精度化に向けた指針を示した。

今後の課題を以下に示す。第一に、他の歩行者挙動モデルや人物抽出モデルへの適用である。これにより、人物位置推定手法の構成要素についてより詳細な検討が行えるため、さらなる高精度化が期待される。第二に、構築手法の有効性の検証のためには、駅構内以外の場所への適用や、性能評価時に用いる評価基準の検討も求められる。第三に、対象としている歩行者挙動自体が時間的・空間的に変化していくような場合についても同様の手法を構築することである。これが可能となれば、精度の良い動的モデルについての議論が可能となり、人物挙動分析に大きな貢献がもたらされると思われる。

謝辞：手法適用にあたって、歩行者挙動モデルについて瀬尾亨氏(東京工業大学)からご協力をいただいた。

## 参考文献

- 1) 布施孝志, 中西航: 歩行者挙動モデルを統合した人物自動追跡手法の構築, 土木学会論文集 D3, Vol.68, No.2, pp.92-104, 2012.
- 2) 淡路敏之, 蒲地政文, 池田元美, 石川洋一 編著: データ同化 観測・実験とモデルを融合するイノベーション, 京都大学学術出版会, 2009.
- 3) Ghil, M. and Malanotte-Rizzoli, P.: Data Assimilation in Meteorology and Oceanography, *Advance in Geophysics*, Vol.33, pp.141-266, 1991.
- 4) Natvik, L. J., Eknes, M. and Evensen, G.: A Weak Constraint Inverse for a Zero-dimensional Marine Ecosystem Model, *Journal of Marine Systems*, Vol.28, No.1, pp.19-44, 2001.
- 5) 加藤博司, 大林茂, 橋本敦, 吉澤徹, 上野玄太, 樋口知之: データ同化を利用した乱流の適応型シミュレーション, *ながれ*, Vol.31, No.2, pp.165-173, 2012.
- 6) 長尾大道, 樋口知之: 地震音波データ同化システムの開発-双子実験による検証-, *統計数理*, Vol.61, No.2, pp.257-270, 2013.
- 7) 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.
- 8) 安道知寛: ベイズ統計モデリング, 朝倉書店, 2010.
- 9) 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.
- 10) 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.
- 11) 中西航, 高橋真美, 布施孝志: 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, 土木計画学研究・講演集, Vol.49, CD-ROM, 2014.
- 12) 中西航, 布施孝志, 石川智行: 予測モデルの導入を考慮した人物抽出モデルのパラメータ推定に関する検討, 日本写真測量学会平成 26 年度秋季学術講演会発表論文集, pp.19-22, 2014.
- 13) 瀬尾亨, 柳沼秀樹, 福田大輔: Plan-Action 構造を考慮した歩行者挙動モデリングとその適用-駅改札付近を対象として-, 土木学会論文集 D3, Vol.68, No.5, pp.I-679-I-690, 2012.
- 14) 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.

(2015.4.24 受付)

## TWIN EXPERIMENT TESTING ON HUMAN POSITIONING ESTIMATIONS USING SEQUENTIAL IMAGES

Wataru NAKANISHI, Tomoyuki ISHIKAWA and Takashi FUSE