

2013 年度博士論文

予測モデルと観測データを  
統合した人物追跡手法の開発

(Human Tracking by Integrating  
Simulation Model and Observation Data)

中西 航

東京大学 大学院工学系研究科 社会基盤学専攻

主査：布施孝志准教授

2014 年 3 月

# 論文要旨

様々な分野において人物挙動の詳細な把握が必要とされており、その自動観測手法構築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解析を行い、施設設計や流動制御に応用していくことが望まれている。監視・防犯システムやマーケティングへの応用においても、人物挙動の自動観測は有用である。このような適用対象を考えたときには、複数人物が相互依存して複雑に行動している状況下での、個々人の挙動を把握しなくてはならない。これまで、人物追跡は主として動画処理の一分野として行われてきた。十年来取り組まれているトピックであるが、自動追跡は今もチャレンジングな課題である。ゆえに、詳細な人物挙動の情報を取得する際には、手作業などにより多大な労力を費やしている。結果として、得られるデータ数が少ないため、歩行空間における人物挙動に関する知見の蓄積やサービスレベルの定量的な評価は難しく、施設設計や流動制御に向けた取得データの応用にも至っていない。一方で、詳細な人物の動きを考慮した計画を策定するために、交通工学の分野で人物の挙動特性をモデル化したシミュレーションモデルの開発が行われている。しかし、歩行者挙動は加減速や方向転換などの自由度が高くモデル化は容易でないため、複数人物を同時に対象としたマイクロなシミュレーションモデルは必ずしも精緻なものとなっていない。

動画処理に基づく人物追跡の難しさは、人物が時々刻々と色合いや形状を変化させたり、オクルージョンにより見えが変化したりするために、同一人物に対する観測データが時間経過とともに大きく変化する点にある。この意味で、観測データからの人物位置抽出には不確実性を伴う。また、人物は複雑な動きを行い、その動きの原理も未解明であるために、シミュレーションモデルすなわち挙動の予測モデルも不確実なものとならざるを得ない。このような不確実性の高い問題への有効なアプローチとして、数十年来、予測と観測を確率的に統合する理論が進展してきた。この理論は、予測モデルの性能を改善しつつ観測の誤差を修正することができるため、人物追跡手法との適合性が高いと考えられる。

以上の背景のもとで、本論文は、色・距離情報の観測データに対して歩行者挙動の予測モデルを統合し、複雑な状況下での新たな人物追跡手法構築を目的とする。このとき、人物追跡手法を、歩行者挙動を表す予測モデルとセンサから取得される観測データとを統合して、人物位置を逐次推定していく枠組みとして定式化する。また、歩行者挙動モデルの構造やそのパラメータは時間・空間により変化することを考慮して、同一の枠組みにおいて、得られる動線データから人物の挙動予測モデル自体も逐次推定していくことを考える。構築した手法を駅構内のデータに適用し、その有効性を検証する。

人物追跡を通じた人物挙動の詳細把握がもたらす可能性について、空間設計や流動制御を例に説明する。安全で快適な歩行空間を実現するために、混雑が発生する時点や地点、発生トリガー、混雑の規模やその時間変化を理解したり、非混雑時に発生しうる局所的な混雑や交錯を予測したりして、空間設計や流動制御を行う際の評価に組み入れることが

求められる。そのためには、人物のミクロな行動特性を把握し、現象が発生する仕組みを歩行者個々の挙動と関連づけて分析する必要がある。このようなことが可能になれば、カメラで観測を行いながら、蓄積された知見をもとに状況を判断し、混雑を未然に防ぎ歩行者流の交錯回数を減らすというような流動制御に繋がっていく。より具体的な例として駅改札の設置・制御を考えると、従来は時間当たり利用者数をもとに判断するに留まっているが、改札機ごとの利用人数や各改札機利用者の向かうホームや出入口のような情報が取得できれば、設置台数や改札開放の向きを緻密に検討できるようになる。

本論文は、全7章で構成される。各章の内容の要約を以下に記す。

第1章(序論)では、研究の背景と目的を述べる。まず、従来のミクロな人物挙動把握へのアプローチと、それらが抱える問題点を概観する。これに対し、近年発展している予測モデルと観測データとを統合する理論の適用可能性を述べる。また、人物追跡手法の開発によりミクロな人物挙動把握が可能となった場合に生まれる可能性について説明する。これらを踏まえた上で、本研究では、人物自動追跡を予測と観測を統合する問題として捉えることとする。

第2章(既往研究の整理)では、本研究で対象とするミクロな人物挙動把握に関する既往手法を整理する。まず、観測データに基づく把握手法を概観し、歩行者個々に着目した従来の挙動分析における問題意識を整理する。次に、画像処理手法に基づく人物の自動抽出および追跡手法について、利用している特徴量の観点から整理する。さらに、シミュレーションに用いられる歩行者挙動モデルについて、考慮されている行動特性の観点から整理する。

第3章(予測モデルと観測データを統合する枠組み)では、予測モデルと観測データとを統合する枠組みを提示し、理論的な整理を行う。まず、予測モデルと観測データを確率的に統合する手法であるデータ同化と、そのモデリング手法である状態空間モデルについて述べる。また、予測と観測を確率的に統合するフィルタリング理論が、非線形・非正規性を持つ複雑なシステムにも対応可能なものに拡張されてきたことを説明する。次に、データからモデルを推定するベイズ学習の観点から、予測モデルと観測データを関係づける。その上で、本研究で予測と観測を統合する枠組みとして、一般状態空間モデルの利用を検討する。一般状態空間モデルについて、構成要素の設定方法、状態推定の方法、構成したモデルの評価方法および実装のための計算手法について説明する。最後に、一般状態空間モデルを本研究において人物追跡手法に適用する枠組みを示す。

第4章(基礎手法の構築：人物挙動が時間・空間不変システムの場合)では、第3章における枠組みに基づき、人物挙動が従うシステムが時間・空間的に変化しない場合の人物追跡手法を構築する。はじめに、手法構築にあたって、一般状態空間モデルにおいてモデル化する必要がある構成要素を検討し、それぞれの構成要素に求められる要件を整理している。その上で、まず、初期分布設定に相当する人物抽出手法を、事後分布を用いる新たな手法

として開発している。次に、システムモデルに相当する歩行者挙動予測モデルを開発している。ここでは、ミクロな行動特性を変数として組み込むとともに、逐次追跡を念頭に目的地を事前に外生的に与えないモデルとしている。最後に、観測モデルについて、既往の画像処理手法を援用して定式化している。以上により構築した自動追跡手法を実データに適用し、その性能を検証している。その際に、異なるシステムモデルを用いる場合との精度比較や、構成要素のモデル個々の精度検証も行っている。

第5章(システムモデルの逐次推定手法)では、第4章で構築した追跡手法を拡張し、人物挙動が従うシステムが時間・空間変化を有する場合を扱うことを念頭に、システムモデルの逐次推定手法を構築する。はじめに、一般状態空間モデルを利用してシステムモデルやパラメータを逐次推定する手法を整理する。その上で、モデル構造の候補の中からモデルを逐次選択する手法と、モデル構造が決定された状態でパラメータを逐次最適化する手法との二つを開発する。構築手法に基づいてモデルの逐次選択およびパラメータの逐次推定を行い、選択されるモデルやパラメータの事後分布の推移をまとめている。さらに、対象とした実データと照合することにより手法の性能を検証している。その際に、モデルの逐次選択やパラメータの逐次推定を行わない場合との比較も行っている。

第6章(拡張手法の構築：人物挙動が時間・空間変化を有するシステムの場合)では、第4章と第5章の成果をもとに、人物挙動が時間・空間について変化を有するシステムである場合の人物追跡手法を開発している。ここでは、色・距離情報をもとに人物を自動追跡し動線データを取得しながら、その動線データを用いて予測モデルとパラメータを逐次推定し、人物挙動モデルを最適化していく。構築した手法を実データに適用し、性能を検証する。また、応用例として、適用結果から乗客の利用改札選択や空間的な速度分布などを把握し、実データにおける状況との比較を通し検討を加えている。

第7章(結論)では、本論文の結論をとりまとめ、今後の展望を示している。

本論文では、人物挙動の詳細把握に向けた新たな人物追跡手法を開発した。ミクロスケールにおいて人物挙動の予測・観測の両手法を統合する枠組みを構築し、実データへの適用を通して、人物挙動が時間・空間によって異なる特徴を示す場合にも人物自動追跡が有効に機能することを示した。また、適用結果からは、今後の空間設計や流動制御に対する示唆が得られた。これらの成果より、提案手法は歩行空間のより詳細な評価・分析に資するものであるといえる。

なお、提案手法における予測・観測の両手法を統合する枠組みは、構成要素として定義される複数の確率モデルを組み合わせるといふ汎用性の高いものである。従って、提案手法を用いれば、今後の両手法の進展によって人物挙動に関するさらなる知見の蓄積が可能となる。また、本研究で扱っていないマクロスケールでの予測・観測両手法との統合など、様々な評価・分析対象における詳細な人物挙動把握手法への展開に貢献することも期待される。

# 目次

<b>第 1 章 序論</b> .....	1
1.1 研究の背景.....	1
1.1.1 人物挙動把握のアプローチと課題.....	1
1.1.2 予測モデルと観測データの統合.....	2
1.1.3 人物挙動把握がもたらす可能性.....	3
1.2 研究の目的.....	4
1.3 論文の構成.....	5
<b>第 2 章 既往研究の整理</b> .....	7
2.1 整理の方針.....	7
2.2 観測データに基づく挙動把握.....	7
2.3 動画像処理に基づく人物抽出・追跡手法.....	9
2.3.1 人物抽出手法.....	9
2.3.2 人物追跡手法.....	11
2.4 歩行者挙動のモデル化.....	13
2.5 本研究の位置づけ.....	17
<b>第 3 章 予測モデルと観測データを統合する枠組み</b> .....	19
3.1 はじめに.....	19
3.2 データ同化と状態空間.....	20
3.2.1 データ同化の目的と分類.....	20
3.2.2 状態空間における予測と観測の統合.....	21
3.2.3 ベイズの定理と逐次更新式.....	23
3.3 制御理論におけるフィルタリング.....	24
3.3.1 システムの状態の推定・制御.....	24
3.3.2 カルマンフィルタ.....	24
3.3.3 非線形フィルタへの拡張.....	26
3.4 データ同化とベイズ統計.....	27
3.4.1 ベイズ推測.....	27
3.4.2 ベイズ推測以外の推測方法.....	28
3.4.3 データ同化におけるベイズ推測.....	29

3.5	一般状態空間モデル.....	30
3.5.1	一般状態空間モデルの概要.....	30
3.5.2	状態推定の方法.....	31
3.5.3	構成要素の設定.....	32
3.5.4	パラメータ推定とモデル評価.....	33
3.5.5	計算手法としてのパーティクルフィルタ.....	34
3.6	人物追跡手法における予測と観測を統合する枠組み.....	36
3.6.1	はじめに.....	36
3.6.2	状態ベクトル・観測ベクトル.....	37
3.6.3	システムモデル・観測モデル・初期分布.....	38
3.6.4	タイムステップの設定.....	39
3.6.5	まとめ.....	39
<b>第4章</b>	<b>基礎手法の構築：人物挙動が時間・空間不変システムの場合.....</b>	<b>41</b>
4.1	はじめに.....	41
4.2	状態ベクトルと観測ベクトルの定義.....	42
4.2.1	状態ベクトルの定義.....	42
4.2.2	観測ベクトルの定義.....	42
4.2.3	各モデル構築にあたっての議論.....	45
4.3	システムモデルの構築.....	46
4.3.1	はじめに.....	46
4.3.2	離散選択モデルの概要.....	47
4.3.3	効用関数の設定.....	49
4.3.4	離散選択モデルのパラメータ推定.....	54
4.3.5	システムモデルとして扱うための工夫.....	56
4.3.6	位置以外の変数に関するシステムモデル.....	57
4.4	観測モデルの構築.....	57
4.4.1	モデル作成の方針.....	57
4.4.2	色情報に基づく観測モデル候補.....	58
4.4.3	距離情報に基づく観測モデル候補.....	59
4.4.4	モデル候補の比較と観測モデル選択.....	61
4.5	初期分布設定方法の構築.....	66
4.5.1	はじめに.....	66
4.5.2	人物抽出手法のアプローチ.....	66
4.5.3	人物抽出手法のモデル化.....	68
4.5.4	人物抽出手法の適用と考察.....	72

4.6	構築手法の検証と考察.....	76
4.6.1	構築手法の概要.....	76
4.6.2	検証の方針.....	77
4.6.3	適用結果と考察.....	78
4.6.4	まとめ .....	82
<b>第5章</b>	<b>システムモデルの逐次推定手法.....</b>	<b>83</b>
5.1	はじめに.....	83
5.2	システム変化の記述と検出.....	84
5.2.1	システム変化に関する既往研究.....	84
5.2.2	一般状態空間モデルを利用したシステム変化の記述と検出.....	85
5.3	システム変化に対応する手法の構築.....	87
5.3.1	手法構築の方針.....	87
5.3.2	モデルパラメータの逐次推定.....	88
5.3.3	モデル形式の逐次変更.....	90
5.4	構築手法の検証と考察.....	92
5.4.1	検証の方針.....	92
5.4.2	モデルパラメータの逐次推定の結果と考察.....	93
5.4.3	モデル形式の逐次変更の結果と考察.....	96
5.4.4	まとめ .....	98
<b>第6章</b>	<b>拡張手法の構築 :</b>	
	人物挙動が時間・空間変化を有するシステムの場合 .....	100
6.1	手法の概要.....	100
6.2	手法の適用.....	101
6.2.1	適用結果 .....	101
6.2.2	応用例の検討.....	103
<b>第7章</b>	<b>結論.....</b>	<b>110</b>
7.1	本研究の成果.....	110
7.2	今後の展望.....	112
	<b>参考文献 .....</b>	<b>116</b>

謝辞

# 目次

図 1.1	論文の構成.....	6
図 2.1	歩行者の意思決定レベル.....	13
図 3.1	一般状態空間モデル.....	31
図 3.2	パーティクルフィルタの流れ.....	35
図 3.3	人物追跡手法における一般状態空間モデル.....	37
図 4.1	取得画像の例.....	44
図 4.2	座標系の設定.....	44
図 4.3	離散選択モデルの選択枝集合.....	48
図 4.4	データセットから作成した軌跡データ.....	48
図 4.5	データセットにおける速度分布.....	48
図 4.6	データセットにおける角度分布.....	48
図 4.7	離散選択モデルの変数の設定.....	48
図 4.8	動線の交差が必要・不要な場合.....	51
図 4.9	データセットにおける選択数とモデルによる予測結果のヒストグラム.....	55
図 4.10	人物抽出手法の流れ.....	67
図 4.11	<b>Occupancy Map</b> および <b>Height Map</b> .....	73
図 4.12	抽出範囲の設定.....	73
図 4.13	適用結果の例.....	75
図 4.14	定常なシステムにおける人物追跡の流れ.....	77
図 4.15	追跡結果の例.....	80-81
図 5.1	モデルパラメータの逐次推定の流れ.....	89
図 5.2	モデル形式の逐次変更の流れ.....	90
図 5.3	パラメータの事後分布の期待値の時間変化.....	93
図 5.4	事後分布の分布形の例.....	93
図 5.5	分析対象とする人物の移動軌跡.....	95
図 5.6	「周囲の歩行者への同調」パラメータ値の時間変化.....	95
図 5.7	モデル逐次変更の例.....	96
図 5.8	システムモデルによる空間的な尤度の差異.....	97



図 6.1	人物追跡手法の流れ.....	101
図 6.2	適用するシステムモデルの初期設定.....	102
図 6.3	適用結果の例.....	104
図 6.4	動線の取得例.....	104
図 6.5	速度分布の把握.....	107
図 6.6	空間モジュールの計測例.....	108

# 表目次

表 3.1	逐次型・非逐次型のデータ同化.....	21
表 3.2	制御理論からみたシステムの状態の推定・制御の例.....	25
表 3.3	人物追跡手法における一般状態空間モデル.....	36
表 4.1	ステレオビデオカメラのキャリブレーション結果.....	43
表 4.2	衝突回避行動(動線交差が不要な場合).....	51
表 4.3	衝突回避のパターン(動線交差が必要な場合).....	51
表 4.4	衝突回避行動(動線交差が必要な場合).....	51
表 4.5	パラメータ推定結果.....	54
表 4.6	色情報に基づく人物抽出・追跡手法の分類.....	59
表 4.7	距離情報に基づく人物抽出・追跡手法の分類.....	59
表 4.8	色情報に関する観測モデルの分析.....	63
表 4.9	距離情報に関する観測モデルの分析(1).....	64
表 4.10	距離情報に関する観測モデルの分析(2).....	65
表 4.11	抽出結果.....	73
表 4.12	システムモデルによる追跡結果の比較.....	79
表 4.13	パーティクル数・タイムステップ設定による追跡結果の比較.....	79
表 5.1	本章における一般状態空間モデルの設定.....	84
表 5.2	モデルの逐次変更・パラメータの逐次推定の試行パターン.....	92
表 5.3	パラメータ逐次推定の結果.....	94
表 6.1	各モデルが選択されたのべ人・フレームの割合.....	102
表 6.2	モデル間遷移の割合.....	102
表 6.3	出発地別の改札選択集計.....	105
表 6.4	OD 交通量の集計.....	105

# 第1章

## 序論

### 1.1 研究の背景

#### 1.1.1 人物挙動把握のアプローチと課題

様々な分野において人物挙動の詳細な把握が必要とされており，その自動観測手法構築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解析を行い，施設設計や流動制御に応用していくことが望まれている．監視・防犯システムやマーケティングへの応用においても，人物挙動の自動観測は有用である．このような適用対象を考えたときには，複数人物が相互依存して複雑に行動している状況下での，個々人の挙動を把握しなくてはならない．しかしながら，複雑な条件下において，複数の人物を個別に自動追跡する手法は未だ構築されていない．

これまで，人物追跡は動画像処理分野において行われてきた．そこでは，人物追跡は物体追跡のなかに位置づけられる．ボールや自動車のような物体の追跡手法が一定の成果を収めるとともに，より困難な課題として，人物の追跡に興味の対象が移ってきた．人物の追跡は，応用例の豊富さと相まって，十年来大きなトピックとして取り組まれてきている．人物追跡においては，ビデオカメラによる観測が一般的である．ビデオカメラによる画像情報(色情報)は，面的に詳細な観測ができる．従って，原理的には，観測範囲内に存在する人物のほぼ全数を対象とした挙動把握が可能である．また，低コストで多数の設置可能性があり，目視判定も容易である．しかし，人物相互の遮蔽(オクルージョン)が発生した場合には自動追跡が非常に困難となる．これに対し，より頑健な人物追跡を行うために，同様に面的な詳細観測が可能である距離情報も用いられるようになってきた．さらに，色情報と距離情報を組み合わせ，両者の利点を用いた人物追跡も試みられている．それでもなお，複雑な条件下における自動追跡は今もチャレンジングな課題となっている．ゆえに，詳細な人物挙動の情報を取得する際には，手作業などにより多大な労力を費やしている．結果として，得られるデータ数が少ないため，歩行空間における人物挙動に関する知見の蓄積やサービスレベルの定量的な評価は難しく，施設設計や流動制御に向けた取得データの応用にも至っていない．

一方で，詳細な人物の動きを考慮した計画を策定するために，人物の挙動特性をモデル化したシミュレーションモデルの開発も行われている．交通工学の分野において，自動車

の車線変更のような挙動分析が一定の成果を収めるとともに、より困難な課題である歩行者挙動にも興味の対象が広がってきた。歩行者挙動は自動車と比べると自由度が高く、各歩行者はほぼ無数の選択肢から絶えず経路選択を行い、それに伴って加減速や方向転換を繰り返していく。そのため、モデル化は容易ではない。十年来、複数人物を同時に対象としたマイクロなシミュレーションモデルの開発が行われているが、現在までのところ、必ずしも精緻なモデルは開発されていない。また、前述の実データの取得困難性から、実データによるキャリブレーションが行われている例も少数に留まっている。

### 1.1.2 予測モデルと観測データの統合

動画像処理に基づく人物追跡の難しさは、人物が時々刻々と色合いや形状を変化させたり、オクルージョンにより見えが変化したりするために、同一人物に対する観測データが時間経過とともに大きく変化する点にある。この意味で、観測データからの人物位置抽出には不確実性を伴う。また、人物は複雑な動きを行い、その動きの原理も未解明であるために、シミュレーションモデルすなわち挙動の予測モデルも不確実なものとならざるを得ない。

このような不確実性の高い問題へのアプローチとして、近年、自然科学分野においてデータ同化と呼ばれる手法が広く用いられている。データ同化は、予測モデルと観測データとを確率的に統合する手法であり、シミュレーション技術の発展と大量データ取得可能性の高まりとにより生まれてきた考え方である。まず、シミュレーション技術の発展とは、計算機性能の向上により、種々の予測モデルに対して様々な初期条件を与えた場合の数値シミュレーションが行えるようになったことである。しかし、シミュレーション結果や、シミュレーションに用いる予測モデルの妥当性評価については、必ずしも十分に議論されていない。また、予測結果と検証データとの乖離を解決するために、現象を完璧に再現する予測モデルの構築を目指すことは、実現可能な方法とはいえない。次に、大量データ取得可能性の高まりとは、センシング技術の発展により大量の時空間データが入手できるようになったことである。しかし、データは単に大量に存在するだけでは意味が無い。分析者がデータをいかに活用していくか、データからどのような知見を見いだしていくのが課題となる。データ同化では、シミュレーションによって将来取得されるデータを予測し、実観測データにおける観測の誤差を修正することができる。反対に、実際に取得されたデータを用いて予測モデルの性能を改善することもできる。さらには、両者を同時に行う、すなわち予測モデルの性能を改善しつつ観測の誤差を修正することもできる。このことは、完璧ではないが一定程度の予測精度を有するモデルが存在すれば、実際の現象の再現や、その現象を生起させるルールの理解が可能となることを意味する。

これらのことから、人物追跡手法はデータ同化の理論との適合性が高いと考えられる。そこで、本研究では、人物挙動の予測モデルを動画像処理手法に統合することを考える。すなわち、交通工学の分野で得られる人物挙動についての知見を統合することにより動画

像処理を高度化するべく、データ同化手法の適用を検討する。さらに、このような考え方に基づいて人物追跡の精度が向上すれば、人物挙動の観測データが大量に得られるようになるため、シミュレーションモデルのキャリブレーションや再現性評価もより適切に行えるようになる。その結果、統合に用いるシミュレーションモデルが精緻化することから、結果的に人物追跡手法の精度向上にフィードバックされると考えられる。すなわち、観測手法とシミュレーション手法を融合することは、両者が相互に発展する可能性をも有しているといえる。

ただし、従来のデータ同化の適用例においては、理想状態における理論的なシミュレーションモデルが既知である場合が多い。このようなシミュレーションモデルに対して観測データを統合することにより、理論式を現実に適合するように調整していくものである。これに対し、前述の通り人物挙動には未知な点が多く、理論的なシミュレーションモデルに相当するものは存在しない。そのため、データ同化手法の人物追跡手法への適用に際しては、人物挙動の予測モデル自体についての検討も行う必要がある。

### 1.1.3 人物挙動把握がもたらす可能性

人物追跡を通じた人物挙動の詳細把握がもたらす可能性について、空間設計や流動制御を例に説明する。従来の歩行空間評価はマクロ的観点から行われることが多く、ボトルネックとなる交通容量が小さい空間断面を対象に最混雑時の交通量の処理能力を検討する。しかしながら、この評価方法では、想定している混雑が実際に発生する時点や地点、発生のトリガーとなる原因、混雑の規模やその時間変化については明らかとならないため、空間設計や流動制御の改良に繋がらない。また、非混雑時において発生しうる局所的な混雑や交錯についても考慮できていない。より安全で快適な歩行空間を実現するためには、このような現象を理解し、空間設計や流動制御を行う際の評価に組み入れていくことが必要となる。そのためには、人物のミクロな行動特性を把握し、現象が発生する仕組みを歩行者個々の挙動と関連づけて分析する必要がある。このようなことが可能になれば、カメラでの観測を行いながら蓄積された知見をもとに状況を判断し、混雑を未然に防ぎ歩行者流の交錯回数を減らすというような流動制御に繋がっていく。また、バリアフリーや中心市街地の回遊性創出のような要請に対して、より適切な歩行空間の設計として展開していくことも期待される。

特に駅の空間設計に着目すると、駅構内における旅客の挙動把握の必要性が増してきている。駅の空間設計における今日的な課題として、日常的な混雑、列車遅延による混雑、事故災害時の混雑の対策があげられる。これらの解決のためには、駅全体にわたって時々刻々と変化する混雑度を、ミクロなレベルでの個人の移動経路などの詳細な旅客流動情報に基づいて説明・理解することが求められる。そこでは、どの方向に移動する旅客が交錯による混雑を生み出しているのか、どの方向に向かう旅客が群衆化しやすいのか、といった従来なされてこなかった定量的な状況把握が可能となる。ひいては、安全性やサービス

レベルの向上など、高度な施設設計にもつながる。さらに、比較的長期にわたる観測と追跡を続け、通常時の旅客流動に関するデータが蓄積されれば、異常時の検出も可能となる。その結果、現在は現場処理で行っているホームへの入場規制のような制御も、予測に基づく判断が行えるようになる。また、異常の原因特定にも寄与するものと期待される。

ひとつの例として、改札の設計や制御を考える。現在は、乗客数に応じて改札の台数を決定するというような設計方法にとどまっており、制御も経験的に行われていることがほとんどである。これに対し、改札機ごとの利用人数や、各改札機を利用する乗客の出発地や目的地、列車の到着時刻と改札付近に存在する乗客数との関係などを把握できれば、より緻密な設計や制御に繋がっていく。そこでは、改札機ごとの利用人数の偏りを解消するための改札機の設置場所や開放する向きの運用を検討することが可能となる。さらに、改札と連続する空間、すなわち階段・ホームや出口に与える影響も考慮可能となり、駅空間全体の適切な設計にも繋がる可能性を有している。

## 1.2 研究の目的

本研究は、色・距離情報の観測データに対して歩行者挙動の予測モデルを統合し、複雑な状況下での新たな人物追跡手法構築を目的とするものである。このとき、人物追跡手法を、歩行者挙動を表す予測モデルとセンサから取得される観測データとを統合して、人物位置を逐次推定していく枠組みとして定式化する。また、歩行者挙動モデルのパラメータについて、あらゆる空間に普遍的に適用可能な一定値のパラメータは存在しないという示唆(Robin *et al.*, 2009)をふまえて、同一の枠組みにおいて、追跡結果として得られる動線データから予測モデル自体も逐次推定していくことを考える。そこで、まず基礎手法の構築として、人物挙動が時間・空間について不変なシステムであるとみなせる場合を扱う。次に、取得した動線データを用いて予測モデルやパラメータを逐次推定する手法を構築し、基礎手法を拡張するための方法とする。最後に、これを用いて拡張手法を構築する。つまり、人物挙動が時間・空間について変化を有するシステムである場合の追跡手法であり、システムの変化を捉えながら人物自動追跡を実現する手法である。

具体的には、以下の各点を行っていく。

- 予測モデルと観測データとを確率的に統合する手法としてデータ同化および一般状態空間モデルの整理を行い、不確実性の高い問題に適用する場合に適した手法であることを確認する。また、人物追跡手法に用いる際の枠組みを示し、その際に解決すべき問題を明確化する。(第3章)
- 人物挙動が時間・空間について不変なシステムである場合において、人物追跡手法の構成要素となる3つのモデルを構築する。すなわち、人物の移動などを表すシステムモデルと、色・距離の観測情報に基づいて人物らしさ判定する観測モデルと、追跡対象となる人物を抽出する初期分布設定手法を構築する。それぞれのモデルにつ

いて、モデル構築の方針を検討し、実際にモデルを構築し、実データによる検証を行う。これらを統合して人物追跡の基礎手法とする。実データに適用し性能を確認する。(第4章)

- 人物挙動が従うシステムが、時間・空間について変化を有する場合を考慮するために、システムモデルの逐次推定手法を構築する。具体的には、基礎手法の枠組みを拡張することにより、モデルパラメータの逐次推定手法と挙動モデルの逐次選択手法とを構築する。実データへの適用により手法の妥当性を確認する。(第5章)
- 以上を統合し、拡張手法として、人物挙動が時間・空間変化を有するシステムである場合の人物追跡手法を構築する。実データに対して提案手法を適用し、その性能を検証する。また、手法の適用結果から、空間設計や流動制御に向けての示唆を得ることを試みる。(第6章)

### 1.3 論文の構成

本論文は、全7章で構成される(図1.1)。

**第1章**(序論)では、背景と目的を述べた。

**第2章**(既往研究の整理)では、本研究で対象とする詳細な人物挙動把握に関する既往手法を整理し、本研究を位置づける。

**第3章**(予測モデルと観測データを統合する枠組み)では、予測モデルと観測データとを統合する枠組みを提示し、理論的整理を行う。また、本研究で予測と観測を統合する枠組みとして一般状態空間モデルを利用することとする。そのうえで、一般状態空間モデルを人物追跡に適用する際の枠組みを示し、その際に解決すべき問題を明らかにする。

**第4章**(基礎手法の構築：人物挙動が時間・空間不変システムの場合)では、**第3章**で示した枠組みに基づき、人物追跡手法を構築する。ここでは、人物挙動が従うシステムが時間・空間について不変である場合を扱う。はじめに、手法構築にあたって、一般状態空間モデルにおいてモデル化する必要がある構成要素を検討し、それぞれの構成要素に求められる要件を整理する。そのうえで、まず、システムモデルに相当する歩行者挙動モデルを構築する。また、観測モデルについて、既往の動画像処理手法を援用して定式化する。さらに、初期分布設定に相当する人物抽出手法を、事後分布を用いる新たな手法として構築する。以上を統合することにより人物追跡手法とし、実データに適用してその性能を検証する。

**第5章**(システムモデルの逐次推定手法)では、**第4章**で構築した追跡手法を拡張し、人物挙動が従うシステムが時間・空間変化を有する場合に適用することを念頭に、システムモデルの逐次推定手法を構築する。はじめに、一般状態空間モデルを利用してシステムモデルを同定する手法を整理する。そのうえで、モデル構造の候補の中から最適なモデルを逐次選択する問題と、モデル構造が決定された状態でパラメータを逐次最適化する問題とに対する手法をそれぞれ構築する。構築手法に基づいてモデルの逐次選択およびパラメータの

逐次推定を行い，選択されるモデルやパラメータの事後分布の推移をまとめる．さらに，対象とした実データと照合することにより手法の性能を検証する．

第6章(拡張手法の構築：人物挙動が時間・空間変化を有するシステムの場合)では，第4章と第5章の成果をもとに，人物挙動が時間・空間について変化を有するシステムである場合の人物追跡手法を開発する．そこでは，色・距離情報をもとに人物を自動追跡し動線データを取得しながら，その動線データを用いて予測モデルとパラメータを逐次推定し，人物挙動モデルを最適化していく．構築した手法を実データに適用し，性能を検証する．また，応用例として，適用結果から乗客の利用改札選択や空間的な速度分布などを把握し，実データにおける状況との比較を通し検討を加える．その上で，今後の歩行空間の設計や制御に向けての開発手法の可能性を示す．

第7章(結論)では，本論文の結論をとりまとめ，今後の展望を示す．

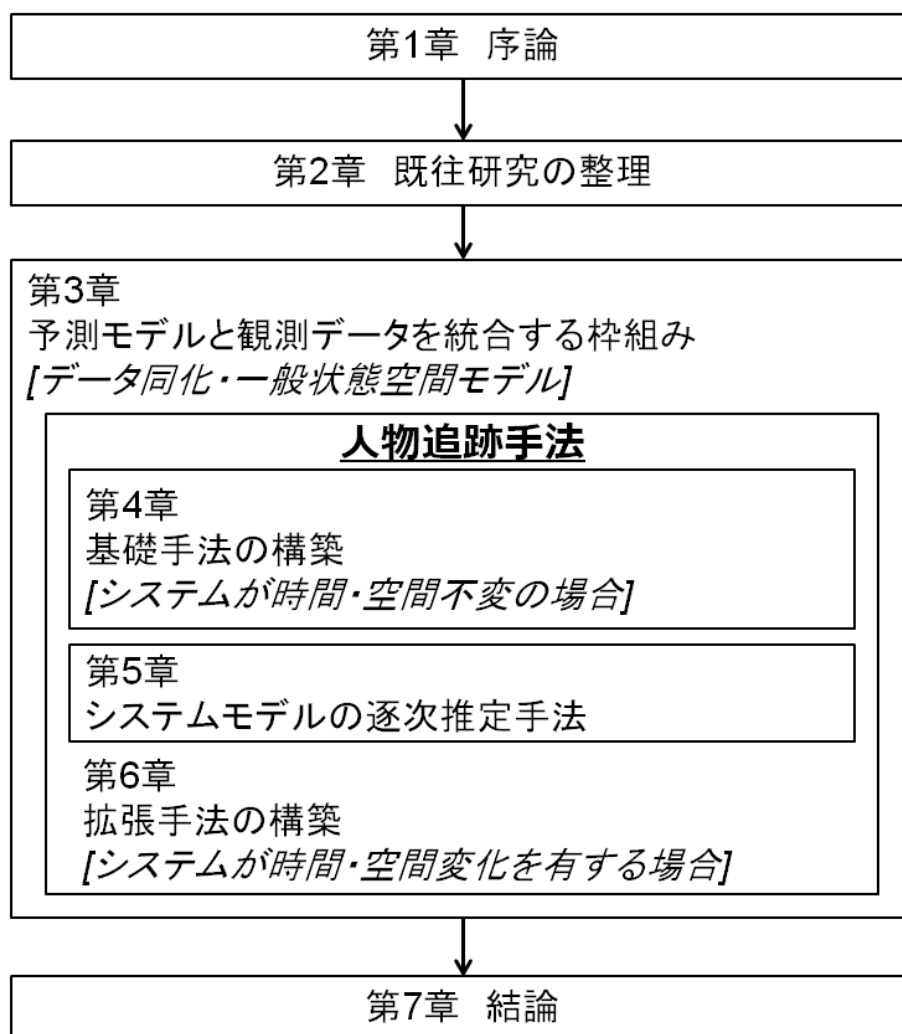


図 1.1 論文の構成



# 第2章

## 既往研究の整理

### 2.1 整理の方針

本章では、本研究が対象とする人物挙動把握に関連する既往の研究を整理し、本研究の位置づけを明らかにする。なお、予測モデルと観測データの統合に関する方法論としての既往研究の整理は、第3章において適宜行うこととする。

まず、人物の詳細な挙動が明らかとなった場合にどのような応用が可能なのか、どのような可能性がもたらされるのかについて検討する。そこで、2.2において、これまでに観測データに基づいて挙動把握を行っている研究を概観する。2.3では、動画像処理手法に基づく人物抽出手法・追跡手法について、利用されている特徴量の観点から整理する。2.4では、詳細な挙動を予測するシミュレーションモデルについて、モデリング方法と考慮可能な挙動特性との観点から整理する。以上を踏まえて、2.5で本研究の位置づけを述べる。

### 2.2 観測データに基づく挙動把握

本節では、人物の詳細な挙動把握とその分析について、既往の研究や報告を概観する。

#### 異常検出とパターン検出

詳細な挙動把握のなかで最も応用例が発達しているのが異常検出の分野である。これは、正常とみなす状態を仮定できる場合には、異常を正常ではない場合として定義できるため、その判定が容易となるからである。たとえば、本来人物が存在しないはずの場所に人物が検出された場合、侵入などの犯罪である可能性が高いというような判断である。同様の手法を用い、転倒を検出する方法(南里・大津, 2004)や、走る・出会うというような特定の動作を検出する方法(高橋ら, 2010)が提案されている。また、各時刻における異常検出ではなく、動線データを蓄積することによってパターン分析を行う方法にも発展している。ここでは、行動パターン分類を行うと同時に異常を検出する方法(鈴木ら, 2008)、人物の移動方向に着目して行動パターンを学習していく方法(宜保ら, 2011)などが提案されている。

これらの手法には、観測データから人物を追跡することなく、しかるべき特徴量を定義することにより直接的にパターンを抽出する手法も含まれる。確かに、知りたい現象が明

らかである場合には有効な方法となる。しかしながら、なぜそのような現象が発生するのかを個々の歩行者の挙動に基づいて説明しようとしない限りは、現象の発生を予測したり、抑制したりすることはできない。反対に、動線のパターン分析については、現状ではデータそのものが少ないために応用例は少数に留まっている。人物追跡が精度良く行えれば、動線を時空間的に分析してパターン化したり、そこから群衆としての人物挙動の特性を理解したりする手法への展開可能性が十分に示されている。

### 歩行者挙動の特性分析

そもそも歩行者の挙動にどのような特性があるのかを緻密に調査したのは、フルーイン(1974)が端緒である。フルーインは、人体の大きさや歩行動作の特性に着目するところからはじめ、速度や密度に関する議論、それらを踏まえた空間設計の議論までを実データを元に綿密に行った。これらは、後の施設設計に対して大きな影響を与えた。本研究との関連においては、特にサービス水準の評価基準として提案された空間モジュールという指標が重要である。これは、歩行路において一人当たり確保される面積を示す指標であり、この値によって歩行者の流動がどのように変化していくかを明らかにした。また、単位幅・単位時間当たり通過できる人数と空間モジュールとの関係を示した。

このほか、Hoogendoorn and Daamen(2005)は、避難行動などを想定して比較的混雑した状況を実験環境として構築し、ボトルネックとなる領域における歩行者行動を分析している。そこでは、各歩行者が列をなすことにより、混雑状況下では通常の場合に比べて高密度な歩行者流が発生するとしている。また、同様に実験環境を対象として、建部・中島(1990)は人物が障害物を回避するときの動線の形状について検討を行い、依田・塩田(1999)は人物同士がすれ違う場合に相互を回避するために発生する領域の大きさや形状について検討を行っている。

### 施設設計への応用可能性

より具体的に施設設計への応用を念頭に置いた研究は、鉄道駅に着目したものが多く、現在までのところ、鉄道駅における歩行空間の設計については、マクロ的な指標がいくつか提示されている(国土交通省, 2007)のみであり、より歩きやすい快適な空間を設計するための手法は確立されていない。一方で、実際にサービスレベルを把握する規準として、いくつかの評価指標が提案されている(国土交通省, 2008)。しかしながら、そこであげられた指標の多くは、現実の計測が困難であったり、ゆえにその妥当性が不明であったりするという問題がある。現時点まででも、ボトルネックに着目して交通量を捌くための要件を検討するような研究(鈴木ら, 2012; 森田ら, 2012)は一定の成果をあげている。これらの成果に加えて、上述の指標が計測可能になれば、さらに高度な施設設計や流動制御が可能となると想定できる。すなわち、このような問題に対しても、自動追跡が可能になれば大きな貢献が可能となる。

また、実際に人物を追跡したうえで、施設配置や流動制御について考察を加える研究も行われている。たとえば、各人物の属性と駅構内施設への立ち寄りについて分析した研究(山下ら, 2006), 改札位置に対する改札内店舗の設置位置と店舗前の混雑との関係に着目した研究(横田ら, 2010), 改札内の施設周辺での詳細な人物の通過軌跡に着目した研究(横田ら, 2011), 実際のカメラ映像から対向する歩行者流を横断する地点を分析する研究(山下, 2005)などがある。

## 2.3 動画像処理に基づく人物抽出・追跡手法

前節で述べたような人物挙動の把握にあたって、動線データの収集を手作業で行うことには多大な労力を要する。また、手作業によるデータ収集を行う限り、利用可能となるデータ量には限界があるため、より大きな知見の蓄積には繋がっていかない。

一方で、画像処理の分野において、種々のセンサによる観測情報を機械的に処理することによって人物を自動抽出・自動追跡する問題が、長年にわたってチャレンジングな課題として取り組まれてきている。近年のセンシング技術の発展に伴い、色情報以外の観測情報、すなわち距離情報や赤外線情報などの情報を用いた研究も進んでいる。それら研究は、あくまでも情報处理的観点からの興味に立脚していることが多く、人物の抽出や追跡それ自体が目的となる場合が多い。この意味で、そこでの手法開発の意図は必ずしも本研究で目標とするような人物挙動把握にはないが、動線データの自動取得という観点からは有用な研究が多く含まれている。以下、本節でそれら手法のレビューを行う。

時系列に観測情報が得られたとき、その観測情報のなかに含まれる人物を追跡する問題は、以下の2つに大別される。

- (i) 各時刻の観測情報から人物を抽出する問題
- (ii) 隣接する時刻の観測情報間で、同一人物の位置変化を把握して軌跡を描く問題

ここで、(i)を実現する手法を人物抽出手法、(ii)を実現する手法を人物追跡手法と呼ぶことにする。

### 2.3.1 人物抽出手法

人物抽出手法は、観測情報から物体を検出する手法に含まれ、検出対象が人物である場合に相当する。後述するように、一般の物体検出に比べて人物抽出は困難な課題であり、ゆえに種々の手法の開発も近年急速に発展している分野である。以下では、山内ら(2013), Dollar *et al.*(2012)を参考に代表的な手法を概観する。

はじめに、観測情報から、特定の、形が既知の剛体を検出する場合を考える。この問題に対しては、検出対象の物体がどのように観測されるか—たとえば色情報を観測するのであれば、画像にどのような色・形状で投影されるか—が判明していれば、観測情報に対し

て全探索を行うことにより検出を実現することが可能となる。これに対して、特定のカテゴリに属する物体を検出する場合は、より難しい問題となる。この問題は、「そのカテゴリの物体らしさ」を定義し、そのうえで観測情報に対して探索をかける問題となるからである。特に「人物」カテゴリの抽出が困難な理由は、人物が剛体ではないこと、形状や色が多様であること、映り込む向きによって大きく見えが異なること、ゆえに人物の一部が遮蔽された場合の判別も難しいこと、などである。この課題に対して、「人物らしさ」の定義方法が種々考案されてきた。この「人物らしさ」を表すものを、以下では特徴量と呼ぶ。

最も簡単な特徴量は、色情報の各画素や距離情報の各観測点について「背景らしさ」を定義し、背景らしくないときに「人物らしい」と考える方法である。なお、ある時刻における観測情報単独からは背景を定義できないが、ここでは時系列に観測情報が得られ、また先験的知識として動かないものが背景、動くものが抽出対象であるという前提を置くことで、別途背景をモデル化することが可能だと考える。色情報を利用する手法として、画素値を正規分布に従ってモデル化するPFinder(Wren *et al.*, 1997)、混合正規分布に従ってモデル化するMOG(Stauffer and Grimson, 1999)、背景画素値の変動幅に着目してモデル化するW4(Haritaoglu *et al.*, 2000)などがある。距離情報を利用する場合は、背景までの距離を既知とし、観測した点までの距離が背景までの距離より一定以上短ければ前景と判定する手法(Harville *et al.*, 2001)が代表的である。いずれも、前景と判定された画素や点を統合し、最終的に人物を抽出する。なお、この前景の統合プロセスにおいては、人物らしさをもう一度定義する必要がある。基本的には大きさや形状をもとに判断することになるが、人物の未抽出が起りやすいとされている(Zhao and Nevatia, 2004a)。

これに対し、コンピュータの進化に伴い、より高次元の特徴量を定義する手法が開発されてきた。特に、人物部位の輪郭形状のような線に対して、勾配情報を特徴量として定義する手法が進展している。エッジの直線らしさ・円弧らしさ・対称性を捉えるEdgelet特徴量(Wu and Nevatia, 2005)、局所領域におけるエッジ強度の頻度比に着目したEOH特徴量(Chen and Chen, 2007)、局所領域におけるエッジ勾配の方向別強度に着目してヒストグラムを作成するHOG特徴量(Dalal and Triggs, 2005)、その発展形であるEHOG特徴量(Hou *et al.*, 2007)、P-HOG特徴量(Bosch *et al.*, 2007)、C-HOG特徴量(Ott and Everingham, 2009)などが提案されている。これらがいずれも局所的な特徴を捉えるのに対し、局所的な特徴が人物と類似する背景領域の誤抽出を避けるための工夫も行われている。複数の特徴量の共起性に着目したCoHOG特徴量(Watanabe *et al.*, 2010)や、複数の特徴量をAdaBoostにより組み合わせるJoint Haar-like特徴量(Mita *et al.*, 2008)、Shapelet特徴量(Sabzmeydani and Mori, 2007)、Joint HOG特徴量(三井ら, 2009)などがある。距離情報を用いる場合には、人物の足部の輪郭を抽出する手法(中村克行ら, 2005)や上半身の形状を抽出する手法(橋本ら, 2011)が存在する。なお、これら線の特徴量とする手法は現在のところ人物抽出の強力な手法であるが、人物と判定すべきエッジ画像などの事前学習が必要となり、対象となる場が複雑になればなるほど、網羅的な学習を行うことは困難となるという問題点がある(山下・藤吉, 2010)。

さらに、人物部位を直接扱うのではなく、面的な領域に対して特徴量を設定する方法もある。局所領域の色情報の類似度に着目するCSS特徴量(Walk *et al.*, 2010)、局所領域内の観測点までの距離ヒストグラムに着目するRDSF特徴量(池村・藤吉, 2010)などである。また、Plan-View (Beymer, 2000; Darrell *et al.*, 2001)は、床平面を格子状に分割した2次元マップ(Plan-View Mapと呼ぶ)を用いる手法である。このマップは、距離情報による3次元観測点を床平面に鉛直方向から投影して作成する。次元を3次元から2次元に圧縮することによる計算量削減のみならず、距離観測誤差の影響を軽減する効果が確認されている(Harville, 2004)ため、ステレオビデオカメラによる観測に対して広く使われている(Munoz-Salinas, 2008; 原口ら, 2010)。

なお、以上のように特徴量を定義する方法に加えて、人物の向きや姿勢の違いに対応するために人物の部位ごとに抽出を行う方法や、オクルージョンに対応するために画像の領域分割問題として扱う方法(Wang *et al.*, 2009)が提案されている。

### 2.3.2 人物追跡手法

前項では、各時刻における人物の抽出について概観した。これに対し、本項では、隣接する時刻の観測情報間で同一人物の位置変化を把握して軌跡を描く問題について、加藤ら(2005)を参考に概観する。人物を追跡するにあたっては、各時刻における人物抽出結果を対応付けることによって軌跡を描く方法と、ある時刻における人物抽出結果をもとに次の時刻における人物位置を探索する方法があるが、いずれの方法においても同じ人物を判断するマッチング手法が必要となる。なお、人物の抽出と追跡における大きな違いのひとつは、抽出においては「人物らしさ」が重要であり、各人物の個体差に影響されない情報が重要であるのに対し、追跡においては「各人物らしさ」が重要であり、人物全般に共通する特徴だけでは実現が困難な点にある。

以下では、同じ人物らしさの判断方法として、追跡にあたって探索する形状と、その類似度の評価方法の観点から概観する。

追跡の精度を高めるための有効な方法のひとつは、移動している人物の領域のうち、追跡に成功しやすい特定の部分を正確に追跡することである。この考え方に基づいて、画像間でマッチングしやすい点や局所領域を抽出し類似度を計算する方法がある。点を探索形状として追跡する場合は、SIFT(Lowe, 1999)やSURF(Bay *et al.*, 2008)といった特徴点抽出手法を用い、これに基づいて隣接時刻の画像間でマッチングを行う。これを特徴点追跡と呼ぶ。この方法の場合、特徴点追跡を行った後、複数の特徴点の画像上における移動ベクトルが類似しているものをクラスタリングし、個々の人物の軌跡として判断していく手法が別途必要となる。同様に、特徴点を含む局所領域に着目して行う場合、その局所領域をテンプレートとして保持し、次の時刻の画像において最も当てはまりの良い領域を探索することとなる。これをブロックマッチングと呼ぶ。テンプレートの当てはまりの良さを表す評価指標として、領域全体の誤差の小ささを距離の関数として表すSSD, SADなどが提案さ

れている。このブロックマッチングの際に、局所領域にアフィン変形を許容したマッチングを行うと、計算量が膨大となり現実的な解法とならない。そこで、直接的なブロックマッチングを行う代わりに、この問題を輝度勾配に着目して解くLucas-Kanadeアルゴリズム(Lucas and Kanade, 1981)が一般的に用いられる手法となっている。さらに、テンプレートを時間経過とともに積算するのではなく、各時刻で新たに取得するKLTトラッカー(Tomasi and Kanade, 1991)も多く用いられている。なお、これらの手法を用いる場合にも、どの局所領域がどの人物に属しているのかを別途クラスタリングする必要がある。KLTトラッカーを用いた手法としては、たとえば杉村ら(2010)があげられる。このようなテンプレートを利用する方法は、オクルージョンへの対応が非常に難しいという課題がある。

一方、人物らしい領域全体に着目して追跡の精度を高める方法もある。単純な幾何学的モデルを用意する方法としては、色や距離を観測するもとで人物を1つの3次元楕円体と見立てる方法(布施・母里, 2009), 2次元の色情報から頭部・胴部・足部の3つの楕円と見立てる方法(Zhao and Nevatia, 2004b), 頭部のみを1つの楕円/楕円体と見立てる方法(Ali and Dailey, 2009; 鈴木ら, 2005)などがある。また、人物の各部位の詳細な形状自体をモデルとする方法には、頭部や胴部、足部をそれぞれモデル化する方法(Wu and Nevatia, 2007), 上半身の $\Omega$ のような形状をモデル化する方法(橋本ら, 2011), 距離情報に基づく足部の形状をモデル化する方法(中村克行ら, 2005)などがある。これらの場合、隣接時刻間における類似度は、見えの情報と動きの情報の両者に基づいて評価することが多い。見えの情報として、色情報についてBhattacharyya距離(Bhattacharyya, 1943)に基づくヒストグラムマッチングを行い、大きさについて隣接時刻間での拡大縮小が起こりにくいという仮定を置くことが多い。また、動きの情報として、隣接時刻間での移動量が小さいという仮定を置く、人物の移動自体をランダムウォークや等速直線運動としてモデル化するという方法が存在する。このような手法は、追跡対象の人物個々はあらかじめ1つの領域として分離されているという利点がある。また、ヒストグラムマッチングはブロックマッチングと比べてオクルージョンや輝度変化に影響されにくいという優位性もある。ただし、点や局所領域に着目する方法とは異なり、最適解を求める問題に帰着させて解くことが難しいため、カルマンフィルタなどの確率的な時系列フィルタリング問題として扱うことが多い。確率的に扱うことにより急激な観測情報の変化に対しても頑健となり得るため、近年発展してきている手法である。時系列フィルタリングを行う手法論については、**第3章**で詳述する。

なお、異なるカメラ間で同一人物を判定するRe-Identificationの問題も同一人物の判定という点では類似した問題であり、近年では多数の方法が考案されている(井尻ら, 2011)。また、人物の位置のみならず姿勢や行為のような、より詳細な情報を直接得ようとする試みも行われている。

## 2.4 歩行者挙動のモデル化

人物挙動の把握のために、仮想的なシミュレーションを行う方法もある。施設的设计や改良案の検討など、実データを用いることが難しい場合に特に有効な方法である。シミュレーションを行うためには、歩行者挙動がモデル化されている必要がある。また、用途に関わらず、純粋な学問的興味から歩行者の挙動のモデル化が行われる場合もある。このような歩行者挙動モデルについて、本節でレビューを行う。

Bierlaire and Robin (2009)によれば、挙動に際しての歩行者の選択は以下の7つのステップに分かれている。

1. Activity choice
2. Destination choice
3. Mode choice
4. Route choice
5. Walking behavior: the choice of the next step
6. Walking behavior: the choice of the speed
7. Interactions

また、浅野(2007)では、歩行者の意思決定行動を車両の交通流モデルにあてはめ、時空間スケールによってOperational, Tactical, Strategicの3レベルに分類している(図2.1)。この分類によれば、上記7ステップのうち、1.(行動の決定)、2.(目的地の決定)および3.(手段の選択)は、マクロな、すなわちStrategicレベルの議論である。また、4.(経路選択)も、たとえば前方にある障害物を左右どちら側に回避するか、そのときの軌跡はどのようなものになるか、といった議論であり、同様にStrategicレベルに含まれる。このように、Strategicレベルは、建物全体や街路ネットワーク全体の流量配分を行うときにもっとも考慮すべきレベルとなる。一方、個々人の挙動を予測するモデルが対象としているのは、それよりも小さいTactical

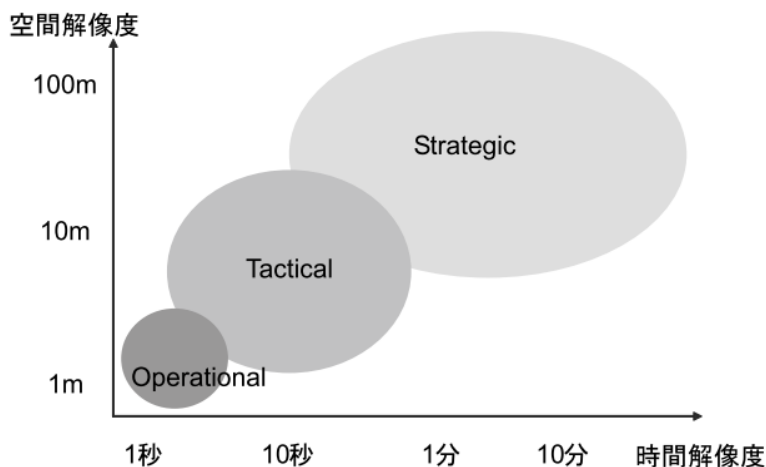


図 2.1 歩行者の意思決定レベル(浅野, 2007)

レベルに相当する5.(次の一步の選択), 6.(速度選択)や, Operationalレベルに相当する7.(相互作用)である. なお, ここでは, 相互作用の例として, 群衆化(group behavior), 追従(leader-follower), 衝突回避(collision avoidance), その他の周辺環境(other scene elements)があげられている. ボトルネックの容量評価を行いたい場合など, 個々人のよりミクロな挙動を知る必要がある場合に考慮すべきレベルである. 本研究が目標とする人物挙動把握も, 個々人の個別の挙動に着目するものであるため, TacticalレベルおよびOperationalレベルに着目し, 既存の歩行者の挙動予測モデルを整理する. なお, Strategicレベルで課題となる目的地や経路は, 本研究ではあくまでも追跡の結果として得られるものであることや, 観測情報が高い時間解像度で得られると想定していることも, より時空間解像度の高い部分に着目する理由である. 以下では, 歩行者個々を対象とした挙動モデルと, 群衆内におけるより局所的な歩行者個々の行動分析とを順に整理する.

ここで, TacticalおよびOperationalレベルを予測するモデルのことを, ミクロな歩行者挙動モデルと呼ぶことにする. これらのモデルでは, 一般的にStrategicレベルで決定される目的地や経路が既知であることを要求することが多い. そのうえで, Tacticalレベルでは, 目的地に近づくか, 現在の進行方向を維持するか, 現在の速度を維持するか, といった評価項目をモデル化している. 同様に, Operationalレベルでは, 他の歩行者に近づかないか, 交錯しないか, 同じ目的地に向かって先行する他の歩行者が存在するか, といった評価項目をモデル化している.

このようなミクロな歩行者挙動モデルは, 位置の予測方法が確定的であるか確率的であるかという違いと, 予測時に考慮する変数にどのような項目を導入するかとによって分類できる. まず, 確定的な歩行者位置の予測方法では, 次の時刻における歩行者の予測位置を, 一意に定まる解として与えている. 一方, 確率的な歩行者位置の予測方法では, 予測位置を確率分布として与え, その中から設定された基準に基づいて一点を選択する. また, 変数の与え方によって, 全歩行者に共通する特性を重視するモデルから, 各歩行者が置かれた環境を重視するモデルまでに分かれる. たとえば, 前者は目的地までの距離のような変数を意味し, 後者は最も近い他歩行者までの距離のような変数を意味する. 上記の2つの視点から既往のモデルを分類し, 物理法則を応用したモデル, セルオートマトンモデル, 離散選択モデル, 群衆内における挙動分析のモデルの順に説明する.

### 物理法則を応用したモデル

物理法則を応用したモデルでは, 歩行者を物体とみなし, 物理法則に基づいた運動方程式を設定する. この運動方程式を解くことにより得られる加速度ベクトルから, 次の時刻における各歩行者の位置を導出する. 従って, 各歩行者の予測位置である解は一意(確定的)となる. このモデルの利点は, 計算が比較的容易なことである. 一方で, 次の時刻における歩行者の位置は, 現時点での速度や近傍の状況に強く制約されるため, 経路全体としての自由度は低下する. 運動方程式においての歩行者間に働く力の表現方法により, 様々な



モデルが提案されている。代表的なものとして、磁力を応用したモデル(岡崎, 1979a; 岡崎, 1979b), 個別要素法を応用したモデル(清野ら, 1996), 指数関数型を用いたSocial Forceモデル(Helbing and Molnar, 1995; Helbing *et al.*, 2002), 歩行者間の距離に応じて2種類の衝突回避を考慮したモデル(Teknomo, 2006)がある。また, 歩行者の希望速度のような心理的な変数を加味したうえでの, 加速度の決定行動としてのモデル化(Hoogendoorn, 2004)も行われている。

### セルオートマトンモデル

セルオートマトンモデルは, 空間をグリッド状に分割したセルに対し, セル遷移ルールに従って次の時刻の歩行者位置を予測するモデルである。一般的に, セル遷移ルールは, 近傍のセルの状態によって規定される。セルの状態とは, 歩行者が存在する, 障害物である, 何も存在しない, などの各種の状態を指す。次の時刻における歩行者の位置は, 近傍のセルのいずれかとなり確率的な予測である。また, 多くのモデルは, グリッドの間隔が一定であり, 全歩行者に同じ遷移ルールを定めていることから, 全歩行者の移動速度は共通なものである。ただし, 遷移ルールを複雑にすることにより, 各歩行者の移動速度を異なるものとするモデルや予測位置候補数を増加させるモデルも存在する。

このモデルの利点は, 対象領域内部における歩行者の全体的な分布を把握しやすいことや, モデルがシンプルで理解しやすいことである。一方で, 現実の歩行者挙動を表現するには, 遷移ルールが複雑になる欠点を有する。たとえば, 前方の障害物を回避する方向への進行や, 同一のセルを同じ時刻に占有しようとする複数歩行者の対処などのルールを記述することは可能だが複雑である。さらに, 本来連続的な空間をセルに分割するため, 歩行者挙動の自由度に厳しい制約を与えていることになり, 次の一步で進める領域が不自然となる点も課題である。また, このモデルの別の課題として, 遷移ルールやそのパラメータの設定の妥当性についての議論が十分に行われない点がある。基本的には経験的に, 分析者が再現したい現象が表現されるような設定が行われる。ただし, 経験的な知見の範囲における運用には長けており, 実際の設計時におけるシミュレーションモデルとしても用いられる(青木, 2009; 山本ら, 2009)。

遷移ルールの相違により, 種々のモデルが提案されている。歩行者位置の予測については, たとえば, 歩行者が各時刻において前と左右の3セルに等確率で移動する単純なルールに基づくモデル(Muramatsu *et al.*, 1999; Kessel *et al.*, 2002)がある。また, 遷移ルールを複雑にしたモデル(Schadschneider, 2002; 福田ら, 2006)では, 現在の進行方向を維持するセルや目的地に近づくセルには高い遷移確率, 他の歩行者や障壁に近づくセルには低い遷移確率を設定している。遷移ルールを複雑にしたモデルにおいては, 歩行者位置の予測のみでなく, 移動速度に関しても考慮している。たとえば, 歩行者が各時刻において周囲8セルのいずれかに進むものとし, それぞれのセルに移動する確率を現在速度に基づいて計算するモデル(Schadschneider, 2002)や, グリッドの幅を小さくすることにより, 取り得る移動速度の選択肢を増加させるモデル(福田ら, 2006)がある。また, 遷移ルールを人に与えるのみではなく

セル自体に与える手法や、ルールを周囲の状況によって時間変化させる動的な手法への拡張も行われている(たとえばNishinari *et al.*, 2001).

なお、近年では、空間をグリッドに分割しない、エージェントシミュレーション手法も発展している。この手法は、空間全体に遷移ルールを与える代わりに、各歩行者に個別に行動特性を与える。このとき、次の時刻における歩行者の位置は、各々異なる歩行速度や追い越し確率などの行動特性に基づいて決定される。たとえば、非常時の避難行動予測に用いられ、成果をあげている(堀ら, 2008).

### 離散選択モデル

離散選択モデルは、各歩行者に対し、移動可能な位置を離散的に多数の選択肢として与え、その中から最大効用をとる選択肢に進むモデルである。多くの場合、選択肢数は十～数十個であり、歩行者位置の予測方法は確率的である。また、選択肢は、歩行者ごとに設定されるため、移動速度も個別に与えられる。このモデルの利点は、選択肢の形状設定が自由であるため、次の一歩で進める領域が本来の歩行者挙動に近づけられることである。また、歩行者が目的地に向かいながら、接近する他の歩行者や障害物を回避しつつ次の一歩を選択するという一連の挙動を表現できる。一方、効用関数が多くの説明変数を含み複雑になりやすく、結果として各選択肢の選択確率を計算するには時間を要するといった欠点がある。

代表的な離散選択モデルとして、自由流を対象としたモデル(Antonini *et al.*, 2006; Robin *et al.*, 2009)が挙げられる。これらのモデルにおいては、歩行者の次の位置の選択肢を扇形とし、それぞれの選択肢に進む確率をCross Nested Logitにより計算する。効用関数においては、目的地に近づく効用、方向転換の不効用、加減速の不効用を考慮している。これらに加えて、衝突回避を考慮するモデル(Antonini *et al.*, 2006)は、既に別の歩行者が存在する方向に近づく選択肢には不効用を与えている。さらに、歩行者間の追従をも考慮するモデル(Robin *et al.*, 2009)では、現在同じ方向に進んでいる歩行者が存在する方向にある選択肢には、正の効用を与えている。同様の手法を用い、障害物について考慮したモデル(柳沼ら, 2010)や、目的地の選択をも内生化したモデル(瀬尾ら, 2012)も提案されている。なお、柳沼ら(2010)に対しては、柳沼ら(2011)において、パラメータ推定のための歩行者座標の自動抽出手法を検討したうえで、座標の抽出精度とパラメータの推定精度との関係が分析されている。また、選択肢の形状を真後ろも含めた全方向とするモデル(Guo *et al.*, 2010; Guo and Huang, 2012)もある。

その他の離散選択モデルとして、交錯交通の容量評価を目的とし、自由流に比べて混雑した状況を対象としたモデル(浅野ら, 2008)がある。このモデルでは、歩行者の進行方向を離散的な選択肢としている。そして、各歩行者は、一定時間内に起こりうる他の歩行者との交錯を予測し、それに基づき各歩行者に速さが離散的に与えられる。最終的に、目的地

方向に進める距離が最大となる選択肢が選択される。なお、速さは、起こりうる交錯に伴う速度変更回数が最小となるように決定している。

### 群衆内における歩行者挙動分析のためのモデル

前出のモデルは、いずれも歩行者個々人の行動決定のモデル化を行ってはいないものの、必ずしも周囲の人物から受ける影響や相互作用について再現できているとはいえないものが多い。一方、現実を目を向けると、複数の人物が群衆をなす場合に、単独の人物の挙動とは異なる特性が表れる場合がある。本来は、シミュレーションを行う場合にも、群衆内部における混雑や交錯と、その結果としての各歩行者の挙動の関係を考慮する必要がある。Duives *et al.* (2013)は、このような観点から、既存の歩行者挙動モデルを整理しているが、いまだ以下に述べるような種々の歩行者行動の特性を表現できるモデルは構築されていないとしている。すなわち、群衆内の歩行者の行動特性として考えられる、衝突回避、混雑から発生する圧力や渋滞のような波の伝播、群衆内におけるグループ化、年齢や性別といった歩行者属性の考慮、構築したモデルの空間移転性などのことである。

一方、歩行者挙動としてのモデル化には至っていないものの、群衆化する歩行者についての分析や、群衆内の歩行者行動の特性分析に関する研究が行われている。たとえば、目の前にいる人を回避するか追従するかについてのモデル化(浅野・井料, 2010)、パーソナルスペースに着目した群衆流動全体の分析(劉ら, 2008; 木下ら, 2009)がある。また、高柳ら(2006)は、群衆内における追従・追跡の関係に着目し、最適速度保持行動をモデル化している。

## 2.5 本研究の位置づけ

以上のように、様々な手法が開発されてきているものの、人物の自動追跡に対してはまだ決定的な手法が存在しないのが現状である。また、前述の通り、動画像処理に基づく手法の多くは、人物の抽出や追跡それ自体に興味の中心があるため、仮に高い精度で人物追跡が可能となったとしても、それらを挙動分析に繋げていくための手法は存在していない。すなわち、実際に起きている状況が把握できたとしても、なぜそのような状況が発生するのか、何を制御すると発生する状況が変化するのかというような知見を得る方法が存在していない。また、挙動予測モデルについても、再現性が必ずしも確保されていないため、推定されたモデルを用いた人物挙動の詳細分析には至っていない。あるいは、ひとたびデータセットを用いてモデルが推定されてしまうと、本来は1つのデータセットに複数のモデルから発生したサンプルが含まれているかもしれないにもかかわらず、そのような場合については議論できないという問題もある。

なお、予測モデルや観測データに不確実性がある問題に対して、両者を統合すること自体は、次章で述べるように歩行者挙動に限らず広く行われている。ただし、統合という観

点から本研究を位置づけるならば、予測モデルにおいて参考となる物理法則などが存在しない、歩行者挙動というより不確実性の高い問題を扱う研究であると位置づけられる。

これらのことを踏まえて、本研究では、歩行者の挙動予測モデルと、センサによる観測データとを統合し、新たな人物追跡手法を開発する。予測モデルと観測データを統合する枠組みを整理し、これを人物追跡問題に適用する際の課題を明確化する。そのうえで、追跡手法のモデルを開発していく。もちろん、新たな方法論を提示することが、必ずしも上記のような課題に直接的な解決策を示すものではないが、一般的な枠組みを示すことは今後の発展可能性に対しても有用であると考えられる。また、本研究全般を通して利用する分析手法は、他分野における研究成果を援用し、人物追跡手法の開発に向けて応用するものである。この点において、本研究は全くの新しい方法論を提案するものではないが、その応用方法としての独自性を有している。特に、

- 人物追跡におけるデータ同化の枠組みを丁寧に示すことにより、シミュレーションモデルや観測データに求められる要件を整理すること
- 整理に基づき、追跡手法の構成要素となる各種のモデルを構築し、それぞれのモデルについて詳細な検討を行うこと
- 歩行者挙動モデルが時間・空間的に変化しうることを考慮した追跡手法とすること
- その際に統計的な意味が明確な指標を用いてモデルやパラメータの逐次推定を行うこと
- パラメータの事後分布を扱うことから、これまでは外れ値として無視されてきたようなデータを加味したモデル構築や、新たな知見発見の可能性を示すこと

の各点は、本研究の新規性と位置づけられる。

## 第3章

# 予測モデルと観測データを 統合する枠組み

### 3.1 はじめに

これまでに述べたように，人物追跡は人物位置の時間変化を捉える問題である．人物位置の時間変化に対する演繹的なアプローチとして，予測シミュレーションとしての歩行者挙動モデルが開発されている．一方で，帰納的なアプローチとして，各時刻における観測情報に基づく動画像処理手法が開発されている．本研究は，これら2つのアプローチを統合し，人物追跡における新たな枠組みを開発することを目指す．このように，時間的・空間的に広がる問題に対して，予測シミュレーションと観測データを融合するプラットフォームのことをデータ同化と呼ぶ．

データ同化の考え方は，シミュレーション技術の発展と大量データ取得可能性の高まりにより生まれてきた．シミュレーション技術の発展とは，計算機性能の向上により，種々の予測モデルに対して様々な初期条件を与えた場合の数値シミュレーションが行えるようになったことである．しかし，シミュレーション結果や，シミュレーションに用いる予測モデルの妥当性評価については，必ずしも十分に議論されていない．また，予測結果と検証データとの乖離を解決するために，現象を完璧に再現する予測モデルの構築を目指すことは，実現可能な方法とはいえない．大量データ取得可能性の高まりとは，センシング技術の発展により大量の時空間データが入手できるようになったことである．しかし，データは単に大量に存在するだけでは意味が無い．分析者がデータをいかに活用していくか，データからどのような知見を見いだしていくのが課題となる．このような問題意識に対して，データ同化では，シミュレーションによって将来取得されるデータを予測し，実観測データにおける観測の誤差を修正することができる．反対に，実際に取得されたデータを用いて予測モデルの性能を改善することもできる．さらには，両者を同時に行う，すなわち予測モデルの性能を改善しつつ観測の誤差を修正することもできる．このことは，完璧ではないが一定程度の予測精度を有するモデルが存在すれば，実際の現象の再現や，その現象を生起させるルールの理解が可能となることを意味する．

本章では、データ同化の考え方に基づいて予測モデルと観測データを統合する枠組みを説明する。具体的には、3.2でデータ同化の基本的な考え方と、データ同化を実現する枠組みである状態空間について述べる。次に、3.3では制御理論分野で発展してきたフィルタリング理論を、逐次型データ同化の観点から捉える。3.4ではデータ同化において不可欠であるベイズ推測の理論を、逐次型データ同化の観点から捉える。これらを受け、3.5では一般化された状態空間である一般状態空間モデルについて説明する。最後に3.6で、一般状態空間モデルを本研究で扱う人物追跡手法に適用する場合の枠組みと課題を整理する。

## 3.2 データ同化と状態空間

### 3.2.1 データ同化の目的と分類

データ同化の研究は、気象学や海洋学の分野を中心に、1990年代以降に盛んになった。そこでは、たとえば以下のような課題が取り組まれてきている。

- シミュレーションの初期条件やモデルパラメータの最適化
- 観測値が存在しない時空間における値のシミュレーションを利用した予測
- 効率的な観測ネットワークの探求

これらを統計科学の観点から捉えると、以下のような研究課題として整理される。

- モデルやパラメータの最適化手法の開発
- 予測値・観測値の内挿・外挿手法の開発
- データからの新たな知識発見手法の開発

データ同化は、上記の目的や対象とする現象によって、いくつかの種類に分けることが出来る。特に、時系列に得られるデータについて、全てのデータを得たうえで事後的にモデルに統合していく非逐次型の手法と、データを得るたびにモデルに統合していく逐次型の手法とに大別される。両者の違いを表3.1に示す。なお、ここでの逐次/非逐次という表現は、あくまでもデータをモデルに統合する作業を逐次行うのか、事後に一括で行うのかの違いを説明するものである。後述するように、逐次型のデータ同化においても、未来予測を行ったり、事後的に過去の状態を推定したりすることも可能である。両者の性質の違いから、逐次型の手法は、観測データをもとに、任意の時刻における知りたい現象についての情報(一般に「状態」とよぶ)を推測する問題に対して有効である。一方、非逐次型の手法は、シミュレーションモデルやそのパラメータ、あるいはモデルの初期条件の最適化に有用である。本研究の目的に対しては、任意の時刻における各人物の位置が知りたい情報に相当するものであることから、逐次型手法を利用することとする。以降でも、主として逐次型手法の説明を行う。

表 3.1 逐次型・非逐次型のデータ同化

	逐次型	非逐次型
代表的な手法	カルマンフィルタ アンサンブルカルマンフィルタ	3次元変分法 4次元変分法
解くべき問題の 数理的意味	統計的推測	最適化
知りたい情報に ついて得られる解	各時刻における 事後確率の周辺分布	全時刻を通して見たときに 事後確率が最大となる値の列
計算規模	小～中規模	大規模

(樋口(2011b)をもとに筆者作成)

### 3.2.2 状態空間における予測と観測の統合

データ同化は、状態空間とよばれる空間で表現できる。状態空間とは、元来は制御理論分野における用語であるが、今日ではデータ同化手法の広まりを受けて、他の分野でも用いられるようになってきている。状態空間を制御理論の考え方に基づいて説明すると、関数や信号を時間について解析する、すなわち時間領域で解析する手法に位置づけられる。対となるのは、周波数について解析する、すなわち周波数領域で解析する手法である。つまり、状態空間は、信号や関数の値の時間経過に伴う変化を扱う手法ということである。

いま、扱いたい関数の値を「状態」とよび、状態の時間変化を規定するものを「システム」とよぶ。端的な例でいえば、微分方程式がシステムにあたる。状態に関する初期値が与えられたならば、システムに基づいて未来の状態を予測することができる。しかし、実際には、システム自体が時間変化することが多く、システムが状態の関数として完璧に表現できることも稀である。そこで、次に、状態を計測することを考える。状態を完璧に計測できる場合には、システムとは関係なく、常に状態を知ることができる。しかし、一般的には、そもそも状態を直接計測できない場合、状態の実現値にばらつきがある場合、状態の計測値にばらつきがある場合などがほとんどであり、完璧な計測を望むことは難しい。このような、状態についての情報を与える計測を、「観測」とよぶ。これら「状態」「システム」「観測」の関係をあえて関数で表現すれば、

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_t &= f_t(\mathbf{x}_{t-1}) \\ \mathbf{z}_t &= h_t(\mathbf{x}_t) \end{aligned} \tag{3.1}$$

となる。ここで、状態を表す変数のベクトルを $\mathbf{x}$ 、観測を表す変数のベクトルを $\mathbf{z}$ 、システムを表す関数を $f$ と表記している。また、 $h$ は、状態と観測の関係を表す関数である。これらの

関数は、状態に含まれる $n$ 次元の要素が張る空間に存在することになるため、これを状態空間と呼ぶ。なお、ここでは、離散時間を考えており、添え字 $t$ が各時刻を表す。また、初期値がたとえば時刻 $t=0$ で与えられているものとする。

さて、これまでの議論では、システムの出力値(すなわち状態の予測値)と計測値が異なる場合は、それらがどの程度異なっているのかという情報が得られるに過ぎない。すなわち、式(3.1)において、第一式で $f$ を用いて予測された $\mathbf{x}_t$ と、第二式で計測された $\mathbf{z}_t$ や、 $\mathbf{z}_t$ を用いて $h$ の逆関数から求まる $\mathbf{x}_t$ とは一般に一致せず、その差が分かるに過ぎない。これに対し、予測モデルと観測データを統合する際に重要となるのが、予測結果と観測結果のずれを扱う方法である。このずれのことを誤差と呼ぶ。データ同化において、誤差はその発生要因により以下に分類される(淡路ら, 2009)。

- 予測誤差(背景誤差)：初期値およびシステムがもたらした真の状態とのずれ
- 観測誤差：観測値の真の状態とのずれ

ただし、真の状態が分からない以上、これらを明確に分解することは原理的に不可能である。応用においては、特定の誤差を知ることが重要になる場合がある。その際には真の状態を仮定し誤差を分解したうえで分析するほかない。

それぞれの誤差がデータ同化においてどのように表現されるのかについて説明する。式(3.1)の第一式は $f$ が完璧なシミュレーションであることを意味しているが、前述の通り現実には完璧な $f$ が存在することは稀である。そこで、システムに含まれる誤差と、システムでは表現できない部分とをあわせて、システムノイズ $\mathbf{v}$ を導入することを考える。第二式に対しても、同様に観測ノイズ $\mathbf{w}$ を導入する。

$$\begin{aligned}\mathbf{x}_t &= f_t(\mathbf{x}_{t-1}) + \mathbf{v}_t \\ \mathbf{z}_t &= h_t(\mathbf{x}_t) + \mathbf{w}_t\end{aligned}\tag{3.2}$$

式(3.2)では、 $\mathbf{v}_t$ および $\mathbf{w}_t$ の値を適切に設定すれば、ある $t$ について第一式と第二式の $\mathbf{x}_t$ を一致させることができる。より一般に、任意の $t$ について第一式と第二式の $\mathbf{x}_t$ が一致するためには、 $\mathbf{v}_t$ および $\mathbf{w}_t$ に(値域が十分に広い)確率分布を導入することが得策である。すなわち、

$$\begin{aligned}\mathbf{v}_t &\sim p(\mathbf{v}_t) \\ \mathbf{w}_t &\sim p(\mathbf{w}_t)\end{aligned}\tag{3.3}$$

と考える。このシステムノイズや観測ノイズの確率分布が既知であることは少ないため、一般的に正規分布を仮定することが多い。

式(3.3)の条件のもとでの式(3.2)のことを、状態空間におけるモデルという意味で、状態空間モデルとよぶ。その構成要素として、状態を表すベクトル $\mathbf{x}$ を状態ベクトル、観測を表す $\mathbf{z}$ を観測ベクトルとよぶ。また、式(3.2)の第一式をシステムモデル、第二式を観測モデルとよぶ。この表現において、システムノイズが予測誤差に対応していることになる。また、



観測ノイズは、観測誤差そのものではなく、観測誤差と予測誤差の差を表していることも分かる。この状態空間モデルを解くためには、各時刻 $t$ における式(3.3)に加えて、初期値 $\mathbf{x}_0$ もしくは初期値の確率分布 $p(\mathbf{x}_0)$ を与えればよい。

さて、式(3.2)の等式が成り立つ確率が高いということは、「状態」が発生する確率が高いことを意味する。従って、この確率が高くなるようにするという考え方に基づいて予測と観測の統合を行うことが考えられる。これが、データ同化において予測・観測のずれを扱う方法であり、予測と観測を統合する基本的な考え方となる。逐次データ同化の場合、数学的に表現すると、たとえば時刻 $t=1$ から $T$ までの時系列の観測 $\mathbf{z}_{1:T}=\{\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_T\}$ を得たもとでの、時刻 $t$ における状態 $\mathbf{x}_t$ の事後分布 $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{z}_{1:t})$ を求めていくことになる。以下では、そのための具体的な計算方法について説明していく。

なお、予測誤差と計測誤差に想定される誤差の大きさの相対的な関係によって、どのようなデータ同化が実現できるかは異なる。いずれのケースでも、精度が悪い、あるいは時空間的に解像度が粗いモデルやデータを改良する目的で積極的に利用される。その根底にある理論は、観測データを予測モデルに統合すれば、統合しない場合よりも常により結果を導くというものである。たとえば、予測誤差が大きく計測誤差が小さい場合には、特に予測モデルのパラメータの精度が向上する。また、両誤差の大きさが同程度の場合には、特に次の時刻におけるデータの予測精度が向上すると考えられる。

### 3.2.3 ベイズの定理と逐次更新式

事後分布  $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{z}_{1:t})$ は、ベイズの定理に基づいて、

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t}) = \frac{p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t)p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t-1})}{\int p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t)p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t-1})d\mathbf{x}_t} = \frac{p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t)p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t-1})}{p(\mathbf{z}_t | \mathbf{z}_{1:t-1})} \quad (3.4)$$

と展開される。この展開においては、以下のマルコフ性

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{z}_{1:t-1}) &= p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) \\ p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_{1:t}, \mathbf{z}_{1:t-1}) &= p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) \end{aligned} \quad (3.5)$$

が成立していることを仮定している。(3.4)式の分母は既知であることから、

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t}) \propto p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t)p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t-1}) = p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) \int p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1})p(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{z}_{1:t-1})d\mathbf{x}_{t-1} \quad (3.6)$$

とも記述できる。(3.2)式の $\mathbf{v}$ および $\mathbf{w}$ が(3.3)式で示すような確率分布を持つことを考えると、より一般的に(3.2)式の第一式を $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1})$ に、第二式を $p(\mathbf{z}_t|\mathbf{x}_t)$ に読み替えることができる。つまり、右辺のうち、 $p(\mathbf{z}_t|\mathbf{x}_t)$ が観測モデル、 $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1})$ がシステムモデル、 $p(\mathbf{x}_{t-1}|\mathbf{z}_{1:t-1})$ は時刻 $t-1$ における事後分布に相当する。この関係式が、逐次型データ同化の基本的な解き方を表している。事後分布のベイズ理論における意味は3.4で、この式を用いた逐次データ同化の解法の詳細については3.3.2以降で、それぞれ述べる。

## 3.3 制御理論におけるフィルタリング

### 3.3.1 システムの状態の推定・制御

データ同化研究が活発化する以前から、制御理論・信号処理の分野においてシステムの状態を推定あるいは制御するための理論が発展している。ここでいうシステム・状態の推定・状態の制御とは、たとえば表3.2に示すようなものである。

これらに共通することは、推定したい状態についての情報を直接得ることが必ずしも可能ではないということである。我々は、あくまでも計測する手段を有しているものしか測定することが出来ない。また、その計測の精度にも限度があり、計測には必ずノイズが含まれる。そこで、状態の時間推移を支配するモデルと、実際に測定できる値とを上手く利用してこれらの問題にアプローチする手段が発展してきた。これが、制御理論の分野においてフィルタリングと呼ばれる理論である。換言すると、本来は知りたい情報を変数として、その変数を直接計測できることが望ましい問題において、間接的な、あるいはノイズの含まれた計測からも状態の推定・システムの制御についての有用な情報を得ようという理論である。データ同化の立場からみると、フィルタリングは予測モデルと観測データを逐次的・確率的に統合する手法であり、逐次型データ同化の実現方法・計算方法ということができる。

### 3.3.2 カルマンフィルタ

フィルタリング手法はこれまでに多数提案されている。その歴史はカルマンフィルタから始まっている。制御理論の立場からみると、カルマンフィルタは、線形2次問題に対する推定器である。1960年に離散時間、1961年に連続時間についてそれぞれ発表された(Kalman, 1960; Kalman and Bucy, 1961)。対象とする線形2次問題は、計測が状態について線形の方程式で表され、状態の動的システムもまた線形の方程式で表され、それぞれの方程式に正規ノイズが加わっているものである。現在に至るまで、誤差のある観測値をもとに、動的システムの状態を推定・制御するために用いられている。以下では、Grewal and Andrews(2008)に基づいて最小二乗法を出発点にカルマンフィルタが誕生するまでの歴史を概観したうえで、カルマンフィルタの概要を説明する。

誤差のある観測値から最適な推定値を求めるための第一の方法は、18世紀末にガウスをはじめ複数の研究者が提唱した最小二乗法である。最小二乗法を用いると、たとえば、観測の個数が未知変数の個数よりも多い場合に、観測誤差の推定量を最小にする未知変数の推定量を求めることができる。この最小二乗法は、問題を連続時間に拡張した場合にも、通常の場合と同様に解けることが分かっていた。一方で、19世紀初頭以降、自然現象のランダムさを、確率モデルを用いて表現することにより取り扱う方法が登場し、統計力学や

表 3.2 制御理論からみたシステムの状態の推定・制御の例

システム (対象)	化学プラントにおける 製品の製造工程	河川における 洪水予測	航海における ナビゲーション
システムの 状態 (知りたい情報)	中間製造物の製造量	流域上の任意の地点での 流量や流速	現在位置 現在速度
システムの 制御の例 (達成したい 目的の例)	最終製造物の製造効率の 最大化	洪水が起きないように ダム運用	最短経路での航海
システムの モデルの例	原料の投入量と 予測される生産量の関係式	流域における降水量と 流量の関係式	加速度の積分が速度・ 角速度の積分が角度変化 というような関係式
計測可能な ものの例	気圧 温度 流量 気体の組成割合	水位 降水量	加速度 角速度 GNSS による経緯度

(Grewal and Andrews(2008)をもとに筆者作成)

進化論，マルコフ過程など多くの分野で拡大していった。特に，1940年代に開発された Wiener-Kolmogorov Filterがカルマンフィルタの開発に繋がった。これは，計測信号からノイズ成分を取り除き最適な信号成分を推定するための，周波数領域におけるパワースペクトル密度を用いた最適推定問題である。1940年代当時は，時系列に得られる観測を扱う問題は周波数領域で解かれることが多い時代であった。一方で，時系列に得られる観測を時間領域で解く方法，すなわち状態空間を用いる方法は，Laning and Battin(1956)などで提案されはじめた。そして，Wiener-Kolmogorov Filterに状態空間の概念を適用することにより，カルマンフィルタが開発されるに至った。周波数領域ではなく時間領域で扱うことにより，カルマンフィルタはWiener-Kolmogorov Filterと異なり，システム自体の動的な変化を扱える手法となった。

カルマンフィルタでは，線形2次問題を考えているので，式(3.2)は確率的に変動しない値を要素として持つ行列 $F$ ， $G$ および $H$ を用いて

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_t &= F_t \mathbf{x}_{t-1} + G_t \mathbf{v}_t \\ \mathbf{z}_t &= H_t \mathbf{x}_t + \mathbf{w}_t \end{aligned} \tag{3.7}$$

と書き直すことができる。ここで、 $\mathbf{v}_t$ は平均 $\mathbf{0}$ 、分散共分散行列 $\mathbf{Q}_t$ のガウス分布に、 $\mathbf{w}_t$ は平均 $\mathbf{0}$ 、分散共分散行列 $\mathbf{R}_t$ のガウス分布にそれぞれ従うとする。このとき、(3.4)式および(3.6)式を解析的に解けることが、カルマンフィルタの大きな利点である。実際、逐次的な計算が可能であるという仮定のもとで、時刻 $t-1$ における事後分布が平均 $\bar{\mathbf{x}}_{t-1}$ (確率分布ではなく確定値)、分散共分散行列 $\mathbf{V}_{t-1}$ のガウス分布であるとすると、時刻 $t$ における事後分布はやはりガウス分布に従うことが分かっており、そのとき、

$$\begin{aligned}\bar{\mathbf{x}}_t &= \mathbf{F}_t \bar{\mathbf{x}}_{t-1} + \mathbf{K}_t (\mathbf{z}_t - \mathbf{H}_t \mathbf{F}_t \bar{\mathbf{x}}_{t-1}) \\ \mathbf{V}_t &= (\mathbf{F}_t \mathbf{V}_{t-1} \mathbf{F}_t^T + \mathbf{G}_t \mathbf{Q}_t \mathbf{G}_t^T) - \mathbf{K}_t \mathbf{H}_t (\mathbf{F}_t \mathbf{V}_{t-1} \mathbf{F}_t^T + \mathbf{G}_t \mathbf{Q}_t \mathbf{G}_t^T)\end{aligned}\quad (3.8)$$

ただし、

$$\mathbf{K}_t = (\mathbf{F}_t \mathbf{V}_{t-1} \mathbf{F}_t^T + \mathbf{G}_t \mathbf{Q}_t \mathbf{G}_t^T) \mathbf{H}_t^T (\mathbf{H}_t (\mathbf{F}_t \mathbf{V}_{t-1} \mathbf{F}_t^T + \mathbf{G}_t \mathbf{Q}_t \mathbf{G}_t^T) \mathbf{H}_t^T + \mathbf{R}_t)^{-1}\quad (3.9)$$

となることが分かっている(片山, 2000ほか)。カルマンフィルタがそれまでの理論と大きく異なる点は、分散共分散行列 $\mathbf{V}_t$ の時間発展を含めた最適化を扱えることにある。すなわち、式(3.8)の第一式により状態の時間発展を扱うと同時に、第二式では誤差の処理を逐次的に行っており、それらは式(3.9)により求まる行列 $\mathbf{K}$ により相互に影響しあうということである。

### 3.3.3 非線形フィルタへの拡張

カルマンフィルタは、システムの線形性とノイズの正規性という仮定が成立している場合には有用であるものの、これらが失われた場合にそのまま適用するとフィルタの性能が低下する。そこで、非線形・非正規性を仮定したモデルを扱おうとするとき、フィルタリング計算が解析的に解けないという問題が発生する。これに対し、非線形のモデルを用いた場合の近似的なフィルタリング手法が発展してきた(片山, 2011)。現在では、理論・計算手法両面の発展により、複雑なシステムへの対応が可能となってきている。

近似手法は大きく2つに分類できる。ひとつはフィルタリング後の事後分布が最大となる値付近を局所的に正規近似する方法である。Extended Kalman Filter, Equivalently Kalman Filter, Unscented Kalman Filter, Ensemble Kalman Filterなどがこれにあたる。もうひとつは、事後分布の全域を大域的に近似し、積分を数値的に評価する方法である。Gaussian Sum Filter, Point Mass Filter, Particle Filter, Merging Particle Filterなどがこれにあたる。近年では、計算機の性能向上により、数値的な評価方法の適用可能性が高まっている。数値的な積分計算では、基本的に逐次モンテカルロ法の考え方を応用している。その具体的な手法については、3.5.5においてParticle Filterを例に説明する。

## 3.4 データ同化とベイズ統計

### 3.4.1 ベイズ推測

3.2.3において、ベイズの定理に基づいて事後分布の逐次更新式について説明した。データ同化の計算において、ベイズ統計は中心となる理論である。そこで、本節ではデータ同化とベイズ統計の関係について、渡辺(2012)を参考に整理する。

はじめにベイズの定理を説明する。2つの確率変数 $X$ と $Y$ を考えると、これらの組み合わせ $(X, Y)$ もまた確率変数であり、その確率分布が $p(x, y)$ であるならば、これを同時確率分布とよぶ。また、1つの確率変数に着目したものを周辺確率分布とよび、 $p(x) = \int p(x, y) dy$  および  $p(y) = \int p(x, y) dx$  である。さて、 $X$ が与えられたときの $Y$ の条件付き確率とは、

$$p(y|x) = \frac{p(x, y)}{p(x)} \quad (3.10)$$

のことであり、これは $x$ をパラメータとする $y$ の確率分布と読み替えることができる。式(3.4)で既出の式展開も、この式(3.10)すなわちベイズの定理に基づいたものである。

次に、ベイズ推測について考える。ベイズ推測とは、ベイズの定理に基づいて行う統計的推測のことである。統計的推測とは、得られているサンプルに基づいて、サンプルを発生させるような真の分布を推測することである。すなわち、いま、サンプル $x_{1:n} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ が確率分布 $q(x)$ に独立に従う確率変数の実現値だとしたとき、得られているサンプルから $q(x)$ を推測する問題である。ベイズ推測を行うにあたっては、サンプルのほかに、事前分布 $p(w)$ と確率モデル $p(x|w)$ を準備する必要がある。ここでの $w$ はパラメータを表すものとする。サンプル $x$ はそれぞれ確率変数 $X$ の実現値であると考えたうえで、事後分布を

$$p(w|X_{1:n}) = \frac{1}{Z_n(\beta)} p(w) \prod_{i=1}^n p(X_i|w)^\beta \quad (3.11)$$

と定義する。なお、

$$Z_n(\beta) = \int_w p(w) \prod_{i=1}^n p(X_i|w)^\beta dw \quad (3.12)$$

は正規化のための定数であり、分配関数という。多くの場合には $\beta=1$ である場合を扱う。本研究では、本節以外では、 $\beta=1$ の場合のみを扱う。さて、事後分布によって確率モデルを平均したもの、すなわち

$$p^*(x) = E_w[p(x|w)] = \int p(x|w)p(w|X_{1:n})dw \quad (3.13)$$

を予測分布とよぶ。真の確率分布 $q(x)$ は、おおよそ $p^*(x)$ であろう、と推測することをベイズ推測とよぶ。

ここまでの議論において、事前分布と確率モデルは分析者が主観的に定めたものに過ぎない。また、予測分布はその主観的に定めた分布に加えてサンプルにも依存する分布となる。しかしながら、ベイズ推測においては、真の分布・確率モデル・事前分布の組み合わせによらず、普遍的に成立する数学的法則が存在する。詳細は避けるが、たとえば、真の分布がいかなるものであっても、事前分布と確率モデルの組が真の分布を表現するのにどの程度ふさわしいかを定量的に把握できるというような法則である。これは、他の統計的推測の方法では実現が難しい点であり、不確実性の高い問題をベイズ理論に立脚した解法で扱うことの利点といえる。

具体的に、ベイズ推測を行った場合に考察すべき量について、以下に述べる。

- 自由エネルギー

自由エネルギーは、

$$F_n(\beta) = \frac{1}{\beta} \log Z_n(\beta) \quad (3.14)$$

で定義される量である。特に、 $\beta=1$ のときの自由エネルギーを確率変数の現れ方について平均すると、(真の分布と推測された分布とのカルバックライブラ距離)+(定数)で表現できる値となる。すなわち、自由エネルギーの値は、推測の精度と密接に関連している。

- 汎化損失と経験損失

汎化損失は、

$$G_n = -E_x[\log E_w[p(x|w)]] \quad (3.15)$$

で定義される量である。汎化損失は、(真の分布と予測分布とのカルバックライブラ距離)+(定数)で表現できる値である。すなわち、汎化損失の値は、推測された分布を用いた予測精度と密接に関連している。実用上は、真の分布が不明である限り計算できない汎化損失にかわり、

$$T_n = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log E_w[p(X_i|w)] \quad (3.16)$$

で定義される経験損失をもとに考察を行う。

### 3.4.2 ベイズ推測以外の推測方法

統計的推測の方法には、ベイズ推測以外の方法も存在する。説明のために、尤度関数を

$$\prod_{i=1}^n p(X_i | w) \quad (3.17)$$

とする.

- 最尤法との関係  
尤度関数を最大にするパラメータ  $w_{ML}$  を最尤推定量とよび, 真の分布はおおよそ  $p(x|w_{ML})$  であろうと考える推測方法を最尤推測とよぶ. これは, 式(3.13)において  $\beta=\infty$  とした場合に相当する.
- 事後確率最大化との関係  
 $\beta=1$  のときの事後分布の最大値を与える  $w_{MAP}$  を事後確率最大化推定量よび, 真の分布はおおよそ  $p(x|w_{MAP})$  であろうと考える推測方法を事後確率最大化推測(MAP 推測)とよぶ.
- 平均プラグインとの関係  
事後分布によるパラメータの平均  $E_w[w]$  を用い, 真の分布はおおよそ  $p(x|E_w[w])$  であろうと考える推測方法を, 本研究では平均プラグイン推測とよぶ.

前項で触れた, ベイズ推測のみが持つ利点を簡潔に説明する.

事後分布が正規分布で近似できて, サンプル数が十分にある場合には, ベイズ推測でも, 最尤推測でも, 事後確率最大化推測でも, おおよそ同一の推測結果が得られる. また, その推測結果は, 自由エネルギーと汎化損失をとともに十分小さくすると考えて問題ない. 一方で, 事後分布が正規分布で近似できるかどうか分からない場合や, サンプル数が十分に得られていない場合には, 最尤推測や事後確率最大化推測は経験損失を小さくする推測方法であるが, 結果的に汎化損失が大きい推測結果を導出することが分かっている. また, 平均プラグイン推測は, そもそも真の分布に漸近しないということが分かっている. これに対し, ベイズ推測を用いると, 自由エネルギーの近似値や汎化誤差の推定値を計算することが可能である. 従って, 事前分布と確率モデルが真の分布に対して適切かどうかを, 客観的に評価することが可能な手法である.

### 3.4.3 データ同化におけるベイズ推測

以上の議論から, 次のことが分かる. まず, 式(3.6)の一部を取り出すと,

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t-1}) = \int p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) p(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{z}_{1:t-1}) d\mathbf{x}_{t-1} \quad (3.18)$$

は予測分布であり,  $\mathbf{x}_{t-1}$  をパラメータ,  $\mathbf{z}$  をサンプルと考えれば, システムモデルを時刻  $t-1$  における事後分布で平均したものと一致する. これが意味するところは, 時刻  $t-1$  までの観測をもとに得られているシステムモデルを, 時刻  $t-1$  までの観測をもとに得られている事後分布で平均すれば, 時刻  $t-1$  までの観測をもとに, 時刻  $t$  における状態を生起する分布をベイズ推測したことになる, ということである. つまり, 時刻  $t-1$  までに得られる情報から推測

できる時刻 $t$ における状態の分布のなかで、ベイズ推測の意味において最もよい分布を得ることができる。一方、式(3.4)を変形した

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t}) = \frac{1}{p(\mathbf{z}_t | \mathbf{z}_{1:t-1})} p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) \int p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) p(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{z}_{1:t-1}) d\mathbf{x}_{t-1} \quad (3.19)$$

は、 $\beta=1$ のときの事後分布の計算そのものであることが分かる。式(3.18)と式(3.19)とを交互に行うのであるから、逐次データ同化とは、任意の $t$ について、得られたサンプルである観測データに基づいて、状態ベクトル・システムモデル・観測モデルの組を逐次ベイズ推測していくことに他ならない。逐次データ同化がベイズ推測の枠組みのなかで行われるということは、理論的には、システムモデル・観測モデル・事前分布が真の分布に対してふさわしいのかを定量的に評価可能であることを意味している。また、たとえばシステムモデルが真のシステムモデルを表現できないような場合や、事後分布が正規分布で近似できない場合、サンプル数が限られている場合においても、統計的推測が成立することを意味している。このことが、次節以降でシステムモデルや観測モデルにいかなる条件付き分布を導入してもよいといえる理由のひとつである。

## 3.5 一般状態空間モデル

### 3.5.1 一般状態空間モデルの概要

3.2で述べた状態空間モデルを一般化し、3.3で述べた各種のフィルタリング理論を包括する枠組みとしたものを一般状態空間モデルとよぶ。具体的には、状態空間モデルを非線形・非ガウス型に拡張したものであり、今日では、非線形の時系列問題に多く適用されている。その導出を以下で改めて説明する。

まず、通常の線形・ガウス型の状態空間モデル(すなわち3.3.2で述べたカルマンフィルタ)は、状態ベクトル $\mathbf{x}$ と観測ベクトル $\mathbf{z}$ の関係を、以下の線形モデルと正規ノイズによって表したものである。

$$\mathbf{x}_t = F_t \mathbf{x}_{t-1} + G_t \mathbf{v}_t \quad (3.20)$$

$$\mathbf{z}_t = H_t \mathbf{x}_t + \mathbf{w}_t \quad (3.21)$$

ただし、 $F$ 、 $G$ および $H$ はそれぞれ対応する行列であり、 $\mathbf{v}_t$ および $\mathbf{w}_t$ は正規分布に従うノイズである。時間推移を記述する式(3.20)をシステムモデル、状態と観測の関係を表現する式(3.21)を観測モデルと呼ぶ。これらを非線形・非ガウス型に対応させると、非線形な関数 $F$ および $H$ を用いて、



$$\mathbf{x}_t = F_t(\mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{v}_t) \quad (3.22)$$

$$\mathbf{z}_t = H_t(\mathbf{x}_t, \mathbf{w}_t) \quad (3.23)$$

と表せる. さらにこれを一般化し, 状態 $\mathbf{x}_{t-1}$ と $\mathbf{x}_t$ が与えられたときの条件付き分布を用いて表現したものが, 以下の一般状態空間モデルである.

$$\mathbf{x}_t \sim p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) \quad (3.24)$$

$$\mathbf{z}_t \sim p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) \quad (3.25)$$

ここで, 状態空間モデル同様に, 式(3.22)および(3.24)がシステムモデル, 式(3.23)および(3.25)が観測モデルである. この関係を時系列に並べたグラフィカルモデリングが図3.1である.

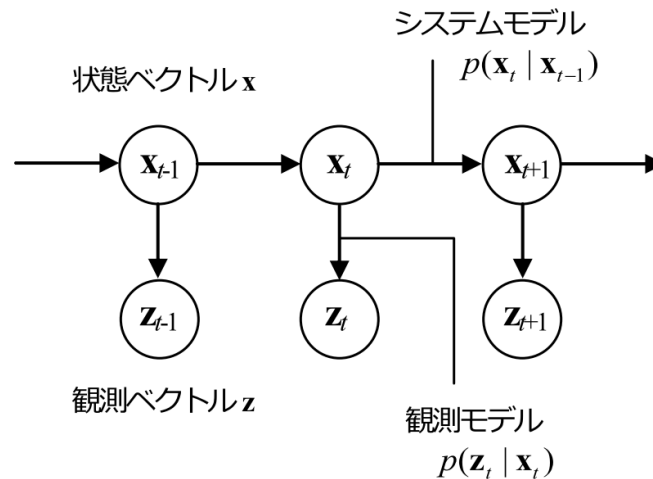


図 3.1 一般状態空間モデル

### 3.5.2 状態推定の方法

一般状態空間モデルにおける重要な課題は, 観測ベクトル $\mathbf{z}_t$ に基づいて状態ベクトル $\mathbf{x}_t$ を推定することであり, これを状態推定という.  $\mathbf{x}_t$ の推定は, 時系列に観測が $t=1$ から $j$ まで得られているとしたとき,  $j$ と $t$ との大小関係により以下の通り分類される.

- (a)  $j < t$  の場合: 予測分布
- (b)  $j = t$  の場合: フィルタ分布
- (c)  $j > t$  の場合: 平滑化分布

本研究では,  $j = t$  の場合を扱う. すなわち, 時刻1から $t$ の観測ベクトル $\mathbf{z}_{1:t} = \{\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_t\}$ に基づいて, 時刻 $t$ における状態ベクトル $\mathbf{x}_t$ を求める問題である. 換言すると, 過去の観測値に基

づいて推定された分布 $p(\mathbf{x}_{t-1}|\mathbf{z}_{1:t-1})$ と現在の観測値 $\mathbf{z}_t$ とから、最適な事後分布 $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{z}_{1:t})$ を求める時系列フィルタリングを行うこととなる。この条件付き分布が、前出の式(3.4)および式(3.6)である。

ところで、このフィルタリングによって得られるものは事後分布 $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{z}_{1:t})$ であり、状態ベクトル $\mathbf{x}_t$ の最適値そのものではない。必要に応じて、事後分布から代表値を算出して $\mathbf{x}_t$ の推定値を求めていくことになる。この場合には、3.4.2で説明した事後確率最大化推定量や、平均プラグイン推測における推定量を使うことが一般的である。なお、前述の通り、これらの推定量には短所があるため、逐次更新されていく式の計算には用いないことが賢明である。実際、一般状態空間モデルにおいて逐次更新されていく事後分布には、3.4.3で説明したとおりベイズ推測の結果が用いられ続ける。それとは別に、あくまでも既に計算を終えた事後分布についての代表値を得たい場合に、これらの値を用いるという意味である。

### 3.5.3 構成要素の設定

前項で説明した状態推定は、式(3.4)に基づいて行われる。これを踏まえると、状態推定を行うためには、以下の構成要素の定義が必要となる。

1. 推定すべき状態ベクトル  $\mathbf{x}_t$  の定義
2. 計測可能な観測ベクトル  $\mathbf{z}_t$  の定義
3. 観測モデル  $p(\mathbf{z}_t|\mathbf{x}_t)$  のモデル化
4. システムモデル  $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1})$  のモデル化
5. 初期分布  $p(\mathbf{x}_0)$  のモデル化

これらについて、以下で説明を加える。

#### 1. 推定すべき状態ベクトル $\mathbf{x}_t$ の定義

状態ベクトルは、知りたい変数でありながら、直接計測することが難しい変数を並べたベクトルとして定義できる。ただし、時系列に完全なランダムではないシステムが仮定できて、かつ、関連する値が計測できるものが望ましい。完全なランダムではないシステムには、たとえば時不変の定数、一期前の値を平均値とするランダムウォークも含まれる。この条件を満たすものであれば、およそ全てのものを状態ベクトルの要素として定義することが可能である。もちろん、状態空間の次元が上がると計算が実行可能ではなくなり、また、観測が一定量しか得られないのであれば、不必要に次元を高めると各要素の推定精度は下がっていくという点には留意が必要である。

#### 2. 計測可能な観測ベクトル $\mathbf{z}_t$ の定義

観測ベクトルは、状態についての情報をもたらすものであり、直接計測できる値を並べたベクトルである。一般的には、観測を行うためのコストや計測機器の性能などにより制約がかかるものと考えればよい。

#### 3. 観測モデル $p(\mathbf{z}_t|\mathbf{x}_t)$ のモデル化

観測モデルは、ある状態からある観測が発生する分布を表している。簡単な例で説明すると、2変数からなる状態に対し、その絶対値のみが観測可能であるならば、

$$p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) = \|\mathbf{x}_t\| + \mathbf{w}_t \quad (3.26)$$

のようなモデル化が自然に思いつく。この例では非線形な関数と観測ノイズが明確に分離されているが、より一般的な確率分布として与えられるものでも構わない。

#### 4. システムモデル $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1})$ のモデル化

システムモデルは、状態の時間遷移を表したモデルである。簡単な例で説明すると、既知のシミュレーションモデルが存在するならば、

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) = f(\mathbf{x}_{t-1}) + \mathbf{v}_t \quad (3.27)$$

のようなモデル化が自然に思いつく。この例では非線形な関数とシステムノイズが明確に分離されているが、より一般的な確率分布として与えられるものでも構わない。

#### 5. 初期分布 $p(\mathbf{x}_0)$ のモデル化

初期分布は、一般状態空間モデルの計算を開始する際に与える必要がある。仮に状態についての情報を全く持っていないのであれば、一様分布や分散の大きい正規分布を仮定することが多い。反対に、既に状態の推定値を別の方法により持っている場合は、その推定値を平均値とするガウス分布を仮定することが多い。

### 3.5.4 パラメータ推定とモデル評価

一般状態空間モデルで表されたモデル全体の良さを評価する尺度のひとつに、全体尤度がある。全体尤度とは、想定しているシステムモデルおよび観測モデルのもとで逐次データ同化を行っていった場合に、実際の観測ベクトルが時系列に得られる同時確率のことである。すなわち、

$$p(\mathbf{z}_{1:t}) = \prod_{i=1}^t p(\mathbf{z}_i | \mathbf{z}_{1:i-1}) = \prod_{i=1}^t \int p(\mathbf{z}_i | \mathbf{x}_i) p(\mathbf{x}_i | \mathbf{z}_{1:i-1}) d\mathbf{x}_i \quad (3.28)$$

のことである。また、各時刻  $t$  でこの全体尤度に加算される値は、時刻  $t-1$  までの状態ベクトル・システムモデル・観測モデルの系列の条件付きで、時刻  $t$  の観測ベクトルが得られる尤度である。一般には、この対数をとった

$$\log p(\mathbf{z}_{1:t}) = \sum_{i=1}^t \log p(\mathbf{z}_i | \mathbf{z}_{1:i-1}) \quad (3.29)$$

として扱うことが多い。また、システムモデルや観測モデルに未知のパラメータ  $\theta$  が含まれている場合、その推定方法としても用いることができる。そこでは、式(3.29)は

$$\log p(\mathbf{z}_{1:t} | \boldsymbol{\theta}) = \sum_{i=1}^t \log p(\mathbf{z}_i | \mathbf{z}_{1:i-1}, \boldsymbol{\theta}) \quad (3.30)$$

となるので、この最大化を行えばよい。ただし、この計算は次元数が高くなると解くことが非常に難しくなるという難点がある。

全体尤度の別の使い方として、観測モデルが同一である場合、異なるシステムモデルを用いて全体尤度の値を調べることにより、相対的に良いシステムモデルを知ることが可能である。さらに、第5章以降で議論するように、全体尤度の値をモニタリングしながら、システムモデルを切り替えていくということも可能である。

一方、全体尤度を用いずにパラメータを推定していく方法もある。これは自己組織化モデリングとよばれる方法であり、パラメータ自体を状態ベクトルのなかに含めて逐次ベイズ推定していくというものである。いま、たとえば、

$$\hat{\mathbf{x}}_t = \begin{pmatrix} \mathbf{x}_t \\ \boldsymbol{\theta} \end{pmatrix} \quad (3.31)$$

のように状態ベクトルを拡張しても、システムモデルや観測モデルを適切に拡張すれば、逐次データ同化の式を全く同様に適用できることが分かる。たとえばシステムモデルはパラメータがランダムウォークし、観測ベクトルはパラメータに情報をもたらさないというような想定である。パラメータの事後分布は、状態ベクトルの事後分布を周辺化した

$$p(\boldsymbol{\theta} | \mathbf{z}_{1:t}) = \int p(\hat{\mathbf{x}}_t | \mathbf{z}_{1:t}) d\mathbf{x}_t \quad (3.32)$$

として求めることができる。

### 3.5.5 計算手法としてのパーティクルフィルタ

3.3.3で述べたように、一般のシステムモデルや観測モデルを定義した場合には、積分の近似計算が必要となる。本研究では、後述するとおり非線形のモデルを扱うことと、大域的な事後分布の形状を知りたいことから、非線形に拡張されたフィルタのひとつであるパーティクルフィルタ(Gordon, *et al.*, 1993; Kitagawa, 1996)による近似計算を行う。

パーティクルフィルタは、逐次型モンテカルロ法の特長であり、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の原理は、条件付き分布をその分布からの多数の実現値で近似表現するというシンプルなものである。その特長として、原理的に一般状態空間モデルで扱えるいかなる高次元、非線形・非ガウス型の問題にも適用可能であること、計算機への実装が容易であることがあげられる。また、同様に非線形問題を扱うことのできるアンサンブルカルマンフィルタに比べて高精度であることも示されている(中村和幸ら, 2005)。なお、画像解析の分野でConDensationと呼ばれる物体追跡手法(Isard and Blake, 1998)は、このパーティクルフィルタと同一のものである。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3.2に示す。

1. 条件付き分布 $p(\mathbf{x}_{t-1}|\mathbf{z}_{1:t-1})$ 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,

$$p(\mathbf{x}_{t-1}|\mathbf{z}_{1:t-1}) \cong \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta(\mathbf{x}_t - \mathbf{x}_{t-1}^{(i)}) \text{ である.}$$

2. 乱数を発生させ, 実際に(1)に従って  $\mathbf{x}_{t-1}$  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  $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1})$ に従って伝播させる.
4. 3.で得られた  $\mathbf{x}_t$  を表す粒子を, 観測モデル  $p(\mathbf{z}_t|\mathbf{x}_t)$ に従って重み付けする.

なお, このとき, リサンプリングをどのように行うかがひとつの課題となる. ここでのサンプリングの目的は, 真にランダムな粒子を得ることではなく, 分布をまんべんなく表す粒子群を得ていくことにある. ゆえに, 実用上は, 厳密な乱数を発生させてリサンプリングを行うよりも, 以下の手法を採用した方が, 一般的に近似精度が高いとされている(北川, 2005).

いま, 4.が終わった段階にあるものとして,  $N$ 個の粒子が持つそれぞれの重みを $w_1, w_2, \dots, w_N$ とする. このとき, これらの重みの和 $W = w_1 + w_2 + \dots + w_N$ とするならば,  $j$ 番目の粒子として  $\frac{1}{W} \sum_{i=1}^{j-1} w_i < \frac{j-\alpha}{N} \leq \frac{1}{W} \sum_{i=1}^j w_i$  を満たす粒子 $w_j$ をリサンプリングする. なお,  $0 < \alpha < 1$ であり, たとえば $\alpha=0.5$ とする.

1. 条件付き分布の粒子による近似

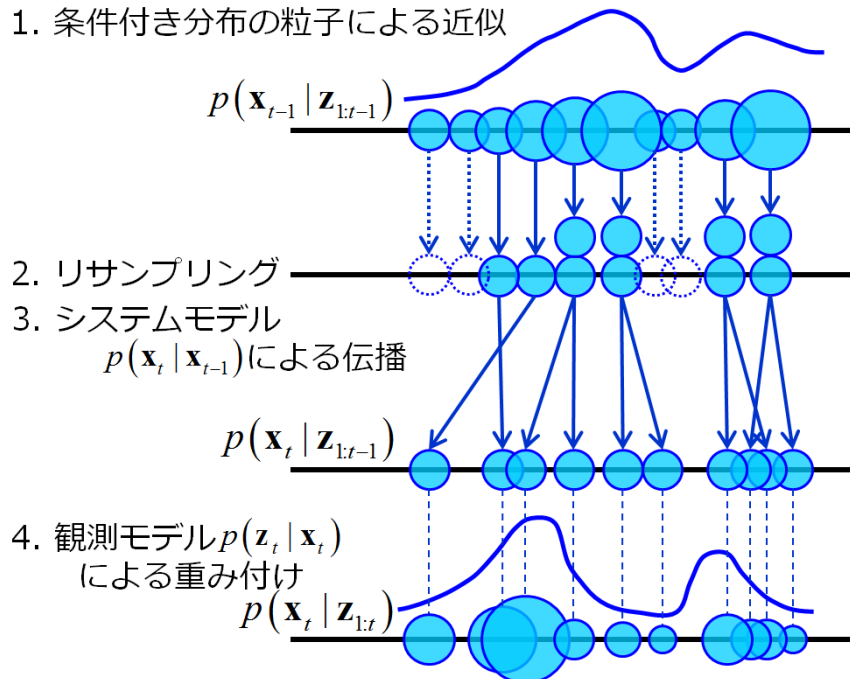


図 3.2 パーティクルフィルタの流れ(樋口(2011a)をもとに筆者作成)

## 3.6 人物追跡手法における予測と観測を統合する枠組み

### 3.6.1 はじめに

本節では、前節で説明した一般状態空間モデルを本研究における人物追跡に適用する場合の枠組みを示す(表3.3, 図3.3)。人物追跡手法の構築は、状態ベクトルと観測ベクトルを定義し、観測モデルとシステムモデルと初期分布をモデル化する問題となる。モデル化に先立ち、一般状態空間モデルを人物追跡手法に適用する意味について整理する。まず、動画像処理に基づく人物追跡の難しさは、人物が時々刻々と色合いや形状を変化させたり、オクルージョンにより見えが変化したりするために、同一人物に対する観測データが時間経過とともに大きく変化しう点にある。この意味で、観測データからの人物位置抽出には不確実性を伴う。また、人物は複雑な動きを行い、その動きの原理も未解明であるために、シミュレーションモデルすなわち挙動の予測モデルも不確実なものとならざるを得ない。このような不確実性に対して、一般状態空間モデルに基づく新たな人物追跡手法の構築可能性を有しているのである。

以下、この図表に基づいて、一般状態空間モデルの構成要素について説明していく。

表 3.3 人物追跡手法における一般状態空間モデル

一般状態空間モデルにおける名称	人物追跡手法において相当するもの
状態ベクトル $\mathbf{x}_t$	人物位置・形状・見え・パラメータ
観測ベクトル $\mathbf{z}_t$	色・距離
観測モデル $p(\mathbf{z}_t \mathbf{x}_t)$	色・距離情報から人物位置を推測するモデル
システムモデル $p(\mathbf{x}_{t+1} \mathbf{x}_t)$	観測情報に基づき逐次推定を行っていく 人物挙動の予測モデル
初期分布 $p(\mathbf{x}_0)$	観測領域内に新出した人物の抽出モデル

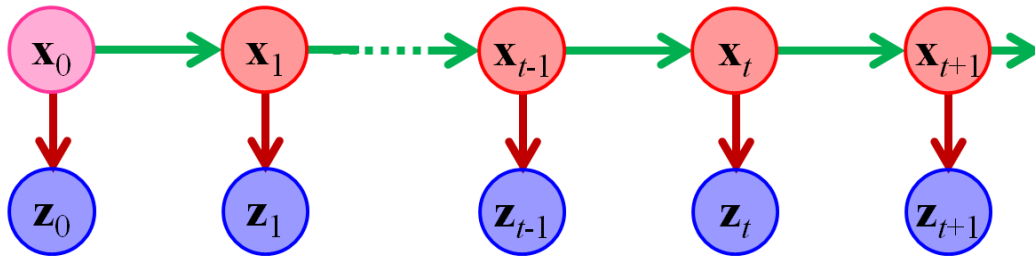


図 3.3 人物追跡手法における一般状態空間モデル

### 3.6.2 状態ベクトル・観測ベクトル

状態ベクトルは、人物追跡の目的に鑑みれば人物位置となることは明らかである。つまり、人物追跡手法における状態推定は、第一に各人物の時刻 $t$ における位置を知ることが目的である。ただし、状態ベクトルには位置以外の情報を含むことができる。特に、位置以外の情報で、システムモデルや観測モデルを通して逐次推定を行うために有用な情報となる変数を同時に状態ベクトルに設定する。たとえば、追跡している人物の形を規定する変数、動きの情報として速度を規定する変数、画像上の見え(たとえば色合いなど)を規定する変数などがこれにあたる。本研究では、3次元の楕円体1つと、その速度、カラーヒストグラムにより定義する。詳細は4.2で述べる。さらに、後述のシステムモデルが時間・空間によって変化していく場合には、式(3.31)のようにモデル内部のパラメータも含めることとなる。これについては第5章で述べる。

観測ベクトルは、人物追跡にあたってセンサから取得する情報となる。ここでは、センサと取得できる情報について簡単に説明する。

色情報は、単ビデオカメラで撮影した動画データから、フレームごとに画素単位で得られる。ビデオカメラは低コストで設置も容易であることから、色情報は比較的容易に得られる情報である。従って、これまでも色情報を利用した追跡手法は数多く存在する。基本的には2次元の画像しか得られないため、オクルージョンへの対応が大きな課題となる。その一方で、近接した人物の分離に服などの色の差異が利用できる。なお、実際に画像に写っている範囲に関しては、実空間上の座標が既知の点を用いれば、カメラ座標と実座標のなす角を求めることは可能で、平らな床面を仮想的に設定することも可能となる。ここから、人物が必ず設定した床と接していて、かつ直立しているといった仮定をおけば、その仮定の範囲内では2次元画像上の点を3次元の情報として扱うこともできる。

距離情報は、レーザスキャナのような機器を用いて直接観測することによって得られるほか、相対的な位置関係が既知である複数の単ビデオカメラからの情報をもとに、三角測量の原理に従って得ることも可能である。距離情報によって、オクルージョンが生じている人物相互間の前後関係を判断し、距離の差によって複数の人物を分離することが期待される。その一方で、色情報を持たなければ、オクルージョンの前後において同一の人物を

同定することは難しい。なお、レーザスキャナは色画像を取得しないため、ビデオカメラと比較するとプライバシー配慮の面で設置可能性が高まる。

さらに、上述の方法などで色と距離両方の情報を取得し、それらをマッチングする方法がある。また、色と距離両方の情報を一台で同時に得られるステレオビデオカメラを用いれば、センサ間のマッチングが不要となる。色と距離両方の情報を取得すれば、近接した人物の分離に強力な色情報と、オクルージョンに強力な距離情報を同時に利用できることになる。このほか、近年では、赤外線センサやGPS端末などのセンサも活用されるようになってきている。なお、本研究ではステレオビデオカメラを用いて色情報と距離情報とを併用することとする。詳細は4.2で述べる。

### 3.6.3 システムモデル・観測モデル・初期分布

人物追跡手法におけるシステムモデルとは、ある時刻における状態ベクトルが与えられたときに、次の時刻における状態ベクトルへの遷移確率を与えるモデルである。これは、歩行者挙動の予測シミュレーションとおおよそ同様の問題であるといえる。ところで、従来の人物追跡手法においては、交通工学的な観点に基づく動きのモデルが考慮されることは稀で、基本的にはランダムウォークや等速直線運動が仮定されてきた。それらの手法は必ずしも一般状態空間モデルに基づいて構築されているわけではないが、あえて一般状態空間モデルのなかに位置づけるならば、システムモデルとしてランダムウォークや等速直線運動が用いられてきたことになる。さて、システムモデルがシミュレーションと異なる点を以下に説明する。シミュレーションモデルにおいては、どのような手法であれ、その目的からして最終的には解が一意に決まるように構築されている。従って、システムモデルとしてそのまま用いると、式(3.22)に示した $\mathbf{v}$ のような確率分布を持つノイズを別途追加する必要が生じる。一方で、最初から式(3.24)に示すような確率分布としてシミュレーションモデル全体を変換することが可能であれば、あえて事前に情報を得ることのできないシステムノイズについて考慮する必要がなくなり、手法の理論的意味が比較的明快になると考えられる。このような方法について、4.3において検討を行う。

人物追跡手法における観測モデルとは、ある状態ベクトルとして上記で述べたような変数が得られたとしたときに、その状態ベクトルから現に得られる観測が生起する尤度を表す分布である。各時刻についていえば、これは動画像処理に基づく人物抽出・人物追跡で行われていることとおおよそ同様の問題であるといえる。単純な動画像処理の問題と異なる点を、ここでは背景差分を例に説明する。観測した色情報に基づいて各画素が前景に属するのか背景に属するのかを決定するのが背景差分である。そのとき、背景差分を行った後に、前景であると判定されたものが人物である尤度をどのように表すのか、また、その人物の形状が前景の形状とどの程度類似しているのかをどのように尤度として表すのか、といったことが課題となる。これに対するもっとも単純な方法は、前景または背景の判定時に用いている評価式を変換し、その値をそのまま尤度として扱う方法である。ただし、



その場合の尤度が本研究の目的と合致しているのかについては検討が必要である。こうした検討は、4.4において行う。

人物追跡手法における初期分布の設定とは、人物追跡に際して状態ベクトルの初期分布をどのように設定するのかという問題である。すなわち、初期フレームにおける人物の位置およびその他状態ベクトルに定義した情報の抽出・設定である。動画像処理に基づく人物抽出とおおよそ同様の問題である。異なる点としては、観測モデル同様に、どの程度人物位置らしいのかを尤度として定義する必要があることである。既存の抽出手法を初期分布設定手法に変換していく方法については、4.5で扱う。

#### 3.6.4 タイムステップの設定

タイムステップについての説明を行う。一般状態空間モデルにおいては、予測のタイムステップ(すなわち時間の単位)は任意に設定できる。ただし、予測ステップと観測ステップが合致していない場合には、工夫が必要となる。たとえば、1秒後の状態を予測するモデルに対して観測が10秒に一度しか入手できない場合、10回予測を繰り返してから観測データとの同化を行えばよい。また、観測が不定期に得られる場合には、予測ステップを固定して観測値を予測ステップに合わせて移動平均などで離散化する方法や、観測値が得られる時刻に合わせて予測のステップ幅を可変にする方法を採用することができる。

本研究においては、システムモデルのタイムステップは任意に変更可能であると仮定する。すなわち、たとえば1秒後の位置を予測するシミュレーションモデルをシステムモデルに応用するときに、0.2秒後の位置を知りたいというときには、1秒後の位置を予測したうえでその0.2倍の大きさのベクトルを移動ベクトルとして計算すれば良いという仮定を設ける。また、ここでは観測が得られる間隔は一定とする。従って、基本的には、観測が得られるタイムステップをもって一般状態空間モデルのタイムステップとして決定すればよい。これは、センサのフレームレートに相当するものである。

#### 3.6.5 まとめ

以上のように、本研究では、一般状態空間モデルの枠組みに基づいて人物追跡手法を構築する。その際に、状態ベクトルとして人物位置および位置の推定に役立つ各種の変数を、観測ベクトルとしてセンサから計測できる色や距離の情報を設定する。観測モデルおよび初期分布の設定には動画像処理による人物抽出・追跡の手法を援用し、システムモデルには挙動予測シミュレーションモデルを援用する。

ただし、気象や自然科学の分野に一般状態空間モデルを用いる場合との大きな違いは、システムモデルや観測モデルに相当するものは存在するものの、いわば真のモデルとよべきモデルとの関係がおおよそ未知であるという点である。たとえば、気象分野における気温や気圧の計測は、それを行えばほぼ真値と仮定できる気温や気圧が計測できることを

意味している。また、微分方程式のように、理想状態において物体が従うシステムも理論的には確立していることが多い。これに対し、歩行者挙動はいまだ未解明な点が多い。挙動が従うシステムも未知な点が多く、観測から人物位置を正確に求める手法もまた発展途上にある。しかしながら、これらを統合すればよりよい追跡が可能になると考えられる。これら不確実なモデルを統合することによる推定が意味を持つ理由は、ベイズ理論との関係で述べたとおりである。また、このような推定の波及的な意味として、たとえば観測がより正確に得られるようになった場合に、シミュレーションモデルやシステムモデルの精度の向上に役立つというようなフィードバックが期待できるという利点もある。

なお、以上の議論において、**第2章**で概観した人物追跡に関する研究は以下のように位置づけることができる。まず、多くの既存手法は、基本的に観測のみを行っており、観測モデルに基づいて人物位置を一点として推定していくものである。システムモデルに相当するものを導入している研究もあるが、その多くはシステムとしてランダムウォークや等速直線運動を考慮しているに過ぎない。より詳細なシステムを考慮しているモデルにおいても、事後分布を算出し逐次的に時間推移を分布として計算していくような研究は存在していない。

なお、このような枠組みは一般状態空間モデルの枠組みに基づいて構築するため、いま考えているようなミクロスケールに限らず、あらゆるスケールのモデルに対応した形で手法を構築することが可能である。ただし、その際には、計測可能な情報によって観測ベクトルが変化し、知りたい情報のスケールも異なることから状態ベクトルも変化すると考えられる。従って、システムモデルおよび観測モデルも変更されることとなる。すなわち、構成要素が多かれ少なかれ異なるモデルとなるため、その適用可能性については個別に確認する必要がある。

# 第4章

## 基礎手法の構築：

## 人物挙動が時間・空間不変

## システムの場合

### 4.1 はじめに

本章では、前章で整理した一般状態空間モデルを利用し、人物自動追跡手法を構築する。その基本的な方針は3.6で述べたとおりである。本章では特に、システムモデルに含まれるパラメータが時間変化せず、対象領域全体に同じモデルが適用できる場合、すなわちシステムが定常である場合を扱う。時間・空間的に歩行者が従うパラメータが変化しないという仮定は、実際の歩行者挙動を考えると強力なものであるが、多くのシミュレーションモデルの構築においてもおこなわれている一般的なものである。そこで、システムが非定常の場合については第5章以降で検討することとし、まずは基本的な手法の構築を目指す。

これまでの議論から明らかのように、人物追跡手法を構築するためには、システムモデルや観測モデル、初期分布の設定手法をそれぞれモデル化する必要がある。システムが定常であることを仮定しているため、それらに含まれるパラメータもあらかじめ推定すればよい。すなわち、本章では、図3.3に含まれる全ての要素はあらかじめ確定的な定義やモデル化が行えるという特別な場合を想定している。このとき、表3.3のうち状態ベクトルにパラメータは含まれない。以上の前提のもとで、システムモデル・観測モデル・初期分布の設定手法について、それぞれを個別に構築していくことを考える。ただし、そもそもどのようなモデルが適しているのかは分かっていないので、種々のモデル形式を試すなどの試行錯誤が必要となる。

以下、4.2で状態ベクトルと観測ベクトルを定義し、そのうえで各モデルの構築時に検討すべき点を整理する。この整理をもとに、4.3ではシステムモデル、4.4では観測モデル、4.5では初期分布の設定手法を構築する。これらを統合し、4.6で実データに適用し、追跡手法の性能を検証する。

## 4.2 状態ベクトルと観測ベクトルの定義

### 4.2.1 状態ベクトルの定義

3.6で述べたように、状態ベクトルにおいては人物の位置・3次元の大きさや形状・観測情報に対する見え(画像上の位置など)、そしてそれらの時間変化(すなわち動き)について変数を定義し、その変数を並べたベクトルとして定義する。

位置と形状について、第2章でのレビューを振り返ると、追跡を行うたびに追跡すべき点の集合を設定する方法と、幾何学的な構造をあらかじめ仮定して追跡形状とする方法とがある。前者に対してはクラスタリング手法が別途必要になったり、事前にデータの学習が必要になったりするという課題があった。また、各時刻において追跡形状が変化してしまうと、その形状をもとに人物位置を都度算出しなければならなくなる。そのため、本研究では後者の方法、すなわち事前に幾何学的な構造を仮定することとする。その際の議論点は、人物のどの部分を追跡対象とするか、その部分をどのような形状で表すかの2点である。

本研究では、まず、人物の位置について3次元座標系における位置 $(x, y, z)$ を変数とする。

また、3次元の大きさや形状として、計算量や現実的なシステムモデルの構築可能性から、単純な1つの3次元楕円体で人物形状を表現することとする。すなわち、3次元各方向の軸長(計算時は軸長の2倍であり楕円体の各軸方向の幅を表す $(w, h, d)$ により表現)を変数とする。さらに、画像上の見えの情報に対しては、各時刻における3次元楕円体の内部に観測された点により生成されるカラーヒストグラムを変数として設定する。これは、 $r, g, b$ 各色についての、画素値0から255までの256次元のベクトルである。最後に、動きの情報として、平面上の現在速度を2次元の変数として設定する。以上をまとめると、状態ベクトルは、

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} (x, y, z)^T \\ (w, h, d)^T \\ \mathbf{v} \\ \mathbf{hist}_r \\ \mathbf{hist}_g \\ \mathbf{hist}_b \end{pmatrix} \quad (4.1)$$

となる。ただし、 $\mathbf{v}$ は現在速度を、 $\mathbf{hist}$ は各色のヒストグラムベクトルを表す。

### 4.2.2 観測ベクトルの定義

本研究では、多様な情報を用いた人物追跡の可能性を追求することから、色情報と距離情報を併用することとする。センサとしては、2台のSONY-DFW(120万画素)を約1mの間隔で設置し、あらかじめキャリブレーションを行ったステレオビデオカメラを用いる。キャ

リブレーション結果は表4.1に示す。このとき、観測モデルはステレオビデオカメラから取得できる色・距離の情報であり、3次元座標 $X, Y, Z$ および色 $r, g, b$ の6変数で定義している。画素 $ij$ における観測ベクトルは、

$$\mathbf{z} = (X_{ij}, Y_{ij}, Z_{ij}, r_{ij}, g_{ij}, b_{ij})^T \quad (4.2)$$

となる。

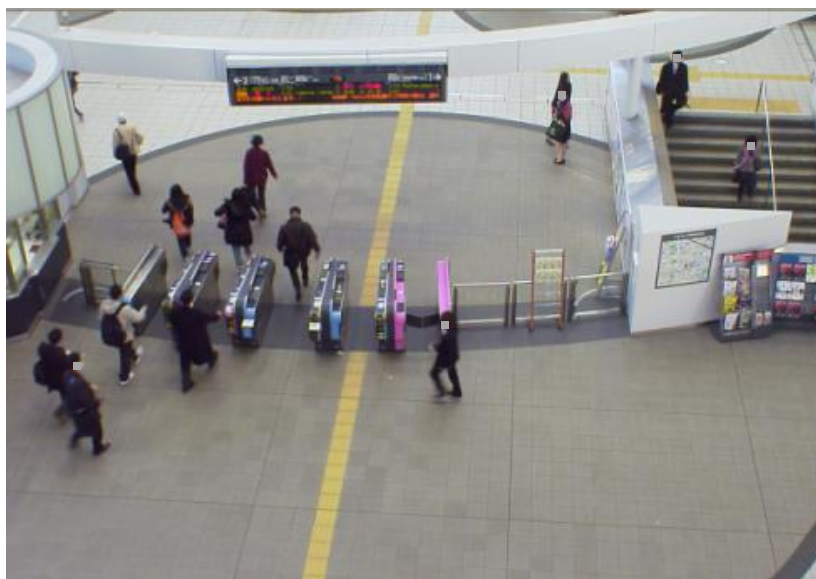
このステレオビデオカメラを用いて取得した、以後で適用対象とするデータについて説明する。撮影は、2010年11月29日の朝ラッシュ時間帯に、東急田園都市線たまプラーザ駅改札で行った。動画像中の一コマの画像を図4.1に示す。画像中央部の5台の改札の上部が改札内、下部が改札外である。また、歩行者が画像上に入り出す場所として、画像左上の渋谷方面ホームへの階段、右上の中央林間方面ホームへの階段、左下の北口、右下の南口がある。フレームレートは7.5[fps]とした。ここで、説明のために図4.2に示す座標系を定義する。カメラの投影中心を床平面に鉛直方向から投影した点を原点とし、床平面を $xz$ 平面に、鉛直上向きの軸を $y$ 軸に設定する。また、 $x$ 軸は2台のカメラの投影中心を床平面に鉛直方向から投影した点を通る直線とし、 $z$ 軸は $x$ 軸と直交するように定める。ステレオビデオカメラは基線がほぼ水平になるように設置されているため、カメラとこの座標系との回転行列は、カメラの床平面に対する撮影角度 $\omega$ と、カメラの設置高さ $h_c$ が分かれば確定する。カメラの床面に対する撮影角度と設置高さを、床面6点までの距離情報を利用して、 $\omega = 0.63[\text{rad}]$ および $h_c = 12.0[\text{m}]$ とそれぞれ算出した。

表 4.1 ステレオビデオカメラのキャリブレーション結果

	カメラ 1(基準カメラ)	カメラ 2
焦点距離 $f$ [mm]	8.292494	8.327826
1次レンズ歪み係数	0.001402	0.001274
2次レンズ歪み係数 [mm <sup>2</sup> ]	$-3.4 \times 10^{-5}$	$-3.0 \times 10^{-5}$
回転行列	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.999992 & 0.000853 & 0.004079 \\ -0.00087 & 0.999996 & 0.002758 \\ -0.00408 & -0.00276 & 0.999988 \end{bmatrix}$
並進ベクトル[mm]	$[0 \ 0 \ 0]^T$	$[-999.779 \ -1.19145 \ 6.682257]^T$
画像中心座標[pix]	(666.5752, 486.8504)	(694.4858, 509.4942)

2番線(上りホーム)

1番線(下りホーム)



北口

南口

図 4.1 取得画像の例

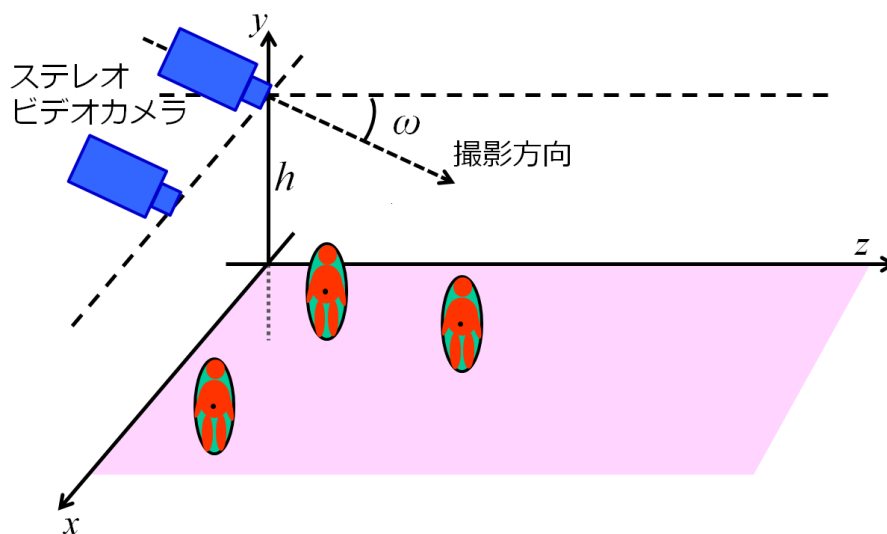


図 4.2 座標系の設定

撮影により実際に得られる観測データは,

- 各時刻におけるカメラ 1 から撮影した画像(各画素における画素値)
- 各時刻においてステレオマッチングに成功した画素における 3 次元座標の 2 種類であり, 以下で必要に応じて併用したり, 使い分けたりする.

また, 検証用のデータを作成する目的で, 得られた観測データをもとに, マニュアルで各時刻におけるxz平面上的の人物位置を5フレームごとに取得した.

### 4.2.3 各モデル構築にあたっての議論

以下で、観測モデル・システムモデル・初期分布を与えるモデルの設定にあたって議論すべき点をあげる。

まず、システムモデルについて、シミュレーションモデルとの相違を念頭に議論点を述べる。本研究において、システムモデルには、歩行者挙動の予測シミュレーションに用いられるモデルを応用することとなる。そのとき、シミュレーションにおいては、どのようなモデルであれ、次の一步やその積み重ねによる動線の1つの実現値を得ることが最大の目的となる。一方、システムモデルにおいては、そのような必要はなく、むしろ次の時刻における位置がそのまま確率的に与えられればよいことになる。既存のシミュレーションモデルのなかで、次の一步の位置を確率的に決定している手法として、セルオートマトンや離散選択モデルを用いる方法がある。これらの方法においては、次の一步として取り得る選択肢の中から、評価関数を用いてその値が最大となる選択肢を選ぶ、あるいは効用関数を定義し、効用が最大となる選択肢を選ぶといったルールが適用される。従って、シミュレーションモデルをシステムモデルに導入するための1つの方法としては、これらモデルにおいて最終的に選択肢を1つに選ぶのではなく、その際に計算される各選択肢への遷移確率をそのまま利用するという方法が考えられる。ところが、この際に課題となるのが、多くの予測モデルにおいて目的地位置が外生的に事前に与えられているということである。これは、逐次追跡という本研究の目的にはそぐわない仮定であり、シミュレーションモデルをそのままシステムモデルとして用いる際の大きな課題となる。また、そもそも、歩行者の次の一步を予測するモデルでは、空間解像度が10[cm]よりも高いオーダーとなる。従って、目的地は特定の一点ではなく、空間的に広がりを持っていると考えるのが自然であり、この仮定が現実と合致しているとは言い切れないという問題もある。さらに、この前提により、歩行者の目的地が動的に変化する場合や、目的地を認識していない歩行者が存在する場合には適用できないモデルとなっている。なお、目的地選択を内生化したモデルも存在する(瀬尾ら, 2012)が、分析者が事前に目的地の候補を空間上のいくつかの点に絞っているという点で同様の問題を有している。また、目的地に関する変数を除外して便宜的にシステムモデルとして適用することは可能だが、もとのシミュレーションモデルにおける目的地に関する変数もつ影響力は、シミュレーションにおいて支配的であることが確認されており、このような便法は必ずしも適切とはいえない。そこで、4.3では、目的地に関する変数を用いずに、確率的に歩行者位置の時間遷移を表すシステムモデルを構築することを目指す。

次に、動画画像処理手法における人物抽出・追跡手法と、観測モデルおよび初期分布の設定手法との相違点を念頭に議論点を述べる。従来の人物抽出手法の多くは、一般状態空間モデルにおける状態推定にあてはめて説明すれば、色・距離情報を用いて人物候補 $\mathbf{x}_0$ を確定値として抽出するものである。これに対し、本研究で必要とする初期分布は、あくまでも $p(\mathbf{x}_0)$ であり、かつその分布形状は必ずしも正規分布とはいえないことが分かっている。ま

た、本研究で得られる歩行者の予測位置はあくまでも予測分布 $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{z}_{1:t-1})$ であり、これも正規分布とはいえないことが分かっている。このことを念頭に置くと、初期分布設定手法や観測モデルにおいては、空間上のあらゆる点で値が算出できる、すなわち分布形が描けることが望まれる。また、第2章で述べたとおり、点や線の特徴量を用いた抽出手法においては、人物以外の物体を誤抽出することがある。しかし、予測分布が広がりをもっていることを考えると、観測モデルは人物以外に対して高い値を返さないモデルであることが望まれる。以上を念頭に、4.4では観測モデルの検討を、4.5では初期分布設定方法の構築を行う。

## 4.3 システムモデルの構築

### 4.3.1 はじめに

これまでの議論を踏まえ、本節では、システムモデルとして導入可能な歩行者挙動モデルを構築する。まず、離散選択型の新たな歩行者挙動モデルを構築し、パラメータ推定を行ったうえで、システムモデルとして利用できるような形にする。離散選択モデルにおいては、前節の議論を踏まえ、効用関数の変数として目的地の位置に関する情報を用いないこととする。その代わりに、歩行者間の相互作用のような、周囲の環境に応じた歩行者の挙動を詳細に表現することとする。

これまでも、歩行者挙動の予測モデルにおいて、歩行者間の相互作用を考慮する研究は行われてきた。代表例として、歩行者の次の一步を予測する離散選択型のモデルが提案されている(Robin *et al.*, 2009; 柳沼ら, 2010)。しかしながら、それらで推定されたパラメータ値によれば、各特性変数に歩行空間として現実的ないかなる値が入力されても、目的地の方向に向かう選択肢が選択される確率が非常に高い。すなわち、現実的な歩行空間としてあり得る値を各変数に導入すると、現在の進行方向や、間近にいる周辺歩行者の位置・人数・進行方向によらず、常に目的地の方向に進む選択肢を選択する確率が7割以上となる。一方、本来の歩行者の挙動は、目的地までの距離がある程度遠ければ、すぐさま目的地に向かって一直線に進むばかりではないと想定される。むしろ、周辺の歩行者の行動を見極めつつ、加減速や方向転換を繰り返し、徐々に目的とする場所に近づくと考えるのが自然である。歩行者の次の一步を予測するモデルは、時間解像度が1[秒]よりも高いオーダーとなるため、このような行動が適切に表現されたものでなければならない。しかし、目的地の位置が支配的な影響力を有する従来のモデルでは、他歩行者との相互作用や障害物の影響について十分に表現できているとはいえないのが現状である。

ここで、離散選択モデルを用いる理由を簡潔に述べる。前述の通り、確率的に次の時刻における歩行者位置を決定するモデルには複数の種類がある。そのなかで、ランダム効用理論に基づく離散選択モデルでは、効用関数の意味が明確であり、各変数の歩行者の移動先決定に対する影響力の意味が明解である。また、離散的な選択肢を移動先とすることに



より、システムモデルに統合する際に別のノイズ項を発生させる必要がなくなり、計算量を削減することも可能である。

#### 4.3.2 離散選択モデルの概要

離散選択モデルでは、各個人が、離散的に与えられた複数の選択肢の中から最も望ましい選択肢を選択すると考える。このとき、各選択肢が有する望ましさを効用と呼ぶ。本研究で用いる多項ロジットモデルは、ランダム効用理論に基づく。これは、各選択肢の効用を、確率的に変動しない確定項と、変動する確率項との和で表すものである。確定項を特性変数について線形の効用関数 $V$ で定義し、確率項にガンベル分布を仮定すると、個人 $n$ が選択肢 $i$ を選択する確率 $P_{in}$ は以下のように導出される(土木学会土木計画学研究委員会, 1995)。

$$P_{in} = \frac{\exp(V_{in})}{\sum_j \exp(V_{jn})} \quad (4.3)$$

ただし、 $j$ は選択肢、 $V_{in}$ は個人 $n$ が選択肢 $i$ を選択するときの効用関数の値である。効用関数は以降で定義し、そのパラメータは実データを用いた最尤法により推定する。

次に、構築モデルにおける選択肢を定義する。各時刻における歩行者は、既存のモデル(瀬尾ら, 2012)を参考に、**図4.3**に示す速度3種類・角度5種類により異なる15個の選択肢から次の時刻における移動先を選択するものとする。移動先の選択は、タイムステップ $t=2/3$ [秒]ごとに行うものとする。選択肢1-5は加速行動に相当し、歩行者の現在速度が $v$ のとき現在地から $1.4vt$ の距離に位置する。同様に、選択肢6-10は速度を変更しない行動、選択肢11-15は減速行動に相当し、それぞれ現在地から $vt$ 、 $0.6vt$ の距離に位置する。また、現在の進行方向を $0^\circ$ とすると、選択肢1,6,11は左 $52.5^\circ$ 、2,7,12は左 $12.5^\circ$ 、3,8,12は $0^\circ$ 、4,9,14は右 $12.5^\circ$ 、5,10,15は右 $52.5^\circ$ の方向に位置する。なお、次章で作成するデータセットは、速度について閾値 $1.2vt$ および $0.8vt$ 、角度について閾値 $\pm 5^\circ$ および $\pm 20^\circ$ により、いずれかの選択肢に帰属させている。

モデル構築およびパラメータ推定に用いるデータは、4.2で説明した観測データから、手動で平面上の人物位置を取得したものである。プロットした画像上の座標を、既知点を利用して床を平面とする座標に投影変換することにより、471人、計5838個の移動軌跡を得た(**図4.4**)。この際に、画像上で遮蔽が発生し取得座標が不正確となったデータや、途中で待ち合わせのために静止した歩行者のデータなどをクリーニングしている。以下では、この5838個をモデル構築やパラメータ推定のためのデータセットとする。作成したデータセットにおける歩行者の平均速度は $1.2$ [m/s]で、直進を $0^\circ$ とし左方向に曲がることを正とした場合の進行方向角度の平均は $0.8^\circ$ である。また、速度分布および進行方向角度の分布を**図4.5**、**図4.6**に示す。これら速度や進行方向の平均値や分布は、従来の歩行者挙動分析(たとえば Bierlaire and Robin, 2009)を鑑みても、おおむね一般的なものだと考えられる。

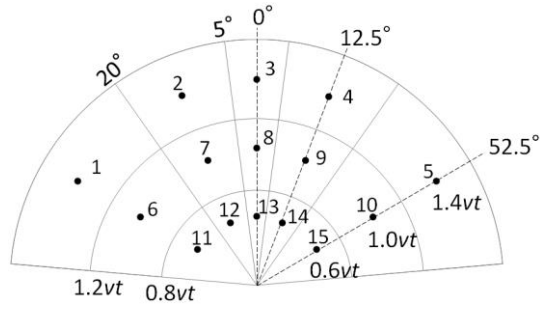


図 4.3 離散選択モデルの選択肢集合

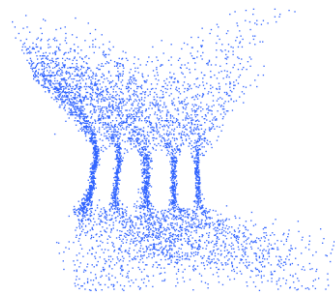


図 4.4 データセットから作成した軌跡データ

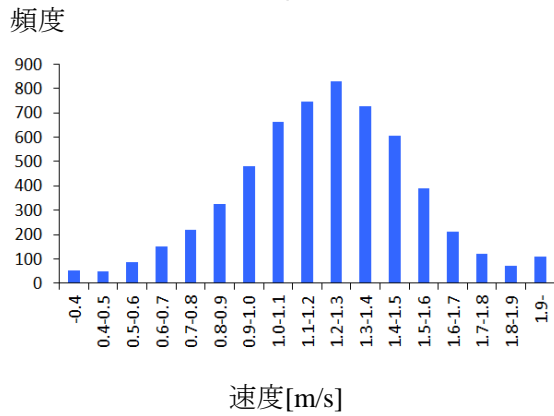


図 4.5 データセットにおける速度分布

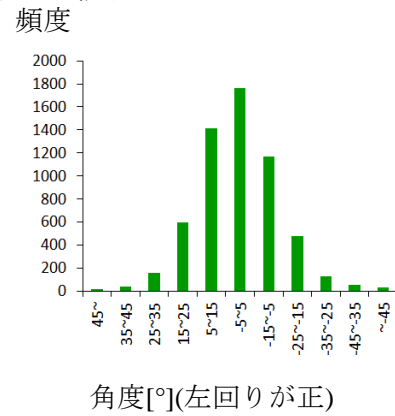


図 4.6 データセットにおける角度分布

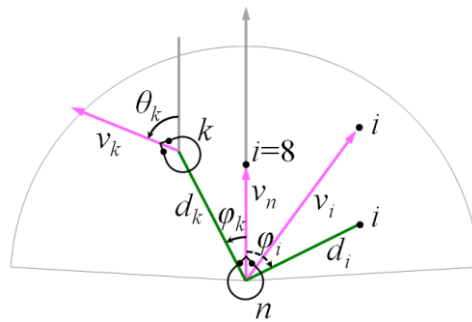


図 4.7 離散選択モデルの変数の設定

以降の説明で用いる変数を図4.7に示す. 添字*i*は選択肢を, *n*は挙動予測対象の歩行者を, *k*は*n*の周囲の歩行者を意味する. *d*は現在地から選択肢および周囲の歩行者までの距離を表し, *d<sub>i</sub>*, *d<sub>k</sub>*などと表記する. *v*は歩行者速度を表し, *v<sub>n</sub>*は歩行者*n*の現在速度, *v<sub>i</sub>*は歩行者*n*が選択肢*i*に移動する場合の速度, *v<sub>k</sub>*は歩行者*k*の現在速度である.  $\varphi$ および $\theta$ は現在の進行方向を0[°], 左方向を正とする角度であり, 定義域は $-180 < \varphi, \theta \leq 180$ とする.  $\varphi_i$ および $\varphi_k$ はそれぞれ, 現在の進行方向に対する選択肢*i*および周辺歩行者*k*の存在する角度を意味する. また,  $\theta_k$ は現在の進行方向に対する周辺歩行者*k*の進行方向を表している.

### 4.3.3 効用関数の設定

続いて, 歩行者の詳細な挙動を表現するための特性変数を設定し, 効用関数を定義する. 本研究では, 以下で説明する5つの特性変数を設定する. (1)速度変更と(2)進行方向維持は, 歩行者全体に共通する一般的な性質を表す. (3)周辺歩行者への同調と(4)付近の歩行者との衝突回避は, 各歩行者がおかれた状況における, 複数の周辺歩行者から受ける比較的広範囲にわたる影響を表す. これに対し, (5)前方歩行者の回避と追従は, 各歩行者周辺の比較的狭い範囲に生じる, 前方歩行者との相互作用の影響を表している.

#### (1) 速度変更

速度に関する歩行者の挙動には, 現在速度の維持と希望速度の実現との2種類の行動が想定される. 既存のモデル(Robin *et al.*, 2009; 柳沼ら, 2010; 瀬尾ら, 2012)では前者のみが考慮されている. 一方, データセットからは, 低速状態において現在速度の維持よりも加速による希望速度の実現を好む傾向がみられる. また, 減速の選択は現在速度によらず行われているため, 本研究では速度の関数とは考えないこととする. 以上から, 速度変更に関する効用は, 加速選択肢のみを対象に以下の通り設定する.

$$u_{i,v} = I_{acc} \left\{ \beta_{acc} \left( \frac{v_n}{v_{max}} \right)^{\lambda_{acc}} + \beta_{accd} \right\} \quad (4.4)$$

第1項は現在速度に応じた加速の不効用, 第2項は現在速度によらない一定の加速効用を意味する. ここで $v_{max}$ は歩行者の最大速度を示す定数(データセットより3.0[m/s]と設定),  $I_{acc}$ は選択肢*i*が加速選択肢に帰属する場合に1となるダミー変数である. パラメータ $\beta_{acc}$ は負,  $\beta_{accd}$ は正が期待される. また, 歩行者の現在速度が大きいほど加速不効用が増大すると考えられるため,  $\lambda_{acc} > 1$ が想定される. なお, このように加速に正の効用を与えるモデル化はこれまで行われておらず, 本研究の特徴のひとつといえる.

#### (2) 進行方向維持

歩行者はむやみに進行方向を変更せずに現在の進行方向を維持すると想定され, データセットにおいても同様の傾向が確認される. 既存のモデル(柳沼ら, 2010)を参考に, 効用を線形の関数として以下により設定する.

$$u_{i,dir} = \beta_{dir} |\varphi_i| \quad (4.5)$$

パラメータ $\beta_{dir}$ は負が期待される。

### (3) 周辺歩行者への同調

本研究で新たに導入する項であり，周辺歩行者の全体的な流動から受ける効用を表す．データセットから，各歩行者は周囲の歩行者の多くが進む方向に同調して進む傾向がみられる．この傾向は，周辺歩行者が生成する全体的な流動を利用して目的とする方向に進みやすい位置取りを行い，むやみにその流動と交錯しない特性と理解できる．この効用を以下により設定する．

$$u_{i,flow} = \beta_{flow} \left( \sum_{k \in C_{i,flow}} \cos|\varphi_i - \theta_k| \right)^{\lambda_{flow}} \quad (4.6)$$

ただし， $C_{i,flow}$ は歩行者 $n$ が選択肢 $i$ を選択する際に影響を及ぼす他の歩行者 $k$ の集合であり，

$$C_{i,flow} = \{k \mid d_k < 7v_n t, |\varphi_k| < 75, |\theta_k| < 75, |\varphi_i - \theta_k| \leq 90\} \quad (4.7)$$

である．これは，(a)歩行者 $k$ が現在速度に比して遠すぎず，(b)歩行者 $n$ の視野に入っており，(c)歩行者 $n$ の現在の進行方向および選択肢 $i$ を選択する場合の進行方向と，歩行者 $k$ の現在の進行方向とが極端に違わないという3つの条件を表す．

式(4.6)は，他の歩行者 $k$ の進行方向と，選択肢 $i$ に向かう進行方向との角度差の余弦を，全ての $k$ について足し合わせることを意味している．従って，全体として周囲の歩行者が向かっている方向にある選択肢ほど変数の値が大きくなり，パラメータ $\beta_{flow}$ は正が期待される．また，類似する歩行者 $k$ が複数存在する場合，この効用の増加率は逓減していくと考えられるため， $0 < \lambda_{flow} < 1$ が期待される．

### (4) 付近の歩行者との衝突回避

本研究で新たに導入する項であり，行動予測対象歩行者 $n$ と他の歩行者 $k$ がともに直進を続けると衝突する可能性がある場合を扱う．この際の衝突回避行動によって生じる不効用について，パターン別に歩行者の選好を表現するものである．

まず，両歩行者が最終的に到達したい領域が存在する方向によって，動線の交差の要不要が異なる(図4.8)．ただし，本研究においては目的地位置が不定であるため，事前にこの情報を知ることはできない．そこで，両者が直進を続けた際に動線が交差する角度 $\theta_k$ の関数として，動線の交差を要する確率 $p_{cross}$ と要しない確率 $p_{noncross} = 1 - p_{cross}$ とを設定する．本研究では，簡易的に以下とした．

$$\begin{aligned} p_{cross} &= \sin^2 \theta_k \\ p_{noncross} &= \cos^2 \theta_k (= 1 - p_{cross}) \end{aligned} \quad (4.8)$$

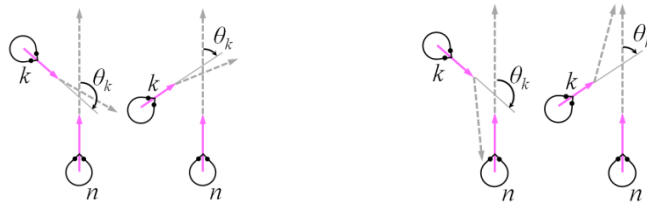


図 4.8 動線の交差が必要・不要な場合(左:必要, 右:不要)

表 4.2 衝突回避行動(動線交差が不要な場合)

	$ \theta_k $ : 鋭角	$ \theta_k $ : 鈍角
式(7)・式(8) 共通	<p>同方向に進むため 歩行者kの後方に回る</p>	<p>側方を通るため 歩行者kに近づく</p>

表 4.3 衝突回避のパターン(動線交差が必要な場合)

	$t_k > t_n$ (自分が先着)	$t_k < t_n$ (相手が先着)
$n$ が $k$ の視野内	交錯回避	交錯容認
$n$ が $k$ の視野外	交錯容認	交錯容認

表 4.4 衝突回避行動(動線交差が必要な場合)

	$ \theta_k $ : 鋭角	$ \theta_k $ : 鈍角
交錯回避 (式(7))	<ul style="list-style-type: none"> <li>後方から回り込む</li> <li>進行方向角度差を<math>0^\circ</math>から遠ざける</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>すれ違う方に進む</li> <li>進行方向角度差を<math>90^\circ</math>から遠ざける</li> </ul>
交錯容認 (式(8))	<ul style="list-style-type: none"> <li>交差点を自分から遠ざける</li> <li>進行方向角度差を<math>90^\circ</math>から遠ざける</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>交差点を自分に近づける</li> <li>進行方向角度差を<math>180^\circ</math>から遠ざける</li> </ul>

動線の交差が不要という仮定のもとでの歩行者 $n$ の衝突回避行動は、歩行者 $k$ の位置を積極的に利用して目的とする方向に進むもので、表4.2に示すように理解される。

次に、動線の交差が必要な場合について考える。以下、両歩行者が等速直線運動を続けた場合の交差点までの到達時間を $t_n$ および $t_k$ とする。 $N$ が既に交差点を通過している場合も、歩行者が物理的な大きさを有することから衝突可能性があるものとして扱い、 $t_n < 0$ とする。いま、歩行者 $n$ の衝突回避行動として、交錯回避と交錯容認という2つの異なるパターンを考える。どちらのパターンに該当するかを、(a)歩行者 $k$ の視野内における歩行者 $n$ の有無、(b)歩行者 $n$ と歩行者 $k$ がともに等速直線運動を続けた場合における動線の交差点への先着歩行者(既に通過している場合も先着に含む)との2つの条件により決定する(表4.3)。表4.3は、歩行者 $n$ が歩行者 $k$ の視野内に入っていて交差点に先着するとき、交錯回避により歩行者 $k$ に対して速度・進路変更を促す傾向が、それ以外の場合では将来的な交錯を容認する傾向があるというデータセットの傾向を反映したものである。さらに、それぞれのパターン場合の衝突回避において想定される行動は、交差角度 $\theta_k$ の違いにより表4.4のように整理される。

これらを踏まえ、効用は以下の通り設定する。

$$u_{i,avoid} = I_{avoid} \beta_{avoid} v_i^{\lambda_{avoid,v}} \cdot \begin{cases} \left[ \sum_{k \in C_{avoid}} \{ p_{cross} |\cos|\varphi_i - \theta_k| + p_{noncross} |\sin|\varphi_i - \varphi_k| \} \right]^{\lambda_{avoid,angle}} & (|\theta_k| < 90^\circ) \\ \left[ \sum_{k \in C_{avoid}} \{ p_{cross} |\sin|\varphi_i - \theta_k| + p_{noncross} |\sin|\varphi_i - \varphi_k| \} \right]^{\lambda_{avoid,angle}} & (|\theta_k| \geq 90^\circ) \end{cases} \quad (4.9)$$

$$u_{i,int} = I_{int} \beta_{int} v_i^{\lambda_{int,v}} \cdot \begin{cases} \left[ \sum_{k \in C_{int}} \{ p_{cross} |\sin|\varphi_i - \theta_k| + p_{noncross} |\sin|\varphi_i - \varphi_k| \} \right]^{\lambda_{int,angle}} & (|\theta_k| \leq 90^\circ) \\ \left[ \sum_{k \in C_{int}} \{ p_{cross} |\cos|\varphi_i - \theta_k| + p_{noncross} |\sin|\varphi_i - \varphi_k| \} \right]^{\lambda_{int,angle}} & (|\theta_k| > 90^\circ) \end{cases} \quad (4.10)$$

ただし、 $I_{avoid}$ および $I_{int}$ は歩行者 $n$ と $k$ との組み合わせに対して定まるダミー変数で、表4.3において交錯回避の場合は $I_{avoid}$ のみが、交錯容認の場合は $I_{int}$ のみが1となる。衝突回避の対象となる歩行者 $k$ の集合 $C_{avoid}$ および $C_{int}$ は、

$$\begin{aligned} C_{avoid} &= \{ k \in C_{close} \mid k \in C_{visible}, t_k > t_n \} \\ C_{int} &= \{ k \in C_{close} \mid k \notin C_{avoid} \} \end{aligned} \quad (4.11)$$

ただし、

$$\begin{aligned}
C_{close} &= \{k \mid d_k < 5.25v_n t, |\varphi_k| < 75, \theta_k \varphi_k > 0, t_n - t_k < 2\} \\
C_{visible} &= \{k \mid \varphi_k - \text{sgn}(\varphi_k) \theta_k > 105\}
\end{aligned} \tag{4.12}$$

である。  $C_{close}$  は、歩行者  $k$  が現在速度に比して遠すぎず、歩行者  $n$  の視野に入り、衝突回避が必要となる条件を示す。また、  $C_{visible}$  は歩行者  $n$  が歩行者  $k$  の視野に入っている条件を示す。  $\text{sgn}()$  は符号関数である。

式(4.9)および式(4.10)の各項のうち  $p_{noncross}$  が含まれる項は表4.2に対応しており、全て共通である。また、  $p_{cross}$  が含まれる項は、表3に示した各パターンに順に対応している。衝突回避の観点から望ましくない進行方向角度差となるときの最大となるような正弦または余弦を、対象となる  $k$  について足し合わせて変数としている。  $B_{avoid}$  および  $\beta_{int}$  には負が期待される。また、  $\lambda_{flow}$  と同様の理由から  $0 < \lambda_{avoid, angle}, \lambda_{int, angle} < 1$  が期待される。なお、  $v_i$  は衝突回避に伴う進行方向変更が必要なときに、所要時間増加をも招く減速行動に不効用があることを表す変数である。  $\lambda_{avoid, v}$  および  $\lambda_{int, v}$  には負が期待される。

#### (5) 前方歩行者の回避と追従

(3) および (4) とは異なり、実際に次の時刻における移動先を決定する際に、現在地近くの前方に存在する歩行者との相互作用を表す項である。データセットから、歩行者は、他歩行者が存在しない選択肢、他歩行者が同一方向に進行している選択肢、異なる方向に進んでいる他歩行者が存在する選択肢の順に選好する傾向がみられる。既存のモデル (Robin *et al.*, 2009) を参考に、この効用を以下で表す。

$$u_{i, leader} = \beta_{leader, v} I_L d_L^{\lambda_L} |\varphi_i - \theta_L|^{\lambda_{leader, v}} + \beta_{leader, dv} \left\{ \sum_{k \in C_{leader, dv}} \exp(v_k - v_i) \right\}^{\lambda_{leader, dv}} \tag{4.13}$$

ここで、歩行者  $L$  は、以下で定める追従の対象となる歩行者  $k$  の集合  $C_{leader}$  のうち  $d_k$  が最小の  $k$  であり、  $I_L$  は  $C_{leader}$  が空集合でないときに1となるダミー変数である。また、  $C_{leader, dv}$  は  $C_{leader}$  のうち  $v_k < v_n$  となる歩行者  $k$  の集合である。

$$\begin{aligned}
C_{leader} &= \{k \mid d_k < 2, |\varphi_k| < 20, |\theta_k| < 20\} \\
C_{leader, dv} &= \{k \in C_{leader} \mid v_k < v_n\}
\end{aligned} \tag{4.14}$$

式(11)は、第1項が最も近い前方歩行者  $k=L$  への追従行動を表しており、現在地から歩行者  $L$  までの距離と、両歩行者の進行方向角度差を変数とする。また、第2項は前方歩行者の速度が自分よりも遅い場合に、やむを得ず減速する行動を表している。前述の通りこの行動全体は不効用であり、  $\beta_{leader, v}$ 、  $\beta_{leader, dv}$  および  $\lambda_{leader, dv}$  は負が期待される。また、歩行者  $L$  に追従する必要がある場合は、歩行者  $L$  までの距離が遠く、歩行者  $L$  と進行方向が近い選択肢を好むことから、  $\lambda_L$  および  $\lambda_{leader, v}$  は正が期待される。

以上をもとに、多項ロジットモデルを用いてモデル構築を行う。選択肢*i*についての効用の確定項 $V_i$ は、式(4.4), (4.5), (4.6), (4.9), (4.10), (4.13)を足し合わせた以下となる。

$$V_i = u_{i,v} + u_{i,dir} + u_{i,flow} + u_{i,int} + u_{i,avoid} + u_{i,leader} \quad (4.15)$$

#### 4.3.4 離散選択モデルのパラメータ推定

式(4.15)に含まれるパラメータ計17個を、4.3.2で作成したデータセットを用いて推定する。BFGS法を用いた最尤推定により、表4.5の推定結果を得た。修正済み尤度比は0.14であり、全パラメータの符号条件について想定通りの結果が得られている。各パラメータの*t*値については、 $\beta_{leader,v}$ ,  $\lambda_L$ ,  $\lambda_{leader,v}$ ,  $\beta_{leader,dv}$ 以外は1%水準で有意となった。全体として、想定した行動を表現するモデルが構築できたといえる。また、各選択肢のデータセットにおける選択数と、推定されたモデルによって選択される確率の全サンプルについての和とのヒストグラムを比較したものが図4.9である。加速行動については全ての角度でおおむね類似した形状が得られている。また、等速・減速行動についても、角度変化が大きい選択肢については良い再現結果を得ている。角度変化が小さい部分に関しては、実際よりも多く減速行

表 4.5 パラメータ推定結果

サンプル数	5838	
修正済み尤度比	0.14	
変数名	推定値	<i>t</i> 値
$\beta_{acc}$	-15.45***	-12.84
$\lambda_{acc}$	1.50***	2.92
$\beta_{accd}$	2.79***	8.01
$\beta_{dir}$	-0.02***	-24.80
$\beta_{flow}$	1.72***	8.97
$\lambda_{flow}$	0.61***	-9.11
$\beta_{avoid}$	-0.31***	-6.04
$\lambda_{avoid, angle}$	0.17***	-5.66
$\lambda_{avoid, v}$	-2.44***	-13.76
$\beta_{int}$	-0.42***	-8.82
$\lambda_{int, angle}$	0.15***	-8.33
$\lambda_{int, v}$	-1.57***	-17.47
$\beta_{leader, v}$	-0.04	-1.13
$\lambda_L$	0.68	-0.56
$\lambda_{leader, v}$	0.73	-1.30
$\beta_{leader, dv}$	-0.14	-1.33
$\lambda_{leader, dv}$	-2.60***	-4.57

\*\*\* : 1%有意

なお、*t*検定は帰無仮説  $\beta=0$  および  $\lambda=1$  に対して行っている



動が予測されている。これは、混雑下においても減速せずに人物間をすり抜けるように進む行動について、構築したモデルでは考慮しきれていないためだと考えられる。なお、全サンプルを5分割し、5-fold cross validationを行った結果からも、各パラメータの推定値はおおよそ同一であることを確認している。

パラメータ推定結果から、詳細な歩行者挙動についての検討を行う。まず、速度変更については、 $\beta_{acc}$ と $\beta_{accd}$ との値より、 $v_n$ が1.0[m/s]以下のとき加速に効用が生じることが分かる。データセットと比較しても妥当な結果といえる。また、構築したモデルでは減速行動に不効用を与えていないことに留意すると、本研究で対象としたデータセットにおける減速行動は歩行者間相互作用の結果であることも理解できる。すなわち、駅構内においては、各歩行者が自由に行動を選択できる場合には現在速度が比較的高く保たれているため、減速行動自体の不効用は小さいものと推察される。主たる減速行動は、前方歩行者に追いついたために減速する行動であると考えることが妥当であろう。

また、進行方向維持と周辺歩行者への同調との相対的な影響度を考えたとき、現在の進行方向に対して40[°]程度以上異なる向きへの流れが存在する場合は、その程度に応じて直進以外の選択肢が最大効用となり得ることが分かる。このことは、周辺歩行者への同調の変数である進行方向角度差の余弦の和が、各歩行者の目的地位置の代替となる可能性を示している。さらに、一部パラメータの有意性に課題は残るものの、動線の交錯予測時の行動や前方歩行者との関係についても、最大効用となる選択肢を左右する程度に選択肢間の効用差を生じうるパラメータ値を得た。このように、本研究で構築したモデルは、目的地位置が支配的となる既存のモデルとは異なり、複数の行動特性の影響が重なりあうことによって行動が決定されるという、より現実に近い歩行者挙動を表現できるモデルとなった。

個々の特性変数については、今後さらなる検討を要する。特に、付近の歩行者との衝突回避については、動線の交錯と合流や分岐との峻別に改善の余地があり、変数化の手法を含めた検討の余地があるといえる。

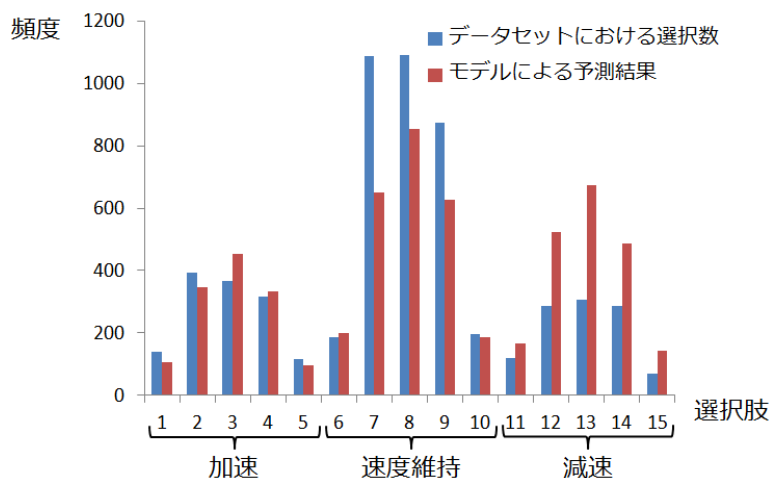


図 4.9 データセットにおける選択数とモデルによる予測結果のヒストグラム

ここまでで、ミクロな歩行者挙動モデルを、各歩行者の目的地を事前に外生的に与えずに構築した。これにより、より現実の状況を反映したモデル化が可能であることを示した。特に、歩行者が周辺歩行者の流れに同調する傾向を特性変数としてモデル化することにより、目的地位置を代替できる可能性を提示した。また、データセットの詳細な観察を通し、一定速度以下での加速傾向や、衝突回避時および前方歩行者存在時の歩行者間相互作用をモデル化した。さらに、パラメータの推定結果から、それら特性の相対的な影響度が検討可能なモデルとなった。このモデルにおける今後の課題として、モデル精度の向上のため、選択肢数や選択肢位置の検討や、選択肢間の相関を考慮できるネスティッドロジットモデルの導入などがあげられる。また、構築したモデルをシミュレーションに用いることを想定すると、歩行者の初期配置および初速を与える手法が別途必要である。さらに、データセットを仔細に渡って観察したうえでのモデル化は労力を要するため、得られたデータセットから歩行者挙動の特徴を抽出し特性変数を半自動的に判定する手法の開発も望まれる。

#### 4.3.5 システムモデルとして扱うための工夫

これまでに構築した歩行者挙動を、人物追跡手法におけるシステムモデルとして用いるための工夫について述べる。

多項ロジットモデルにおいて、効用関数によって各選択肢の効用を計算すると、式(4.3)に従って各選択肢を選ぶ確率が算出される。従って、システムモデルにおいては、この確率を各選択肢に移動する確率として、いわば離散的な確率分布として利用すればよい。パーティクルフィルタを用いる実際の計算においては、リサンプリング同様の手順によって、15個の移動先の候補からそれらへの遷移確率に従ってサンプリングを行えばよい。事後分布を表す1つの粒子に対して、システムモデルによってどの程度の個数の粒子を発生させれば分布を十分に近似できているのかについては、明確な指標はない。原理的には、事後分布のリサンプリングが十分に精度良く行えていれば、システムモデルにおいては粒子を複製する必要はない。しかし、現実的には、リサンプリング時点で確保できる粒子の数には計算機資源などの問題から限度があるため、1つの粒子からシステムモデルにおいても複数の粒子を発生させるほうが良いと考えられている(樋口, 2011a)。4.6以降、本研究でもこの考え方をを用いる。

また、システムモデルの計算時に、厳密に計算を行おうとすると、たとえば歩行者間相互作用においては以下のような計算が必要となる。すなわち、

1. 予測対象とする歩行者の現在位置の分布からサンプリングを行う
2. 予測対象以外の歩行者位置について、その位置の予測分布からサンプリングを行う
3. これらのサンプリング同士の距離をすべてのサンプルの組に対して計算し、必要な変数(たとえば歩行者間の距離)の分布を算出する
4. この変数の分布に基づいて、システムモデルの変数を確率分布からのサンプリングとして扱う

しかしながら，このサンプリングをすべての歩行者に対して行おうとすると，計算量が莫大となり現実的ではない．そこで，実際の計算においては，分布を持っているのは予測対象の歩行者のみであり，他の歩行者については確定値としてある一点にある大きさ・形状・速度などで存在するものとして扱うことにする．その際には，たとえば平均プラグインした値を用いる．

#### 4.3.6 位置以外の変数に関するシステムモデル

ここまでで，式(4.1)に示した状態ベクトルのうち， $x$ と $z$ についてのシステムモデルが構築できた．残りの変数について，説明する．まず， $y$ ， $w$ ， $h$ ， $d$ については，ランダムウォークするものと仮定する．各タイムステップでの変化は微小であると仮定し，比較的小さい分散を与えることを想定する．

また，速度 $\mathbf{v}$ については，位置に関するシステムモデルの入力変数となっており，しかも，次の時刻における位置が定めれば自動的に現在の速度が求まる．すなわち，式で書けば以下となる．

$$p(\mathbf{v}_t | \mathbf{x}_{t-1}) = p \begin{pmatrix} x_t - x_{t-1} | x_{t-1}, z_{t-1}, \mathbf{v}_{t-1} \\ z_t - z_{t-1} | x_{t-1}, z_{t-1}, \mathbf{v}_{t-1} \end{pmatrix} \quad (4.16)$$

最後に，ヒストグラムについて説明する．ヒストグラムについては，システムモデルにおいては時間変化しないものと仮定する．これは，微小時間での色の変化はほとんどないと仮定することになる．また，ノイズを加える操作も行わない．その代わりに，各時刻で，観測ベクトルに基づいて得られるヒストグラムに完全に置き換えていく操作を行うこととする．これは，明度などの急激な変化に対応するためには，時系列に色情報を保持し続けるよりも，連続時刻間のマッチングの精度の良さを保証しておく方が有利であると考えられるためである．

## 4.4 観測モデルの構築

### 4.4.1 モデル作成の方針

本研究では，色情報と距離情報とを観測している．そこで，それぞれの観測情報に対して個別にモデルを作成し，それらの積を観測モデルとして設定することとする．観測モデルの性能は，仮に得られているとする人物位置に対して高い値を返す分布となっているかどうかによって検証する．

これまで，観測ベクトルと状態ベクトルとの関係が必ずしも定かでない場合における，観測モデルのモデリング方法はあまり検討されてこなかった．これまでにも述べたように，

人物抽出・追跡手法における主たる目的は、分布ではなく一点を解として求めることにある。そしてそこでは、膨大な数の手法があるものの、いずれも「抽出・追跡対象の見え」や「抽出・追跡対象と背景領域との識別」を表す特徴量を定義し、そこから人物位置を判断している。

そこで、本研究においては、観測モデルは以下の条件を満たしていることが望ましいものとし、そのうえで既往の手法を援用しながら手法を構築していく。

- 空間上のあらゆる点で値が算出できる(分布が描ける)こと  
予測(提案)分布が空間上のあらゆる点に値をもちうる分布であるので、事後分布を計算するためには観測モデルも連続分布であることが望ましいといえる。
- 人物から外れた地点で高い値にならないこと  
抽出手法によっては、人物以外のものに対しても高い値を返す場合がある。たとえば人物と特徴量が類似する背景を誤抽出する。予測(提案)分布が広がりを持つことを考慮すると、人物付近以外では高い値を返さない観測モデルが望ましいといえる。
- 遮蔽や近接に頑健であること  
これは、そもそもの抽出手法の性能に依存する問題でもあるが、対象とする環境を選ばない観測モデルが望ましいといえる。

上記を念頭に、以下で、複数のモデル候補を検討し、最終的に利用するモデルを選定していく。

#### 4.4.2 色情報に基づく観測モデル候補

色情報に基づく観測モデルは、状態ベクトルで定義した位置と形状と色情報の情報に関して、観測した色情報との類似度を判定する役割を担う。これを特徴量に基づいて整理する(表4.6)。

これらのなかで、前述の条件を全て満たすのは、カラーヒストグラムであると考えられる。そこで、カラーヒストグラムに基づく手法を検討する。具体的には、ヒストグラムの類似度に従う尤度関数を定義する。追跡対象について、時刻 $t-1$ の位置と時刻 $t$ の予測位置における楕円体内部のカラーヒストグラムを、その相関係数であるBhattacharyya係数

$$\rho = \sum_m \sqrt{d_{i,m} d_{i-1,m}} \quad (4.17)$$

を用いて評価することを考える。ここで、 $m$ は取り得る画素値、 $d_i$ は時刻 $i$ における正規化されたヒストグラムであり、 $d_{i,m}$ はヒストグラム $d_i$ における画素値 $m$ の相対頻度を示す。

観測モデルの候補としていくつかのパターンを生成する。まず、ヒストグラムの生成方法について、状態ベクトル内部の画素を一様に扱う方法と、状態ベクトル内部の画素を楕円体中心との距離に従って重み付けする方法の2種類を検討する。また、Bhattacharyya係数をどのように使うべきかについて明確な指針がないため、評価式を複数検討する。具体的には、 $r, g, b$ の3色についてそれぞれ得られる $\rho$ について、それらの積を取ったうえで、

表 4.6 色情報に基づく人物抽出・追跡手法の分類

特徴量の分類	設定方法	具体例
点：画素値	画素値モデリング	Pfinder(Wren <i>et al.</i> , 1997)
		MOG(Stauffer and Grimson, 1999)
		W4(Haritaoglu, 2000)
線：輪郭	エッジ形状	HOG(Dalal and Triggs, 2005)
	勾配ヒストグラム	Zhao and Nevatia (2003)
面：領域全体	ヒストグラム	Nguyen <i>et al.</i> (2007)
	テンプレート	Hager and Belhumeur (1996)
	検出器	Grabner and Bischof (2006)

$$p_{color}(\mathbf{z} | \mathbf{x}) = \begin{cases} \rho \\ \exp(-5(1-\rho)) \\ \exp(-10(1-\rho)) \end{cases} \quad (4.18)$$

の3種類を検討する．すなわち，あわせて6種類を検討することにする．検討は4.4.4において行う．

#### 4.4.3 距離情報に基づく観測モデル候補

距離情報に基づく観測モデルは，状態ベクトルで定義した位置と形状の情報に関して，観測した3次元点群との類似度を判定する役割を担う．これを特徴量に基づいて整理する(表 4.7)．これらのなかで，前述の条件を全て満たすのは，前景距離との差分および距離ヒストグラムであると考えられる．そこで，これらに基づく手法を順に検討する．

表 4.7 距離情報に基づく人物抽出・追跡手法の分類

特徴量の分類	設定方法	具体例
点：観測点までの距離	背景距離との差分	Harville <i>et al.</i> (2001)
	前景距離との差分	鈴木ら (2005)
線：輪郭	点群の形状	中村克行ら (2005)
		橋本ら (2011)
面：領域全体	距離ヒストグラム	Harville (2004)
		Veltkamp (2001)

#### 4.4.3.1 前景距離との差分を用いる方法

前景距離との差分を用いるということは、いま状態ベクトルとして考えている形状との類似度を直接測るということである。ここでは3次元楕円体を考えており、より人物らしい形状であることを、楕円体表面と観測点群の形状が類似していることと捉えていることに相当する。そこで、この比較を、楕円体の画像平面への投影面に含まれる画素の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 $P$ としたとき、楕円体中心 $O$ と $P$ との距離を $d(P)$ とする。また、 $O$ を始点に点 $P$ を通る半直線が楕円体表面と交わる点を $P'$ としたとき、 $O$ と $P'$ との距離を $\hat{d}(P)$ とする。このとき、 $d(P)$ と $\hat{d}(P)$ との差分の和が小さいほど抽出対象の存在確率が高い。さて、この比較をどのようにモデル化するかについて、いくつかのパターンを考える。ひとつは、

実際の距離の差分 $|d_p - \hat{d}_p|$ を用いる方法、もうひとつが距離の比 $\frac{|d_p - \hat{d}_p|}{\hat{d}_p}$ を用いる方法

である。そのうえで、評価式として、

$$p_{range}(\mathbf{z}|\mathbf{x}) = \begin{cases} 1 - \frac{1}{I} \sum_p \left( |d_p - \hat{d}_p| \right)^\lambda \\ \frac{1}{I} \sum_p \left( 1 - \frac{|d_p - \hat{d}_p|}{\hat{d}_p} \right)^\lambda \end{cases} \quad (4.19)$$

をそれぞれ検討する。ここで $I$ は評価対象となる画素数、 $p$ は評価対象となる各画素を指す。 $p_{range}(\mathbf{z}|\mathbf{x})$ が負にならないようにするため、 $|d(P) - \hat{d}(P)| > 1$ となる画素は、 $|d(P) - \hat{d}(P)| = 1$ として計算する。 $\lambda$ は $d(P)$ と $\hat{d}(P)$ との差分の増加に対して、類似度を減少させる度合いを決定する変数であり、今回は0.5, 1, 2の3種類を試す。すなわち、あわせて6種類を検討することにする。検討は4.4.4において行う。

#### 4.4.3.2 Shape Distribution を用いる方法

第2章でレビューした手法とは別に、3次元形状同士の類似度(Shape Similarity)を比較する手法が多数研究されている。Shape Similarityの研究においては、形状の類似度をどのように定義し計算するか(計算問題)と、計算された類似度をもとに同じ形状であるかをどのように判定するか(決定問題)との2つの問題がある。決定問題においては、形状の移動や回転、拡大縮小をどのように扱うかも課題となる。ただし、本研究においては、観測モデルは条件付き分布として表せば良いので、計算問題が扱えれば良い。

計算幾何学をベースとした3次元形状の類似度計算方法は、Veltkamp(2001)に詳しい。一方で、3次元形状からランダムサンプリングした点を用い、点同士の相対的な距離に基づくヒストグラム(Shape Distribution)を特徴量として定義する方法が提案されている(Osada *et al.*,

2002). この手法は、あらゆる3次元形状を同一の基準によって確率分布に変換できるという利点を有する。結果的に、形状の比較もまた、確率分布同士の比較という1つの問題に帰着できる。また、形状全体を特徴量に変換するため、形状の部分的な変化に対してロバストな方法であるといえる。このことを、本研究で得られる距離情報に置き換えて考えると、人物は見えの大きさや回転、遮蔽などにより各時刻で異なる形状として観測される。しかしながら、形状全体としては人物らしい観測点が得られているということができる。そこで、観測モデルにShape Distributionを導入することも検討する。

Shape Distributionは、ヒストグラム作成方法によりいくつかのレパートリーが存在する。ランダムにサンプリングした3点を用い、その3点がなす角度を特徴量とするA3、基準とする点からランダムにサンプリングした1点までの距離を特徴量とするD1、ランダムにサンプリングした2点間の距離を特徴量とするD2、ランダムにサンプリングした3点がなす面積の平方根を特徴量とするD3などである。

本研究においては、はじめに、サンプリングの対象とする観測点を状態ベクトルの楕円体内部に存在する点として設定する。また、類似度の比較は、1期前の観測点がなすShape Distributionと、現在の観測点がなすShape Distributionの比較によって行うこととする。作成するヒストグラムについては、角度を基準とすると見えの変化に影響されやすいことが確認されたことからA3は対象外とし、また、計算量の観点からD3は対象外とし、D1とD2について行う。なお、D1の基準点は楕円体の中心とする。そのうえで、D1とD2それぞれについて取り得る値を等間隔に40等分し、40階級のヒストグラムとして取り扱う。評価式は、式(4.17)における $m$ を画素値からD1あるいはD2のヒストグラム $d$ における値に読み替えたうえでそのまま適用する。色情報に基づく観測モデルの検討と同様に

$$p_{range}(\mathbf{z}|\mathbf{x}) = \begin{cases} \rho \\ \exp(-5(1-\rho)) \\ \exp(-10(1-\rho)) \end{cases} \quad (4.20)$$

を想定し、あわせて6種類について検討を行う。

#### 4.4.4 モデル候補の比較と観測モデル選択

観測モデルの比較検討は、以下のように行う。まず、マニュアルで取得した人物位置を平均とし、正規分布に従う予測分布が得られているという仮定をおく。このもとで、実際の観測ベクトルを与え、観測モデルを計算した際に、事後分布がどのような挙動を示すかを検討する。予測分布の分散は、 $2.5\text{cm}^2$ 、 $5\text{cm}^2$ 、 $7.5\text{cm}^2$ 、 $50\text{cm}^2$ の4種類を想定する。これらを与えた際の、各モデル候補が示す事後分布の平均や分散を算出した(表4.8-4.10)。

これらの結果から、全体的にはどのモデルにおいても結果に決定的な差を与えないことが確認できる。予測分布の形状に対して明らかに不自然な挙動を示すモデルはない。そこで、本研究においては、観測情報の密度や計算速度を鑑みてモデルを決定することとする。

はじめに色情報についての観測モデルは、指数型の評価を行うと残差の平均値が大きくなる傾向にあることから、線形のモデルを用いることとする。すなわち、

$$p_{color}(\mathbf{z}|\mathbf{x}) = \prod_{r,g,b} \sum_m \sqrt{d_{t,m} d_{t-1,m}} \quad (4.21)$$

とする。また、距離情報についての観測モデルは、距離ヒストグラムを生成するための十分な点数が確保できない場合があることから、前景距離との差分を利用することとし、計算量の観点から有利となる実距離に基づく $\lambda=2$ 、すなわち

$$p_{range}(\mathbf{z}|\mathbf{x}) = 1 - \frac{1}{I} \sum_p \left( |d_p - \hat{d}_p| \right)^2 \quad (4.22)$$

を採用する。

なお、本節にかかる部分で、どのモデルを用いた場合も事後分布の分散が必ず増加する傾向にある点についてはさらなる議論を必要とする。種々の予測分布に対して、より適切な事後分布を返す観測モデルがそもそも存在するのか、存在するとすればどのようなモデルであるのかを検討していくことは、今後の課題となる。そこでは、双子実験の適用なども考えられる。



表 4.8 色情報に関する観測モデルの分析

ヒストグラム 生成方法	予測分布の 分散[cm <sup>2</sup> ]	観測モデルの 形式	残差の 平均[cm]	分散の 平均[cm <sup>2</sup> ]
一様	2.5 <sup>2</sup>	$\rho$	2	11
		$\exp(-5(1-\rho))$	2	11
		$\exp(-10(1-\rho))$	3	11
	5 <sup>2</sup>	$\rho$	6	40
		$\exp(-5(1-\rho))$	6	42
		$\exp(-10(1-\rho))$	9	35
	7.5 <sup>2</sup>	$\rho$	10	87
		$\exp(-5(1-\rho))$	11	91
		$\exp(-10(1-\rho))$	15	69
	50 <sup>2</sup>	$\rho$	48	1006
		$\exp(-5(1-\rho))$	67	1082
		$\exp(-10(1-\rho))$	74	329
重み付け	2.5 <sup>2</sup>	$\rho$	2	11
		$\exp(-5(1-\rho))$	2	11
		$\exp(-10(1-\rho))$	3	11
	5 <sup>2</sup>	$\rho$	6	40
		$\exp(-5(1-\rho))$	6	42
		$\exp(-10(1-\rho))$	9	36
	7.5 <sup>2</sup>	$\rho$	10	87
		$\exp(-5(1-\rho))$	10	92
		$\exp(-10(1-\rho))$	15	70
	50 <sup>2</sup>	$\rho$	47	2724
		$\exp(-5(1-\rho))$	66	1170
		$\exp(-10(1-\rho))$	74	341

表 4.9 距離情報に関する観測モデルの分析(1)

変数の設定	予測分布の分散[cm <sup>2</sup> ]	観測モデルの形式	残差の平均[cm]	分散の平均[cm <sup>2</sup> ]
距離 $1 - \frac{1}{I} \sum_p \left(  d_p - \hat{d}_p  \right)^\lambda$	2.5 <sup>2</sup>	$\lambda=0.5$	1	12
		$\lambda=1.0$	1	12
		$\lambda=2.0$	1	12
	5 <sup>2</sup>	$\lambda=0.5$	3	44
		$\lambda=1.0$	3	44
		$\lambda=2.0$	3	44
	7.5 <sup>2</sup>	$\lambda=0.5$	4	98
		$\lambda=1.0$	4	98
		$\lambda=2.0$	5	98
	50 <sup>2</sup>	$\lambda=0.5$	23	3306
		$\lambda=1.0$	23	3332
		$\lambda=2.0$	22	3365
距離の比 $\frac{1}{I} \sum_p \left( 1 - \frac{ d_p - \hat{d}_p }{\hat{d}_p} \right)^\lambda$	2.5 <sup>2</sup>	$\lambda=0.5$	1	11
		$\lambda=1.0$	1	11
		$\lambda=2.0$	1	11
	5 <sup>2</sup>	$\lambda=0.5$	3	44
		$\lambda=1.0$	3	44
		$\lambda=2.0$	4	43
	7.5 <sup>2</sup>	$\lambda=0.5$	5	98
		$\lambda=1.0$	6	97
		$\lambda=2.0$	7	95
	50 <sup>2</sup>	$\lambda=0.5$	25	3204
		$\lambda=1.0$	26	3154
		$\lambda=2.0$	27	3078

表 4.10 距離情報に関する観測モデルの分析(2)

ヒストグラム 生成方法	予測分布の 分散[cm <sup>2</sup> ]	観測モデルの 形式	残差の 平均[cm]	分散の 平均[cm <sup>2</sup> ]
D1	2.5 <sup>2</sup>	$\rho$	1	11
		$\exp(-5(1-\rho))$	2	11
		$\exp(-10(1-\rho))$	2	11
	5 <sup>2</sup>	$\rho$	4	42
		$\exp(-5(1-\rho))$	5	42
		$\exp(-10(1-\rho))$	6	41
	7.5 <sup>2</sup>	$\rho$	7	94
		$\exp(-5(1-\rho))$	8	94
		$\exp(-10(1-\rho))$	10	92
	50 <sup>2</sup>	$\rho$	30	3929
		$\exp(-5(1-\rho))$	36	3734
		$\exp(-10(1-\rho))$	43	3350
D2	2.5 <sup>2</sup>	$\rho$	1	11
		$\exp(-5(1-\rho))$	2	11
		$\exp(-10(1-\rho))$	2	11
	5 <sup>2</sup>	$\rho$	4	42
		$\exp(-5(1-\rho))$	4	42
		$\exp(-10(1-\rho))$	5	41
	7.5 <sup>2</sup>	$\rho$	7	94
		$\exp(-5(1-\rho))$	7	93
		$\exp(-10(1-\rho))$	8	91
	50 <sup>2</sup>	$\rho$	29	3975
		$\exp(-5(1-\rho))$	31	3906
		$\exp(-10(1-\rho))$	32	3838

## 4.5 初期分布設定方法の構築

### 4.5.1 はじめに

本章で構築しようとしている逐次的な人物追跡手法では、一般状態空間モデルにおいて非線形あるいは非正規の確率分布を連立して構築し、複雑な状況における高い追跡性能を目指す。4.2でみたように、このような確率過程の枠組みに対して、人物抽出手法を組み込む研究は、これまで行われていない。そこで、逐次追跡手法における初期フレームを対象に、確率過程の枠組みで構築される人物追跡手法に統合可能な人物抽出手法を新たに構築する。すなわち、観測領域に新たに出現する人物への対応としての抽出手法である。以下で、抽出手法のアプローチを説明し、具体的なモデル化を行い、実データに適用しその性能を確認する。

### 4.5.2 人物抽出手法のアプローチ

人物追跡手法における重要な式は、逐次更新式である式(3.6)である。ここに再掲する。

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t}) \propto p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t-1}) = p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) \int p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) p(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{z}_{1:t-1}) d\mathbf{x}_{t-1} \quad (4.23)$$

一般にこの式の計算には、初期条件として確率分布の初期分布を与える。このように一般状態空間モデルに初期条件を与える操作が、本節で検討する人物抽出問題に相当する。ところで、式(4.23)に示した一般状態空間モデルの展開式は、初期条件として初期分布 $p(\mathbf{x}_0)$ が与えられ、時刻1から $t$ までの観測ベクトル $\mathbf{z}_{1:t} = \{\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_t\}$ が得られることを想定している。一方、本研究においては、 $t=0$ においても観測が存在するため、観測ベクトルとして $\mathbf{z}_{0:t} = \{\mathbf{z}_0, \mathbf{z}_1, \dots, \mathbf{z}_t\}$ が得られる(図3.3)。従って、式(4.23)を得るときと同様に事後確率 $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{0:t})$ を展開した式において $t=1$ とすると、

$$p(\mathbf{x}_1 | \mathbf{z}_{0:1}) \propto p(\mathbf{z}_1 | \mathbf{x}_1) p(\mathbf{x}_1 | \mathbf{z}_0) = p(\mathbf{z}_1 | \mathbf{x}_1) \int p(\mathbf{x}_1 | \mathbf{x}_0) p(\mathbf{x}_0 | \mathbf{z}_0) d\mathbf{x}_0 \quad (4.24)$$

$$p(\mathbf{x}_0 | \mathbf{z}_0) \propto p(\mathbf{z}_0 | \mathbf{x}_0) p(\mathbf{x}_0) \quad (4.25)$$

の2式が得られる。ここで、本研究における人物抽出問題は式(4.25)として定式化される。すなわち、事後確率 $p(\mathbf{x}_0 | \mathbf{z}_0)$ を得るために、初期分布 $p(\mathbf{x}_0)$ と $t=0$ における観測モデル $p(\mathbf{z}_0 | \mathbf{x}_0)$ とを与える問題となる。事後確率を得ることにより、一般状態空間モデルで表される確率的な人物追跡システムに抽出手法を組み込むことが可能となる。この際に、 $t=0$ における人物位置の推定値は、事後分布 $p(\mathbf{x}_0 | \mathbf{z}_0)$ の期待値とする。また、抽出から追跡へ移行するためには、得られた事後分布を利用して式(4.24)を計算すればよい。なお、以降では区別のため、初期

分布 $p(\mathbf{x}_0)$ の期待値を $\bar{\mathbf{x}}_{(prior)0}$ ，事後分布 $p(\mathbf{x}_0|\mathbf{z}_0)$ の期待値を $\bar{\mathbf{x}}_{(post)0}$ と表記する．同様に， $\bar{\mathbf{x}}_{(post)t}$ は事後確率 $p(\mathbf{x}_0|\mathbf{z}_{0:t})$ の期待値である．

本研究における人物抽出の流れをフローチャートに示す(図4.10)．

まず，距離の観測情報に基づいて人物候補 $\mathbf{x}_0$ を抽出し，初期分布 $p(\mathbf{x}_0)$ を設定する．ここで，一般的な確率過程では初期分布として正規分布を与えることが多い(樋口，2011b)ため，本研究でも同様とする．しかし，人物間の遮蔽や近接が起きる複雑な状況においては，人物候補 $\mathbf{x}_0$ の抽出精度が低下する．特に，位置精度が低下する場合に，抽出された位置を平均値とする正規分布を初期分布として与えることは不適切である．提案手法では，この課題を解決するために，色・距離の観測情報に基づく観測モデル $p(\mathbf{z}_0|\mathbf{x}_0)$ を定義し，式(4.24)により事後分布 $p(\mathbf{x}_0|\mathbf{z}_0)$ を計算する．これにより，人物候補の確率分布を正規分布からより観測情報に即した分布へと更新する．続いて，事後確率の期待値 $\bar{\mathbf{x}}_{(post)0}$ を計算し，誤抽出を消去する．

複雑な状況では誤抽出も生じやすいが，観測情報に即した事後確率を利用することにより精度の高い誤抽出消去が行える．最後に抽出結果を追跡プロセスと統合する．以前のフレームで抽出され，既に追跡中の人物を再度抽出することのないように手法を構築する．

本研究では，ステレオビデオカメラから色・距離情報を取得する．そのため，第2章での整理に基づき，人物候補 $\mathbf{x}_0$ の抽出手法としてPlan-Viewを利用する．なお，点を特徴量とする手法では，前景の統合プロセスにおいて未抽出が起こりやすい(Zhao and Nevatia, 2004a)．また，線を特徴量とする手法では，人物と判定すべきエッジ画像の事前学習が必要となるが，複雑な状況下で網羅的な学習を行うことは困難である(山下・藤吉，2010)．これに対し，Plan-Viewを利用する積極的な理由として，画像上ではなく実空間上での人物候補の抽出を行えること，その結果として人物以外の物体を誤抽出する可能性が低いことが挙げられる．また，閾値の適切な設定を行えば人物の未抽出も少なくなる．本研究で構築する抽出手法の特徴は，得られた人物候補 $\mathbf{x}_0$ に対して，初期分布と観測モデルを定義することにより事後確率を算出する点にある．このことにより，前述の課題である，複雑な状況で抽出される

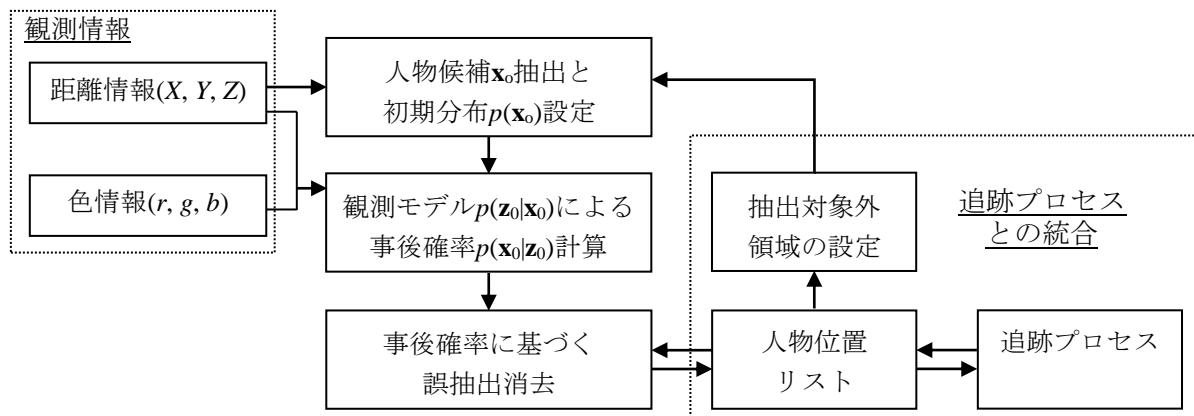


図 4.10 人物抽出手法の流れ

人物候補の位置精度の低さや初期分布の実際の分布からのずれを，式(4.25)により修正できる手法となる．さらに，事後確率が分布として得られるため，確率過程において構築された追跡手法との統合に適した抽出手法となる．

### 4.5.3 人物抽出手法のモデル化

提案手法の各段階についてモデルを構築する．以下では図4.10に従い，人物候補の抽出と初期分布の設定，観測モデルの定義と事後確率の計算，誤抽出の消去，追跡プロセスとの統合について，順に説明する．

#### 4.5.3.1 人物候補抽出と初期分布設定

##### Plan-View Map

前述の通り，人物候補の抽出にはPlan-Viewを利用する．座標系は図4.2で定義したものをを用いる．繰り返しになるが，ステレオビデオカメラは基線がほぼ水平になるように設置されているため，カメラとこの座標系との回転行列は，カメラの床平面に対する撮影角度 $\omega=0.63[\text{rad}]$ と，カメラの設置高さ $h_c=12.0[\text{m}]$ によって表現される．

床平面上の各格子に与える値によって2種類のマップを作成する．なお，Munoz-Salinas(2008)はPlan-View Mapのみを用いて人物追跡を行うため色・距離情報から3種類のマップを作成しているが，本研究では抽出のみを対象とするため距離情報に基づく2種類のマップを作成し，色情報は観測モデルにおいて利用する(図4.10)．また，同様の理由から，マップの平滑化を省略するなどマップ作成を簡略化している．

作成するマップはOccupancy MapとHeight Mapである．Occupancy Mapは，投影される観測点数 $O$ を各格子に与えたマップである．つまり，Occupancy Mapは各格子から上方に伸びる直方体内部に存在する観測点数を表す．ただし，1つの観測点に対応する実際の物体の表面積は，カメラからの撮影距離の二乗に比例するため，投影時に以下の式(4.26)のように重み付けを行っている．Height Mapは，投影される観測点の $y$ 座標の各格子における最大値 $H$ を示す．マップの作成にあたって投影対象とする点は，人物の大きさを考慮して床面からの高さが2m未満にある点とする．以上より，格子 $ij$ における $O$ および $H$ は，

$$\begin{aligned} O_{ij} &= \sum_{n \in ij} \{dist(n)\}^2 \\ H_{ij} &= \max_{n \in ij} \{y_n\} \end{aligned} \tag{4.26}$$

となる．ここで， $n$ は格子 $ij$ 内に投影される点， $dist(n)$ はカメラの投影中心から点 $n$ までの距離， $y_n$ は点 $n$ の $y$ 座標である．

格子の大きさは，小さい値にすると観測した距離情報を高解像度のまま保持できる反面，観測誤差の影響が大きくなる．一方，大きい値にすると観測誤差の影響は小さくなるが，抽出結果の距離解像度が低下し位置精度が低下する．格子の大きさは，適用対象データに基づいて，試行実験により定める．

## 人物候補抽出と初期分布設定

前項で作成したマップに基づき、人物候補抽出を行う。Munoz-Salinas(2008)においてはOccupancy MapとHeight Mapとを混合正規分布に基づいて評価するモデルとしているが、本研究では式(4.27)のように個別に評価する。Occupancy Mapにおいては、 $O$ の値が大きいほど人物候補の存在確率が高いと考えられるため、単調増加関数を設定する方が自然だからである。なお、本研究では、全ての観測点を投影してマップを作成する既往研究と異なり、前述の通りマップ作成時に投影する観測点の範囲を床面からの高さで限定している。それぞれのマップの各格子における人物存在確率 $P_{occupancy}$ および $P_{height}$ は、

$$\begin{aligned} P_{occupancy} &= \frac{1}{2} \left( 1 + \operatorname{erf} \frac{O - \mu_O}{\sqrt{2\sigma_O^2}} \right) \\ P_{height} &= \exp \left( -\frac{(H - \mu_H)^2}{2\sigma_H^2} \right) \end{aligned} \quad (4.27)$$

とする。ただし、

$$\operatorname{erf}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^x e^{-t^2} dt \quad (4.28)$$

は誤差関数である。また、 $\mu_O$ ,  $\sigma_O$ ,  $\mu_H$ ,  $\sigma_H$ は平均および分散を表すパラメータであり、適用対象データから得られる値から定める。このモデルは、Occupancy Mapについては $O$ が大きいほど人物存在確率が高いことを、Height Mapについては $H$ が $\mu_H$ に近いほど人物存在確率が高いことを表現している。

2種類のマップから算出される人物存在確率の積

$$P_{new} = P_{occupancy} \cdot P_{height} \quad (4.29)$$

を各格子における人物存在確率とする。積をとることにより、床平面上の物体により $P_{occupancy}$ のみが大きい場合や、ステレオマッチング時のミスにより $P_{height}$ のみが大きい場合における誤抽出を避けることができる。

全格子の中から $P_{new}$ が大きい順に、格子を人物候補の位置として抽出する。本研究では、状態ベクトルは床平面である $xz$ 平面に直立する楕円体として表現し、人物候補の床平面上の座標 $(x_0, z_0)$ は格子の中心座標とする。これを、ある閾値 $\tau$ に対して、 $P_{new} > \tau$ を満たさなくなるまで繰り返す。この際に、ある格子が人物候補として抽出された場合には、人物の平面的な大きさを考慮して、抽出された格子の中心座標から50cm未満に中心座標がある格子についてはその時点で $P_{new} = 0$ とする。閾値 $\tau$ の値は大きくすると誤抽出が減少するが未抽出が増加し、小さくすると未抽出が防げるが誤抽出が増加する。本研究では、後述の誤抽出消去プロセスを有するため、未抽出が生じないように定める。

また、Plan-Viewからの人物候補 $\mathbf{x}_0$ の抽出にあたっては、状態ベクトル $\mathbf{x}$ に含まれる6変数のうち、床平面上の位置を表す変数 $x$ と $z$ のみを対象とする。残りの変数である、高さ方向の

位置を表す変数 $y$ , 楕円体の大きさを表す変数 $w, h, d$ については一律の値を与えることとする。具体的には, 人物候補の床平面座標 $\mathbf{x}_0$ および $z_0$ に,  $y_0=1.0[\text{m}]$ ,  $w_0=0.4[\text{m}]$ ,  $h_0=1.6[\text{m}]$ ,  $d_0=0.4[\text{m}]$ を与え, 人物候補 $\mathbf{x}_0$ とする。

ここに, 初期分布として正規分布を仮定し,  $p(\mathbf{x}_0)$ を生成する。変数間の共分散は無いものとし,  $p(\mathbf{x}_0) \sim N(\bar{\mathbf{x}}_{(prior)0}, \sigma_{init}^2)$ とした。分散の値は試行実験に基づいて決定する。また, 人物の出現を対象とするため, 人物抽出は観測領域の周縁部においてのみ行う。以下では, 抽出対象とする領域を抽出領域と呼ぶ。

#### 4.5.3.2 観測モデルと事後確率の計算

前節で得られた $p(\mathbf{x}_0)$ を観測モデルによって修正し, 事後確率分布を得る。観測モデルは, 色情報に基づく観測モデル $p_{color}(\mathbf{z}_0|\mathbf{x}_0)$ と距離情報に基づく観測モデル $p_{range}(\mathbf{z}_0|\mathbf{x}_0)$ の両方をモデル化し, その積

$$p(\mathbf{z}_0|\mathbf{x}_0) = p_{color}(\mathbf{z}_0|\mathbf{x}_0) \cdot p_{range}(\mathbf{z}_0|\mathbf{x}_0) \quad (4.30)$$

により定義する。

#### 色情報に基づく観測モデル

色情報に基づく観測モデルはカラーヒストグラムの類似度に従う確率分布とし, 人物候補と背景との類似度が低いほど高い値を返すモデルとする。背景情報は, Wren *et al.*(1997)に基づき, 背景の画素値をモデル化して作成する。画素値 $r, g, b$ の3色それぞれについて観測情報として画素値 $C$ が得られるたびに, 画素値の平均 $\mu$ と分散 $\sigma^2$ を, 背景である確率 $P_{bg}$ と更新率 $\alpha$ に基づいて更新する。具体的には, 時刻 $t$ において,

$$\begin{aligned} \mu_t &= \alpha C_t + (1 - \alpha) \mu_{t-1} \\ \sigma_t^2 &= \alpha (C_t - \mu_t)^2 + (1 - \alpha) \sigma_{t-1}^2 \\ P_{bg,t} &= \exp\left(-\frac{(C_t - \mu_t)^2}{2 \times \sigma_t^2}\right) \\ \alpha_t &= 0.1 \times P_{bg,t} \end{aligned} \quad (4.31)$$

とする。更新率 $\alpha$ は, 新しい観測に基づく画素値と背景である確率が高い画素値とを重み付けする変数である。

人物候補のヒストグラム $d_0$ は, 楕円体 $\mathbf{x}_0$ 内部の画素を対象に作成する。また, 背景のヒストグラム $d_{bg}$ は, 楕円体 $\mathbf{x}_0$ 内部の画素が画像上に投影される点について, 式(4.31)の第1式を用いて作成する。2個のヒストグラムをそれぞれ正規化した後, ヒストグラム間の非類似度を示す指標であるBhattacharyya距離



$$B = 1 - \sum_m \sqrt{d_{0,m} d_{bg,m}} \quad (4.32)$$

を求める．ここで， $m$ は取り得る画素値， $d_{i,m}$ はヒストグラム $d_i$ における画素値 $m$ の相対頻度を示す． $R, g, b$ の3色について式(4.32)を計算し，それらの積を色情報からの観測モデル $p_{color}(\mathbf{z}_0|\mathbf{x}_0)$ とする．

### 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，4.4で構築した観測モデルと同様とする．その概要を以下に再度示す．楕円体の画像平面への投影面に含まれる画素の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 $P$ としたとき，楕円体中心 $O$ と $P$ との距離を $d(P)$ とする．また， $O$ を始点に点 $P$ を通る半直線が楕円体表面と交わる点を $P'$ としたとき， $O$ と $P'$ との距離を $\hat{d}(P)$ とする．このとき， $d(P)$ と $\hat{d}(P)$ との差分の和が小さいほど抽出対象の存在確率が高いことから，

$$p_{range}(\mathbf{z}_0|\mathbf{x}_0) = 1 - \left( \frac{1}{I} \sum_P (d(P) - \hat{d}(P))^2 \right) \quad (4.33)$$

とする．ここで， $I$ は対象となる画素数である．なお， $p_{range}(\mathbf{z}_0|\mathbf{x}_0)$ が負にならないようにするため， $|d(P) - \hat{d}(P)| > 1$ となる画素は， $|d(P) - \hat{d}(P)| = 1$ として計算する．

### 事後確率分布と人物位置の期待値の算出

前節で得られた初期分布 $p(\mathbf{x}_0)$ と観測モデル $p(\mathbf{z}_0|\mathbf{x}_0)$ とから式(4.25)の計算を行い，事後分布 $p(\mathbf{x}_0|\mathbf{z}_0)$ を算出する．この計算は非線形確率分布を含むため，追跡同様にパーティクルフィルタを利用して行う．また，事後確率分布を得ると同時に，事後確率の期待値 $\bar{\mathbf{x}}_{(post)0}$ を算出する．

#### 4.5.3.3 抽出時・追跡の初期段階における誤抽出消去

以上の手順で抽出された人物候補から，誤抽出された候補を消去する．事後確率の期待値である $\bar{\mathbf{x}}_{(post)0}$ の推定値から人物候補を表す楕円体中心間の床平面上の距離を算出し，50cm未満となる場合には同一人物であるとみなす．そして，最大の $P_{new}$ から生成された人物候補のみを残し，他の候補を消去する．また，このとき，[図4.10](#)に示すように追跡プロセスから追跡中の人物位置リストを受け取っているため，人物候補と人物位置リスト上にある人物との距離が50cm未満となった場合には，追跡中の人物のみを残し，人物候補は誤抽出として消去する．

追跡の初期段階においても同様の処理を行う．すなわち，事後確率の期待値である $\bar{\mathbf{x}}_{(post)0}$ を算出するたびに，追跡の初期段階にある全ての人物候補を対象に楕円体中心の床平面上の距離を算出し，50cm未満となる場合には同一人物であるとみなすと同時に，誤抽出と判

定された人物候補は消去する．本研究では，抽出された人物候補が抽出領域内において追跡されている間を追跡の初期段階として扱う．そして，追跡の初期段階が終了した時点でも追跡が継続されている人物候補を，最終的に抽出された人物として確定する．

#### 4.5.3.4 追跡プロセスとの統合

構築した抽出プロセスを追跡プロセスに統合するため，人物候補抽出にあたって既に追跡中の人物を抽出しないように処理を行う．既に追跡中の人物の中心座標から床平面上で50cm未満に中心座標がある格子を抽出対象外領域とし，あらかじめ $P_{new}=0$ とする．

また，式(4)の計算にあたって，システムモデル $p(\mathbf{x}_1|\mathbf{x}_0)$ にはランダムウォークを仮定する．これは，4.3で構築したシステムモデルが人物の現在速度を必要とすることに対し， $t=0$ の時点では抽出された人物の速度が不明だからである．なお， $t=1$ において $\bar{\mathbf{x}}_{(post)1}$ の推定値と $\bar{\mathbf{x}}_{(post)0}$ の推定値との差分が人物の現在速度として得られるため， $t=1$ 以降はすでに構築したシステムモデルを用いることができる．

#### 4.5.4 人物抽出手法の適用と考察

##### 4.5.4.1 マップ作成とパラメータ設定

適用対象データは，4.2で述べたデータとする．この撮影データに対し，Occupancy MapおよびHeight Mapを作成する．床平面が既知であるため，前述の通り，図4の座標系で $0 < y < 2$ を満たす観測点のみを対象とした．Plan-View Mapの格子の大きさは，3，5，10[cm]の3通りを試し，観測誤差の影響と抽出精度とのバランスから5cmとした．そのうえで，各マップの持つ値と実際の人物位置との関係を確認し，式(4.27)におけるパラメータを $\mu_o=7500$ ， $\sigma_o=1000$ ， $\mu_H=1.5$ ， $\sigma_H=0.5$ とした．作成されたマップの例を，一部分を拡大して図4.11に示す．Occupancy Mapは黒色が濃いほど $O$ が大きいこと，Height Mapは黒色が濃いほど $H$ が大きいことを示す．概ね人物位置の床面上が濃くなっていることが確認できる．人物抽出に際する閾値 $\tau$ は，前述の通り未抽出が生じないように定める． $T=0.2$ ，0.25，0.3の3通りを試行した結果から， $\tau=0.2$ とした．

初期分布 $p(\mathbf{x}_0)$ の分散および初期のシステムモデル $p(\mathbf{x}_1|\mathbf{x}_0)$ の分散は，理論的に定めることはできないため，試行実験により決定した．具体的には，まず，初期分布を $\sigma_{mit}=(5, 25, 5, 1, 2.5, 1)$ [cm]とした．この際に，位置については，Plan-Viewからの抽出結果に基づいている $x, z$ に比較的小さい値を，本来個人差があるものの一律の値を与えている $y$ に比較的大きい値を想定した．また，形状 $w, h, d$ については，接近している別の人物が楕円体内に含まれないようにするため小さい値を想定した．次に，初期のシステムモデルについて $\sigma_{sys}=(10, 2.5, 10, 0.5, 0.5, 0.5)$ [cm]とした．この際に， $x, z$ は人物が1フレーム間に進む距離を想定した．また， $y, w, h, d$ は短時間での変化は微小であることから小さい値を想定した．

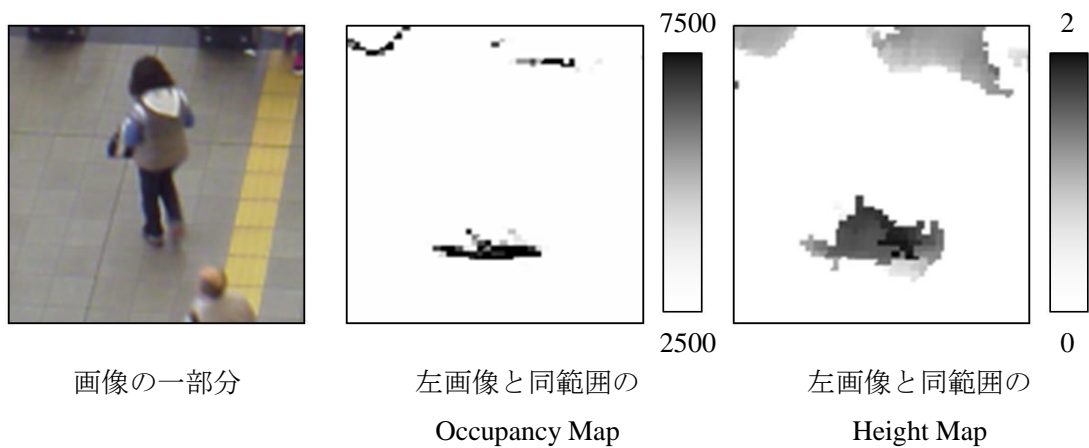


図 4.11 Occupancy Map および Height Map





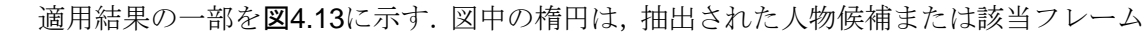
図 4.12 抽出範囲の設定

表 4.11 抽出結果

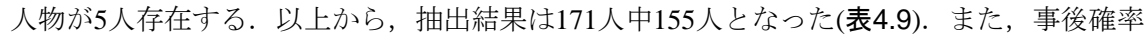
進入口	対象人数	抽出成功人数	誤抽出人数	未抽出人数
北口	56	52	4	0
南口	55	52	1	2
1 番線	37	33	2	2
2 番線	23	18	4	1
<b>合計</b>	<b>171</b>	<b>155</b>	<b>11</b>	<b>5</b>

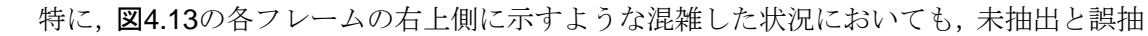
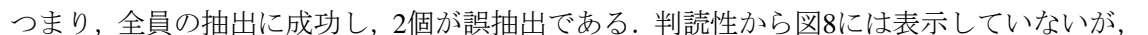
#### 4.5.4.2 適用結果と考察

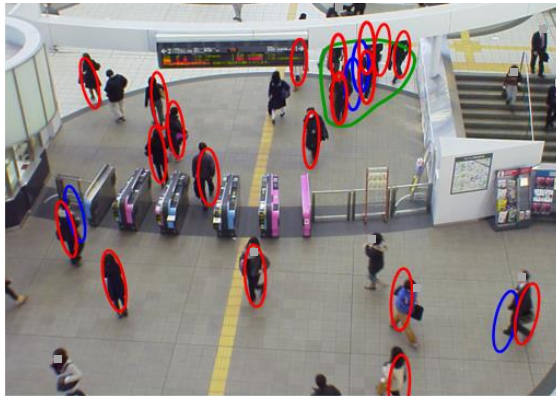
提案手法を、120秒間(900フレーム)を対象として適用した。抽出領域は観測領域の周縁部とし、4.12に黄色で示している。観測領域の外側から抽出領域に進入してきた人物171人を抽出対象とした。抽出領域への進入場所の内訳は、北口が56人、南口が55人、1番線が37人、2番線が23人である(表4.9)。

適用結果の一部を4.13に示す。図中の楕円は、抽出された人物候補または該当フレームにおいて追跡中の人物に対応する状態ベクトル $\bar{\mathbf{x}}_{(post)t}$ の楕円体を画像に投影した領域の外縁を示している。青色の楕円は、それぞれのフレームにおいて誤抽出されている人物候補を示す。これらの多くは、後述するように追跡の初期段階において消去することに成功している。

提案手法による人物抽出性能の検証は目視で行った。推定された抽出結果の楕円体と実際の人物領域とが、画像上で1画素以上重なっている場合に抽出成功とした。1画素以上とした理由は、カメラから遠い位置の人物や、一部が遮蔽されている人物では、当該人物に含まれる可能性のある画素が10画素程度まで少なくなる場合があるためである。ただし、抽出結果の楕円体が抽出対象人物と重なっている画素数よりも、抽出対象以外の人物と重なっている画素数の方が多く場合は、失敗とした。

検証の結果、171人全てが抽出領域内において一度は人物候補として抽出されており、閾値 $\tau$ の設定が妥当であることを確認した。また、抽出領域内において1人の人物に対して複数の人物候補が抽出されたケースは64回あった。しかし、これらの人物候補のうち、追跡の初期段階が終了する時点でも消去されず誤抽出となった人物は11人とどまっている。反対に、誤抽出ではないにも関わらず抽出から追跡へ移行する際に消去され、未抽出となった人物が5人存在する。以上から、抽出結果は171人中155人となった(表4.9)。また、事後確率を利用する効果を確認するため、初期分布のみを用いた抽出との比較を行った。3.1.2で述べたとおり、初期分布のみを用いる手法では、 $\tau$ の値を変更しても未抽出と誤抽出を同時に減らすことはできない。提案手法と同じ未抽出人数(5人)を実現する $\tau$ では、誤抽出が61人となった。また、提案手法と同じ誤抽出人数(11人)を実現する $\tau$ では未抽出が23人となった。この比較結果からも、事後確率を用いる提案手法が有効であるといえる。

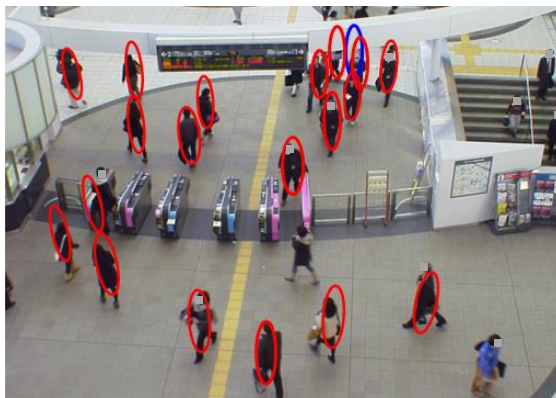
特に、4.13の各フレームの右上側に示すような混雑した状況においても、未抽出と誤抽出の両方を回避することに成功している。具体的には、**frame #745**において、緑色の線で囲まれた領域から8個の人物候補が抽出された。この領域に実際に存在する人物は6人である。つまり、全員の抽出に成功し、2個が誤抽出である。判読性から8には表示していないが、抽出された人物候補には固有の番号を付与している。この番号により確認した結果、これら2個の誤抽出は**frame #750**の時点で消去されていた。また、**frame #750**で発生した2個の誤抽出には**frame #745**における誤抽出とは別の番号が付与されており、これらも以降と同様に消去されることを確認した。



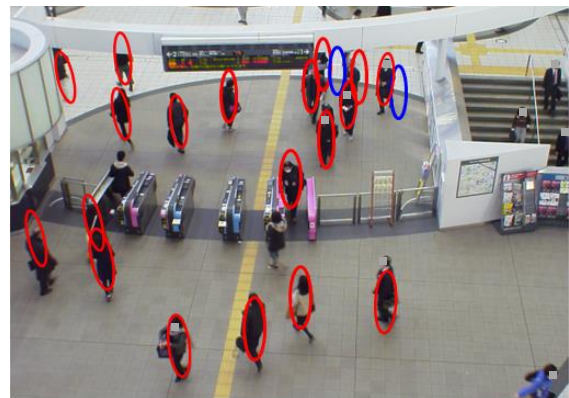
frame #745



frame #750



frame #755



frame #760

図 4.13 適用結果の例

なお、全フレームを通した全体的な傾向として、誤抽出の多くは、目視では何も存在しない位置に観測ベクトルの3次元座標が存在するとき、すなわち3次元座標を求めるステレオマッチングが誤っているときに発生していた。誤った3次元座標が式(4.27)における $H=\mu_H$ の付近に複数存在すると、 $P_{height}$ と $P_{occupancy}$ がともに比較的大きな値となる。その結果、 $P_{new}$ が閾値 $\tau$ よりも大きくなり誤抽出となる。このようなPlan-Viewを利用しても対応できないステレオマッチングのミスに対しては、より正確なステレオマッチング点のみを用いて人物抽出を行うことが考えられる。また、未抽出となった場合の多くは、人物候補の抽出時に反対方向に向かって進んでいる追跡中の人物が接近している状況にあった。そのため、追跡への移行時に、抽出した人物候補と接近していた人物とを誤認している。人物の抽出位置に応じて $t=0$ におけるシステムモデルに指向性を持たせることによる対応が考えられる。

#### 4.5.4.3 まとめ

以上のように、確率過程の枠組みで構築された人物逐次追跡手法において、観測領域に出現する人物抽出を確率過程の初期設定問題と位置づけ、人物抽出手法を構築した。まず、

人物候補を抽出し初期分布を設定したうえで、複数観測情報からの観測モデルにより事後確率分布を求めた。これにより、初期分布と比較して、より観測情報に即した確率分布を用いることができる。その結果、誤抽出消去が可能となり、初期分布のみを用いる手法では困難であった未抽出と誤抽出との同時削減を可能とした。最終的には、抽出プロセスと追跡プロセスを確率過程において統合し、提案手法を構築した。さらに、提案手法を実データに適用し、複雑な状況における有効性を確認した。この提案手法により、長時間にわたる複数人物の自動抽出・追跡が実現可能となる。なお、提案手法内で利用しているモデルは観測条件に応じて組み替えられるため、観測可能な情報に基づいて人物候補の抽出手法や観測モデルのモデル化を行うことができる特徴を有する。

抽出手法に関わる今後の課題としては、さらなる抽出精度の向上が挙げられる。誤抽出を削減するためには、Plan-Viewにおけるマップ作成手法や人物存在確率のモデル改良が求められる。これに対しては、ステレオマッチングのマッチングミスの影響を軽減するためにマッチング精度の良い点のみを用いてマップを作成することや、マップの各セルにおける人物存在確率を近傍のセルの値も考慮して計算するモデルに改良することが考えられる。また、未抽出を削減するためには、追跡の初期段階におけるシステムモデルの検討が必要である。たとえば、現在はランダムウォークとしているが、抽出場所から観測領域の中央方向に向かうものに変更することが考えられる。さらに、本研究とは異なる対象への適用では、対象場の人物密度や速度等の状況に応じたモデル化やパラメータ設定が必要となる。この設定にかかる労力を軽減するためには、多様な状況にある対象への適用を通して、場の状況とモデルやパラメータとの関係を把握し体系化していくことが望まれる。

## 4.6 構築手法の検証と考察

### 4.6.1 構築手法の概要

以上で構築した初期分布設定方法、システムモデル、観測モデルを一般状態空間モデルに組み込み、動線データの取得を行う。手法全体の流れは以下となる(図4.14)。

まず、ある時刻 $t-1$ において追跡中の人物について、システムモデルによって時刻 $t$ における予測分布を得る。予測分布に対して時刻 $t$ における観測情報により観測モデルを計算し、事後分布を算出する。ついで、時刻 $t$ において新たに出現した人物の抽出を行う。ここでは、既に追跡中の人物を再度抽出しないようにするため、4.5.3で述べたように、追跡中の人物の事後分布の情報を利用する。時刻 $t$ において抽出を終えたならば、各人物の尤度を計算するとともに、追跡対象範囲から外に出た人物を探索し、その人物を追跡中のリストから除外する。以上で時刻 $t$ における処理は終了し、時刻 $t+1$ に移行する。

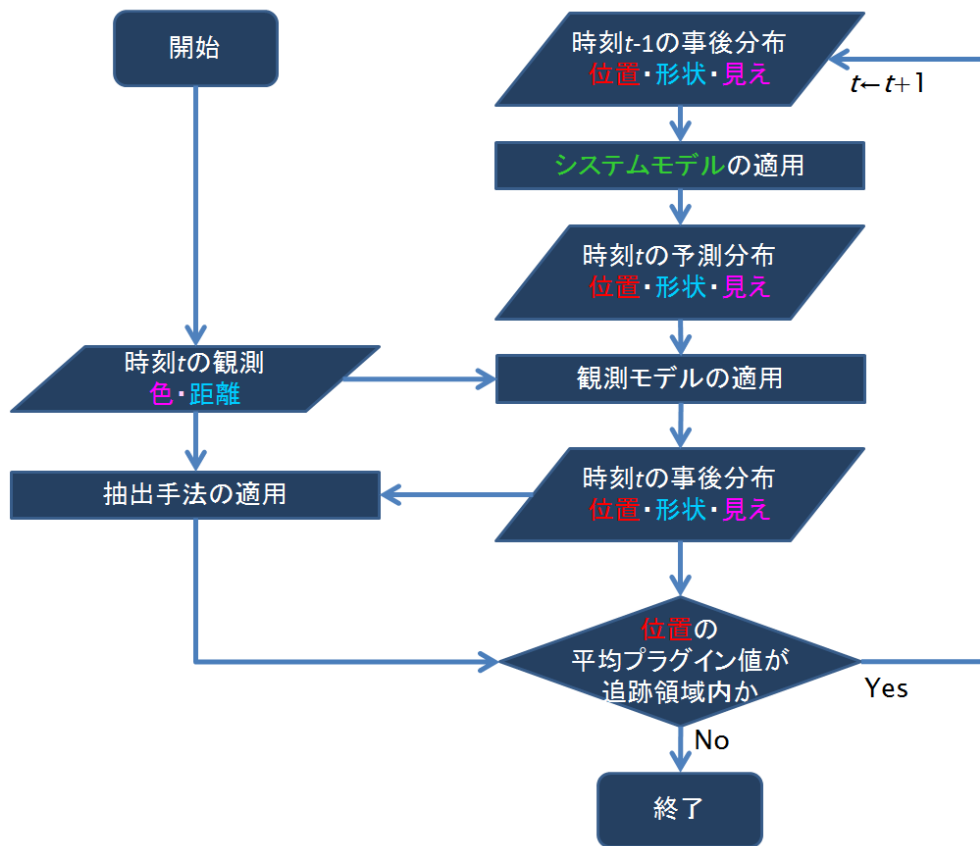


図 4.14 定常なシステムにおける人物追跡の流れ

#### 4.6.2 検証の方針

検証のための適用データは、4.2で述べた観測のうち、90秒間(675フレーム)を対象とする。この間の追跡対象人数は149人、のべ10958人・フレームである。追跡手法の検証に際して、適用データや利用可能な観測情報の相違から、既存手法との客観的な比較は一般に困難である。そこで、本研究では、観測モデルと初期分布については4.4および4.5において最適化されているものとして、システムモデルについて複数の種類を適用することによりその精度を検証する。具体的には、位置に関するシステムモデルにランダムウォークを用いる場合、等速直線運動を用いる場合、4.3で構築した離散選択モデルに基づくモデルを用いる場合の3種類を検討する。ランダムウォークを用いる場合とは、

$$p\left(x_t | x_{t-1}, z_{t-1}\right) = \frac{1}{2\pi\sigma_{rw}^2} \exp\left[-\frac{(x_t - x_{t-1})^2 + (z_t - z_{t-1})^2}{2\sigma_{rw}^2}\right] \quad (4.34)$$

を想定する場合であり、その分散 $\sigma_{rw}^2$ は経験的に与えるものとする。ここでは、 $\sigma_{rw}^2=1[\text{cm}^2]$ とした。また、等速直線運動を想定する場合とは、

$$p\left(\begin{matrix} x_t | x_{t-1}, z_{t-1}, \mathbf{v}_{t-1} \\ z_t | x_{t-1}, z_{t-1}, \mathbf{v}_{t-1} \end{matrix}\right) = \mathbf{v}_{t-1} + \frac{1}{2\pi\sigma_{lu}^2} \exp\left[-\frac{(x_t - x_{t-1} - v_{x,t-1})^2 + (z_t - z_{t-1} - v_{z,t-1})^2}{2\sigma_{lu}^2}\right] \quad (4.35)$$

を想定する場合であり、その分散 $\sigma_{lu}^2$ は経験的に与えるものとする。ここでは、 $\sigma_{rw}^2=1[\text{cm}^2]$ とした。なお、 $v_x$ および $v_z$ はそれぞれ $\mathbf{v}$ の $x$ 成分、 $z$ 成分である。そして、4.3で構築したモデルを用いる場合とは、

$$p\left(\begin{matrix} x_t | x_{t-1}, z_{t-1}, \mathbf{v}_{t-1} \\ z_t | x_{t-1}, z_{t-1}, \mathbf{v}_{t-1} \end{matrix}\right) = \begin{pmatrix} x_{t-1} \\ z_{t-1} \end{pmatrix} + \left( \begin{array}{c} \text{離散選択モデルにおける} \\ \text{各選択肢への遷移確率} \end{array} \middle| \begin{array}{c} \text{全歩行者の} \\ x_{t-1}, z_{t-1}, \mathbf{v}_{t-1} \end{array} \right) \quad (4.36)$$

を想定する場合である。また、位置以外についての分散についても、試行実験より、 $\sigma_y^2=4[\text{cm}^2]$ 、 $\sigma_w^2=\sigma_h^2=\sigma_d^2=0.01[\text{cm}^2]$ とした。また、各成分間の共分散は、 $\sigma_x$ と $\sigma_z$ の間には上述の式で規定される関係が存在し、残りの各成分同士には存在しないものとして扱った。

精度比較の指標としては、全フレーム・人に対する追跡成功率や、ある条件下での追跡成功率(たとえば改札に到達するまで)を考える。さらに、感度分析として、パーティクル数の設定による差異、タイムステップの設定による差異を検討する。パーティクルは、事後分布を近似するとき、システムモデルを計算するときの2箇所でも生成することができる。計算量の都合から最大で1000個を生成することとし、リサンプリング時に100、システムモデルで10を生成する方法と、リサンプリング時に50、システムモデルで20を生成する方法を検討する。さらに、タイムステップについて、1フレームごと(1/7.5[s])および5フレームごと(2/3[s])の2種類を試す。

#### 4.6.3 適用結果と考察

手法の適用結果を示す。追跡成功率について、性能検証を、提案手法による追跡結果と、目視により画像から読み取った追跡対象人物の位置との比較により行った。このとき、追跡結果の楕円が画像上の人物位置と1画素以上重なり、かつ、追跡対象人物と重なっている画素数が追跡対象以外の人物と重なっている画素数より多ければ追跡成功とした。はじめに、システムモデルの違いによる結果を比較した(表4.12)。新たに構築したモデルを用いた場合には、8454人・フレーム(77%)の追跡成功を確認した。また、適用対象の90秒間に改札に到達する130人中、改札到達まで追跡に成功した人数は112人であった。同様に、システムモデルがランダムウォークである場合は72%・105人、等速直線運動である場合は56%・95人であった。以上の結果から、提案手法において、システムモデルに歩行者挙動モデルを統合した効果があったといえる。



表 4. 12 システムモデルによる追跡結果の比較

システムモデル	追跡成功数 [人・フレーム]	追跡成功率 [%]	改札までの 追跡成功数[人]
離散選択モデル	8454	77%	112 / 130
等速直線運動	7915	72%	105 / 130
ランダムウォーク	6133	56%	95 / 130

表 4. 13 パーティクル数・タイムステップ設定による追跡結果の比較

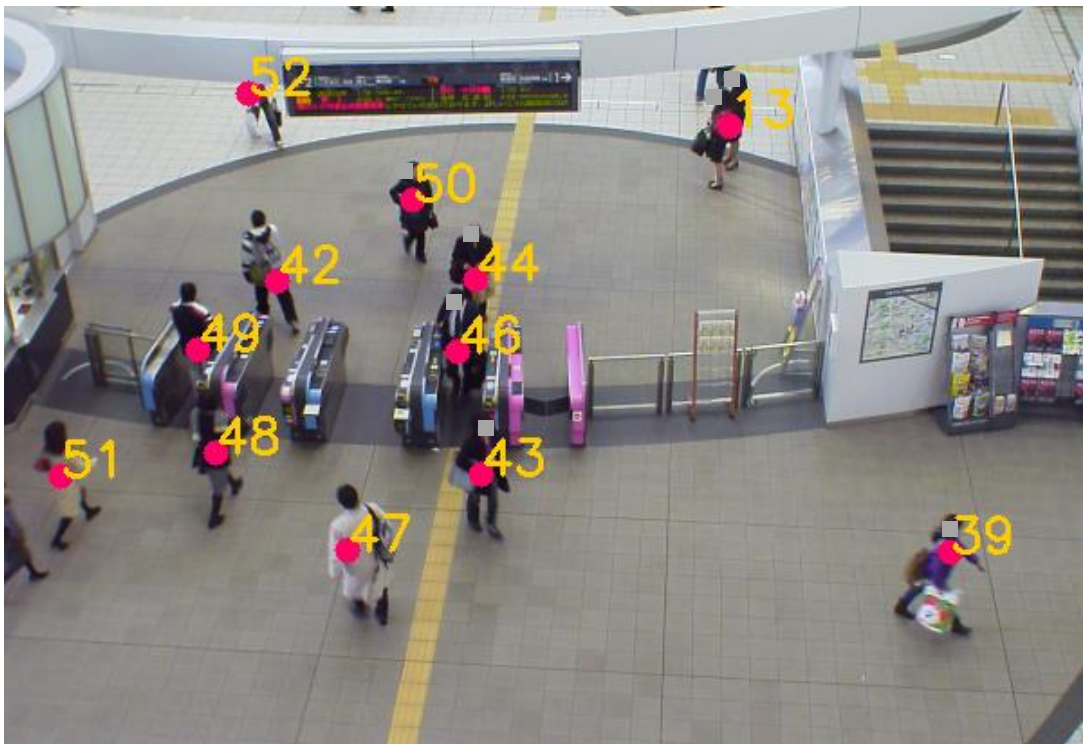
パーティクル数		タイムステップ [frame]	追跡成功率 [%]	改札までの 追跡成功数[人]
リサンプリング	システムモデル			
100	10	1	77%	112 / 130
50	20	1	75%	110 / 130
100	10	5	68%	97 / 130

そこで、4.3で構築したシステムモデルを用いる場合について、その他の条件を検討する(表4.13)。パーティクル数については、リサンプリングで100、システムモデルにおいて10を生成する場合に一番精度がよいことが分かる。また、タイムステップについては、1フレームおきの予測のほうが精度が良く、5フレームごととすると精度が低下することが分かる。もちろん、タイムステップを短くしパーティクル数を多くすることは計算量の増加を招く。しかしながら、本研究においては、十分な追跡精度を確保することを重視し、以下では1000個のパーティクルを上記の条件で生成し、1フレームずつ追跡を行う場合について考察する。

また、実際の適用結果において、特に歩行者挙動モデルを追跡手法に統合した効果と思われる点について説明する。図4.15に、適用結果の一部を示す。画像内の点は、追跡結果として得られた楕円体中心を示したものである。また、画像上の点に付随する数字は、追跡対象人物に対応する各楕円体に固有に与えた番号である。人物間や人物と物体との間にオクルージョンや近接が無い状況では、ほぼ全てのフレームで追跡に成功している。また、オクルージョンや近接、回避行動、改札付近での方向転換や速度変更を伴う状況でも、高い追跡成功率を維持している。



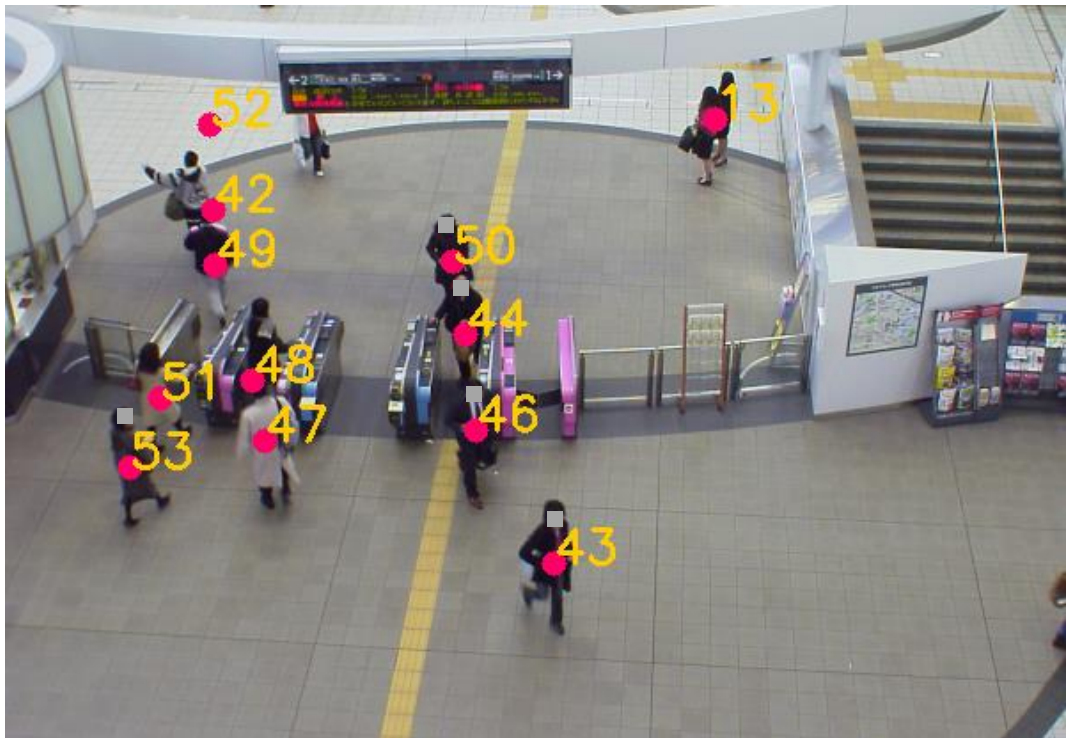
frame #505



frame #510



frame #515



frame #520

図 4. 15 追跡結果の例

#### 4.6.4 まとめ

以上のように、本章では一般状態空間モデルにおいて人物追跡手法を構築するために、モデルの構成要素の定義やモデル化を行った。状態ベクトルと観測ベクトルを定義した後に、システムモデル・観測モデル・初期分布の設定方法を順にモデル化した。そこでは、実データを利用して、それぞれのモデルのパラメータ推定やチューニングを行った。このようにして定義・モデル化した構成要素をもとに、人物挙動が時間・空間不変の場合の追跡手法として構築した。また、実際のデータにおいて性能を確認し、高い追跡性能を確認した。本章の冒頭で述べたように、本来はモデルパラメータを一度推定すれば以降は不変である、という仮定は特別な場合を想定したものである。本章での議論を踏まえると、観測モデルや初期分布設定のモデルについては観測データの変化に対する感度が高くはなく、定常であると仮定することも不自然ではない。しかし、システムモデルは動画像を見ても明らかに時間・空間・各人物間で異なっていると考えることが自然である。そこで、次章以降で手法を拡張し、より一般的な場合にも適用できる形としていく。

# 第5章

## システムモデルの逐次推定手法

### 5.1 はじめに

前章で構築したモデルの前提は、システムモデルが時間的・空間的に変化せず、全歩行者が同じパラメータ分布を持つということであった。4.6での適用を通して、構築したモデルの有用性は確かめられたが、問題点も残っている。たとえば、本来的に各歩行者は年齢や性別などに起因する個人属性を持っており、それらを考慮できていないモデルには改善の余地がある点である。また、空間の混雑度が時間とともに変化しているため、歩行者が交錯や同調のような行動を必然的に取っている場面が見受けられるにもかかわらず、全時間を通して同じパラメータを利用し続けることも現実とは合致していると言い切れない点である。従って、全時間・空間・歩行者に対して同じパラメータを用いるよりも、各時間帯・空間・歩行者に対してより適切なパラメータを与えることができるのであれば、より有用な手法となると考えられる。換言すれば、システムが変化を有する場合、モデルが非定常である場合への対応である。本章では、そのような手法について検討していく。

いま仮に、システムモデルの候補がいくつかあったとして、どの時刻でモデルが切り替わるべきなのか、どの領域にどのモデルを当てはめるべきなのか、どの個人にどのモデルを適用すべきなのか先験的に分かっている場合は、その先験的知識に従ってそれぞれのモデルを適用すればいいことになる。しかし、現実の問題においては、そもそも時空間をどのように切り分ければいいのか、あるいは抽出した人物にどのモデルを当てはめればいいのかを判断することはきわめて難しい。事実、第1章でも述べたように、歩行者挙動に関してのこのような知見の蓄積はほとんどなされていない。

そこで本章では、一般状態空間モデルの枠組みを利用することにより、システムモデルが時間的・空間的・個人ごとに変化する場合への対応手法を、「モデルパラメータを追跡結果に合わせて変化させていく方法」と「モデル形式を追跡精度が上がるように変更していく方法」として構築することを目指す。特に、モデル形式の変更については、いつモデルを変更すべきなのかを逐次的に判定できる手法として構築する。さらに、ここで構築する手法を適用すれば、時空間がどのように切り分けられるのかが把握できることを利用し、適用結果を通して歩行者挙動についての新たな知見を見いだすことをもくろむ。

構築手法においては、前章で構築した手法により既に追跡が行われており、現在時刻までの追跡結果の座標が既知であるという前提をおく。同様の理由から、現在時刻における



事後分布が次の時刻を予測する際の事前分布として得られているという前提をおく。また、前章で検討したように、いくつかのシステムモデルの候補が事前に既知であるという前提をおく(表5.1)。このような前提のもとで、5.2においてシステムの変化検出に関する既往研究を概観し、変化を一般状態空間モデルの枠組みで記述する方法を整理する。ついで5.3において、手法構築の方針を示したうえで、実際に手法を構築していく。そこでは、モデルパラメータを逐次推定していく方法と、モデル形式を逐次選択していく方法とをそれぞれ構築する。最後に、これらをまとめて5.4で適用し、その結果を考察する。

表 5.1 本章における一般状態空間モデルの設定

一般状態空間モデルにおける名称	人物追跡手法において相当するもの
状態ベクトル $\mathbf{x}_t$	<u>人物位置・パラメータ</u>
観測ベクトル $\mathbf{z}_t$	<u>既知と仮定する実座標データ</u>
観測モデル $p(\mathbf{z}_t   \mathbf{x}_t)$	<u>システムモデルにより予測された座標と実座標とを比較するモデル</u>
システムモデル $p(\mathbf{x}_{t+1}   \mathbf{x}_t)$	<u>観測情報に基づき逐次推定を行っていく人物挙動の予測モデル</u>

## 5.2 システム変化の記述と検出

### 5.2.1 システム変化に関する既往研究

本節では、システムの時間変化を扱う既往の手法を概観する。

もっとも基本的な手法では、システムの変化を明示的に記述することはせず、システムが変化した場合を $F$ 検定により検出する。変化の検出対象とするデータが全て存在することを前提とする。代表的な方法として、Chow検定(Chow, 1960)があげられる。これは、回帰モデルの係数がある時点で変化している、という仮説を検定するものである。すなわち、変化が起きているとするならばどの時点であるか、ということが既知であることを前提とした手法である。そのような情報が無い場合に対しては、CUSUM検定(Page, 1955)がある。さ

らに、複数の時点での変化を検出可能な方法として、段階的に変化を検出していくBai and Perron(1998)がある。また、状態空間モデルにおいて変化を検出する手法(Chopin, 2007)も提案されている。これらに対し、変化がないことを帰無仮説として検定を行うのではなく、より積極的に変化自体をモデルのなかに記述する手法(Kim and Nelson, 1999; Durbin and Koopman, 2001)もある。

次に、近年重要性を増しているのが、リアルタイムな手法である。すなわち、データが取得されるたびにいち早く変化を検出する手法である。システムの変化を明示的に記述せず、検定に基づく手法を応用したのものとして、データを取得するたびに検定を繰り返すChu *et al.*(1996)をはじめとする手法が提案されている。これに対し、情報理論や情報論的学習理論の分野では、システム自体やその変化を潜在情報・潜在変数として扱う手法が蓄積されてきている。たとえば、Dynamic Model Selection (Yamanishi and Maruyama, 2007)は、システムを表すモデルが非定常であることを念頭においた手法である。モデルの候補が用意されているときに、逐次的に最適なモデルを選択していく。モデル選択基準は、記述長最小原理に基づいて設定される。

リアルタイム手法における課題のひとつに、同一のシステムからたまたま生じた外れ値と、システム自体が変化した場合とを区別しなければならないことがある。この点に着目したのがChange Finder (Takeuchi and Yamanishi, 2006)である。ここでは、2段階の学習ステップにより、外れ値の検出とシステム変化の検出とを同時に行っている。その概要を以下に述べる。まず、ある確率モデル $p$ に従って時系列に得られるデータ $x$ がある場合に、その確率モデル $p$ において、時刻 $t-1$ までに得られた $x$ の条件付きで時刻 $t$ の $x$ が得られる確率(すなわち $p(x_t|x_{1:t-1})$ )を検討する。これをたとえば対数損失 $-\log p(x_t|x_{1:t-1})$ で評価し、その評価値が閾値以下となった場合に外れ値とみなす。同時に、この評価値の移動平均をとり、その移動平均の時系列に対して同様の操作を繰り返す。移動平均を表す確率モデルについての対数損失を計算し、その評価値が閾値以下となった場合にシステムの変化として検出する。

これらの手法は、主としてサイバー空間における異常検出を対象に発展してきた(山西, 2009)。近年では、歩行者行動をはじめとする交通工学分野においても、モデルの非定常性の考慮は重要な課題となっており(たとえば力石, 2010)、この手法の応用可能性は高いものと考えられる。

### 5.2.2 一般状態空間モデルを利用したシステム変化の記述と検出

本項では、一般状態空間モデルを利用して、システム変化を記述・検出する方法を整理する。一般状態空間モデルにおいては、本章で想定しているシステムの変化はシステムモデルの変化として捉えることができる。システムモデルの変化を記述する方法は2種類に大別できる。ひとつは、システムモデルの候補が存在するという前提のもとで、モデル候補を状態ベクトルあるいはそれに準じる変数(すなわち、直接の観測が不可能な変数：前項の

表現を用いれば潜在変数)として扱う方法である。もうひとつは、3.5.4で述べたような、パラメータ自体を状態ベクトルに含め、モデルパラメータを逐次推定する方法である。

まず、モデル候補を状態ベクトルあるいはそれに準じる変数として扱う方法を説明する。状態ベクトルの一変数としてモデル番号 $k(=k_1, k_2, \dots)$ を導入するか、または、状態ベクトルとは別の潜在変数として $k$ を定義するかのいずれが多い。この際に、 $k$ を何種類用意するかがあらかじめ分からない場合は、ハイパーパラメータによって表現しディリクレ過程で扱う方法(Ishiguro *et al.*, 2008)や、遺伝的アルゴリズムを用いて探索的に最適化する方法(時永・池田, 2011)が提案されている。 $k$ の時間遷移のモデル化は、確率 $c$ で別のモデルに遷移し、 $(1-c)$ で同じモデルのままであるというような想定を行うか、あるいはシステムの変化が検出された際に新しくモデルを作成する、といった方法が考えられる。なお、この際の計算上の工夫として、Rao-Blackwellisation (Casella and Robert, 1996)とよばれる手法がある。これは、状態ベクトル $\mathbf{x}$ を、解析的に解ける部分とそれ以外に分割して、計算量を減らし近似精度を上げる方法である。解析的に解けるとは、たとえば状態ベクトルのうち該当要素についてのシステムモデルおよび観測モデルが線形・ガウス分布で記述でき、カルマンフィルタとして解けるというような意味である。パーティクルフィルタに適用する場合の方法については、Doucet *et al.*(2000)で提案されている。

以上のような方法を用いて記述したシステムモデルの候補からいずれを採用するか、すなわち各時刻でシステムモデルの変化をどのように検出するか、という問題に対しては観測モデルを利用する。ひとつの方法としては、観測モデルによりモデル番号を含めた事後分布を算出し、事後分布の最大値を与えるモデルを現在時刻における最適なシステムモデルとすることが考えられる。もうひとつの方法としては、3.5.4で説明した全体尤度を用いてシステム変化を検出することが考えられる。式(3.30)のうち、時刻 $t$ の部分に着目した

$$\log p(\mathbf{z}_t | \mathbf{z}_{1:t-1}, \boldsymbol{\theta}) \tag{5.1}$$

は、時刻 $t-1$ までのシステムモデル・観測モデル・状態ベクトルの組のもとで、時刻 $t$ における観測が得られる尤度の対数を表している。ゆえに、式(5.1)の値がある時刻 $t$ において低下するということは、時刻 $t-1$ までと時刻 $t$ でシステムモデル・観測モデル・状態ベクトルのいずれかの精度が低下することを意味している。特に、観測モデルについて定常性を仮定すれば、状態ベクトルとシステムモデルの組の精度が低下していることを意味することになる。定常な観測モデルのもとでは、状態ベクトルの事後分布の尤度は、システムモデルによる予測分布の尤度に帰着することから、全体尤度の低下をもってシステムの変化として捉えることができる。

次に、パラメータ自体を状態ベクトルに含める方法を説明する。この方法では、パラメータの事後分布の時間変化自体をシステムの変化と捉えることになる。このアプローチは、シミュレーションモデルのパラメータ推定のために行われている例はあるものの(田代ら, 2012)、事後分布の変化をシステムの変化と関連づけて捉える研究は、これまでほとんど行



われていない。本章ではこのアプローチについても検討する。なお、このとき、システムの変化をパラメータの変化として記述していることにはなるが、変化が起きたあるいは起きていないということそのものに関心があるのであれば、実際にシステムに変化が起きたと判定する手法が別途必要になる。本稿では扱わないが、たとえば連続時刻間での事後分布の距離をカルバックライブラ距離などにより算出し、それが閾値を超えた場合にシステムの変化として検出することが考えられる。

## 5.3 システム変化に対応する手法の構築

### 5.3.1 手法構築の方針

本研究では、既に一般状態空間モデルの枠組みにおいて追跡手法が構築されているため、この枠組みのなかでシステム変化を記述し、理解することを考える。そのうえで、5.1で述べた前提に基づき、あらかじめ観測ベクトルは色・距離の情報ではなく追跡結果の座標として既知であり、各時刻における状態ベクトルの事前分布は既知であるものとする。また、システムモデルの候補 $k$ として、ランダムウォーク、等速直線運動、離散選択モデルの3種類を検討することとする。ここでは、モデル候補が既知であることから、ハイパーパラメータを用いたモデル候補の生成などは検討しない。また、モデル変更についてのシステムモデル、すなわち確率 $c$ に相当するもののモデル化に対して有用な情報も存在しないため、潜在変数として別途定義する方法を利用することは難しい。そこで、本研究では、現在時刻までに得ている追跡結果：状態ベクトルやパラメータの事後分布、および全体尤度の時系列の値を用いて、システムの変化を理解する方針とする(図5.1)。5.3.2ではパラメータを状態ベクトルに含めて逐次推定していく方法を、5.3.3では全体尤度の値をモニタリングしながらシステムモデルを変更していく方法をそれぞれ説明する。両者を一般的な形で書き下せば、パラメータを含めた状態ベクトル(式(3.31))に対して、事後分布が

$$\begin{aligned} p(\hat{\mathbf{x}}_t | \mathbf{z}_{1:t}) &= p(\mathbf{x}_t, \boldsymbol{\theta}_t | \mathbf{z}_{1:t}) \propto p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t, \boldsymbol{\theta}_t) p(\mathbf{x}_t, \boldsymbol{\theta}_t | \mathbf{z}_{1:t-1}) \\ &= p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t, \boldsymbol{\theta}_t) \int \int p(\mathbf{x}_t, \boldsymbol{\theta}_t | \mathbf{x}_{t-1}, \boldsymbol{\theta}_{t-1}) p(\mathbf{x}_{t-1}, \boldsymbol{\theta}_{t-1} | \mathbf{z}_{1:t-1}) d\mathbf{x}_{t-1} d\boldsymbol{\theta}_{t-1} \quad (5.2) \\ &= p(\mathbf{z}_t | \hat{\mathbf{x}}_t) \int p(\hat{\mathbf{x}}_t | \hat{\mathbf{x}}_{t-1}) p(\hat{\mathbf{x}}_{t-1} | \mathbf{z}_{1:t-1}) d\hat{\mathbf{x}}_{t-1} \end{aligned}$$

と書ける。ただし、 $\mathbf{x}_t = (x_t, z_t, v_t)^T$ ,  $\mathbf{z}_t = (x^*_t, z^*_t)^T$  である。なお、 $x^*$ と $z^*$ は観測データとして既に取り得ている座標である。また、このとき、 $\mathbf{x}$ と $\boldsymbol{\theta}$ が従うシステムモデルは相互に無関係であると仮定している。すると、 $p(\boldsymbol{\theta}_t | \boldsymbol{\theta}_{t-1})$ の形式による違いとして、本章で扱う手法は以下の通り説明できる。

- システムの連続的な変化：パラメータの逐次ベイズ推定を用いる手法(5.3.2)  
式(5.2)をそのまま計算する手法がこれに相当する。この手法を用いると、たとえば個

人属性を反映したパラメータが各個人に対して推定されていく。また、時間・空間的に異なるモデルについても、それらのデータに対して適応的にパラメータの事後分布が収束していく。

- システムの離散的な変化：モデル形式の逐次変更(5.3.3)

モデル形式の変更は、式(5.2)の表現を用いれば、 $\theta$ に含まれる要素 $\beta$ について、たとえば変数が減る場合であれば、

$$p(\beta_t | \beta_{t-1}) = p(\beta_t) = \delta(0) \quad (5.3)$$

と表現できる。どのような場合にこの操作を行うのかについては、全体尤度のモニタリングにより決定する。

座標が追跡結果により既知であることを仮定したため、観測モデルとして予測分布の座標と観測ベクトルの座標との距離を変数とした正規分布

$$p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[-\frac{(x_{*t} - x_t)^2 + (z_{*t} - z_t)^2}{2\sigma^2}\right] \quad (5.4)$$

を導入する。 $\sigma$ の値は別途定めるものとする。

なお、2種類の手法のうち前者：モデルパラメータの逐次推定を行うと、結果的に後者：モデル形式の変化をも表現することにはなる。しかし、このように表現される変化は、あくまでも逐次ベイズ推定を繰り返すなかでの変化であり、変化速度が遅い。逐次ベイズ推定では、原理的に各時刻での事後分布が次の時刻における事前分布として影響し続けるためである。これに対し、5.3.3で意図している変化とは、より急激にシステムが変化する場合である。

### 5.3.2 モデルパラメータの逐次推定

モデルパラメータを逐次推定する場合は、式(5.2)をそのまま計算する(図5.1)。システムモデルとしてランダムウォーク、等速直線運動、離散選択モデルの3種類を検討する。式で書き下した形は、それぞれ式(4.34-36)と同様である。各パラメータの事前分布の初期分布は、ランダムウォークと等速直線運動のパラメータである分散については経験的に与えるものとする。また、離散選択モデルについては、第4章で最尤推定したときの値を平均値と分散としてそれぞれ与えるものとする。さらに、パラメータについてのシステムモデル $p(\theta_t | \theta_{t-1})$ にはランダムウォークを仮定し、その分散は経験的に与えるものとする。

さて、各時刻 $t$ において、各パラメータの事後分布が計算できることから、事後分布の時系列の変化をみることができ。この解釈の方法としては、以下のようなものが考えられる。具体的には、次節の適用を通して例を示す。

- 個人属性による個人間の差異  
 同じ場所を通行している複数の歩行者間において、異なる事後分布やその平均プラグイン値を有している場合、それは個人属性に由来する現象だと考えることができる。
- 空間による差異  
 同じ時間帯において、場所によって異なる事後分布やその平均プラグイン値が得られている場合、同じ観測領域内においても歩行者が従うシステムは異なっていると考えることができる。
- 時間による差異  
 混雑度など、時間により観測領域内の状況が変化することは珍しくない。これが、事後分布や平均プラグイン値の違いとして表出することも予想される。

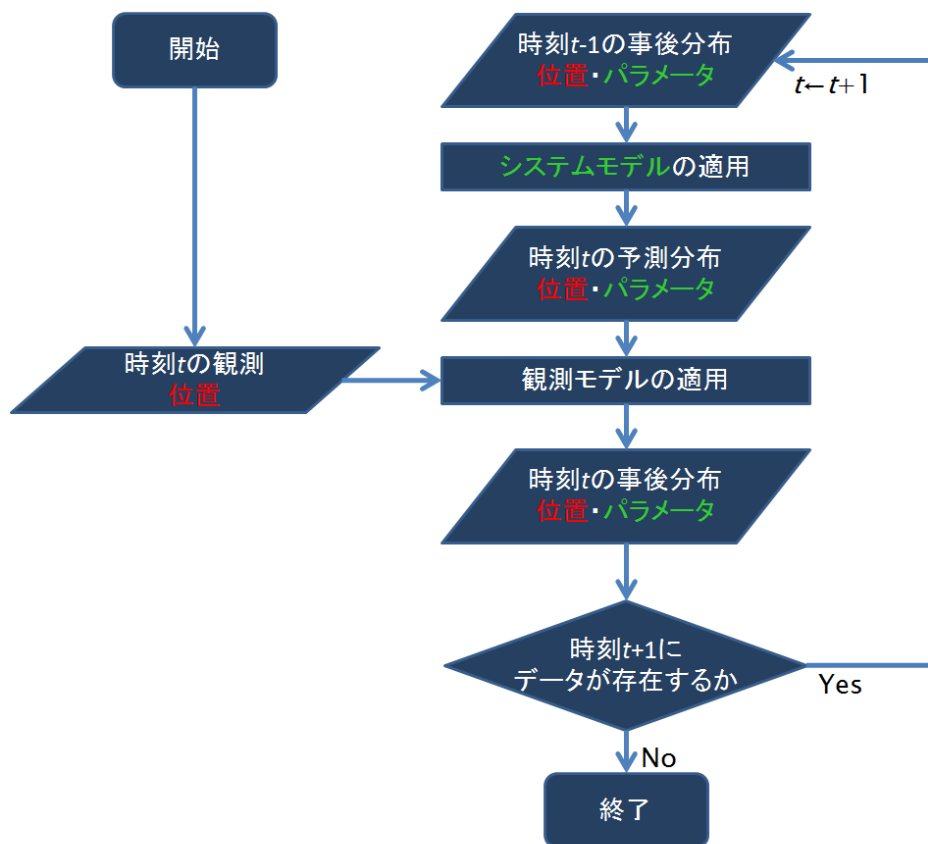


図 5.1 モデルパラメータの逐次推定の流れ

### 5.3.3 モデル形式の逐次変更

モデル形式の変更は、前述の通り全体尤度のモニタリングにより行う(図5.2)。まず、式(5.1)で表される、各時刻において全体尤度に加算される値は、パーティクルフィルタを用いた場合には以下のように近似できる。

$$l_t(\boldsymbol{\theta}) = \log p(\mathbf{z}_t | \mathbf{z}_{1:t-1}, \boldsymbol{\theta}) \approx \left( \log \sum_{i=1}^N w_{t,i} \right) - \log N \quad (5.5)$$

ただし、 $w$ は各粒子の重み、 $N$ は粒子数である。このようにして全体尤度に加算される値 $l$ が逐次得られるものとする。

次に、モデル変更を行う基準を考える。そのため、 $l$ を指標とし、Change Finder (Takeuchi and Yamanishi, 2006)を応用した手法を構築する。前述の通り、Change Finderにおいては、ある確率モデル $p$ に従って時系列に得られるデータ $x$ がある場合に、その確率モデル $p$ において、時刻 $t-1$ までに得られた $x$ の条件付きで時刻 $t$ の $x$ が得られる確率(すなわち $p(x_t | x_{1:t-1})$ )を検討する。これは、対数をとる前の $l$ の意味するところそのものである。また、その対数損失の評価は、符号が逆転しているものの、式(5.5)とほぼ同一である。

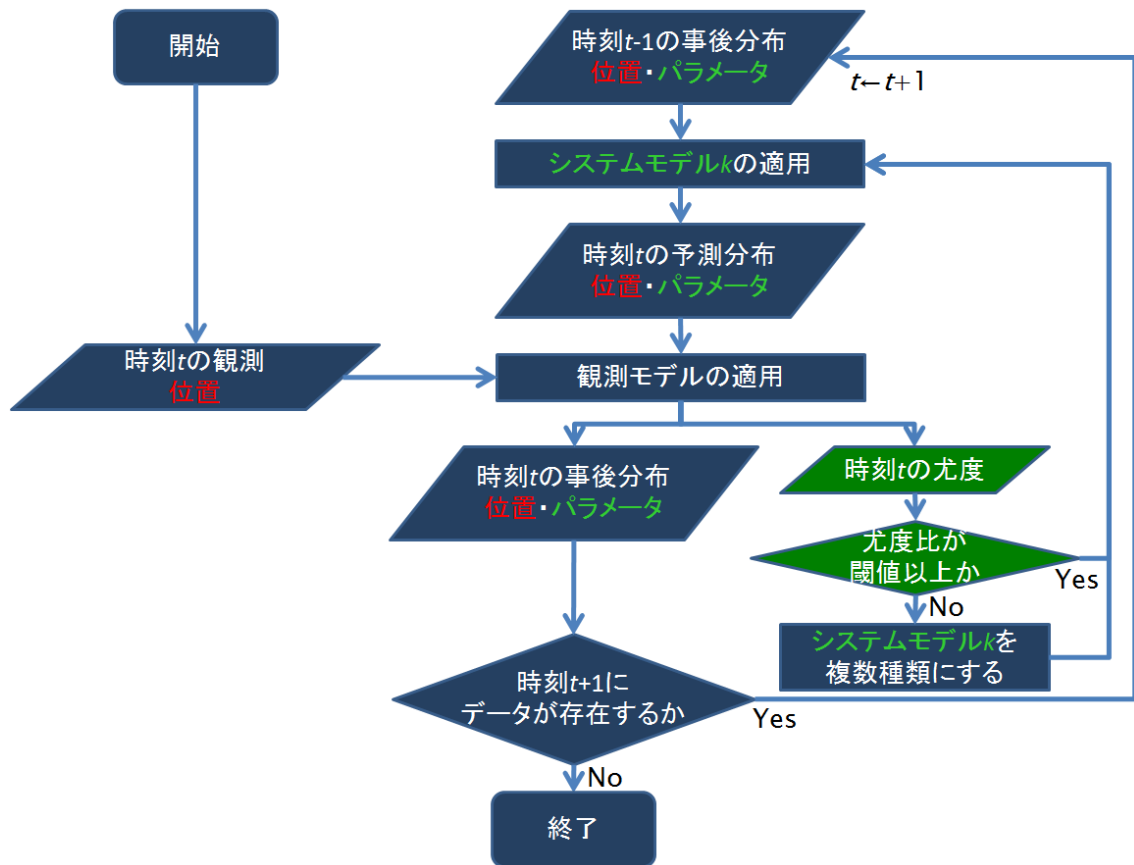


図 5.2 モデル形式の逐次変更の流れ

従って、 $l$ を用いることで、ある閾値に対してそのまま外れ値が検出できることになる。そこで、閾値の設定について検討を行う。いま、対数をとる前の、

$$X = \frac{p(\mathbf{z}_t | \mathbf{z}_{1:t-1}, \boldsymbol{\theta})}{p(\mathbf{z}_{t-1} | \mathbf{z}_{1:t-2}, \boldsymbol{\theta})} \approx \frac{\sum_{i=1}^N w_{t,i} / N}{\sum_{i=1}^N w_{t-1,i} / N} = \frac{\sum_{i=1}^N w_{t,i}}{\sum_{i=1}^N w_{t-1,i}} \quad (5.6)$$

は尤度比である。より具体的には、時刻 $t-1$ までのシステムモデルにおいて得られる時刻 $t-1$ での尤度と、時刻 $t$ での尤度との比である。システムに変化がなければこの値もおおよそ1付近となることが想定できる。そこで、尤度の低下を許容する値を閾値として設定することは、統一的な基準によって外れ値を判定する1つの方法といえる。式(5.6)の対数をとって整理すると、

$$\log \sum_{i=1}^N w_{t,i} - \log \sum_{i=1}^N w_{t-1,i} = l_t - l_{t-1} = \log X \quad (5.7)$$

となる。たとえば、尤度比で2割の低下までは外れ値ではないという設定を設けると、式(5.5)の値が連続する時刻間で $\log(1-0.2)=0.22$ を超えて低下した場合には外れ値である、ということが出来る。

続いて、外れ値ではなくシステム自体が変化した場合の判定方法について説明する。Change Finderと同様に考えると、式(5.5)の移動平均について式(5.7)同様の検討を行えばよいことが分かる。ところで、対数をとる前の式(5.6)を見直すと、たとえば時間幅2について移動平均をとったうえで対数損失を求めれば、結局は、

$$X = \frac{p(\mathbf{z}_t | \mathbf{z}_{1:t-1}, \boldsymbol{\theta}) p(\mathbf{z}_{t-1} | \mathbf{z}_{1:t-2}, \boldsymbol{\theta})}{p(\mathbf{z}_{t-1} | \mathbf{z}_{1:t-2}, \boldsymbol{\theta}) p(\mathbf{z}_{t-2} | \mathbf{z}_{1:t-3}, \boldsymbol{\theta})} \approx \frac{\sum_{i=1}^N w_{t,i}}{\sum_{i=1}^N w_{t-2,i}} \quad (5.8)$$

となる。従って、システムの変化検出は、単純に時間幅 $t_w$ の設定を行ったうえで、時刻 $t$ から $t-t_w$ までのそれぞれについて、対数尤度比(式(5.7))を $t_w$ 個計算すればよい。その全てにおいて $\log X$ が基準を下回っている場合にシステムの変化が検出される。

最後に、システムの変化が検出された場合の処理について説明する。本研究では、現在のモデルに対して変化が検出された場合、3種類のモデル候補全てで次のタイムステップの計算を行い、その際に最大の尤度 $l$ を与えるモデルを採用することとする。なお、モデル候補が増えた場合には、時永・池田(2011)で行われているように、モデル候補 $k$ を複雑度などの指標により1次元に並べておき、システムの変化時には隣のモデルにのみ遷移するというような制約を設けることが考えられる。

実際にモデル形式の逐次変更の結果が得られた場合には、それらと時間的・空間的・個人属性のそれぞれとの関連について考察することが可能となる。次節での適用を通し、その例を示す。

## 5.4 構築手法の検証と考察

### 5.4.1 検証の方針

以上の手法をデータに適用し、その性能を検証する。適用データは、4.2で述べたマニュアルで取得した歩行者座標とする。このうち2分間のデータに対して構築手法を適用する。一般状態空間モデルのパーティクル数は10000個とし、システムモデルにおいて100個、リサンプリング時に100個を交互に生成している。システムモデルの想定は、4.6における適用で述べた式(4.34-36)の3種類と同一である。

各モデルについて、分散の値などを変更したいくつかのパターンを試行する。まず、全パターンに共通の条件として、システムモデルのタイムステップは2/3[秒]とした。また、観測モデル(式(5.4))の分散の値は3, 5, 10[cm<sup>2</sup>]を試行したうえで5[cm<sup>2</sup>]とした。これは、現実的な歩行者速度と1タイムステップで起こりうる角度変化とに対して、予測誤差の許容範囲として妥当な値であると考えられる。また、適用データが有する初期分布についても、分散5[cm<sup>2</sup>]のガウス分布に従うものとした。これは、初期段階においては観測モデルの尤度が極めて高いことを表現するためである。これらの仮定のもとで、以下のパターンの試行を行った(表5.2)。

表 5.2 モデルの逐次変更・パラメータの逐次推定の試行パターン

番号	システム モデルの種類	パラメータの設定		
		初期値の 平均	初期値の 分散	システムモデルに おける分散
1	ランダムウォーク	40[cm]	-	-
2	ランダムウォーク	40[cm]	1[cm <sup>2</sup> ]	1[cm <sup>2</sup> ]
3	ランダムウォーク	40[cm]	40[cm <sup>2</sup> ]	1[cm <sup>2</sup> ]
4	等速直線運動	10[cm]	-	-
5	等速直線運動	10[cm]	1[cm <sup>2</sup> ]	1[cm <sup>2</sup> ]
6	等速直線運動	10[cm]	40[cm <sup>2</sup> ]	1[cm <sup>2</sup> ]
7	離散選択モデル	最尤推定値	-	-
8	離散選択モデル	最尤推定値	最尤推定値	値の絶対値の1%

なお、ランダムウォークおよび等速直線運動のパラメータ(すなわち正規分布の分散)の初期値は、いくつかの値を試したうえで全体的に尤度が高かったものを採用している。初期値の分散について、試行3および6は、事前に情報が得られない場合を想定し、大きな分散を仮定したものである。また、試行1, 4および7はパラメータの値は不変としている。これ

は、パラメータの逐次推定を行う場合との比較対照を行うための試行である。以下で、パラメータの事後分布の変化、全体尤度の変化、それらの変化と時間・空間・個人との関係などについて、検討を加えていく。また、この試行を行う際に、あるシステムモデルの全体尤度が低下した場合には、前述の通り別のモデルへの変更を検討することになる。これらの試行を通して、どのような地点・時点でモデル変更が検討されることになるのかも検証する。

#### 5.4.2 モデルパラメータの逐次推定の結果と考察

はじめに、パラメータの事後分布が逐次得られることのイメージを示す(図5.3, 図5.4)。これは等速直線運動の例であるため、パラメータ(すなわち分散)の値が増加するということは、等速直線運動から遠ざかっていることを意味する。

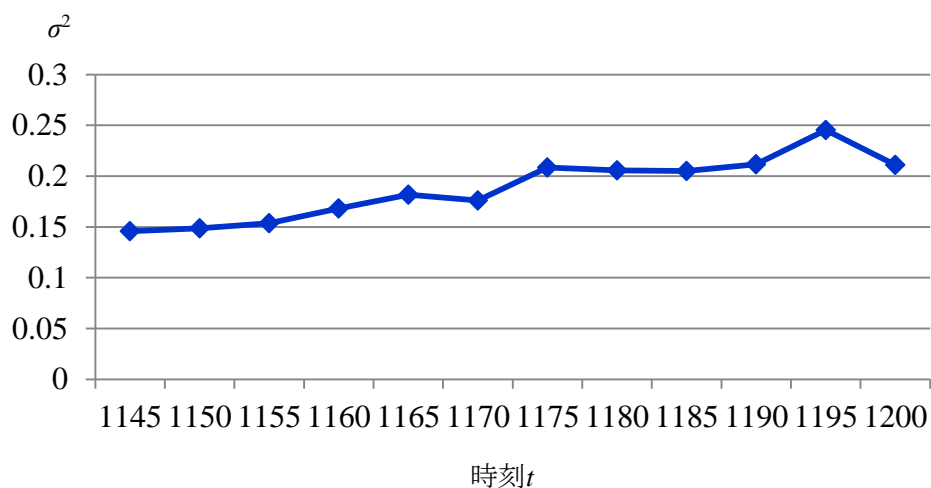


図 5.3 パラメータの事後分布の期待値の時間変化

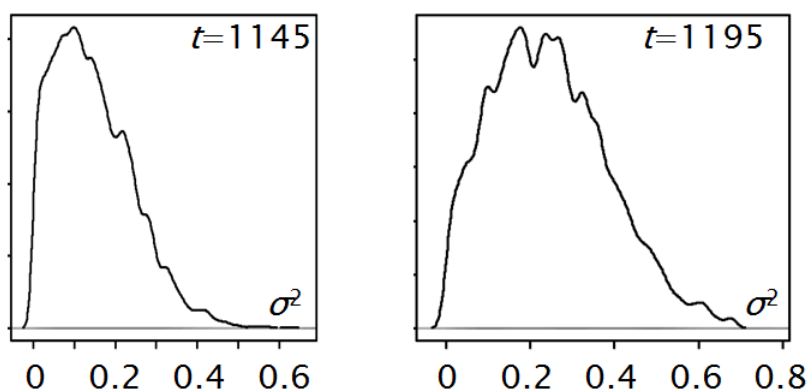


図 5.4 事後分布の分布形の例

このような推定を行い、モデルパラメータを逐次推定した結果と、固定値とした場合とで、比較を行った(表5.3).

表 5.3 パラメータ逐次推定の結果

番号	各期の尤度の平均	値の平均
1	5.72	(0.40)
2	5.86	0.55
3	5.81	0.58
4	8.46	(0.10)
5	7.42	0.19
6	7.35	0.25
7	6.24	(最尤推定値)
8	6.32	※

※パラメータごとに値が得られている。それぞれを最尤推定値と比較した結果、おおむね最尤推定値から 10%程度以内の範囲の値となっていることを確認した。

ランダムウォークと離散選択モデルを用いる場合については、パラメータを逐次推定する方が、固定値を用いる場合よりも、各期の尤度の平均が高くなっている。つまり、逐次推定していく方が、次の時刻における位置の予測精度が高いことを意味している。一方、等速直線運動においては、分散の値を固定した方が尤度は高くなっている。その理由は以下のように理解できる。まず、実際に得られた分散の値の平均をみると、逐次推定を行うことにより分散が大きくなっていくことが確認できる。これは、ある時刻において等速直線運動で表現できないような挙動が発生した際に、きわめて大きな分散をもつパーティクルに高い尤度が返される。ところが、そのようなパーティクル群をもつ人物の次の挙動が等速直線運動的であった場合には、大きく尤度が低下してしまうためである。実際のデータと照らし合わせてもこのような状況は多数存在している。なお、本研究では、次項で述べるモデル選択との併用を考えているため、このような例に対しては、そもそも等速直線運動を適用しないことになる。

実際にも、空間的な値の変動をみると、等速直線運動においては、改札付近で尤度の低下が著しく、改札内では尤度が高いといった傾向がみられる。また、ランダムウォークにおいても、改札到達の直前で分散が大きくなり、改札通過後には分散が小さくなっていく傾向がみられる。また、個人間での値の差に着目した例を示す。離散選択モデルにおける「周囲の歩行者への同調」という項目の値について、似たような軌跡を描く2人の人物に着目すると、改札通過後に同調傾向を強める個人と弱める個人がいることが見て取れる(図5.5,



図5.6). これは, 図5.5において各色で示される歩行者のパラメータ値の変化を図5.6に示したものである. 図5.6では, おおむね同じ地点に到達する時刻が一致するように並べた. このように, 個人間でも違う特性を持つことが分かる.

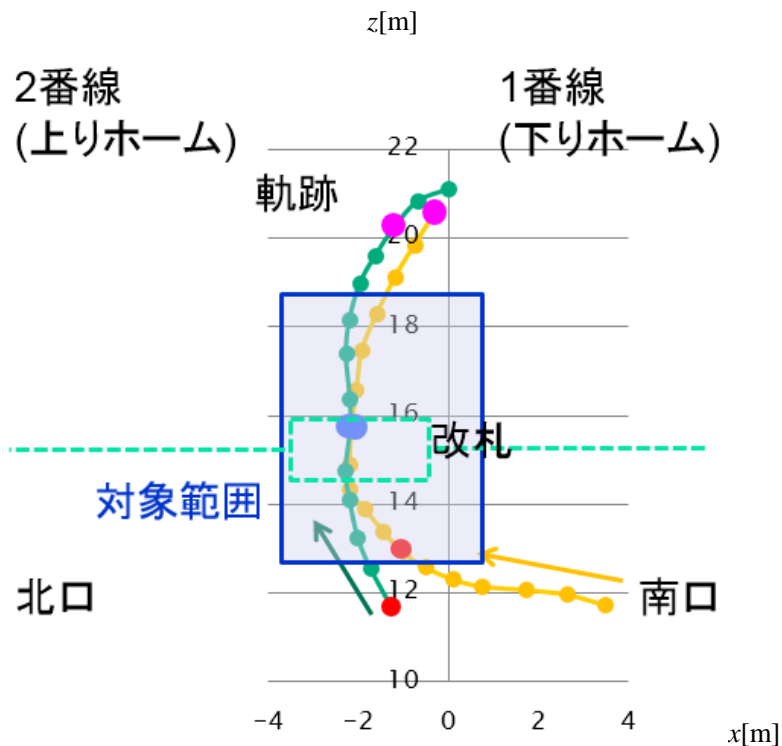


図 5.5 分析対象とする人物の移動軌跡

人物は矢印方向(下から上)に向かって移動している.  
赤・青・桃色のプロットの地点を, 図5.6において同色で塗られた時刻に通過している.

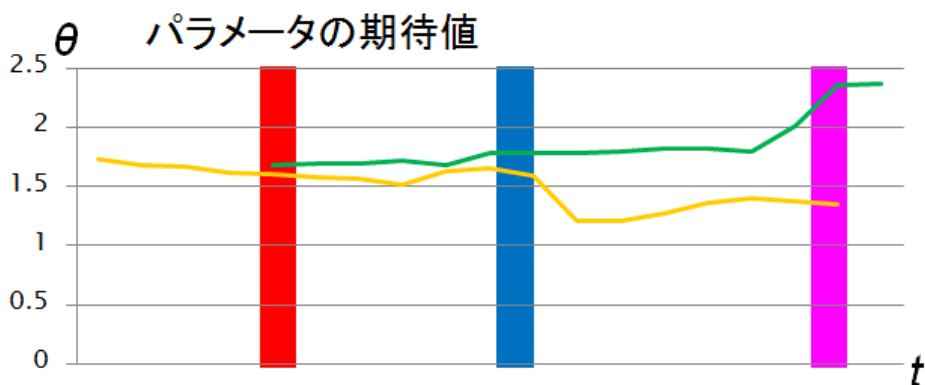


図 5.6 「周囲の歩行者への同調」パラメータ値の時間変化

赤・青・桃色の時点に, 図5.5における同色でプロットされた地点を通過している.

なお、各パラメータ値が各時刻・各人物について得られていることから、本項の内容に関してはより詳細な分析可能性を残している。また、副次的に分かることとして、そもそもノイズの大きさのように理論的に決定することが難しい値についても、サンプルを集めて逐次推定を行っていくことにより、試行錯誤せずとも良い値を探すことが可能だということがあげられる。

### 5.4.3 モデル形式の逐次変更の結果と考察

次に、同じ検証を通して、モデルの逐次変更を試みた。変化検出の設定は $t_w=2$ (すなわち $4/3[s]$ )とし、尤度比は0.7を下回る場合の変化を検出することとした。以下では、特に着目すべき2つの例を示す。まず、ランダムウォークと等速直線運動との切り替えについて、ある人物に着目した例を示す(図5.7)。

- **ランダムウォーク** 分散 $\sigma^2 \sim N(0.40[m], 0.01[m^2])$
- **等速直線運動+正規ノイズ**、ノイズの分散 $\sigma^2 \sim N(0.10[m], 0.01[m^2])$

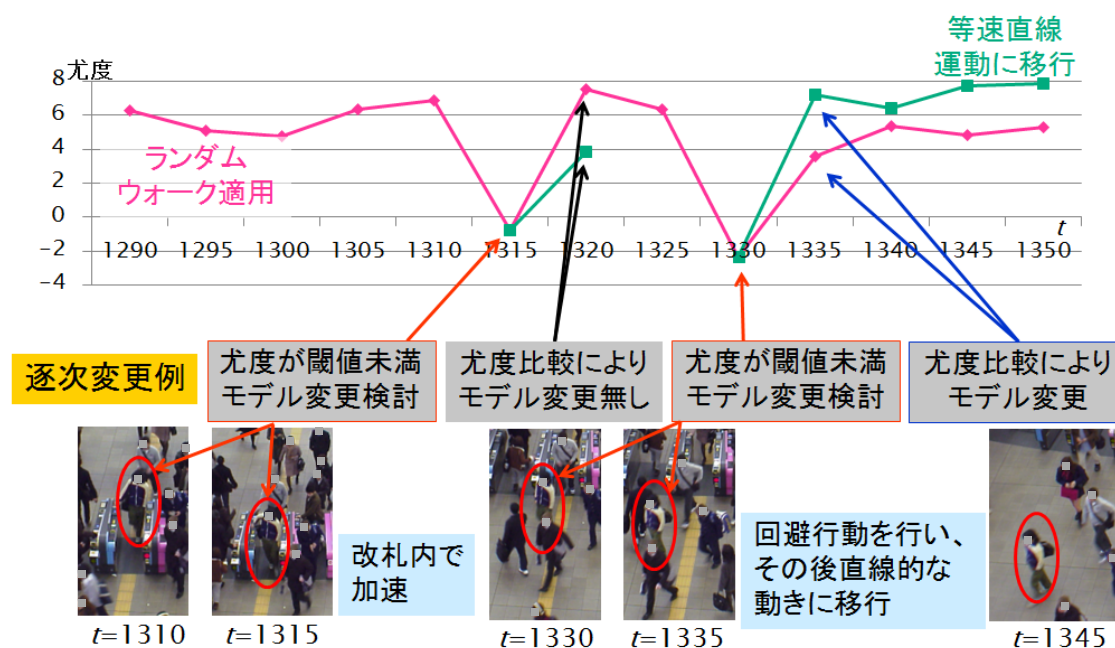


図 5.7 モデル逐次変更の例

この例では、はじめにランダムウォークを適用していた歩行者に対し、改札通過直前の時刻 $t=1315$ で尤度が閾値を下回ったことを受けて、ランダムウォーク以外の、等速直線運動と離散選択モデルの両者の適用を試みた。その結果、ランダムウォークが1番高い尤度を返したため、時刻 $t=1315$ から $t=1320$ にかけてはモデルは変更されなかった。次に、改札通過後の時刻 $t=1330$ では交錯回避のための行動がとられ、再度尤度が閾値を下回った。ここで再び

3種類のシステムモデルを適用した結果、等速直線運動が高い尤度を返したため、 $t=1335$ からは等速直線運動を適用することとなった。なお、判読性を高めるため、図中には離散選択モデルの尤度は記していない。

次に、空間による各モデルを選択した場合の尤度の差異について検討を行う。特に、データセットからは、改札通過前の歩行者は離散選択モデルに従う挙動を、通過後の歩行者は等速直線運動的な挙動を行っていることが推察される。そこで、この点に着目して分析を行った。図5.8は、手法の適用対象としている領域に対して50cmメッシュを設定し、その地点を通過する歩行者にそれぞれのモデルが適用されていた場合の尤度を平均したものである。この結果から、改札の左上側では、離散選択モデルでの尤度が低くなっていることが分かる。反対に、改札右上側では離散選択モデルの尤度が高くなっていることが分かる。事実、改札左上側は上り列車の発車するホームであり、朝時間帯のデータを用いていることもあり、左上の領域のほとんどは改札通過後の歩行者により使われている。一方、右上側の領域は、下り列車からの降車客が多く利用している空間である。従って、データセットから推察された傾向が、ここで表現されているといえる。次章では、実際に追跡結果を用いながら、より複合的な分析を行うことを試みる。

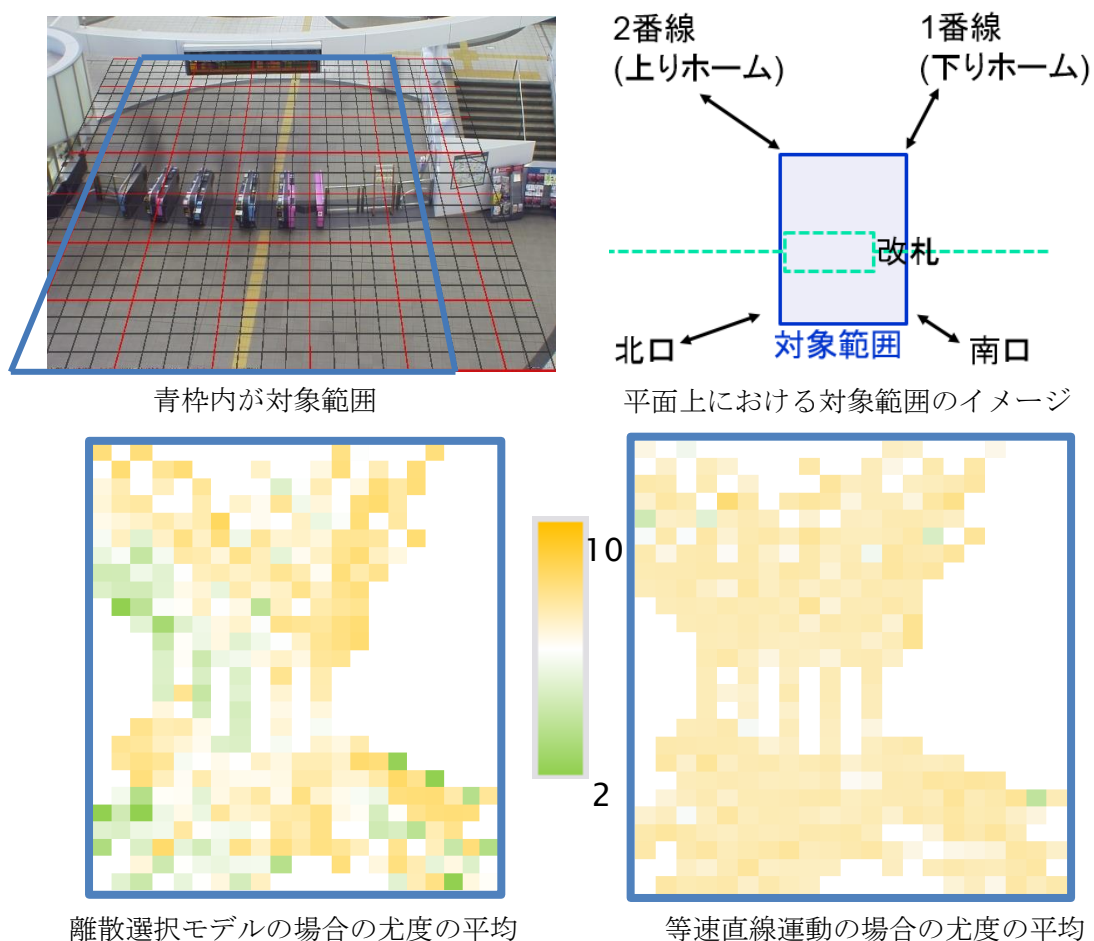


図 5.8 システムモデルによる空間的な尤度の差異

#### 5.4.4 まとめ

以上のように、人物追跡におけるモデルの非定常性や、システムの時間・空間変化、個人間の属性の差異への対応を旨として手法を構築した。適用の結果、逐次的に観測データとして座標が与えられるもとでは、逐次的にモデルを改良し、あるいはより適合度の高いモデルを選択していくことが可能であると分かった。従って、第4章で構築したような手法により、一定程度の精度をもって逐次人物位置が推定できるのであれば、自動追跡を行いながら人物挙動が従うシステムを逐次最適化していくことが可能であると想定できる。そこで、第6章では実際にこの想定を検証していく。

検証においては、空間によって適合度の高いシステムが違う傾向が顕著にみられた。前述の通り、改札通過後にホームに向かう挙動が等速直線運動的であるということが理由の1つであろう。この結果からは、シミュレーションモデルの推定時にも、そもそも全空間上のサンプルを一括で扱うのではなく、改札到達前と到達後で別のモデルを推定することが望ましい可能性を示している。なお、このような傾向も、そもそも改札の設置位置や、一方通行の設定としてある改札の存在のような他の要因と絡み合って生まれるものである。たとえば改札の設置位置をずらした場合、台数を増減した場合、一方通行の向きを反対にした場合など、様々な想定に対して議論を行うためには、交通量との関係なども含めた議論が求められる。また、本章では、時間によるシステムの大きな違いはみられなかった。これは、もともと初期分布として与えている分布が、全時間を通したサンプルをもとに最尤推定した結果であるためであると考えられる。本来であれば、ある時刻までのサンプルを用いて最尤推定を行った結果を、その時刻以降の初期分布として用いるような方法にすることが求められる。さらに、そもそもあらかじめモデル候補として用意するモデルを決定する方法についても議論が必要である。今後、用意する各モデルの特徴や、それが実際の挙動のどのような部分を表現するのに向いているのかというような整理が必要となる。あるいは、このような適用を念頭に新しくモデル形式を開発していくことも必要となろう。

また、本章で提案した手法は、シミュレーションモデルやシステムモデルの自動生成のような発展可能性を有している。たとえば、シミュレーションモデルの推定において最尤法を用いようとするれば、サンプル数が十分に必要であり、また、数学的には事後分布が正規分布で近似できることが保証されているべきである。実際の問題において、特に歩行者挙動を扱う場合には、サンプル数が限られているにも関わらず、表現しなければならない特性が多岐にわたるため、必ずしも最尤推定が機能するとは限らない。これに対し、構築手法では、事前分布が設定できるのであれば、ベイズ推測の枠組みにおいてシミュレーションモデルの構築が可能となる。さらに、一般状態空間モデルの枠組みを用いていることにより、時間・空間的な変動を加味したモデルを構築することができるようになるという利点を有する。

なお、今回は簡単のためにモデルパラメータの逐次推定とモデル形式の逐次変更を同時に行う場合のみ考察を行ったが、この方法では個人間・時間・空間のいずれの要因によっ

てシステムに変化が生じたのかを峻別することが難しい場合がある。より詳細な分析を行うためには、いずれかの変化のみに着目した方法を試していくことが考えられる。たとえば、モデルパラメータは固定したままモデル形式の変更について検討を行えば、個人・空間に対してはモデルが定常であると仮定したうえでの時間変化をみることができる。

# 第6章

## 拡張手法の構築：

# 人物挙動が時間・空間変化を 有するシステムの場合

### 6.1 手法の概要

これまで、第4章でシステムが時間変化しない場合の人物追跡手法を構築した。ついで第5章でシステムの時間変化を考慮する方法を構築した。そこでは、実データに基づいて、実データをより適切に表現できるようにシステムを逐次更新していく手法を構築した。本章では、これら2つの成果を統合し、時間・空間的にシステムが変化していく場合の人物追跡手法について検討を行っていく。すなわち、手法の流れとしては以下の通りとなる(図6.1)。

まず、ある時刻 $t-1$ において追跡中の人物について、選択されているシステムモデルによって時刻 $t$ における予測分布を得る。モデルの変更が検討されている人物に対しては、一時的に全てのシステムモデルが選択されていることになる。予測分布に対して時刻 $t$ における観測情報により観測モデルを計算し、事後分布を算出する。また、尤度に基づいてモデル変更の必要性があるかを判断し、次のステップにおいて用いるシステムモデルを選択する。ついで、時刻 $t$ において新たに出現した人物の抽出を行う。ここでは、既に追跡中の人物を再度抽出しないようにするため、4.5.3で述べたように、追跡中の人物の事後分布の情報を利用する。時刻 $t$ において抽出された人物については、システムモデルを全て選択した状態にする。最後に、追跡対象範囲から外に出た人物を探索し、その人物を追跡中のリストから除外する。以上で時刻 $t$ における処理は終了し、時刻 $t+1$ に移行する。

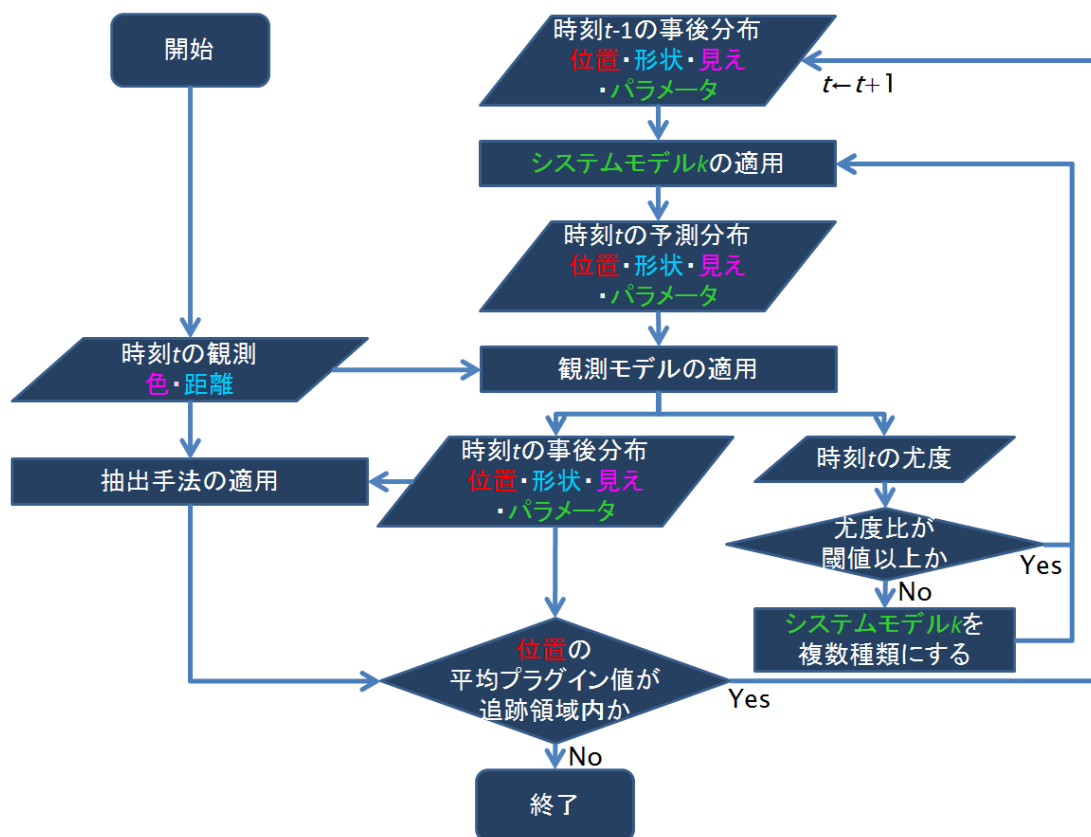


図 6.1 人物追跡手法の流れ

## 6.2 手法の適用

### 6.2.1 適用結果

4.6での検討結果に基づいて、本章ではタイムステップを1フレーム(1/7.5[s])、パーティクルを1000個とする。リサンプリング時に100個、システムモデルの計算時に10個を生成するものとする。検証のための適用データは、4.2で述べた観測のうち、6分40秒間(3000フレーム)を対象とする。この間の追跡対象人数は482人、のべ33605人・フレームである。利用するモデルの初期設定として、5.4の結果を踏まえて位置によって異なるモデルとする(図6.2)。改札の内部と改札通過後の人物が多い領域に等速直線運動を、それ以外の領域に離散選択モデルを利用したモデルを設定する。ほとんどの人物は離散選択モデルの領域において抽出され、改札付近では初期設定として等速直線運動に切り替わることとなる。精度比較の指標としては、全フレーム・人に対する追跡成功率や、ある条件下での追跡成功率(たとえば改札に到達するまで)を考える。

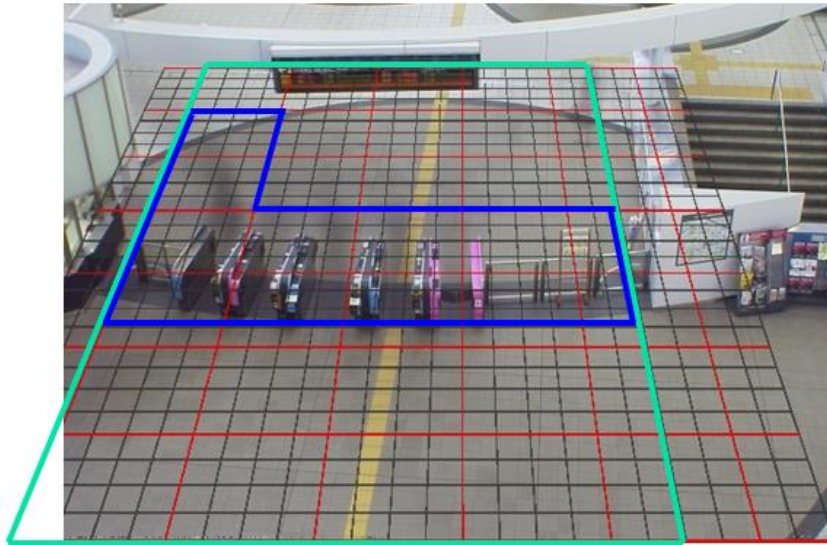


図 6.2 適用するシステムモデルの初期設定  
(青枠内が等速直線運動, それ以外が離散選択モデル)

表 6.1 各モデルが選択されたのべ人・フレームの割合

ランダムウォーク	等速直線運動	離散選択モデル
8%	66%	26%

表 6.2 モデル間遷移の割合

時刻 $t-1$ のシステム	時刻 $t$ のシステム	割合
ランダムウォーク	ランダムウォーク	66%
	等速直線運動	29%
	離散選択モデル	5%
等速直線運動	ランダムウォーク	1%
	等速直線運動	94%
	離散選択モデル	5%
離散選択モデル	ランダムウォーク	-
	等速直線運動	22%
	離散選択モデル	78%

(離散選択モデルからランダムウォークへの遷移は発生しなかった)



適用の結果、追跡成功率は76%であった。また、改札に到達するまで追跡に成功した人数は443人であった。4.6での結果より成功率が低下しているが、これは適用対象時間が増大したことにより、追跡がより困難となる混雑時が多く含まれるようになったことに由来する。実際、4.6で対象としたデータのみ適用した場合には、82%の追跡成功率となっている。適用結果の例を図6.3に示す。ここで、赤丸で示された人物が離散選択モデル、青丸で示された人物が等速直線運動に従っている状態である。また、表6.1と表6.2は選択されたモデルの割合と時間変化の状況を示すものである。なお、表6.2には、初期設定によって遷移した場合は含まない。さらに、このような変化が空間的にどの位置で起きやすいのかを分析すると、改札が近づくにつれて等速直線運動が選ばれやすくなることが分かる。これは、利用する改札を選択するまでは離散選択モデルで表されるような複雑な挙動を行い、一度改札を選択したならば等速直線運動的な挙動に切り替わるものとして説明できる。この結果は、全体的な傾向として5.4での議論と概ね一致している。つまり、観測ベクトルがあらかじめ座標として得られている場合だけではなく、本章での適用のように逐次追跡をして座標を得ていく場合にも、手法が機能することを示している。なお、全体的には変化が起きにくい地点で起こっているモデル変更については個人属性に由来するものだと推察される。

また、この結果と、4.6や5.4の結果と総合して考えると、複雑条件下における追跡成功率を上げるためには、複雑なシステムモデルを適用すべき地点・時点・個人を適切に把握することがポイントとなると推察される。事実、システムモデルを離散選択モデルとした場合と等速直線運動とした場合での追跡成功率の差は10%弱であり、全体尤度の観点から見る限りにおいては、等速直線運動を適用しているほうが追跡精度が良い場面も多々見受けられる。計算量の観点を考慮しても、この差を生み出す部分についてのみ離散選択モデルを適用するということが重要となってくる。

### 6.2.2 応用例の検討

応用例として、追跡の結果得られるOD交通量の把握や速度分布、空間モジュールの計算を試みる。そのために、まず、提案手法による追跡結果を順次床面に投影することにより、同一人物の軌跡、すなわち動線を描く(図6.4)。なお、判読性から、図中には取得動線の一部を示している。応用例は、このような動線データの応用例の検討となる。また、以降の考察で動線を分析して速度分布などを算出する際には、基本的に追跡に成功した部分を扱うこととする。

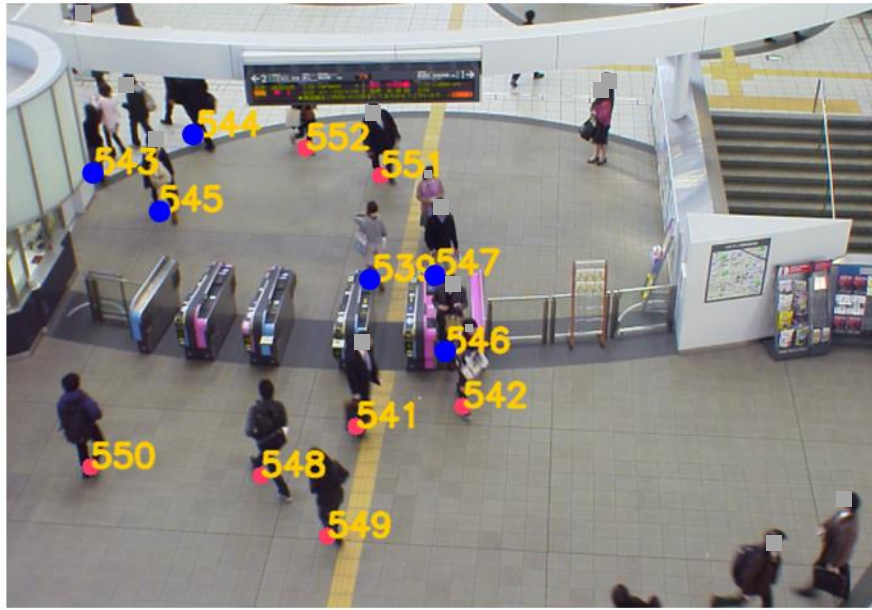


図 6.3 適用結果の例

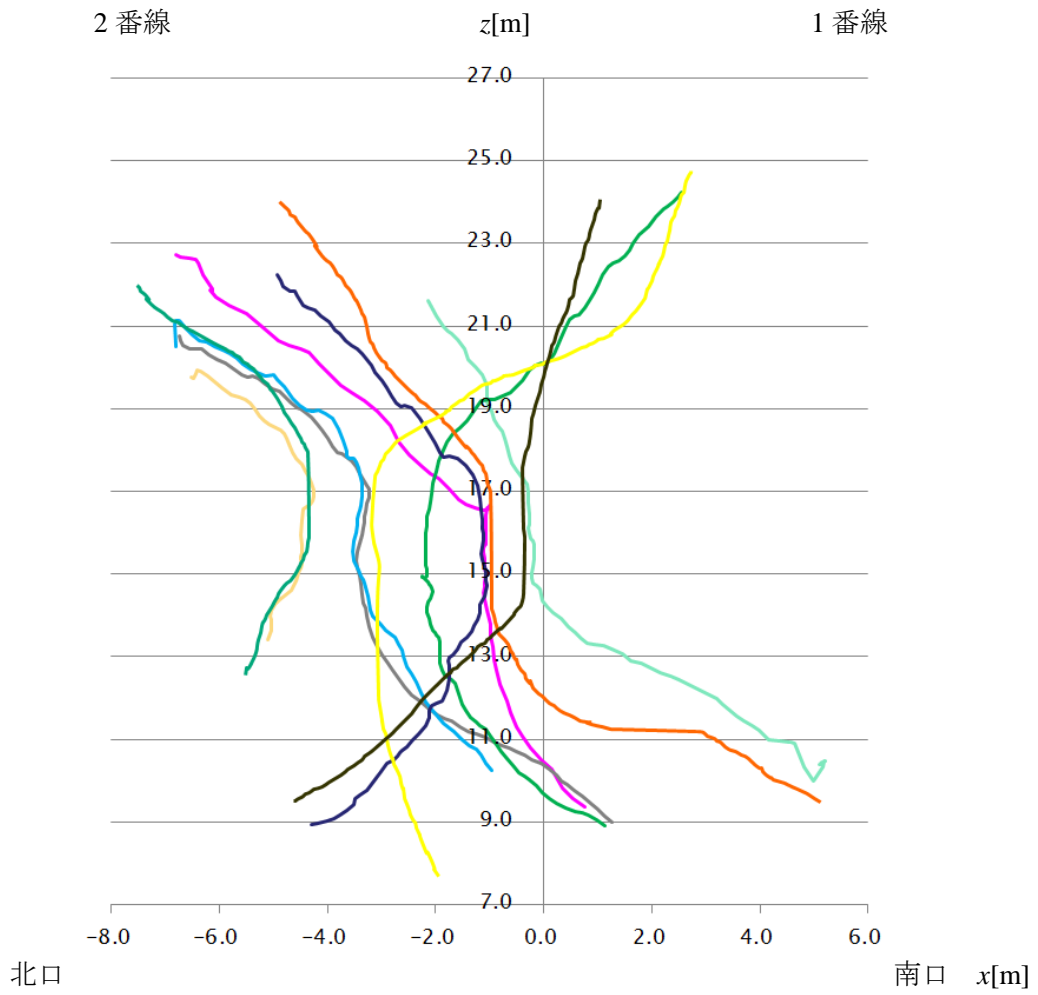


図 6.4 動線の取得例

まず、乗客の改札選択について自動取得を試みる。一例として、出発地と利用改札との関係を示す。各改札の断面交通量に加え、出発地の情報も同時に取得されるため、より有用性のあるものと考えられる。1000フレーム分について、手作業で取得した結果を正解とし、自動取得結果との比較を行ったところ、123人中109人の改札選択の自動取得に成功している(表6.3)。また、各乗客の目的地を改札選択と同様に取得し、OD表を作成したところ、123人中96人を自動取得できた(表6.4)。この1000フレームの間には、北口から2番線に向かうODが圧倒的に多いことが分かる。実データと対照すると、上り列車の発車時刻が迫っている時間帯であることから自然な結果といえる。このように、本手法を用いれば、手作業では集計に多大な労力を要する観測領域内のOD交通量を、全体的な傾向を失うことなく計測できる。

表 6.3 出発地別の改札選択集計

	A	B	C	D	E	計
北口	47/48	13/15	10/12	2/4	—	72/79
南口	0/0	1/1	6/8	13/14	—	20/23
1番線	—	0/0	0/0	1/2	0/0	1/2
2番線	—	1/2	3/4	7/8	5/5	16/19
計	47/48	15/18	19/24	23/28	5/5	109/123

自動取得[人]/手作業による取得[人]。— は一方通行の改札のため該当無し。

行が出発地、列が改札を示す。図 6.3 上の 5 台の改札を左から A, B, C, D, E とした。また、右奥が 1 番線、左奥が 2 番線である。

表 6.4 OD 交通量の集計

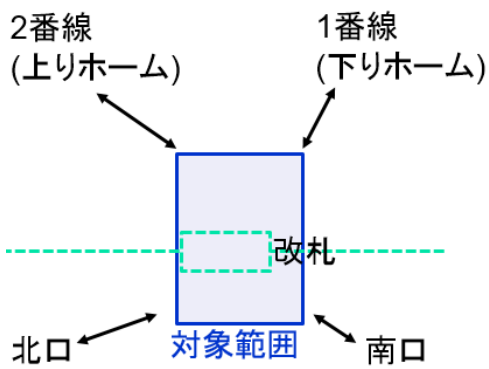
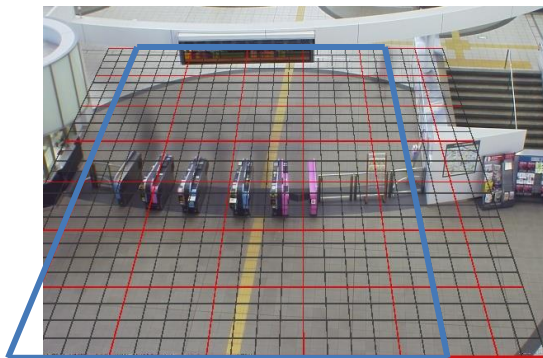
	北口	南口	1番線	2番線	計
北口	—	1/1	5/9	55/68	61/78
南口	1/2	—	5/7	13/16	19/25
1番線	0/1	1/1	—	0/0	1/2
2番線	8/9	7/9	0/0	—	15/18
計	9/12	9/11	10/16	68/84	96/123

自動取得[人]/手作業による取得[人]。行が出発地、列が目的地を示す

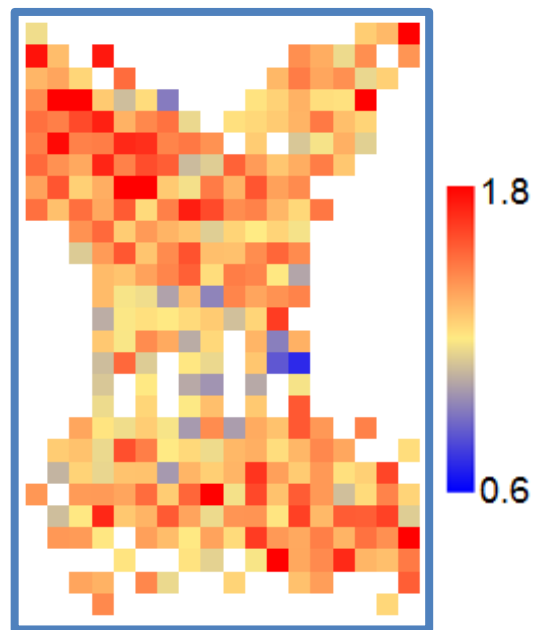
次に、歩行者の速度分布や、その空間的な分布の把握を試みる(図6.5)。はじめに、速度の絶対値について50cmメッシュで集計し平均する。その結果、2番線に向かう乗客の改札通過後の速度が大きいことが見て取れる。また、改札付近では速度が低下することも自動的に計測が可能である。さらに、各軸方向に平均をとると、x軸方向(画像上の左右方向)では、対象時間内では1番線・2番線とも乗車していく乗客が多いことが分かる。また、改札の外側では、全体的に右から左(南口から北口)の方向に移動する人物が多いことも分かる。これは、前述の改札選択の集計結果を踏まえ、南口からの乗客が比較的左側の改札を選択する傾向であることも理解できる。また、z軸方向(画像上の上下方向)でも、対象時間内では1番線・2番線とも乗車していく乗客が多いことが分かる。より興味深い点として、2番線からの降車客が連なっていると思われる部分が改札内の青色に着色されたメッシュとして表現されている。すなわち、歩行者挙動の自由度はある程度制約されており、整流作用が発生していることが分かる。これらのことは、実データとの対照によっても確かめられる。この2番線からの降車客がなす自然発生的な通路を確保することは、安全な流動制御を行ううえでも重要なポイントとなることが示唆される。

さらに、サービスレベルの把握として、空間モジュールの自動計測を試みる。空間モジュールは、第2章で述べたようにフルーインが提案した歩行空間評価の指標の1つである。一人当たりが専有できる面積のことであり、これまでは手作業による集計を行うため、領域の面積のある時間断面に存在する人数で除することにより算出してきた。さて、対象範囲を図6.5と同様とすると、126[m<sup>2</sup>]である。たとえば、ここに10人が同時に存在すれば、空間モジュールを12.6[m<sup>2</sup>]と計上することになる。空間モジュールの値の使い方としては、たとえば、交差する流動が衝突する確率との関連が示されている。そこでは、空間モジュールが3[m<sup>2</sup>]以上となれば衝突確率はほぼ0となることが示されている。また、サービスレベルの把握のために、空間モジュールの値によってサービス水準をAからFまでの6段階に分類している。特に、空間モジュールが2.5[m<sup>2</sup>]を切るとサービス水準Cの判定となり、歩行者の速度選択や追い抜きが自由が制限され始めるとしている。

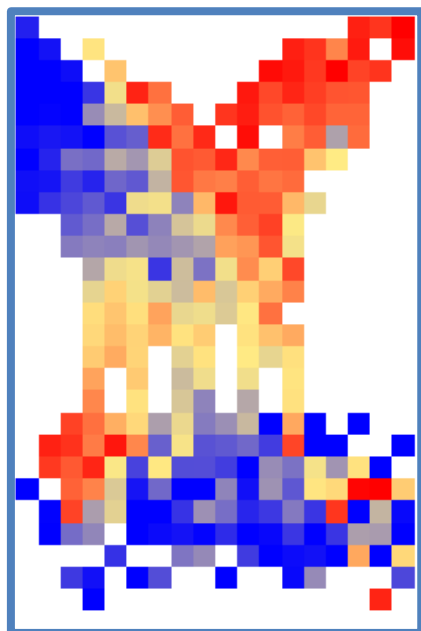
以上を踏まえ、手法の適用結果に対して分析を行う。領域内に同時に存在する最大人数は30人である。これは、手作業で確認した値とも一致している。このとき空間モジュールは4.2[m<sup>2</sup>]となる。つまり、領域全体としてみれば、最大人数が存在する場合においても、この駅構内のサービス水準はAに保たれているものと判断できる。ただし、より局所的に眺めると、図6.5から明らかなように歩行者に使われていない空間があり、実際にも、前述のサービス水準Cに匹敵するような混雑が見られる。そこで、動線データが取得できているという提案手法の利点を活かし、領域全体を2mメッシュに区分し、それぞれの空間で対象時間内に記録した最小の空間モジュールを検討する(図6.6)。この結果、改札付近に人物が集中した場合には、空間モジュールが1[m<sup>2</sup>]まで低下する場合があることも分かった。このような簡単な指標であっても、時空間的に分割した分析や時系列の推移を見る分析に繋げていくことにより、より詳細な挙動把握に繋がっていくと考えられる。



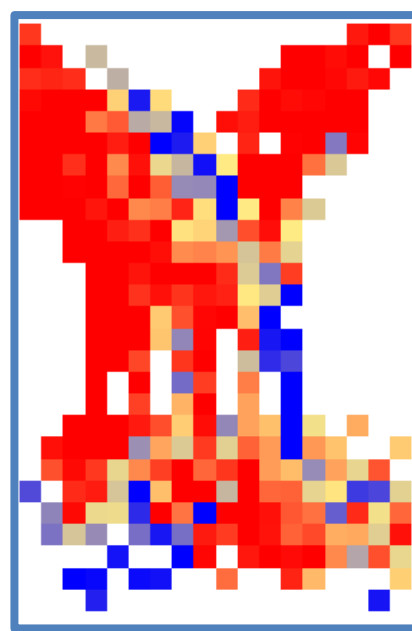
青枠内が対象範囲のイメージ



速度の絶対値の平均[m/s]



速度のx方向の平均[m/s]



速度のz方向の平均[m/s]



なお、x方向は右向きが正、z方向は上向きが正である。

図 6.5 速度分布の把握

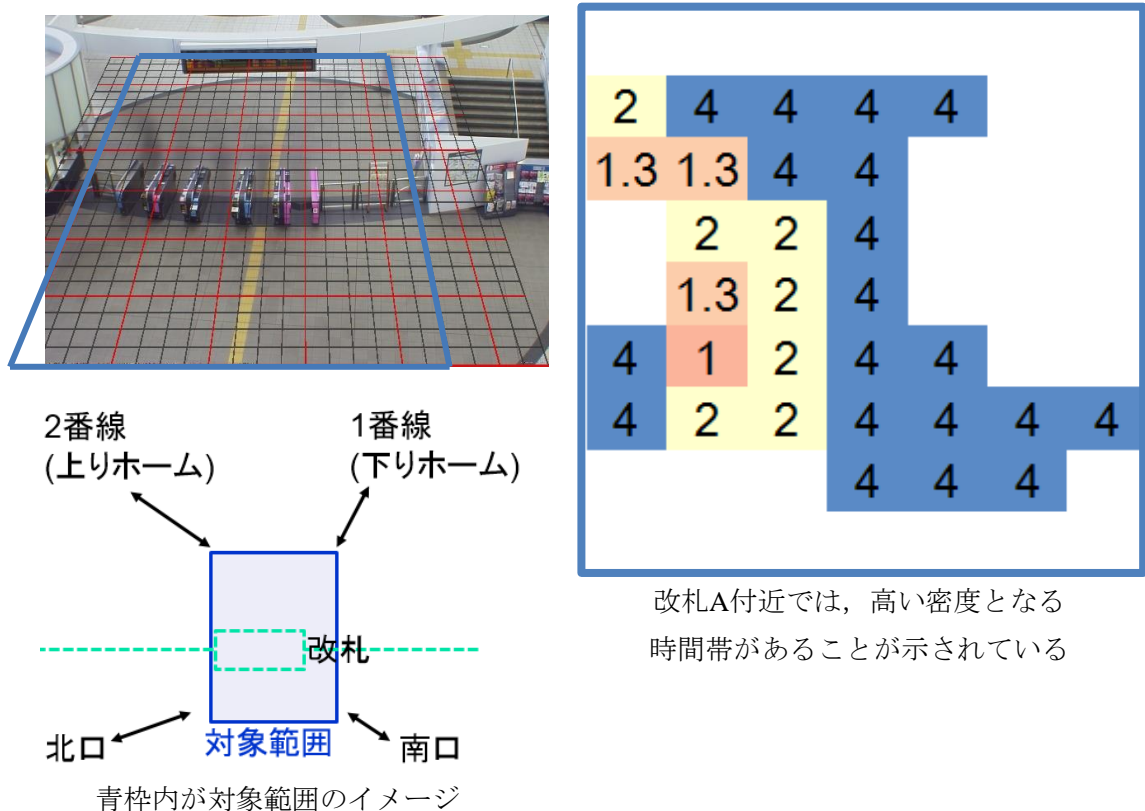


図 6.6 空間モジュールの計測例

以上で見てきたように、人物追跡率が向上することにより、動線データの取得精度が向上した。また、拡張手法においては、時間経過とともに各空間・各人物に対して選択されるモデルに着目することにより、改札通過前後で人物挙動の特性が異なることや、特定の方向に移動する歩行者が多く通過する地点が存在することが明らかとなった。適用結果の分析から施設設計や流動制御への示唆を得ることができることから、提案手法は歩行空間のより詳細な評価・分析に資するものであるといえる。

今後の展開としては、たとえば改札制御という課題に対して、図6.5のような結果が得られることを前提に、改札数や一方通行の設定などを政策変数としたシミュレーションを行うことも考えられる。そこでは、図6.5の結果をもとに制御を検討してシミュレーションや実証実験を行うことができる。反対に、シミュレーションや実証実験の結果から図6.5のような図を複数取得し検討を重ねることもできるため、相互にフィードバックが行える。

なお、今回議論できていない点のなかで、特に個人間の差異に由来するモデル選択やパラメータ値の推移については、その分析方法を含めて手法の発展が求められると考える。現状では、全体的には変化が起きにくい地点で起こっているモデル変更について、個人属性に由来するものだと推察されるに留まっている。また、追跡に失敗した部分が分析結果にどのような影響を与えるのかについて、詳細な議論が必要となる。その他、5.4でみられ

た傾向であるが、パラメータを逐次推定する際に、等速直線運動やランダムウォークにおける分散のパラメータが極端に大きな値に推移していく場合がある。このような場合は、挙動がそもそもの想定と合致していないことは明白であり、離散選択モデルの適用に適切に切り替わる必要があるが、全体尤度だけのモニタリングでは必ずしも対応し切れていない。この理由のひとつは、本研究の適用の範囲内では、各歩行者が従っている挙動システムは各時刻において適用されているシステムモデルから理解することしかできていないため、1[m]あるいは1[秒]といったオーダーでの議論にとどまっている点にある。パラメータの事後分布の時間変化を詳細に検討することで、より大きなスケールでどのような挙動システムに従っているかが議論できれば、各人物に適用されるべきシステムモデルの判定精度も向上すると考えられる。また、このような問題に対しては、適用結果の蓄積により、モデルとしての指標である全体尤度ではなく、また、空間モジュールのような既存の指標でもない、新たな有用な統計量を見いだしていくことも重要となるであろう。今後、人物挙動把握を深化させていくことによって、より緻密な施設設計や流動制御へ貢献していくことが期待される。

# 第7章

## 結論

### 7.1 本研究の成果

本論文では、詳細な人物挙動把握に向けた新たな人物追跡手法を開発し、実データへの適用を通しその有効性を示した。以下に、具体的な成果を記す。

#### (1) 予測モデルと観測データを統合する枠組みの整理と人物追跡手法への適用

自然科学分野で十年来注目されている、予測モデルと観測データとを確率的に統合する手法としてのデータ同化について整理を行った。データ同化では、予測モデルによる予測結果をもとに、観測データにおける誤差を修正することができる。反対に、観測データを用いて予測モデルの性能を改善することもできる。さらに、これらを同時に行い、予測モデルの性能を改善しつつ観測データにおける誤差を修正することもできるため、予測モデルや観測データに不確実性を有する問題への適用可能性が高い手法であることを示した。

他方、数十年来、予測モデルと観測データとの統合は制御理論分野でフィルタリング理論として発展してきたものである。この理論は、データ同化の一手法である逐次データ同化の理論的基盤となっている。特に、非線形な問題に対しての理論・計算手法両面での発展が重要な役割を果たしている。また、そこでの計算手法はベイズ理論に基づいている。そこで、データからモデルを推測するベイズ推測の観点から逐次データ同化を解釈し、統計的推測の手法としても、不確実性の高い問題に対してデータ同化手法を用いることが適切であることを確認した。

以上を踏まえ、人物挙動は不確実性を有する非線形なシステムであり、人物追跡は時系列に取得される大量データを扱う問題となることから、本研究においてもデータ同化手法が適した手法となることを示した。そのうえで、データ同化の計算手法である一般状態空間モデルにおいて人物追跡手法を定式化し、構成要素となるモデルを明確化した。ここでは、従来のデータ同化手法の適用例を参考にしながらも、人物追跡問題に特有の課題についての整理を行った。

#### (2) 人物追跡手法を構成するモデルの構築

既往の人物挙動把握に関する研究を分野横断的にレビューしたうえで、上述の枠組みに基づいて、追跡手法の構成要素となるモデルを新たに構築した。



- システムモデル：人物挙動の予測モデル  
離散選択モデルに基づく歩行者挙動モデルを構築した。ここでは、歩行者の挙動を歩行者間相互作用の詳細な分析により表現した。また、逐次追跡の目的に沿うように、各歩行者に目的地を事前に外生的に与える必要のないモデルとした。実データを用いたパラメータ推定を行い、再現性を確認した。
- 観測モデル：観測情報の人物らしさを判定するモデル  
色・距離の観測情報に対して、ある位置・形状における領域の人物らしさ(尤度)を表す観測モデルを構築した。複数のモデル候補を検討し、実データへの適用結果から、色情報に対してカラーヒストグラムマッチングを、距離情報に対して形状マッチングを用いる手法とした。
- 初期分布設定手法：人物抽出手法  
観測領域内に新たに出現した人物を抽出する手法を構築した。既往の手法とは異なり、人物位置を事後分布として抽出する手法とすることにより、抽出精度の向上と追跡手法への容易な統合を実現した。実データへの適用を通して性能を検証した。

### (3) 人物挙動の時間・空間による差異を考慮する手法の構築

一般状態空間モデルの枠組みにおいて、システムモデルのモデル形式やパラメータが時間や空間によって異なった形式・値を持つ場合への対応手法を構築した。パラメータの自己組織化モデリングと全体尤度を用いたモデル変更手法との併用により、モデルパラメータの逐次最適化とモデル形式の逐次変更を可能とした。また、実データとの対照により、手法が機能していることを確認した。なお、副次的な成果として、

- モデル形式の候補が既知で、動線データが逐次的に得られる場合には、データから逐次的にモデル推定が行えること
- 挙動が時間・空間・個人間で異なるモデルやパラメータに従う場合にも、それぞれに適合したモデルが構築できること
- ゆえに、動線データが逐次的に得られる場合には、全体尤度を指標として時間・空間・個人を分類できる可能性があること

を示した。

### (4) 人物追跡手法の開発と適用結果の分析

以上をまとめ、人物追跡手法を開発した。人物追跡を行いながら、同時に人物挙動が従うシステムを逐次最適化していく手法として構築したため、システムが時間・空間的に変化を有する場合にも適用可能である。実データへの適用によりその性能を検証し、有効性を示した。この手法により複数人物の動線データを自動で取得できるようになった。従って、得られた動線データを分析することにより、歩行者の移動速度や改札通過人数などの自動計測も可能となった。また、マニュアル作業では集計に多大な労力を要する観測領域

内のOD交通量や空間モジュールのような指標について、自動計測の可能性を示した。さらに、改札通過前後で人物挙動の特性が異なることや、特定の方向に移動する歩行者が多く通過する地点が存在することが明らかとなった。このように、適用結果の分析から施設設計や流動制御への示唆を得ることができることから、提案手法が歩行空間のより詳細な評価・分析に資する可能性を示した。

## 7.2 今後の展望

本研究は一定の成果を得たものの、以下の事項に関して議論を行えていない。今後の展望として記す。

### (1) 追跡手法のさらなる性能向上

人物追跡に失敗したケースに対応していくためには、さらに手法を洗練させていく必要がある。ただし、変数やモデルは必要に応じて個別に変更できるため、一般状態空間モデルを利用した人物追跡の枠組みについては変更する必要がなく、構成要素個別の改良を検討することになる。以下にその例を示す。

#### 観測ベクトル・観測モデルの検討

観測ベクトルに極端なノイズが含まれる場合への対処が必要である。これに対しては、センサの改良により観測の精度そのものを向上させること、信頼性の高い観測データのみを用いるようにすることなどにより観測ベクトルの精度を向上させる方法が考えられる。また、外れ値の自動判定など、観測モデルにおいて不自然な観測を除外する手法を導入することも考えられる。

#### 状態ベクトル・システムモデルの検討

構築した離散選択モデルにおいては、人物の物理的な大きさを考慮していないため、人物同士が非現実的な距離まで接近する場合がある。実際の手法適用時には観測モデルの機能により誤追跡を免れることが多いが、予測分布の精度を向上させるためには、人物間の最低距離の導入など、複数の状態ベクトル間関係を考慮することが考えられる。

### (2) 追跡手法の適用可能性の拡張

本研究では、駅構内を対象にミクロスケールでの追跡を行ったが、構築手法の枠組みは多くの拡張可能性を有している。そこで、様々な時間・空間・センサ・システムに対して適用していくことにより、より一般的な手法とすることが望まれる。以下にその例を示す。

#### 時間・空間の拡張

本研究では、駅構内を対象に提案手法の性能を検証したが、今後様々な場所を対象に適用していくことにより、それぞれの場所に応じた人物挙動のシステムについて知見が蓄積

していくと考えられる。また、本研究では1台のカメラで捉えられる範囲を対象としているが、より広範囲を対象とするための複数センサ間の接続も考えられる。単一のセンサを用いる場合と異なり、複数センサを用いる場合にはより広範囲・長時間の観測が可能となる。その際には、複数センサ間で同一人物を判定するために、同一人物の判定手法を援用した観測モデルの拡張が必要となる。

#### **センサの拡張**

ステレオビデオカメラ以外のセンサを用いる場合は、センサから取得する情報に応じた観測ベクトルの定義と観測モデルのモデル化が必要となる。たとえば、近年の自動改札機においてはICカード利用者の通過時刻を計測することが可能である。そこで、改札通過時刻データを観測ベクトルとして統合することにより、より精度の高い追跡が可能になる。

#### **システムの拡張**

本研究では、逐次追跡の特徴を踏まえ、追跡時には各歩行者の目的地は未知であるものとした。一方で、現実の歩行者はあらかじめ目的地を定めている場合が多い。また、各人物が目的とする方向は、追跡を続けるにつれて推測しやすくなっていくと想定される。そこで、状態ベクトルを拡張し、目的地方向を変数として組み込むことで逐次推定することが考えられる。また、歩行者の動きは両足を交互に踏み出す挙動であることから、進行方向に対して左右に周期的に揺れる動きとなることが想定される。状態ベクトルやシステムモデルにこのような変数を組み込むことで、より詳細な挙動分析に繋がる可能性がある。

### **(3) 構築した枠組みのさらなる活用**

本研究で構築した枠組みをさらに活用するために、以下のような展開が考えられる。

#### **事後分布の評価・分析**

構築した枠組みにおいて計算を行うと、各時刻において人物位置やモデルパラメータの事後分布が取得できる。しかしながら、本研究での評価は、あくまでも事後分布の平均値についての議論が大半となっている。分布が有する全ての情報を用いるためには、分布の形状やその時間・空間的な変化について、たとえば分布間の類似度と関連づけて議論していくことが望まれる。これにより、より大きいスケールにおいても、各人物が従うシステムの変化を捉えることが可能となる。

#### **全体尤度の活用**

本研究では、システムモデルの相対的な良さを判断するために全体尤度を利用した。今後は、全体尤度の他の利用方法も検討していくことが望まれる。たとえば、全体尤度を最大化するシステムモデルのパラメータを求めることにより、シミュレーションモデルを構築することが可能である。また、時系列のシステムモデルの選択自体をモデル化することができれば、モデル選択を内生化した枠組みとすることが可能になる。

## 学習理論との統合

本研究で開発した手法では、汎用性の高い一般的な枠組みを構築するために、事前学習が必要な手法を極力利用しないことを想定した。しかしながら、今後適用可能性が拡張していくことにより適用例が増加し、知見が蓄積されたならば、学習理論との統合も可能となると考えられる。事前学習を用いれば、観測を行いながら観測モデルの精度を向上させるばかりでなく、観測している対象に適した観測モデルを選択するというような手法の適用可能性も生まれる。同様に、システムモデルについても、モデルの逐次選択にあたって準備するモデルを観測データをもとに決定することができる。

## (4) 空間設計・流動制御・挙動分析への展開

本研究では、動線データの取得精度を向上させ、さらに、歩行空間の評価に現在用いられている指標の自動取得可能性を検証した。これを挙動分析に繋げ、施設設計や流動制御に展開していくにあたって、以下の点に取り組む必要がある。

## 評価指標の妥当性評価と改良

歩行空間の評価に用いられている指標には、実際には取得が難しいため、その妥当性評価が行われていないものもある。今後それらの指標を取得することにより、各指標が、得ようとしている情報を真に得ているのかを検討する必要がある。また、これまでの指標の多くは、手作業でも算出できるような簡便なものであった。動線データが連続的に得られることを前提とした場合の、それら指標の改良方針についても検討が必要である。

## 動線の分析による人物挙動パターンの把握

流動制御を念頭に、長時間にわたる追跡結果として蓄積される動線データの利用可能性を高める必要がある。たとえば、取得した動線を時空間的に分類することによって、施設利用者の行動パターンを把握できる。行動パターンからは、施設内で発生する流動の全体的な傾向や交錯が起きやすい地点を理解できる。このような情報を活用すれば、各行動パターンに属する交通量を制御し、混雑や交錯を減少させることも可能となる。

## モデルの分析による人物挙動特性の把握

施設設計を念頭に、設計時に考慮すべき人物の挙動特性について詳細な把握を行う必要がある。そのためには、逐次推定されるシステムモデルに対して、その交通工学的な意味を解釈することが求められる。たとえば、歩行空間が各歩行者に及ぼす影響と選択されたモデルとの関係把握や、パラメータ分布の解析による混雑度と歩行者行動との関係分析があげられる。このような分析を重ねることにより、シミュレーションにおいて様々な交通量や混雑度の条件下で発生する現象を予測し、施設設計時に精緻な検討が行えるようになると期待される。

### 新たな空間設計・流動制御手法の検討

本研究の成果をもとに、一般に空間設計や流動制御を行うにあたっての新たな手法を検討することが求められる。どの通路に人が偏るのか、その偏りを生み出す人はどこからどこへ向かっているのか、何が原因で同じ通路の通行量が時間経過とともに増減するのかといったことが把握できるという想定のもとでの設計・制御方法となる。その際には、イベント終了時や異常時などマクロな流入量の変化が起きるとき、入場制限のような局所的な制御を行うにあたって、その制御方法を適切に決定するために必要な観測データの量や質を検討することができる。反対に、改札など局所的な制御を変更した場合にマクロな流動に及ぼす影響についても、予測モデルの質を通して検討できると考えられる。

# 参考文献

- Ali, I. and Dailey, M. (2009) "Multiple Human Tracking in High-density Crowds", *Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems*, pp.540-549.
- Antonini, G., Bierlaire, M. and Weber, M. (2006) "Discrete Choice Models of Pedestrian Walking Behavior", *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol.40, No.8, pp.667-687.
- Bai, J. and Perron, P. (1998) "Estimating and Testing Linear Models with Multiple Structural Changes", *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, Vol.66, pp.47-78.
- Bay, H., Ess, A., Tuytelaars, T. and Van Gool, L. (2008) "SURF: Speeded Up Robust Features", *Computer Vision and Image Understanding (CVIU)*, Vol.110, No.3, pp.346-359.
- Beymer, D. (2000) "Person Counting Using Stereo", *Proceedings of IEEE Workshop on Human Motion*, pp.127-133.
- Bhattacharyya, A. (1943) "On a Measure of Divergence Between Two Statistical Populations Defined by Their Probability Distributions", *Bulletin of the Calcutta Mathematical Society*, Vol.35, No.14, pp.99-109.
- Bierlaire, M. and Robin, T. (2009) "Pedestrian Choices", In Timmermans, H. (Ed.), *Pedestrian Behavior: Models, Data Collection and Applications*, Emerald Group, pp.1-26.
- Bosch, A., Zisserman, A. and Munoz, X. (2007) "Representing Shape with a Spatial Pyramid Kernel", *Proceedings of the 6th ACM international conference on Image and video retrieval*, pp.401-408.
- Casella, G. and Robert, C. P. (1996) "Rao-Blackwellisation of Sampling Schemes", *Biometrika*, Vol.83, No.1, 81-94.
- Chen, Y. T. and Chen, C. S. (2007) "A Cascade of Feed-forward Classifiers for Fast Pedestrian Detection", *Asian Conference on Computer Vision, Lecture Notes in Computer Science*, Vol.4843, pp.905-914.
- Chopin, N. (2007) "Dynamic Detection of Change Points in Long Time Series", *Annals of the Institute of Statistical Mathematics*, Vol.59, No.2, pp.349-366.
- Chow, G. C. (1960) "Test of Equality between Sets of Coefficients in Two Linear Regressions", *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, Vol. 28, No.3, pp. 591-605.

- Chu, C. S. J., Stinchcombe, M. and White, H. (1996) "Monitoring Structural Change", *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, Vol.64, No.5, pp.1045-1065.
- Dalal, N. and Triggs, B. (2005) "Histograms of Oriented Gradients for Human Detection", *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol.1, pp.886-893.
- Darrell, T., Demirdjian, D., Checka, N. and Felzenszwalb, P. (2001) "Plan-view Trajectory Estimation with Dense Stereo Background Models", *Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision*, Vol.2, pp.628-635.
- Dollar, P., Wojek, C., Schiele, B. and Perona, P. (2012) "Pedestrian Detection: An Evaluation of the State of the Art", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.34, No.4, pp.743-761
- Doucet, A., De Freitas, N., Murphy, K. and Russell, S. (2000). "Rao-Blackwellised Particle Filtering for Dynamic Bayesian Networks", *Proceedings of the 16th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*, pp.176-183.
- Duives, D. C., Daamen, W. and Hoogendoorn, S. P. (2013) "State-of-the-art Crowd Motion Simulation Models", *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol.37, pp193-209.
- Durbin, J., Koopman, S. J. (2001) "Time Series Analysis by State Space Methods", Oxford University Press, New York.
- Gordon, N. J., Salmond, D. J. and Smith, A. F. M. (1993) "Novel Approach to Nonlinear / Non-Gaussian Bayesian State Estimation", *Radar and Signal Processing, IEE Proceedings F*, Vol.140, No.2, pp.107-113.
- Grabner, H. and Bischof, H. (2006) "On-line Boosting and Vision", *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol.1, pp.260-267.
- Grewal, M. S. and Andrews A. P. (2008) *Kalman Filtering: Theory and Practice Using MATLAB (3rd Edition)*, John Wiley.
- Guo, R. Y., Wong, S. C., Huang, H. J., Zhang, P. and Lam, W. H. (2010) "A Microscopic Pedestrian-simulation Model and Its Application to Intersecting Flows", *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Vol.389, No.3, pp.515-526.

- Guo, R. Y. and Huang, H. J. (2012) "Formulation of Pedestrian Movement in Microscopic Models with Continuous Space Representation", *Transportation research part C: emerging technologies*, Vol.24, pp.50-61.
- Hager, G. D. and Belhumeur, P. N. (1996) "Real-time Tracking of Image Regions with Changes in Geometry and Illumination", *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.403-410.
- Haritaoglu, I., Harwood, D. and Davis, L.S. (2000) "W4: Real-time Surveillance of People and Their Activities", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.22, No.8, pp.809-830.
- Harville, M. (2004) "Stereo Person Tracking with Adaptive Plan-view Templates of Height and Occupancy Statistics", *Image and Vision Computing*, Vol.22, No.2, pp.127-142.
- Harville, M., Gordon, G. and Woodfill, J. (2001) "Foreground Segmentation Using Adaptive Mixture Models in Color and Depth", *Proceedings of IEEE Workshop on Detection and Recognition of Events in Video*, pp.3-12.
- Helbing, D. and Molnar, P. (1995) "Social Force Model for Pedestrian Dynamics", *Physical Review E*, Vol.51, No.5, pp.4282-4286.
- Helbing, D., Farkas, I. J., Molnar, P. and Vicsek, T. (2002) "Simulation of Pedestrian Crowds in Normal and Evacuation Situations", In Schreckenberg, M. and Sharma, S. D. (Eds.), *Pedestrian and Evacuation Dynamics*, Springer, pp.21-58.
- Hoogendoorn, S. P. (2004) "Pedestrian Flow Modeling by Adaptive Control", *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, Vol.1989, No.1, pp.95-103.
- Hoogendoorn, S. P. and Daamen, W. (2005) "Pedestrian Behavior at Bottlenecks", *Transportation Science*, Vol.39, No.2, pp.147-159.
- Hou, C., Ai, H. and Lao, S. (2007) "Multiview Pedestrian Detection Based on Vector Boosting", *Asian Conference on Computer Vision, Lecture Notes in Computer Science*, Vol.4843, pp.210-219.
- Ishiguro, K., Yamada, T. and Ueda, N. (2008) "Simultaneous Clustering and Tracking Unknown Number of Objects", *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.1-8.
- Israd, M. and Blake, A. (1998) "Condensation - Conditional Density Propagation for Visual Tracking", *International Journal of Computer Vision*, Vol.29, No.1, pp.5-28.



- Kalman, R. E. (1960) "A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problem", *Transactions of the American Society of Mechanical Engineers, Journal of Basic Engineering*, Vol.82D, No.1, pp.34-45.
- Kalman, R. E. and Bucy, R. S. (1961) "New Results in Linear Filtering and Prediction Theory," *Transactions of the American Society of Mechanical Engineers, Journal of Basic Engineering*, Vol.83D, No.1, pp.95-108.
- Kessel, A., Kluepfel, H., Wahle, J. and Schreckenberg, M. (2002) "Microscopic Simulation of Pedestrian Crowd Motion", In Schreckenberg, M. and Sharma, S. D. (Eds.), *Pedestrian and Evacuation Dynamics*, Springer, pp.193-200.
- Kim, C. J. and Nelson, C. R. (1999) "State-Space Models with Regime Switching: Classical and Gibbs-Sampling Approaches with Applications", The MIT Press, Cambridge.
- Kitagawa, G. (1996) "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.
- Laning, J. H. Jr. and Battin, R. H. (1956) *Random Processes in Automatic Control*, McGraw-Hill.
- Lowe, D. G. (1999) "Object Recognition from Local Scale-invariant Features", *Proceedings of the 7th IEEE international conference on Computer vision*, Vol.2, pp.1150-1157.
- Lucas, B. D. and Kanade, T. (1981) "An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision", *Proceedings of the 7th international joint conference on Artificial intelligence*, Vol.2, pp.674-679.
- Mita, T., Kaneko, T., Stenger, B. and Hori, O. (2008) "Discriminative Feature Co-occurrence Selection for Object Detection", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.30, No.7, pp.1257-1269.
- Munoz-Salinas, R. (2008) "A Bayesian Plan-view Map Based Approach for Multiple-person Detection and Tracking", *Pattern Recognition*, Vol.41, No.12, pp.3665-3676.
- Muramatsu, M., Irie, T. and Nagatani, T. (1999) "Jamming Transition in Pedestrian Counter Flow", *Physica A: Statistical and Theoretical Physics*, Vol.267, No.3-4, pp.487-498.
- Nguyen, Q., Robles-Kelly, A. and Shen, C. (2007) "Kernel-based Tracking from a Probabilistic Viewpoint", *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.1-8.

- Nishinari, K., Kirchner, A., Namazi, A. and Schadschneider, A. (2001) "Extended floor field CA model for evacuation dynamics", *IEICE Transactions on Information and Systems*, Vol.E84-D, No.3, pp.726-732.
- Osada, R., Funkhouser, T., Chazelle, B. and Dobkin, D. (2002) "Shape Distributions", *ACM Transactions on Graphics*, Vol.21, No.4, pp.807-832.
- Ott, P. and Everingham, M. (2009) "Implicit Color Segmentation Features for Pedestrian and Object Detection", *IEEE 12th International Conference on Computer Vision*, pp.723-730.
- Page, E. S. (1955) "A Test for a Change in a Parameter Occurring at an Unknown Point", *Biometrika*, Vol.42, No.3-4, pp.523-527.
- Robin, T., Antonini, G., Bierlaire, M. and Cruz, J. (2009) "Specification, Estimation and Validation of a Pedestrian Walking Behavior Model", *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol.43, No.1, pp.36-56.
- Sabzmeydani, P. and Mori, G. (2007) "Detecting Pedestrians by Learning Shapelet Features", *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.1-8.
- Schadschneider, A. (2002) "Cellular Automaton Approach to Pedestrian Dynamics - Theory", In Schreckenberg, M. and Sharma, S. D. (Eds.), *Pedestrian and Evacuation Dynamics*, Springer, pp.75-86.
- Stauffer, C. and Grimson, W. E. L. (1999) "Adaptive Background Mixture Models for Real-time Tracking", *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol.2, pp.246-252.
- Takeuchi, J. and Yamanishi, K. (2006) "A Unifying Framework for Detecting Outliers and Change Points from Time Series", *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, Vol.18, No.4, pp.482-492.
- Teknomo, K. (2006) "Application of Microscopic Pedestrian Simulation Model", *Transportation Research Part F: Traffic psychology and Behaviour*, Vol.9, No.1, pp.15-27.
- Tomasi, C. and Kanade, T. (1991) "Detection and Tracking of Point Features", *School of Computer Science, Carnegie Mellon University*.
- Veltkamp, R. C. (2001) "Shape Matching: Similarity Measures and Algorithms", *SMI 2001 International Conference on Shape Modeling and Applications*, pp. 188-197.

- Walk, S., Majer, N., Schindler, K. and Schiele, B. (2010) “New Features and Insights for Pedestrian Detection”, *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.1030-1037.
- Wang, X., Han, T. X. and Yan, S. (2009) “An HOG-LBP Human Detector with Partial Occlusion Handling”, *IEEE 12th International Conference on Computer Vision*, pp.32-39.
- Watanabe, T., Ito, S. and Yokoi, K. (2010) “Co-occurrence Histograms of Oriented Gradients for Human Detection”, *Information Processing Society of Japan Transactions on Computer Vision and Applications*, Vol.2, pp.39–47.
- Wren, C., Azarbayejani, A., Darrell, T. and Pentland, A. (1997) “Pfinder: Real-time Tracking of the Human Body”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.19, No.7, pp.780-785.
- Wu, B. and Nevatia, R. (2005) “Detection of Multiple, Partially Occluded Humans in a Single Image by Bayesian Combination of Edgelet Part Detectors”, *IEEE International Conference on Computer Vision*, pp.90-97.
- (2007) “Detection and Tracking of Multiple, Partially Occluded Humans by Bayesian Combination of Edgelet Based Part Detectors”, *International Journal of Computer Vision*, Vol.75, No.2, pp.247-266.
- Yamanishi, K. and Maruyama, Y. (2007) “Dynamic Model Selection with Its Applications to Novelty Detection”, *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol.53, No.6, pp.2180–2189.
- Zhao, T. and Nevatia, R. (2003) “Bayesian Human Segmentation in Crowded Situations”, *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol.2, pp.459-466.
- (2004a) “Tracking Multiple Humans in Complex Situations”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.26, No.9, pp.1208-1221.
- (2004b) “Tracking Multiple Humans in Crowded Environment”, *Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol.2, pp.406-413.
- 青木俊幸(2009)「駅構内旅客流動シミュレーション」, *RRR*, Vol.66, No.12, pp.34-35.
- 浅野美帆(2007)「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.
- 浅野美帆, 井料隆雅(2010)「群としての歩行者の交錯回避行動分析」, 土木計画学研究発表会・講演集, Vol.41, CD-ROM.

- 浅野美帆, 井料隆雅, 桑原雅夫(2008)「交錯交通の容量評価のためのマイクロ歩行者行動モデル」, 交通工学, Vol.43, No.1, pp.80-89.
- 淡路敏之, 蒲地政文, 池田元美, 石川洋一(編著)(2009)『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.
- 池村翔, 藤吉弘亘(2010)「距離情報に基づく局所特微量によるリアルタイム人検出」, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol.93-D, No.3, pp.355-364.
- 井尻善久, 川西康友, 美濃導彦, 村瀬洋(2011)「サーベイ論文: 視野を共有しない複数カメラ間での人物照合」, 電子情報通信学会技術研究報告 PRMU, Vol.111, No.317, pp.117-124.
- 岡崎甚幸(1979a)「建築空間における歩行のためのシミュレーションモデルの研究 その1 磁気モデルの応用による歩行モデル」, 日本建築学会論文報告集, Vol.283, pp.111-119.
- (1979b)「建築空間における歩行のためのシミュレーションモデルの研究 その2 混雑した場所での歩行」, 日本建築学会論文報告集, Vol.284, pp.101-110.
- 加藤丈和, 深尾隆則, 羽下哲司(2005)「対象追跡-フレーム間の類似度に着目した手法から動きのモデルに着目した手法まで」, 情報処理学会研究報告 CVIM, No.88, pp.185-198.
- 片山徹(2000)『新版応用カルマンフィルタ』, 朝倉書店.
- (2011)『非線形カルマンフィルタ』, 朝倉書店.
- 北川源四郎(2005)『時系列解析入門』, 岩波書店.
- 木下芳郎, 島村誠, 三須弥生(2009)「歩行者の移動可能範囲に着目した群集流動特性の評価方法」, 日本建築学会学術講演梗概集 E-1 建築計画 I, pp.715-716.
- 宜保達哉, 青木茂樹, 宮本貴朗, 岩田基, 汐崎陽(2011)「人物の流れに着目した大局的な行動パターンの逐次学習・認識」, 電気学会論文誌 D, Vol.131, No.6, pp.820-828.
- 清野純史, 三浦房紀, 瀧本浩一(1996)「被災時の群衆避難行動シミュレーションへの個別要素法の適用について」, 土木学会論文集, No.537, pp.233-244.
- 国土交通省鉄道局(監修)(2007)『解説 鉄道に関する技術基準(土木編)』第二版, 日本鉄道施設協会.
- 国土交通省鉄道局(2008)『ターミナル駅における混雑解消を実現するための施策の検討 報告書』, 国土交通省鉄道局.

- 杉村大輔, 木谷クリス真実, 岡部孝弘, 佐藤洋一, 杉本晃宏(2010)「歩容特徴と局所的見えを考慮した特徴点軌跡のクラスタリングによる混雑環境下人物追跡」, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol.93, No.8, pp.1512-1522.
- 鈴木章悦, 日比野直彦, 森地茂(2012)「都市開発による鉄道駅の混雑と施設容量に関する研究」, 運輸政策研究, Vol.15, No.3, pp.2-9.
- 鈴木達也, 岩崎慎介, 小林貴訓, 佐藤洋一, 杉本晃宏 (2005), 「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 D-II, Vol.88, No.8, pp.1592-1600.
- 鈴木直彦, 平澤宏祐, 田中健一, 小林貴訓, 佐藤洋一, 藤野陽三(2008)「人物動線データ群における逸脱行動人物検出及び行動パターン分類」, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol.91, No.6, pp.1550-1560.
- 瀬尾亨, 柳沼秀樹, 福田大輔(2012)「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.
- 高橋正樹, 藤井真人, 柴田正啓, 佐藤真一(2010)「人物軌跡に基づく混雑映像からの特定行動検出」, 電子情報通信学会技術研究報告 PRMU, Vol.109, No.470, pp.419-424.
- 高柳英明, 長山淳一, 渡辺仁史(2006)「歩行者の最適速度保持行動を考慮した歩行行動モデル 群衆の小集団形成に見られる追跡-追従相転移現象に基づく解析数理」, 日本建築学会計画系論文集, Vol.606, pp.63-70.
- 田代祐志, 川本一彦, 岡本一志(2012)「複数人物の移動軌跡データからの環境モデルパラメータの逐次ベイズ推定」, 情報処理学会研究報告 CVIM, Vol.184, No.2, pp.1-7.
- 建部謙治, 中島一(1990)「静止した障害物に対する単独歩行者の回避行動：歩行者の回避行動に関する研究(I)」, 日本建築学会計画系論文報告集, Vol.418, pp.51-57.
- 力石真(2010)「活動・交通行動の変動及び変化に関する研究」, 広島大学大学院博士論文.
- 時永祥三, 池田欽一(2011)「非線形時系列モデルにおける粒子フィルタおよび遺伝的プログラミングを用いた構造変化の推定」, 電子情報通信学会技術研究報告 NLP, Vol.110, No.465, pp.117-122.
- 土木学会土木計画学研究委員会(編)(1995)『非集計行動モデルの理論と実際』, 土木学会.
- 中村和幸, 上野玄太, 樋口知之(2005)「データ同化:その概念と計算アルゴリズム」, 統計数理, Vol.53, No.2, pp.211-229.

- 中村克行, 趙卉菁, 柴崎亮介, 坂本圭司, 大鋸朋生, 鈴川尚毅(2005)「複数のレンジスキャナを用いた歩行者トラッキングとその信頼性評価」, 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol.88, No.7, pp.1143-1152.
- 南里卓也, 大津展之(2004)「複数人動画像からの異常動作検出」, 電子情報通信学会技術研究報告 PRMU, Vol.104, No.291, pp.9-16.
- 橋本潔, 加賀屋智之, 片岡裕雄, 里雄二, 田麿雅基, 大島京子, 藤田光子, 青木義満(2011)「姿勢変動を考慮した基幹部位追跡と肩位置推定」, 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2011)論文集, pp.668-674.
- 原口真悟, 福司謙一郎, 熊澤逸夫(2010)「多数のステレオカメラと色情報を用いた人物追跡手法」, 電子情報通信学会技術研究報告 HIP, Vol.109, No.471, pp.229-234.
- 樋口知之(2011a)『予測に生かす統計モデリングの基本-ベイズ統計入門から応用まで』, 講談社.
- 樋口知之(編著)(2011b)『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.
- 福田一太, 山下良久, 内山久雄(2006)「交差現象を考慮した歩行者シミュレーションモデルの構築」, 鉄道技術連合シンポジウム講演論文集, Vol.13, pp.387-390.
- 布施孝志, 母里明陽(2009)「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.
- フルーイン, ジョン・J.(1974)『歩行者の空間-理論とデザイン』(長島正充訳, Translation of Fruin, J. J. (1971) “*Pedestrian planning and design*”, *Metropolitan Association of Urban Designers and Environmental Planners*), 鹿島出版会.
- 堀宗朗, 宮嶋宙, 犬飼洋平, 小国健二(2008)「地震時避難行動予測のためのエージェントシミュレーション」土木学会論文集 A, Vol.64, No.4, pp.1017-1036.
- 三井相和, 山内悠嗣, 藤吉弘亘(2009)「Joint 特徴量を用いた 2 段階 Boosting による物体検出」, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol.92, No.9, pp.1591-1601.
- 森田泰智, 森地茂, 伊東誠(2012)「駅施設の許容捌け交通量に関する研究-都心駅周辺の急速な都市開発による鉄道駅の激しい混雑への対応に向けて-」, 土木計画学研究・講演集, Vol.46, CD-ROM.
- 柳沼秀樹, 松山宣弘, 福田大輔(2010)「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集, pp.337-340.

- 柳沼秀樹, 福田大輔, 山田薫, 松山宣弘(2011)「離散選択型歩行者挙動モデル推定のための歩行者座標の自動抽出に関する基礎的研究」, 土木学会論文集 D3, Vol.67, No.5, pp.I-787-I-800.
- 山内悠嗣, 山下隆義, 藤吉弘亘(2013)「画像からの統計的学習手法に基づく人検出」, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol.96, No.9, pp. 2017-2040.
- 山下隆義, 藤吉弘亘(2010)「Soft Decision Feature による姿勢変化に対応した人物追跡」, 情報処理学会論文誌, Vol.51, No.9, pp.1940-1950.
- 山下良久(2005)「鉄道駅構内における歩行者挙動のモデル化に関する研究」, 土木計画学研究・講演集, Vol.31, CD-ROM.
- 山下良久, 余川欣也, 内山久雄(2006)「ターミナル駅構内における旅客行動追跡調査」, 運輸政策研究, Vol.9, No.3, pp.14-20.
- 山西健司(2009)『データマイニングによる異常検知』, 共立出版.
- 山本昌和, 石突光隆, 青木俊幸(2009)「駅における歩みにくさを可視化した旅客流動シミュレーション」, 鉄道総研報告, Vol.23, No.12, pp.59-64.
- 横田隆司, 飯田匡, 伊丹康二(2010)「関西圏の鉄道駅における改札内店舗設置の実態-鉄道駅舎の複合化に関する研究(1)-」, 日本建築学会技術報告集, Vol.16, No.34, pp.1081-1086.
- (2011)「関西圏の鉄道駅改札内に設置された施設周辺の間行動特性-鉄道駅舎の複合化に関する研究(2)-」, 日本建築学会技術報告集, Vol.17, No.35, pp.277-282.
- 依田光正, 塩田泰仁(1999)「人間同士のすれ違い行動における回避領域の実験的研究」, 人間工学, Vol.35, No.1, pp.9-15.
- 劉建宏, 大枝良直, 角知憲(2008)「パーソナルスペースを用いた障害物を回避する歩行者の群集流動」, 土木学会論文集 D, Vol.64, No.4, pp.513-524.
- 渡辺澄夫(2012)『ベイズ統計の理論と方法』, コロナ社.

## 謝 辞

本研究の遂行にあたって、多くの方々からご指導・ご支援・ご協力をいただきました。  
ここに記して感謝の意を表します。

本論文の主査である布施孝志准教授には、筆者の修士論文以来、何から何まで本当にお世話になりました。博士課程進学以降は、未熟な私をときには一人の研究者のように扱っていただき、そのうえで至らない点を真正面からご指摘いただくなど、終始厳しくもあたたかいご指導をいただきました。布施先生の研究に対する丁寧で細やかな姿勢を近くで感じながら研究を行えたことは、興味本位に物事に取り組みがちな私にとって大きな成長の機会となりました。私の力不足ゆえにご期待に添えていない部分も多分にあることを自覚しつつ、研究成果が思うように出ないなかでも辛抱強く見守ってくださったことに深くお礼申し上げます。また、本研究の主要な枠組みは布施先生の研究に端を発しています。奥深い素敵なテーマと巡り会えたことに感謝しています。

副査の先生方にも大変お世話になりました。清水英範教授には、私が修士課程で地域/情報研究室に配属されて以来、一貫してあたたかく見守っていただきました。研究が何に役立つのか、どのように社会にインパクトを与えるのかといった観点からご指導いただくのみならず、わずかな進展に対しても悩みが成長に繋がる、こぢんまりした成果も重要といった力強い言葉をかけていただきました。さらに研究者あるいは人間としてどう生きるべきかを示していただくなど、清水先生との時間は様々な場面で大きな励みになりました。柴崎亮介教授には、私が説明に伺うたびに、本来私自身がアピールすべき本研究の可能性を様々な切り口から指摘していただきました。柴崎先生から次々に発せられる研究成果の魅力的な発信方法には圧倒されるばかりでした。随所に本論文の内容に留まらないご助言をいただいたことに感謝しながら、今後発信力を身につけることでご期待に応えていきたいと考えております。大口敬教授には、まだ論文の形が見えない頃から本研究の魅力を肯定的に捉えてくださり、研究を進める際の大きなモチベーションとなりました。研究対象としての交通流の面白さや、交通現象を捉える手法としての本研究の応用可能性について多くのご助言を頂きました。それにもかかわらず、私の力不足で十分な答えを示せていませんが、今後も実応用を念頭に研究を行っていきたいと思います。羽藤英二教授には、研究会にお誘いいただき発表の機会をいただくなど日頃から気にかけていただきました。ともすると個別的な議論に陥りがちな私に対し、ことあるごとにより抽象的・大局的な視点から研究を位置づけ、概念を整理していただきました。守りの姿勢に入るなどご指摘いただいたことを胸にこれからも努力していきます。東京工業大学の福田大輔准教授には、修士論文以来、終始時に厳しく時に柔らかい語り口で接していただきました。何よりも、本研究に欠かせないデータ取得の機会をご提供いただきました。本論文に対しても様々なご指摘・ご意見をいただいたことで、内容・構成・表現などをよりよいものとすることができましたと感じています。

本研究で使用したデータは、東京急行電鉄株式会社の城石文明様、横内稔充様のご協力により取得できました。駅平面図もご提供いただきました。ステレオビデオカメラでの撮影に際してコマツエンジニアリング株式会社(当時)の山口博義様にお世話になりました。東京工業大学の瀬尾享さんには、撮影時の協力のみならずデータセットの提供もしていただきました。同じく撮影で一緒し、今年度から同じ部屋で研究生活を送る柳沼秀樹特任助教に日常からお気遣いいただきました。データなくしてはこのような研究は不可能であり、みなさまに心からお礼申し上げます。



交通工学・測量学のどちらの分野においても、国内外の学会や研究会に参加したときに、いつも関係するみなさまからあたたかい声をかけていただけたことは、大変に幸運なことでした。社会人経験のない私にとって、社会システムの山下良久様に伺った実務上の課題は研究を考えるうえで大きな助けとなりました。土木計画学に関わる若手研究者の会では、京都大学の小林潔司教授、東京大学の本田利器教授に数々の思い至らない点をご指摘いただき、改めて研究の位置づけを考える機会をいただきました。また、行動モデル夏の学校では、山梨大学の佐々木邦明教授、名古屋大学の山本俊行教授、神戸大学の井料隆雅教授、熊本大学の円山琢也准教授はじめ多くの先生方に、研究に対するご意見をいただくのみならず、若手研究者のあり方について御指南いただきました。写真測量学会においては、東京電機大学の近津博文教授、株式会社パスコの吉村充則様はじめ多くの方に気にかけていただきました。画像処理についてまだまだ勉強不足の私に対して身に余るほどのご期待、そして数多くの有益なご助言をいただきました。また、東北大学の原祐輔助教、東京大学の浦田淳司さん、学部・修士の同期である京都大学の瀬木俊輔さんなど、同時期に博士課程に在籍した方々の存在も大きな刺激になりました。

日々の研究生活では、地域/情報研究室秘書の石田涼子さんに大変お世話になりました。また、6年間私の研究場所であり続けた交通・地域ラボでは、地域/情報研究室、交通・都市・国土学研究室、インフラ経済財務研究室のたくさんの先輩方や同期、後輩に恵まれました。データ取得やモデル推定においても多くの協力をいただきました。この間、日本学術振興会から特別研究員として、東京大学都市持続再生研究センターから RA としてご支援いただきました。また、東京大学から博士課程研究遂行協力制度の、日本学生支援機構から奨学金の支援をいただきました。

研究者を志した最初のきっかけは、初めて研究室に所属したとき毎日身近にいらした当時のお二人の助教、東北大学の井上亮准教授と東京大学の志摩憲寿特任研究員の姿でした。誰よりも身近な先輩として博士課程の生活を送るうえで頼りにさせていただきました。また、大学内外で分野こそ違えど博士課程を経験した多くの方と出会い、相談に乗っていただきました。私が先生方・先輩方に憧れたように、私もまた研究のすばらしさを体現できる人間になりたいと思っています。そして、体力や精神力を含め自分のふがいなさを知る3年間でしたが、つらくても最後まで諦めてはいけない、無駄な苦勞などないと思わせてくれる存在や場面があったからこそ、自分ももう一度頑張ろうと気持ちを奮い立たせることができました。家族や友人の何気ない一言に励まされたことも多々ありました。

お世話になった方すべてのお名前をあげることはできませんが、あらためて感謝申し上げます。ありがとうございました。

2014年2月  
中西航