

2015/01/26 第7回EFD/CFD融合ワークショップ

データ同化を用いた 歩行者行動分析の可能性

東京大学 中西 航

(大学院工学系研究科 社会基盤学専攻 助教)

nakanishi [at] civil.t.u-tokyo.ac.jp

発表内容

2

- 1. 交通工学とデータ同化
- 2. ミクロな歩行者行動分析とデータ同化
- 3. 動画像とシミュレーションモデルを統合した人物追跡
- 4. 行動分析への応用可能性

交通工学とデータ同化

3

- 交通工学が行いたいこと
 - 施設整備、需要予測、行動分析、旅行時間予測、交通制御、安全・環境・災害対策、渋滞、公共交通、自転車・歩行者、ITS ...
- 基本的なやり方
 - 「データを取ってきてモデルを推定」
 - 「推定結果から原理を理解・未来を予測」
- 原理的に、交通(ひと・ものの移動)を扱うので、不確実な時空間的なシステムを扱う問題になりやすい
 - どのように移動するのは、人の意思決定に左右される
 - どのように移動しているかは、その一部しか観測できない
- ゆえに、(広い意味では)データ同化そのもの(?)

交通工学とデータ同化

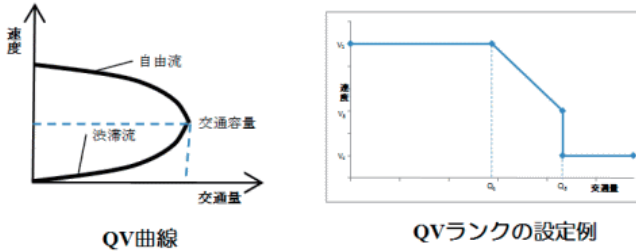
4

- 例: 基本図[Fundamental Diagram]
 - 速度 v ・密度 k [台/unit length]・流量 q [台/unit time]・車間距離 s などの関係を示す図
 - 「ある一定の条件下で」「適切なはかり方をすると」 $q=kv$ が成り立つ
 - しかし、
 - ある一定の条件とはどのようなときに成立するのか
 - そのときのパラメータの値はどうなっているのか
 などは必ずしも理論的に導かれるものではない
 - そこで、データからモデル・パラメータを(最尤)推定している
- ちなみに、高速道路では、
 - 1kmに25台くらいが自由流の最大密度 k (これ以上になると渋滞)
 - このとき速度が80km/hとすると最大流量 q は2000台/h

交通工学とデータ同化

5

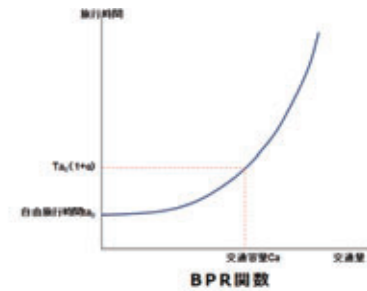
- 例: qv曲線(流量-速度関係を示す基本図)



- 例: BPR関数(ある道路の流量と所要時間の関係を示す図)

$$t_a(X_a) = t_{a0} \times (1 + \alpha (X_a / C_a)^\beta)$$

t_a	リンク a の旅行時間	
t_{a0}	リンク a の自由旅行時間	(交通量ゼロのときの旅行時間)
X_a	リンク a の日交通量	(台/日)
C_a	リンク a の日交通容量	(台/日)
α, β	パラメータ (標準パラメータ: $\alpha=0.48, \beta=2.82$)	
※ $t_{a0}=l_a/V_a \text{ max}$ (l_a : リンク a のリンク長, $V_a \text{ max}$: 道路種別別設計速度)		
出典: 「道路交通需要予測の理論と適用」(社) 土木学会		



http://nmdc.sakura.ne.jp/visitok/visitok_07/visitok_07_7.html

- すべて観測データから推定: なぜか?

交通工学とデータ同化

6

- 理論式(運動方程式や微分方程式)がほとんど存在しない

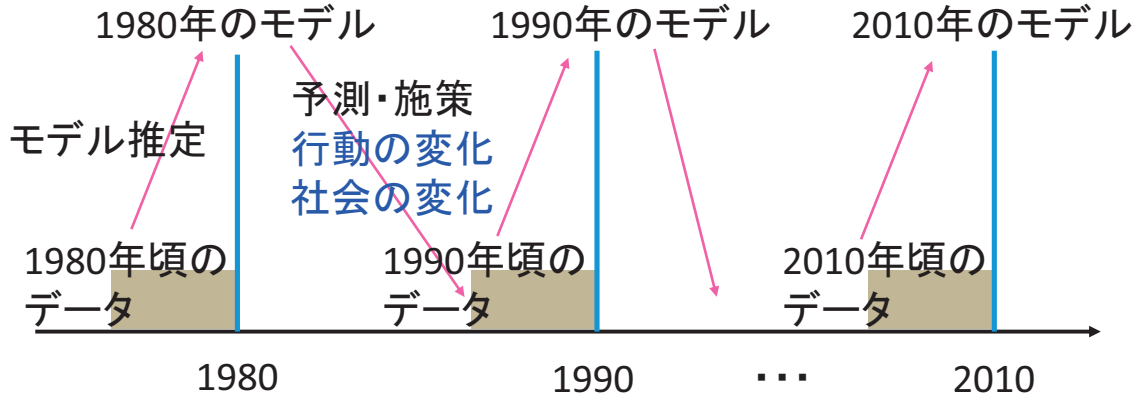
- どのように移動するのは、人の意思決定に左右される
- どのように移動しているかは、その一部しか観測できない

- 観測データに基づいて、
(経験的に)パラメトリックなモデルを仮定して、
(主として)最尤推定していた
- 良いモデルが得られたら、
これを用いて未来予測を行い、施策・事業を行ってきた

交通行動をどうモデル化するか？

7

- データ→データ取得期間は(暗に)定常と仮定
→モデル化→パラメータ推定



- 1980年のモデルパラメータで1981年以降を予測→施策
→1990年にデータ取得→再びモデル化→...
- 解像度が低く、モデル・パラメータ調整が手動だが、
やっていることはデータ同化(に近い)

より積極的なデータ同化の利用

8

- 1990年ころから状況が変化してきた
 - データ取得・蓄積が圧倒的に容易になった
 - データ取得目的でない情報源が増えた
 - GPS、ICカード、ETCの通行履歴、携帯基地局、航空・衛星写真...
 - 「取得データは真の分布からの実現値である」「取得データは望ましい標本特性を満たす」などの前提を置かずに分析したい
 - データが増えすぎて、分析者のパラメトリックなモデル化では対処できなくなってきた
 - 今まで見えていなかった部分のモデル化を行いたい
 - より解像度の高いモデル・情報へのニーズ
 - 行動の変化・変動を明示的に記述したい
- 「明示的に」「解像度高く逐次的に」データ同化を利用した研究が、これから交通工学でさらに増えていくであろう

発表内容

9

- 1. 交通工学とデータ同化
- 2. ミクロな歩行者行動分析とデータ同化
- 3. 動画像とシミュレーションモデルを統合した人物追跡
- 4. 行動分析への応用可能性

歩行空間の評価：現状

10

- アナログな方法で行われている
 - 現状把握は「いつ何人通ったか」
 - 設計は「安全性を確保すればOK」
- 天気予報が快晴・晴・曇・雨しかないのと同じような状況
 - 同じ晴でも感じ方はいろいろ
 - 曇でも「ほとんど晴」から「いまにも雨」まで様々
- 歩行空間も一緒
 - 同じ通行人数でもなんとなく賑やかだったり寂れていたりする
 - 交通工学・土木計画の立場から、この違いを評価・反映できる方法を構築したい



考えられる方向性

11

- いままで
 - どうせわからないから、先に施設を作ってしまう
 - 想定より人の流れが複雑な場合、あとで制御方法を考える

快適とはいえない歩行空間

 - 想定より人が来なかった場合、特に何もしない

存在意義が不明な歩行空間
- これから
 - 高解像度な人物行動の把握
 - どこからどのような人が来るのか
 - どこでどのような行動を行うのか
 - 逐次的コントロール
 - 人の流れが複雑になりそうなら、その原因を探って解決する
 - 人が来ないのなら、もう少し通路を狭くして有効活用する

いつ行っても混んでいる
歩きにくい
見た目に綺麗でない

無駄遣い
魅力が無い
施設だけが孤立する

ミクロな歩行者行動分析

12

- ミクロな歩行者行動はあまり注意されてこなかった
 - データ取得が難しい(動画から手動でプロット、実際に追跡...)
 - モデル化が難しい(行動は人それぞれ)
 - マクロにはあまり影響を与えない(例：商店街のどの店に何人行くのかよりも、商店街にそもそも何人来るかが圧倒的に重要)
- しかし
 - 局所的な空間計画においてミクロな歩行者の挙動をコントロールする重要性は明らかだが、その方法は経験知のみ
 - 局所的な空間の良さも、マクロな人物流動に影響を与えているのではないか？
 - 「限られた予算でできる最大限の空間改良」のような文脈では局所的な施策が全体に与える影響を評価することは不可欠
- 動画像とシミュレーションの統合で新たな可能性を拓きたい

予測モデルと観測データの統合

13

予測モデル

- シミュレーション技術の発展
- シミュレーションに用いる
予測モデルの妥当性評価は不十分
- 再現性には限界がある

観測データ

- センシング技術の発展による
大量データの取得可能性
- データから知見を見いだす：
データの活用方法が課題

予測モデルと観測データを確率的に統合することにより、
より多くの知見が得られる

- 過去の観測データから将来のデータを予測する
- ノイズを含む観測データから意味のあるデータを見いだす
- 与えられた時系列観測データが発生するメカニズムを理解する

歩行者挙動の場合を考える

人物挙動の予測モデルと観測データの統合

14

予測モデル

- 歩行者挙動のシミュレーションモデル
- 人物は行動特性に基づいて行動し、
行動特性は変数としてモデル化される
- ただし、
行動特性には未だ不明な点が多い

観測データ

- 人物は、各種センサによって
色・距離情報として観測される
- ただし、人物の挙動は複雑であり、
同一人物の情報は時間経過と
ともに大きく変化する

予測モデルと観測データを確率的に統合することにより、
より多くの知見を得るための方法論構築の可能性

歩行者のミクロな行動には未解明な点が多い

実観測データをもとに判断

- 混雑度や交錯箇所が分かる
- 発生しうる問題に事前に対処できない
- 解決したい問題に対する改善点が分からない
- データの取得に多大な労力がかかる
- データ数が不足し知見が蓄積されない



ミクロな人物挙動把握の貢献可能性

15

例：改札の設計・制御

- 現在の設計は全体としての流量を処理することに主眼を置いている
 - 改札機5台に対して乗客が60人分というような理解
- 挙動把握でできること
 - 改札機1台ごとの利用者数の把握
 - どこから来た乗客がどの改札を利用しているかの把握
 - 列車の到着時刻と改札付近にいる乗客の人数の関係

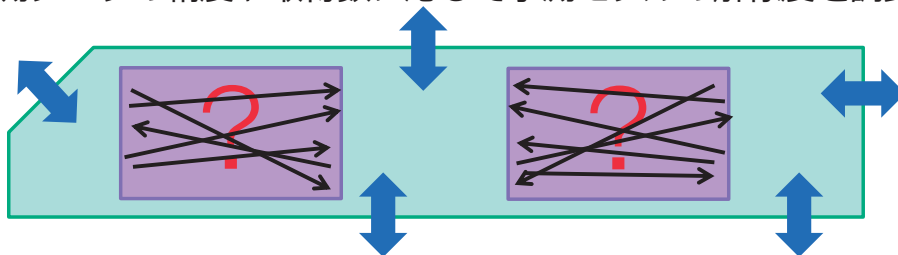


- 設計・制御時にできるようになること
 - 改札機ごとの利用者数の偏りの解消
 - 改札機の設置場所や個数、運用の向きを変えたときの利用者数の予測
 - 改札と連続する出口・階段・ホームのような空間に与える影響の考慮

予測モデル・観測データ統合の貢献可能性

16

- 空間の設計・制御に際して、
 - 予測モデルの精度に応じた観測データの取得箇所・密度を決定できる
 - 観測データの精度や取得数に応じて予測モデルの解像度を調節できる



- 出入口の観測のみで中央部の混雑や交錯を予測するとき、観測データや予測モデルの精度はどのくらい必要か？
- 中央部で1箇所観測できるとすると、どこで何を観測するのがよいか？
- 中央部の追跡が高精度に可能なとき、予測モデルはどの程度粗くてもよいか？

特定の(予測・観測しやすい)箇所の交通量を予測・観測すれば
領域全体の流動制御が行えるような設計方法が実現する

人物自動追跡を適用対象とし、方法論を構築・実証する

(逐次)データ同化で人物追跡を行う意味合い 17

- 動画像からの人物追跡自体が目的であれば、他にも多様な手法が存在する
- 予測誤差や観測誤差を考慮しながらモデル化できるという点において、一般状態空間モデルの枠組みは理想的である
 - 歩行者挙動が従うモデルを観測動画像から推定できる
 - 歩行者挙動が従うモデルを理解することが、ゆくゆくは空間設計の高度化に繋がる

発表内容

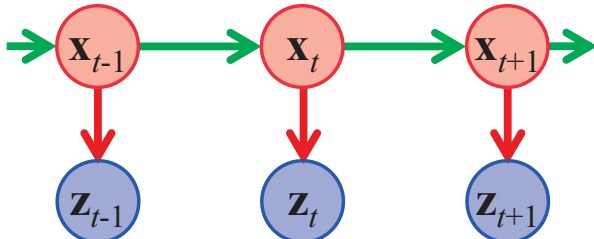
18

- 1. 交通工学とデータ同化
- 2. ミクロな歩行者行動分析とデータ同化
- 3. 動画像とシミュレーションモデルを統合した人物追跡
- 4. 行動分析への応用可能性

一般状態空間モデル

- 種々のフィルタリング理論を包括する一般的枠組み
- 逐次データ同化の具体的なモデリング手法

x_t : 時刻 t における状態ベクトル
直接観測不可能な変数



z_t : 時刻 t における観測ベクトル
直接観測可能な変数

構成要素

状態ベクトル x_t : 確率分布 $p(x_t)$ として扱う

観測ベクトル z_t : 観測した確定値として扱う

システムモデル $p(x_{t+1}|x_t)$: ある x_t のもとで x_{t+1} が生起する確率分布

観測モデル $p(z_t|x_t)$: ある x_t のもとで z_t が生起する確率分布

初期分布 $p(x_0)$: 初期の状態ベクトルの確率分布

計算の方針

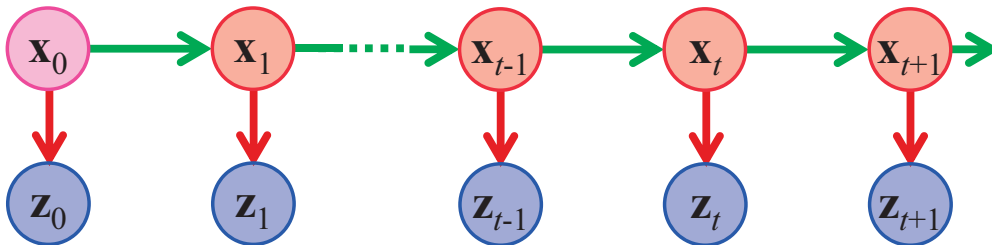
z を時刻 t まで観測したとき、状態ベクトルを x_t を逐次ベイズ推定する

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

事後分布 **観測モデル** **予測分布** **観測モデル** **システムモデル** 1期前の結果

x_t の事後分布を得るが、必要であれば $p(x_t|z_{1:t})$ の期待値などを x_t の推定値とする

人物追跡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	実現方法
状態ベクトル x_t	人物位置 ・ 人物位置を知るうえで有用な変数	変数の定義
観測ベクトル z_t	センサによる観測値(色・距離など)	
観測モデル $p(z_t x_t)$	観測値からの状態ベクトル推測モデル (画像内の人物検出モデル)	モデルの構築
システムモデル $p(x_{t+1} x_t)$	状態ベクトルの時間推移モデル (人物挙動の予測モデル)	
初期分布 $p(x_0)$	状態ベクトルの初期設定モデル (観測領域内に出現した人物抽出モデル)	

基礎手法の構築

21

一般状態空間モデルにおいて人物追跡手法を構築する

- 状態ベクトル・観測ベクトルを定義する
- システムモデル・観測モデル・初期分布の設定手法を構築する

基礎手法における仮定

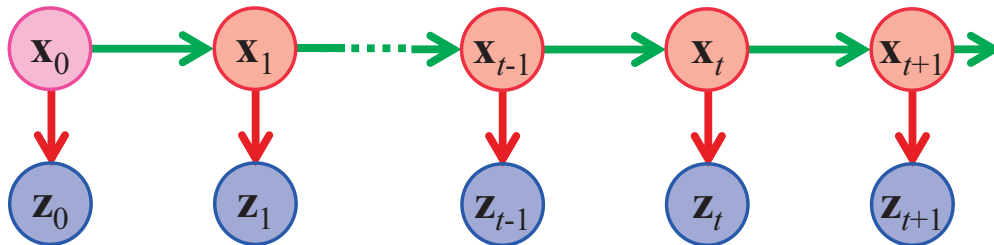
- 個別に構築したシステムモデル・観測モデル・初期分布の設定手法を一般状態空間モデルにおいて統合すれば追跡手法が構築できるものとする



- それぞれのモデルを個別に構築することを考える
 - 各モデルのパラメータの時間変化は考えない
 - たとえば、人物が従う挙動モデルは時間・空間・個人を問わず同一であると想定する

人物追跡における一般状態空間モデル

22



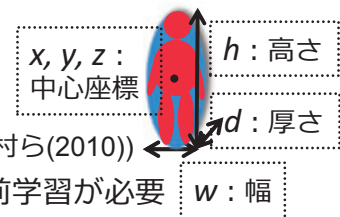
一般状態空間モデルにおける名称	人物追跡手法において相当するもの	実現方法
状態ベクトル x_t	人物位置 ・ 人物位置を知るうえで有用な変数	変数の定義
観測ベクトル z_t	センサによる観測値(色・距離など)	
観測モデル $p(z_t x_t)$	観測値からの状態ベクトル推測モデル (画像内の人物検出モデル)	モデルの構築
システムモデル $p(x_{t+1} x_t)$	状態ベクトルの時間推移モデル (人物挙動の予測モデル)	
初期分布 $p(x_0)$	状態ベクトルの初期設定モデル (観測領域内に出現した人物抽出モデル)	

状態ベクトルの定義

- 状態ベクトルには、直接の観測が不可能な知りたい値と、その値を知るのに役立つ変数を併せて含める
- 状態ベクトルの構成

	変数	説明
知りたい値	位置(x, y, z)	(人物追跡の目的)
	形状(w, h, d)	人物に1楕円体を仮定
そのほかの変数	速度(v)	次の時刻の位置・形状を予測システムモデルの入力変数
	見え(色ヒストグラム)	隣接時刻間での同一人物判定

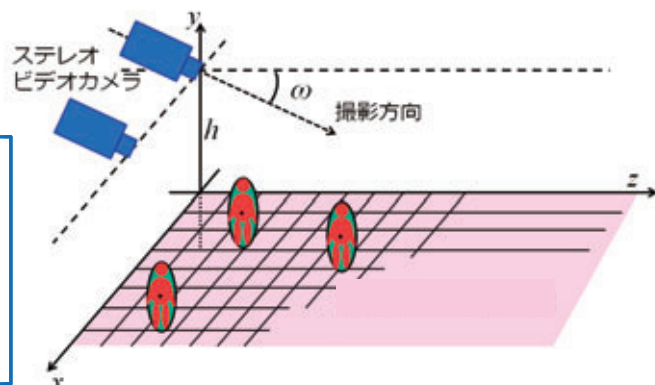
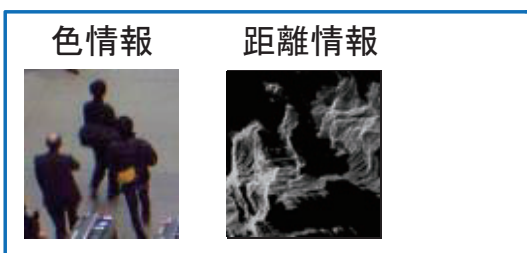
- 人物追跡における追跡領域に着目すると、その設定方法は2種類に大別される



- 各時刻で追跡する点や部分を定義する方法(例: 杉村ら(2010))
 - 追跡する点や部分をクラスタリングする手法や事前学習が必要
- 事前に追跡部分の幾何学的形状を定義する方法(例: 橋本ら(2011))
 - 本研究で採用

観測ベクトルの定義

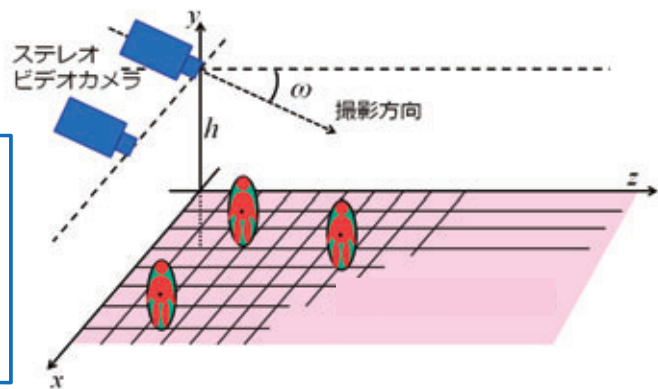
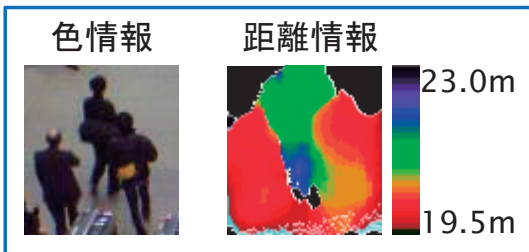
- 観測ベクトルは、直接の観測が可能な、センサから取得する値を並べたベクトル
- 本研究ではステレオビデオカメラを用いる
- 撮影条件
 - 朝ラッシュ時・たまプラーザ駅
 - フレームレート7.5fps
 - ベースライン1m
- 観測ベクトルの構成：
 - 各観測点に対して、
 - 色(r, g, b)
 - 距離(X, Y, Z)



観測ベクトルの定義

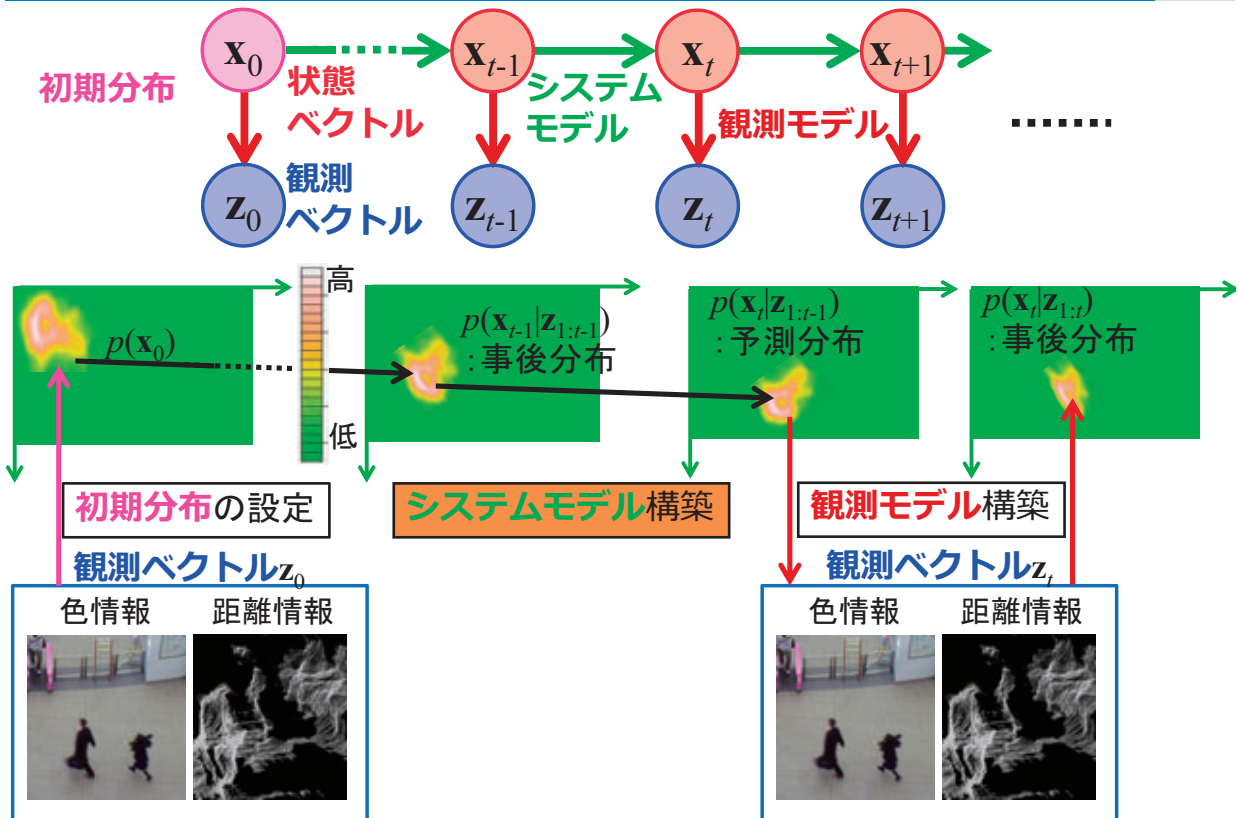
25

- 観測ベクトルは、直接の観測が可能な、センサから取得する値を並べたベクトル
- 本研究ではステレオビデオカメラを用いる
- 撮影条件
 - 朝ラッシュ時・たまプラーザ駅
 - フレームレート7.5fps
 - ベースライン1m
- 観測ベクトルの構成：
 - 各観測点に対して、
 - 色(r, g, b)
 - 距離(X, Y, Z)



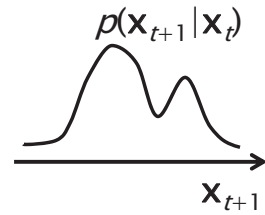
システムモデルの構築

26

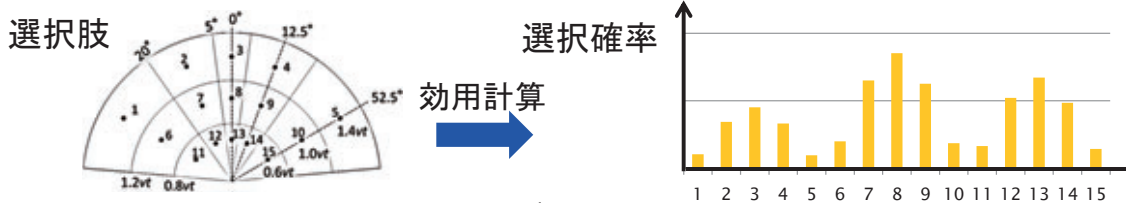


システムモデルの構築

- システムモデルの役割：
現在の状態ベクトルが与えられたときの、
次の状態ベクトルの確率分布を与えること
→確率的な予測モデルが望ましい



- 本研究では、状態ベクトルのうち位置に着目すると、
人物の挙動モデルに相当する
- 離散選択モデルを推定し、各選択肢を選択する確率に従って
現在位置から選択肢位置に遷移するモデルを考える

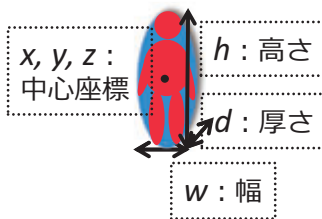


- 変数として行動特性を加味したモデルを構築する
- 逐次追跡であることから、
目的地位置の情報を事前に外生的に必要としないモデルを構築する
- (モデルの詳細は省略)

システムモデルの構築

- 構築した挙動モデルを位置(x, z)(すなわち平面上)に対して用いる

- (再掲)状態ベクトルの構成
 - 位置(x, y, z)
 - 形状(w, h, d)
 - 速度(v)
 - 見え(色ヒストグラム)

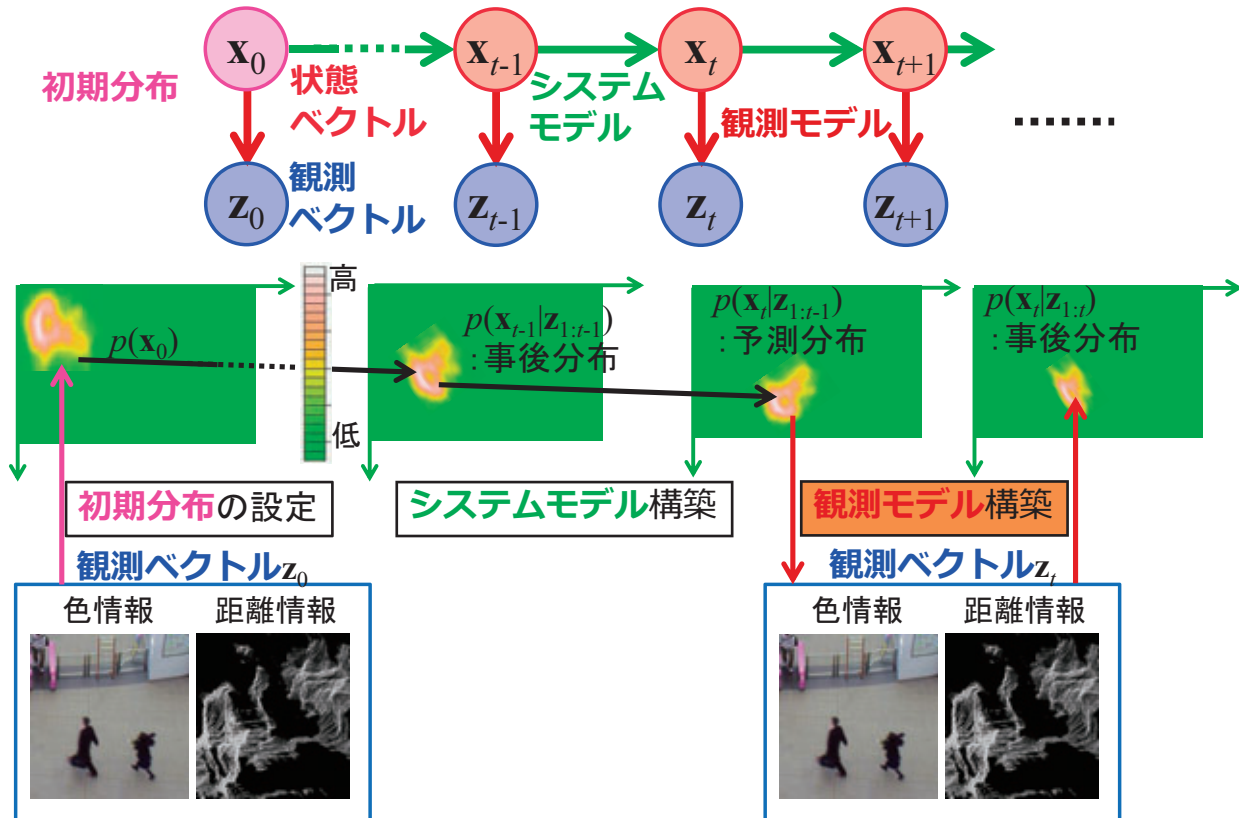


- 状態ベクトルの各要素に対するシステムモデルの設定

状態ベクトルの要素	システムモデル
位置のうちx, z	推定した離散選択モデル
位置のうちy, 形状w, h, d	ランダムウォーク
速度v	離散選択モデル内部で処理される
見え(色ヒストグラム)	隣接時刻間是不変

観測モデルの構築

29



観測モデルの構築方針

30

- 観測モデルの役割：
 - 観測された色・距離の情報が、ある状態ベクトル(特に人物位置や形状)から得られる尤もらしさを表すモデル
- 観測モデルが満たすべき3つの条件を想定
 1. 空間上のあらゆる点で値が算出できる(分布が描ける)
 - 予測分布が空間上のあらゆる点に値を持ちうるため、事後分布の計算のため、観測モデルも連続分布が望ましい
 2. 人物から外れた地点で高い値にならない
 - 予測分布が広がりを持つことを考慮すると、人物付近以外で高い値を返さないモデルが望ましい
 3. 遮蔽や近接に頑健
 - 人物の密度や進行方向などは時々刻々と変化するため、対象とする環境に依存しない観測モデルが望ましい
- 以上を踏まえ、画像処理に基づく既往の人物抽出手法を概観し、援用していく

観測モデルの構築

既存の人物追跡手法で用いられているモデルを援用するために、それらのモデルの本研究における妥当性を確認する

- 複数の予測分布に対して、観測モデルに複数のパラメータ候補を与え、それぞれから得られる平均・分散・分布形状と人物位置とを比較することにより、モデルの妥当性を確認した

- 色情報と距離情報それぞれについてモデル化し積をとる

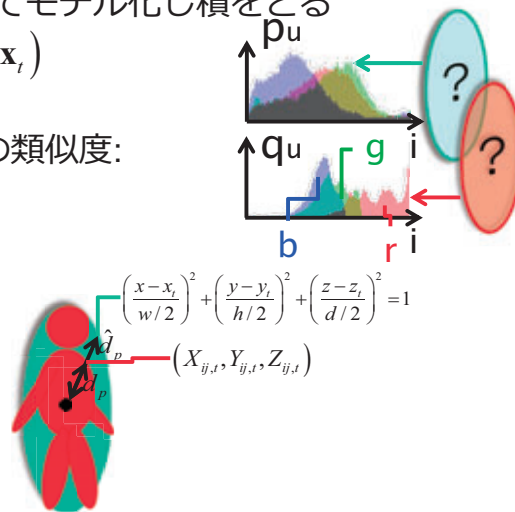
$$p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) = p(\mathbf{z}_t^{color} | \mathbf{x}_t) p(\mathbf{z}_t^{range} | \mathbf{x}_t)$$

- 色情報：カラーヒストグラムの類似度: (Bhattacharyya Coefficient)

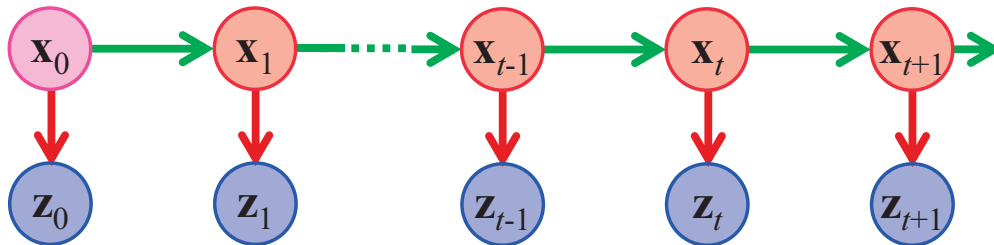
$$p(\mathbf{z}_t^{color} | \mathbf{x}_t) = \prod_{r,g,b} \sum_{i=0}^{255} \sqrt{p_u q_u}$$

- 距離情報：形状の類似度:

$$p(\mathbf{z}_t^{range} | \mathbf{x}_t) = 1 - \frac{1}{I} \sum_p (d_p - \hat{d}_p)^2$$



基礎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	基礎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・速度・見え(色)
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・形状・見え(色)を推測するモデル
システムモデル $p(\mathbf{x}_{t+1} \mathbf{x}_t)$	人物挙動の予測モデル + 人物位置以外の状態ベクトルの時間推移モデル
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 + 人物位置以外の状態ベクトルの初期分布のモデル

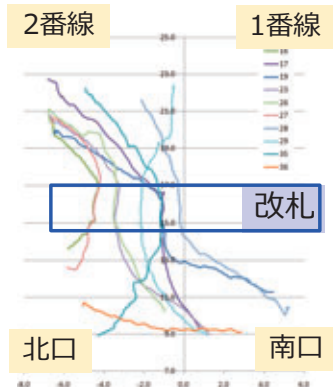
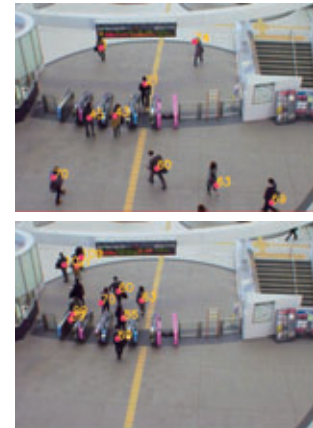
基礎手法の検証

33

- 構築したモデルにより人物自動追跡を行い、その精度を検証する

- (再掲)動画像の撮影条件
 - 朝ラッシュ時・たまプラーザ駅
 - フレームレート7.5fps
 - ベースライン1m

- 動画像2分に適用し、延べ[人・フレーム]で成功率77%
 - システムモデルの違いによる比較
 - 等速直線運動を仮定すると 69%
 - ランダムウォークを仮定すると 53%
 - (参考)各モデル単独の精度検証
 - 抽出手法による抽出成功率 91%
 - 抽出をマニュアルで行った場合の追跡成功率 83%



発表内容

34

- 1. 交通工学とデータ同化
- 2. ミクロな歩行者行動分析とデータ同化
- 3. 動画像とシミュレーションモデルを統合した人物追跡
- 4. 行動分析への応用可能性

拡張手法の構築

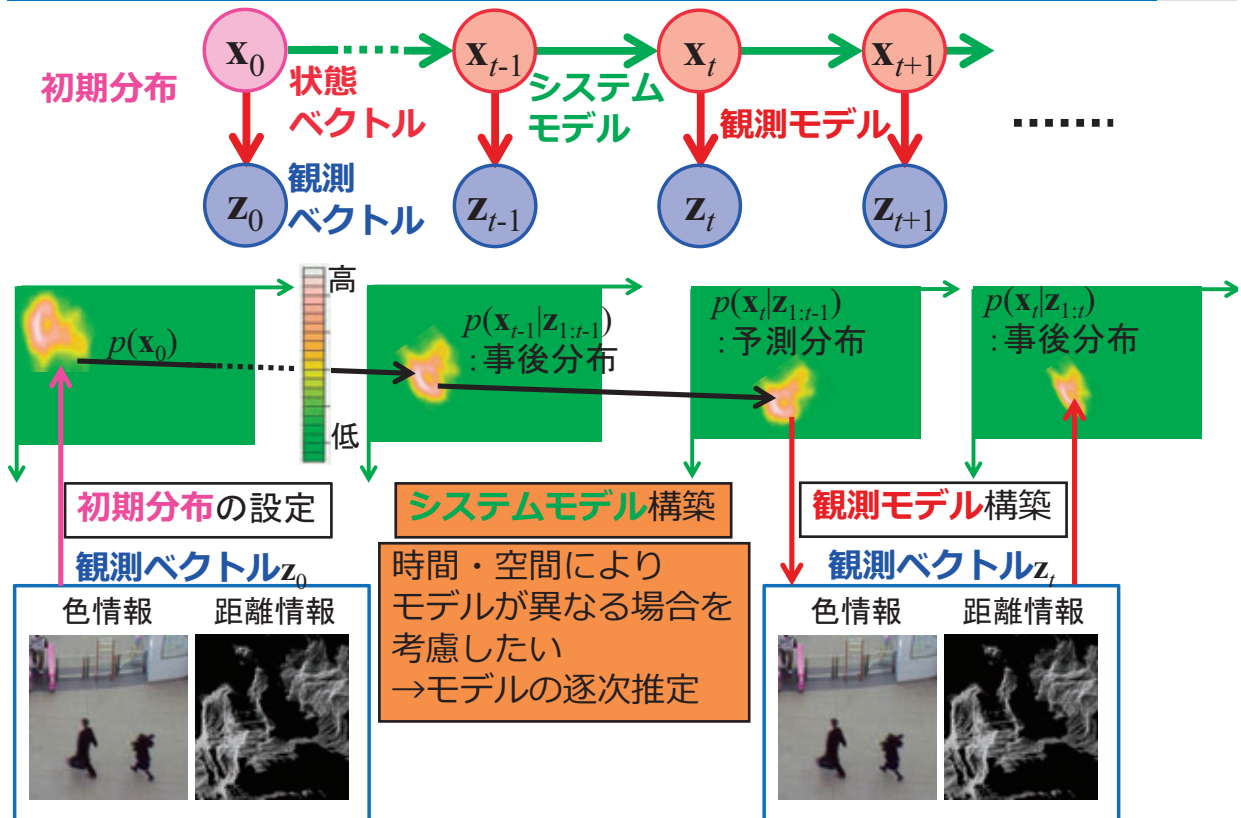
基礎手法を拡張する

- モデルパラメータの時間変化を考える
- 特に、システムモデルについて、人物が従う挙動モデルが時間・空間・個人によって異なってもよいとする
- 適用対象が以下のように拡大する
 - 観測領域内で場所によって精度のよいモデルが異なる場合
 - 個々人でモデルパラメータが異なる場合
 - 時間経過とともにモデルパラメータが変化していく場合

拡張の方法：システムモデルの逐次推定

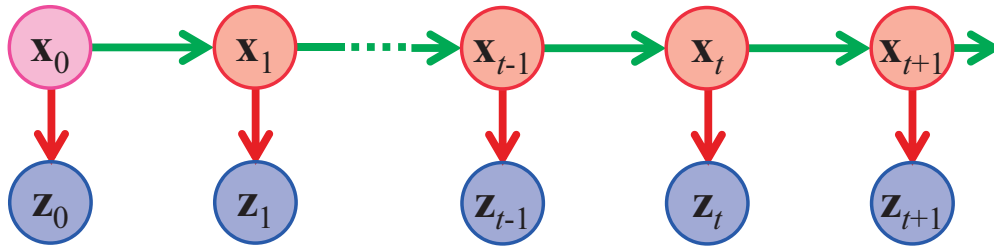
- 逐次得られる人物位置から、モデルパラメータの逐次推定・モデルの逐次選択を行う
 - 逐次的に予測精度のよいモデルパラメータの事後分布を推定する
 - 逐次的に予測精度のよいモデルを選択する

拡張手法の構築



拡張手法における一般状態空間モデル

37



一般状態空間モデルにおける名称	基礎手法において相当するもの
状態ベクトル x_t	人物位置・形状・速度・見え(色) ・ モデルパラメータ
観測ベクトル z_t	色・距離
観測モデル $p(z_t x_t)$	色・距離情報から 人物位置・形状・見え(色)を推測するモデル
システムモデル $p(x_{t+1} x_t)$	人物挙動の予測モデル + 人物位置以外の状態ベクトルの時間推移モデル
初期分布 $p(x_0)$	観測領域内に新出した人物の抽出モデル + 人物位置以外の状態ベクトルの初期分布のモデル

システムモデルの逐次推定

38

- モデルの変化をモデルパラメータの変化と捉え、パラメータを含めた状態ベクトルの事後分布を逐次ベイズ推定する
- 初期分布 $p(x_0, \theta_0)$ が与えられたとき、

$$p(x_t, \theta_t | z_{1:t}) \propto p(z_t | x_t, \theta_t) p(x_t, \theta_t | z_{1:t-1})$$
事後分布 $= p(z_t | x_t, \theta_t) \int \int p(x_t, \theta_t | x_{t-1}, \theta_{t-1}) p(x_{t-1}, \theta_{t-1} | z_{1:t-1}) dx_{t-1} d\theta_{t-1}$
- 特にパラメータの事後分布を知りたいときは、事後分布を x_t で周辺化する

$$p(\theta_t | z_{1:t}) = \int p(x_t, \theta_t | z_{1:t}) dx_t$$
- パラメータ部分のシステムモデル $p(\theta_t | \theta_{t-1})$ の状況により、適用上は2パターンに分けて考えられる
 - 連続的な変化：モデルパラメータの逐次ベイズ推定
 - 上式をそのまま計算
 - 同一のモデル形式のなかで、モデルのパラメータが変化していく過程
 - 離散的な変化：モデル形式の逐次変更
 - 上式の計算により予測分布の精度が低下した場合にシステムモデル自体を変更する
 - パラメータの個数の増減など、モデルが急激に変化する過程

システムモデルの逐次推定

逐次推定の効果を把握する観点

- 一般状態空間モデルの全体尤度：
想定しているモデルにおいて観測ベクトルが時系列に得られる尤度

$$p(\mathbf{z}_{1:t}) = \prod_{i=1}^t p(\mathbf{z}_i | \mathbf{z}_{1:i-1}) = \prod_{i=1}^t \int p(\mathbf{z}_i | \mathbf{x}_i) p(\mathbf{x}_i | \mathbf{z}_{1:i-1}) d\mathbf{x}_i \prod_{i=1}^t \sum_{j=1}^N w_{i,j} / N$$

(パーティクル数 N 、パーティクル j の重み w_j)

- 実際にはあるパラメータ θ の下で各時刻で得られる尤度 $p(\mathbf{z}_t | \mathbf{z}_{1:t-1}, \theta)$ を検討

時系列に得られる尤度 $p(\mathbf{z}_t | \mathbf{z}_{1:t-1}, \theta)$ = モデルの精度

- 観測モデルが不変の場合は、
予測分布の精度低下：システムモデルの精度低下を意味する
- パラメータ事後分布の時間変化および空間・個人間における差異
 - 特に、事後分布の平均値について検討

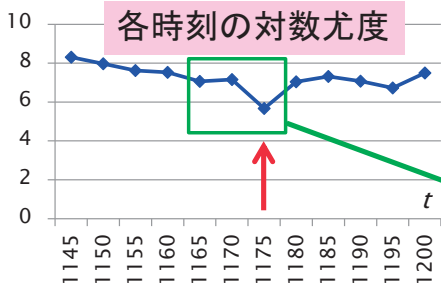
差異が見られる = モデルパラメータを逐次推定する意味がある

モデルパラメータの逐次ベイズ推定の例

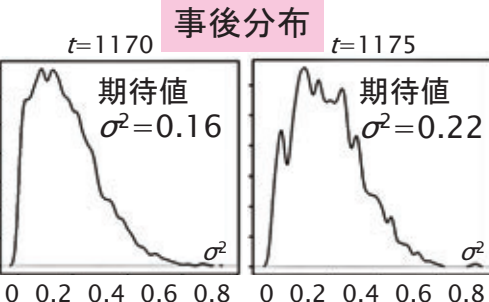
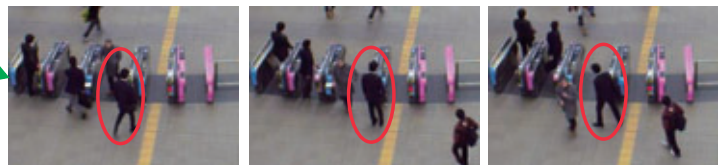
- システムモデルを 等速直線運動 + 正規ノイズ としたとき
パラメータ σ^2 (正規ノイズの分散)を逐次推定する
 - 事前分布は $\sigma^2 \sim N(0.10[\text{m}], 0.01[\text{m}^2])$

- 結果の例

対数尤度



実際の状況



改札付近で右往左往する人物の存在

モデル形式の逐次変更

41

モデル変更のルール

- 各時刻における全体尤度の値から、連続する時刻間での尤度比を検討
 - パーティクルフィルタでN個の粒子がそれぞれ尤度 w_t を持つとき、

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

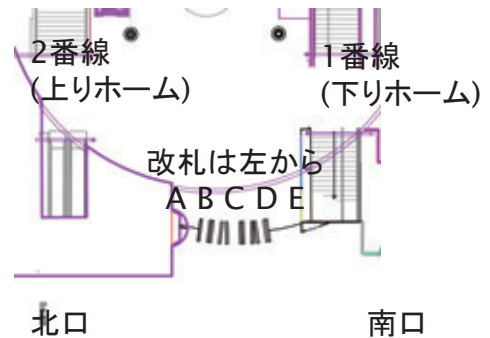
は時刻 $t-1$ までのシステムモデルにおいて得られる時刻 $t-1$ での尤度と時刻 t での尤度との尤度比

- 尤度比が連続する時刻 t_w の間で閾値以上低下しているときモデルを変更 (Change Finder (Takeuchi and Yamanishi, 2009))
 - 隣接する時刻のみでの比較では外れ値である可能性がある
- 変更先のモデルの選び方
 - 本研究では、ランダムウォーク・等速直線運動・離散選択モデルのいずれか
 - 尤度比が閾値以下となった場合、全てのモデルを適用してそれぞれの場合の事後分布を算出し、一番尤度が高いモデルを採用する

応用例の検討

42

- 出発地別の利用改札の把握 (1000フレーム)
 - 123人中109人について自動で把握できている
 - 全体的な傾向も失われていない



	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]

おわりに

43

- 交通工学においてもデータ同化の積極的な利用が盛んになってきている
- 長年発展してきたシミュレーションモデルに対して、「取得データをうまく取り込んでいく方法」としてかなり有用
- これまで取り組みにくかったミクロな歩行者行動分析やそれによる空間計画・施設配置・流動制御にも応用可能

- 現在までに、動画像を用いた複数人物の自動追跡手法・状態空間モデリングによる挙動モデル推定手法の構築ができつつある
- 今後は、これらの成果を具体的な行動分析手法として展開し、実際の空間に反映させていきたい