

複数人物逐次追跡手法における 歩行者挙動モデルの検討

東京大学 中西 航

大学院工学系研究科 社会基盤学専攻
地域/情報研究室

第1回若手研究者の研究会

— 動的変化と不確実性を捉える理論の構築に向けて —

2013/03/31 京都大学



予測と観測の統合

- 自然科学の分野で多く用いられている
- 基本的な発想：
 - ある事象の観測が可能である
 - ある事象についての予測モデルが存在する
 - 予測結果と観測結果の間に観測モデルを仮定する
 - 予測モデルと観測モデルを連立して、ある事象(についての情報)を最適化する
- 交通分野においても近年着目されている
 - 予測: 交通量予測、経路選択予測...
 - 観測: 断面交通量、PT、PP...
- しかし、狭域を対象とする例は少ない

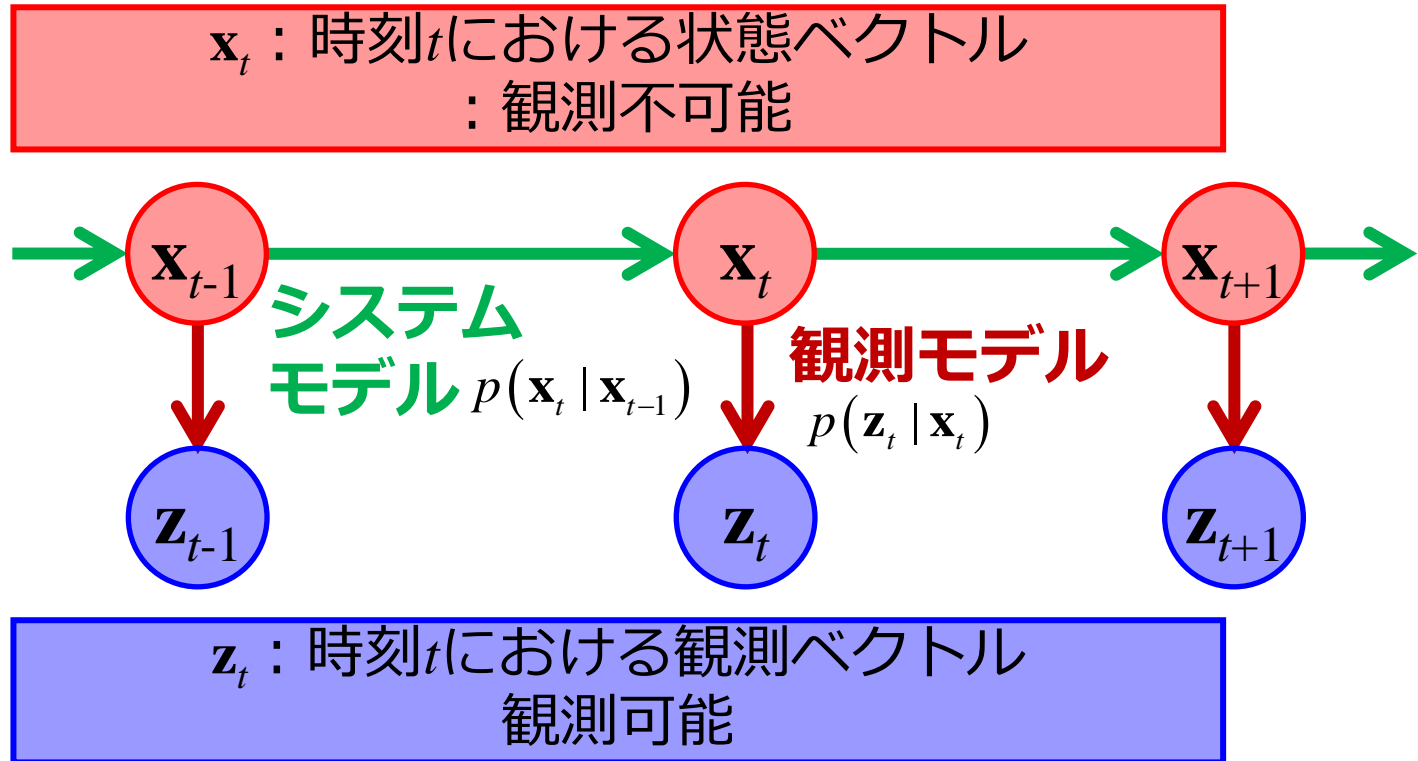


予測と観測の統合

- 統合例では、既存の予測モデルと観測モデルそれぞれを適宜援用していることが多い
 - 予測モデルは(別途用意したデータに基づいて推定した)シミュレーションモデル、観測モデルは正規分布など
 - 各モデルのパラメータは統合により最適化することが可能
- しかし、そもそも予測モデルや観測モデルが確立しているとは限らない
 - 予測と観測の統合を前提としたモデル構築の検討
 - 観測結果の存在を前提とした予測モデル
 - 予測結果の存在を前提とした観測モデル

一般状態空間モデル

- 隠れ状態とマルコフ性に基づく時系列モデリング



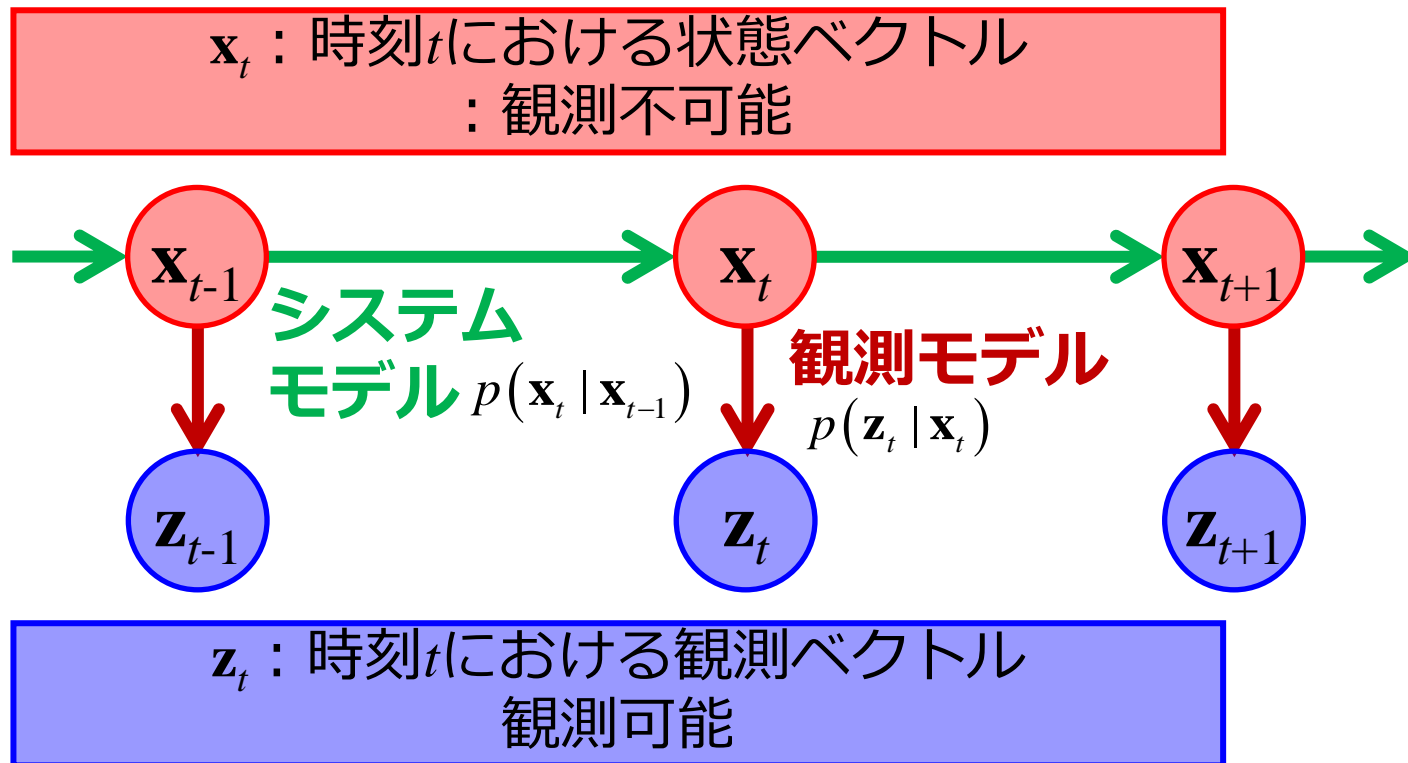
方針

\mathbf{z}_0 から \mathbf{z}_t まで観測したとき, **事後確率最大化基準**により
状態ベクトル \mathbf{x}_t を逐次推定する

→Optimal $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{0,1,\dots,t})$ (パーティクルフィルタにより計算)

一般状態空間モデル

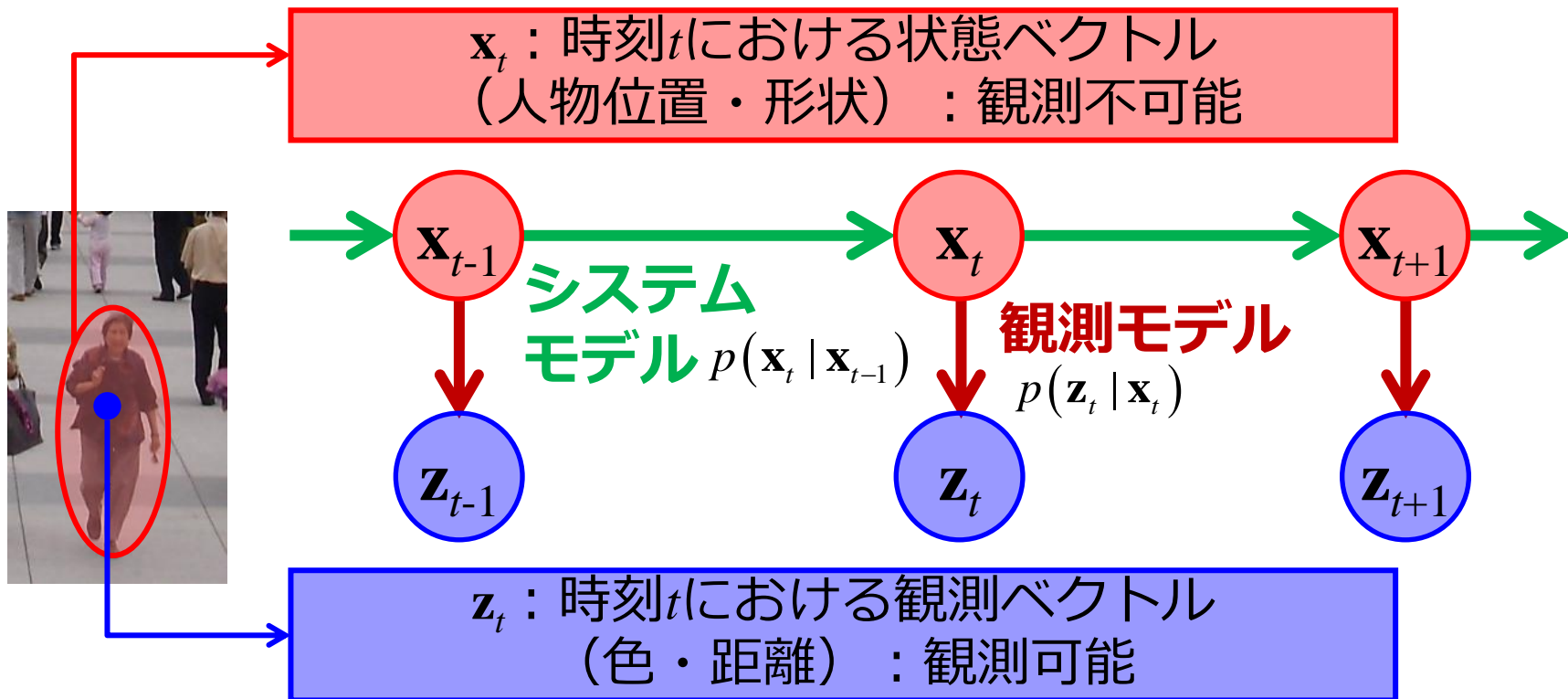
- 隠れ状態とマルコフ性に基づく時系列モデリング



$$\begin{aligned}
 p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{0:t}) &\propto p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{0:t-1}) \quad (\because \text{ベイズの法則}) \\
 &= \underbrace{p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t)}_{\text{観測モデル}} \int \underbrace{p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1})}_{\text{システムモデル}} \underbrace{p(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{z}_{0:t-1})}_{\text{1期前の結果}} d\mathbf{x}_{t-1}
 \end{aligned}$$

例：人物追跡手法

- 布施・中西(2012)における定式化



$$\begin{aligned}
 p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{0:t}) &\propto p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{0:t-1}) \quad (\because \text{ベイズの法則}) \\
 &= \underbrace{p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t)}_{\text{観測モデル}} \int \underbrace{p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1})}_{\text{システムモデル}} \underbrace{p(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{z}_{0:t-1})}_{\text{1期前の結果}} d\mathbf{x}_{t-1}
 \end{aligned}$$

狭域における予測と観測の統合例

- 人物の逐次追跡：
観測した動画像情報から
複数人物を追跡する

- 観測：動画像処理モデル
+
- 予測：歩行者挙動モデル



- 観測情報の処理だけでは複雑状況下の追跡は困難

- 最終的な目的は空間設計・運用の高度化

- 予測モデルとの統合により、追跡結果から人物挙動特性を把握すると同時に予測モデルを改良可能
- 予測モデルの改良は結果的に追跡精度の向上に寄与

想定される応用例：駅構内の設計

- 出入口配置、改札配置、幅の設計、流動制御、・・・
 - 現在：ボトルネックにおける最混雑時の交通量(安全性)
 - 今後：非混雑時も含めた快適性
 - ユニバーサルデザイン、魅力的な空間、・・・
- 評価指標(?)
 - 移動速度、混雑率、交錯箇所密度、空間モジュール、・・・
 - しかし、一or二方向流と交錯流では、同じ混雑率でも異なる流量
 - そもそも歩行者流動の生成メカニズムは明らかでない
- 経験的設計から統計的設計への転換を目指したい
 - 様々な状況に対する挙動モデルの構築
 - 制御or注視すべき場所の特定手法の構築

様々な状況への対応

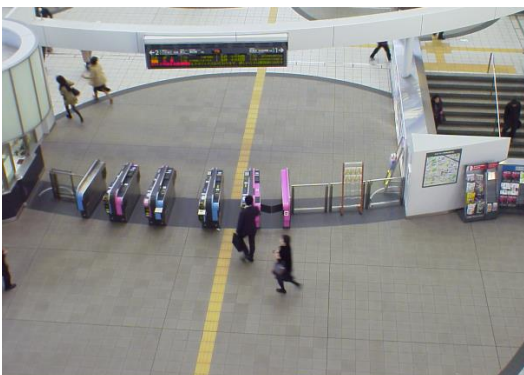
空間による相違

- 空間配置の違い
- 外生的な条件の違い



時間による相違

- 列車到着時
- 列車の種別



ありとあらゆる条件が想定されるなかで、

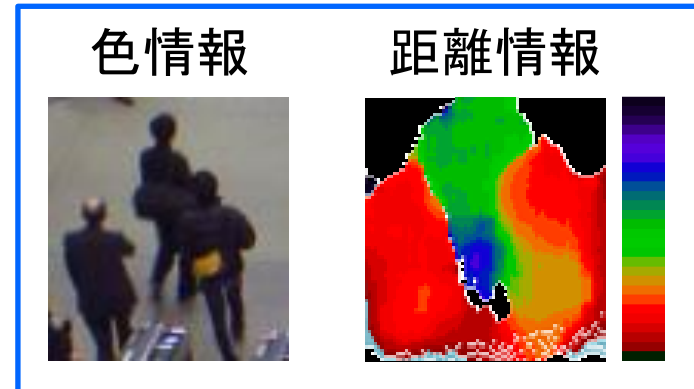
- 大別するならばどのようなパターンなのか？
- 特に注意しなければならないのはどのような状況なのか？

全部シミュレーションすれば良い、というわけではない

狭域における観測手法

観測の例

- 人力による追跡調査→描画、集計...
- 断面通過数カウント→集計
- 色画像・距離画像取得→画像処理



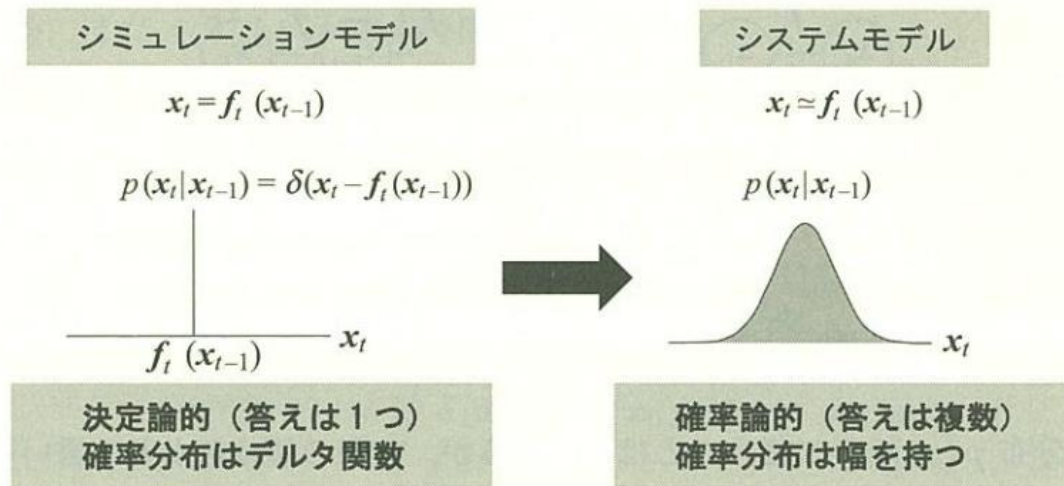
特に画像処理に基づく手法が発展

- 前景部分の特定: 背景差分、エッジ特徴量、ヒストグラム、...
- 前景部分の個別判定: クラスタリング、エッジ特徴量、...
- フレーム間マッチング: 各種特徴量(+位置等の制約条件)
- 特に、教師無しノンパラメトリックあたりが最先端

抽出、追跡、姿勢推定など、各種目的に応じた手法がしばしば提案されている

システムモデル $p(x_t | x_{t-1})$ の作成

- 「時刻 $t-1$ における状態ベクトル」のもとでの「時刻 t における状態ベクトル」の 条件付き確率分布
 - 事後確率分布を計算するかどうかは別として、広い意味ではランダムウォークや等速直線運動なども全てシステムモデルとして扱うことができる
- シミュレーションモデル(確定値を返すモデル)とは異なる



- 既存の多くの歩行者挙動モデルは、(少なくとも予測に使う場合には)確定的モデル

モデルに望まれる条件

- 一般論として、
 - 直感に整合するモデル
 - 精度の良いモデル
- システムモデルとして扱ううえで、
 - 確率的なモデル
 - パラメータを状態ベクトルに含められるモデル
 - 観測のタイムステップに対応したモデル
 - 計算が遅くないモデル
- 空間設計に活かすうえで、
 - 統計的に意味が明確なモデル
 - 区別したい状況を表現できるモデル
 - たとえば、流動の「交錯」と「合流・分岐」の区別
- これまで、全てを満たすようなものは存在しない

システムモデル $p(x_t | x_{t-1})$ の作成

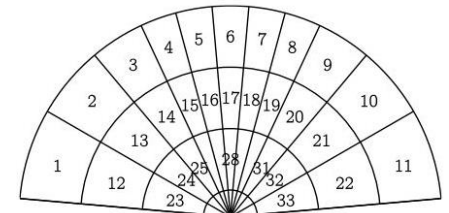
前出の既往研究では、
離散選択モデル (by Robin *et al.*) の効用関数から計算される
各選択肢の選択確率に応じた確率分布を考えている

扇形の33カ所の選択肢 (右図) について

$$V_{v,dn} = \left. \begin{aligned} & \beta_{dir_central} dir_{dn} I_{d,central} \\ & + \beta_{dir_side} dir_{dn} I_{d,side} \\ & + \beta_{dir_extreme} dir_{dn} I_{d,extreme} \end{aligned} \right\}$$

keep direction

進行方向維持



$$\left. \begin{aligned} & + \beta_{ddist} ddist_{v,dn} \\ & + \beta_{ddir} ddir_{dn} \end{aligned} \right\}$$

toward destination

目的地への接近

$$\left. \begin{aligned} & + \beta_{dec} I_{v,dec} (v_n / v_{max})^{\lambda_{dec}} \\ & + \beta_{accLS} I_{n,LS} I_{v,acc} (v_n / v_{maxLS})^{\lambda_{accLS}} \\ & + \beta_{accHS} I_{n,HS} I_{v,acc} (v_n / v_{max})^{\lambda_{accHS}} \end{aligned} \right\}$$

free flow acceleration 加減速の負担

$$\left. \begin{aligned} & + I_{v,acc} I_{d,acc}^L \alpha_{acc}^L D_L^{\rho_{acc}^L} \Delta v_L^{\gamma_{acc}^L} \Delta \theta_L^{\delta_{acc}^L} \\ & + I_{v,dec} I_{d,dec}^L \alpha_{dec}^L D_L^{\rho_{dec}^L} \Delta v_L^{\gamma_{dec}^L} \Delta \theta_L^{\delta_{dec}^L} \end{aligned} \right\}$$

leader-follower

歩行者間相互作用

先行歩行者への追従

$$\left. + I_{a,c} \alpha_c e^{\rho_c D_c} \Delta v_c^{\gamma_c} \Delta \theta_c^{\delta_c} \right\}$$

collision avoidance

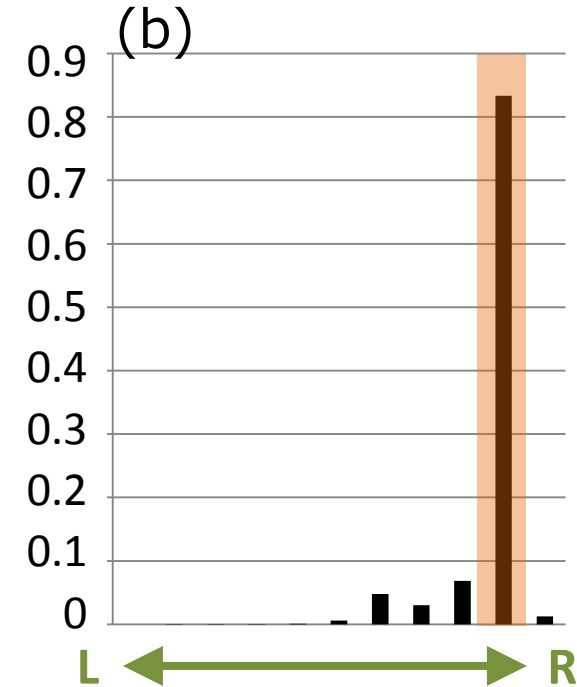
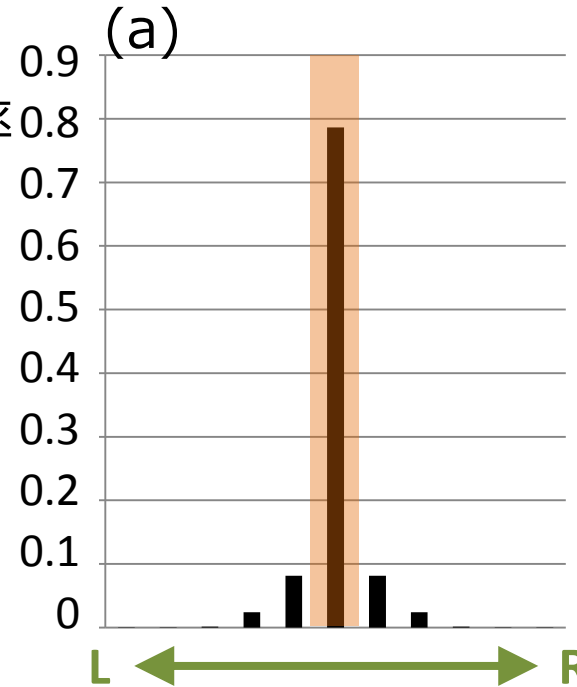
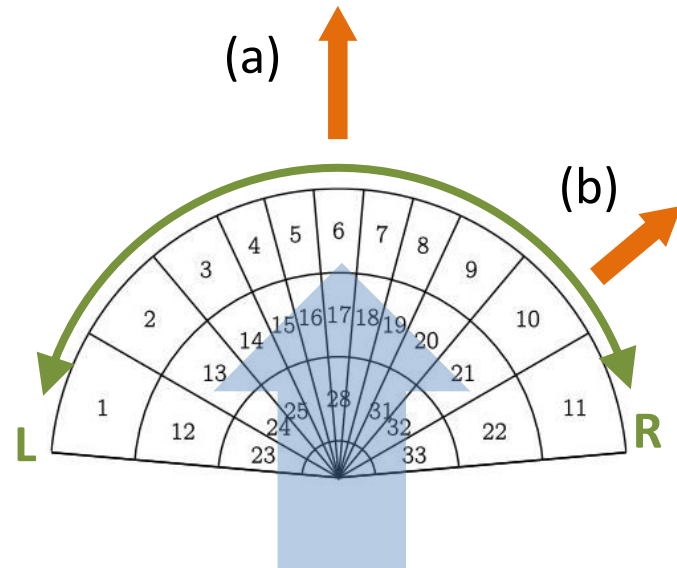
交錯歩行者の回避

目的地は未知であるため全ての選択肢について0とする

システムモデルの課題

- 効用関数に本来存在する目的地項の影響

目的地を各方向の30m先に
設定した際の角度別選択確率



- 外生的に与えている目的地の影響が大きい
- 目的地項を消去した状態でモデル推定を行う必要がある

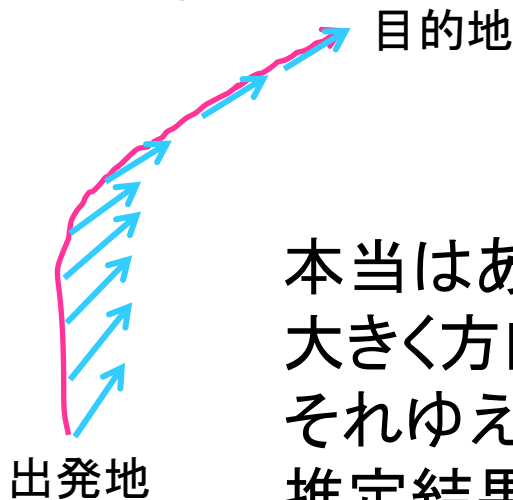
システムモデルの課題

- ということは、実は当たっていない(?)
 - タイムステップごとに予測結果が合わない
 - シミュレーションにおいては目をつぶれる問題かもしれないが、観測と統合するときには問題
- 何が起きているのか？

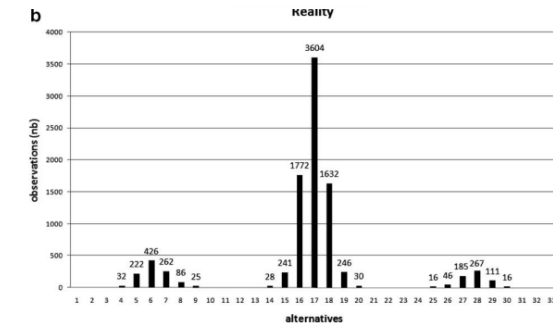
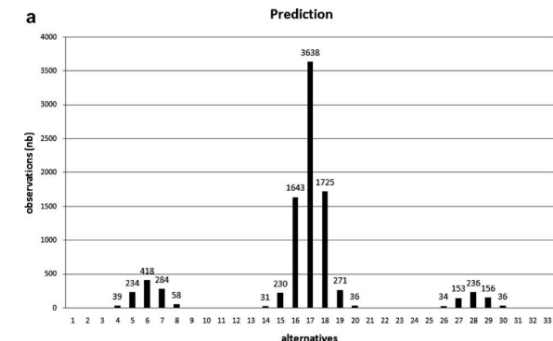
実際の軌跡と
各ステップでの選択結果は
合っていない



集計するとだいたい合う



本当はある一時点で
大きく方向転換するが、
それゆえにあらゆる方向の
推定結果が(見かけ上)揃う

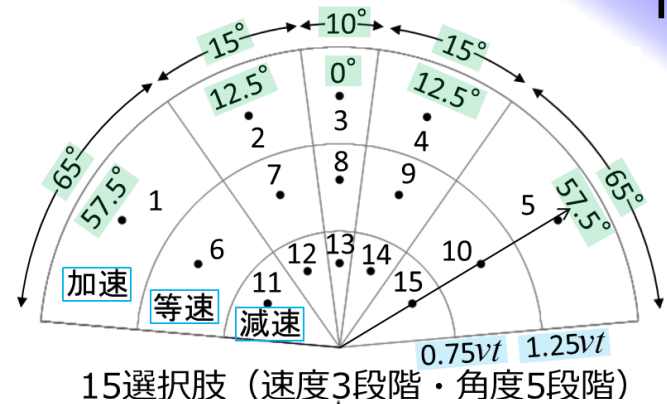


目的地の設定を不要にしたい

- 逐次追跡時には目的地は未知
- 目的地を外生的に与えると支配的な変数になる
 - 推定されたモデルによる予測結果が実態と合わない
- そもそも目的地は
 - 1点ではなく広がりを持った領域である
 - 動的に変化する
 - 全ての歩行者に常に認識されているとは限らない

新しいモデルの構築

- 目的地に関する項を効用関数に含めない
- 15肢選択多項ロジット



$$V = I_{acc} \left\{ \beta_{acc} \left(\frac{v_n}{v_{max}} \right)^{\lambda_{acc}} + \beta_{accd} \right\} \quad \text{速度の変更}$$

$$+ \beta_{dir} |\varphi_i - 90|^{0.5} \quad \text{進行方向の維持}$$

$$+ \beta_{flow} \left(\sum_{k \in C_{flow}} \cos(\Delta\theta_{ki}) \right)^{\lambda_{dir_flow}}$$

$$+ \beta_{cross} \left[\sum_{k \in C_{cross}} \left\{ \sin^2 \theta_k \cdot f_{cross} (|\Delta\theta_{ki}|) + \cos^2 \theta_k \cdot \sin |\Delta\xi_{ki}| \right\} \right]^{\lambda_{dir_cross}} \quad v_i^{\lambda_{v_cross}}$$

$$+ \beta_{noncr} \left[\sum_{k \in C_{noncr}} \left\{ \sin^2 \theta_k \cdot f_{noncr} (|\Delta\theta_{ki}|) + \cos^2 \theta_k \cdot \sin |\Delta\xi_{ki}| \right\} \right]^{\lambda_{dir_noncr}} \quad v_i^{\lambda_{v_noncr}}$$

$$+ \beta_{leader} d_L^{\lambda_{d_leader}} |\Delta\theta_{Li}|^{\lambda_{dir_leader}}$$

周辺歩行者の流れへの同調

付近の歩行者の回避

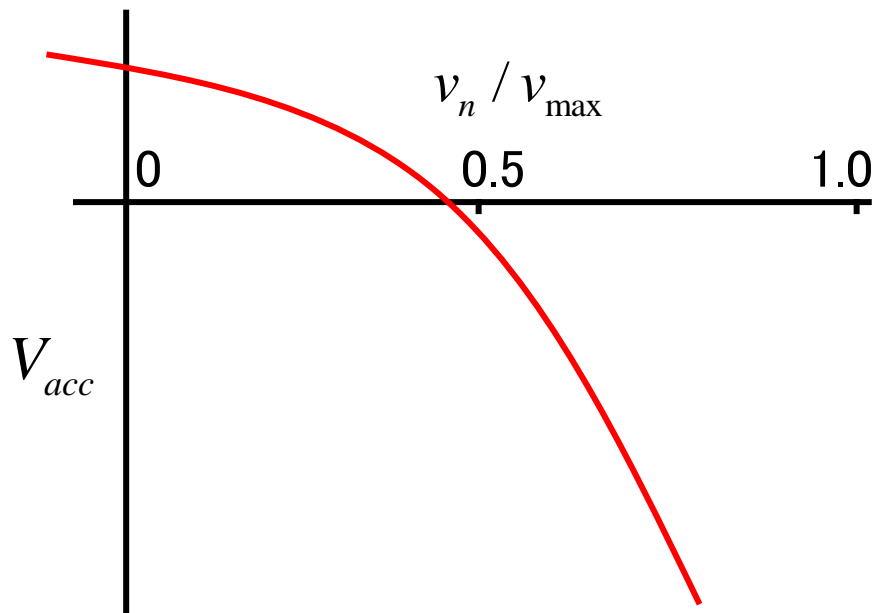
前を進む歩行者への追従

効用関数

$$\begin{aligned}
 \text{効用関数 } V = & I_{acc} \left\{ \beta_{acc} \left(\frac{v_n}{v_{max}} \right)^{\lambda_{acc}} + \beta_{accd} \right\} + \beta_{dir} |\varphi_i - 90|^{0.5} + \beta_{flow} \left(\sum_{k \in C_{flow}} \cos(\Delta\theta_{ki}) \right)^{\lambda_{dir_flow}} \\
 & + \beta_{cross} \left[\sum_{k \in C_{cross}} \left\{ \sin^2 \theta_k \cdot f_{cross}(|\Delta\theta_{ki}|) + \cos^2 \theta_k \cdot \sin|\Delta\xi_{ki}| \right\} \right]^{\lambda_{dir_cross}} v_i^{\lambda_{v_cross}} + \beta_{noncr} \left[\sum_{k \in C_{noncr}} \left\{ \sin^2 \theta_k \cdot f_{noncr}(|\Delta\theta_{ki}|) + \cos^2 \theta_k \cdot \sin|\Delta\xi_{ki}| \right\} \right]^{\lambda_{dir_noncr}} v_i^{\lambda_{v_noncr}} + \beta_{leader} d_L^{\lambda_{d_leader}} |\Delta\theta_{Li}|^{\lambda_{dir_leader}}
 \end{aligned}$$

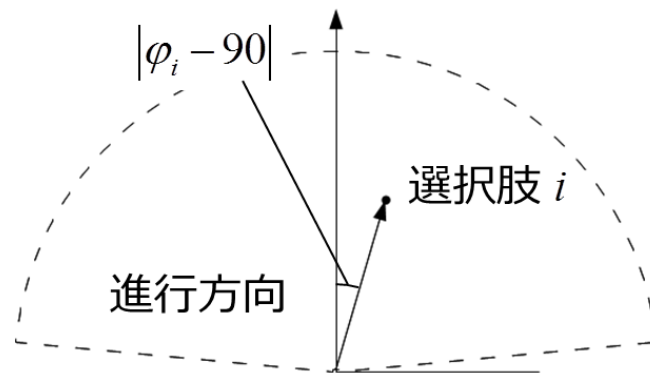
速度の変更

速度に応じた効用の変化



低速下では加速に効用
一定以上の速度で加速に不効用

進行方向の維持



変数

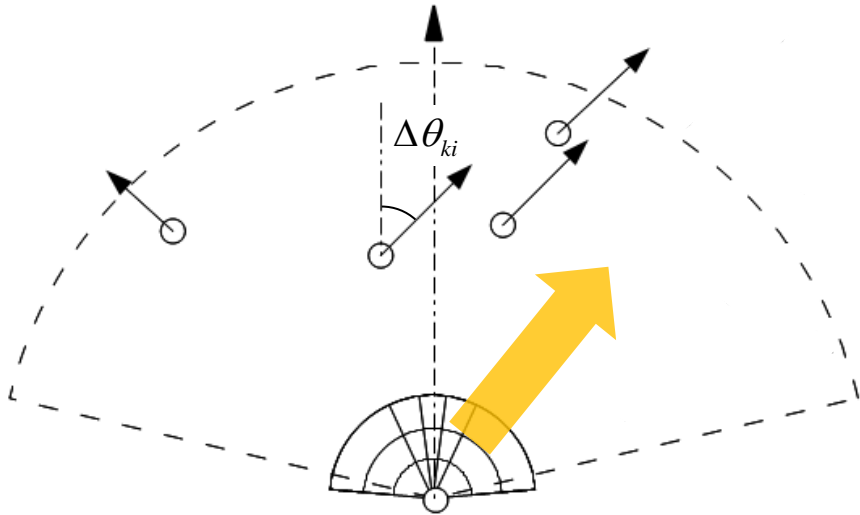
進行方向からの角度変化

大きな角度変化に不効用

効用関数

$$\begin{aligned}
 \text{効用関数 } V = & I_{acc} \left\{ \beta_{acc} \left(\frac{v_n}{v_{max}} \right)^{\lambda_{acc}} + \beta_{accd} \right\} + \beta_{dir} |\varphi_i - 90|^{0.5} + \beta_{flow} \left(\sum_{k \in C_{flow}} \cos(\Delta\theta_{ki}) \right)^{\lambda_{dir_flow}} \\
 & + \beta_{cross} \left[\sum_{k \in C_{cross}} \left\{ \sin^2 \theta_k \cdot f_{cross}(|\Delta\theta_{ki}|) + \cos^2 \theta_k \cdot \sin|\Delta\xi_{ki}| \right\} \right]^{\lambda_{dir_cross}} v_i^{\lambda_{v_cross}} + \beta_{noncr} \left[\sum_{k \in C_{noncr}} \left\{ \sin^2 \theta_k \cdot f_{noncr}(|\Delta\theta_{ki}|) + \cos^2 \theta_k \cdot \sin|\Delta\xi_{ki}| \right\} \right]^{\lambda_{dir_noncr}} v_i^{\lambda_{v_noncr}} + \beta_{leader} d_L^{\lambda_{d_leader}} |\Delta\theta_{Li}|^{\lambda_{dir_leader}}
 \end{aligned}$$

周辺歩行者の流れへの同調



歩行者を抽出する条件

$$C_{flow} = \left\{ \begin{array}{l} (d_k < 4D_{max}) \\ \text{and} \\ (|\xi_k - 90| < 75) \\ \text{and} \\ (|\theta_k| < 75) \end{array} \right\} \begin{array}{l} \text{距離が近い} \\ \text{視野の範囲内に存在} \\ \text{進行方向が近い} \end{array}$$

抽出

変数 抽出された歩行者との進行方向差の余弦の和

変数値が大きい方向

= 周辺歩行者との進行方向差が小さい方向
に高い効用

付近の歩行者の回避

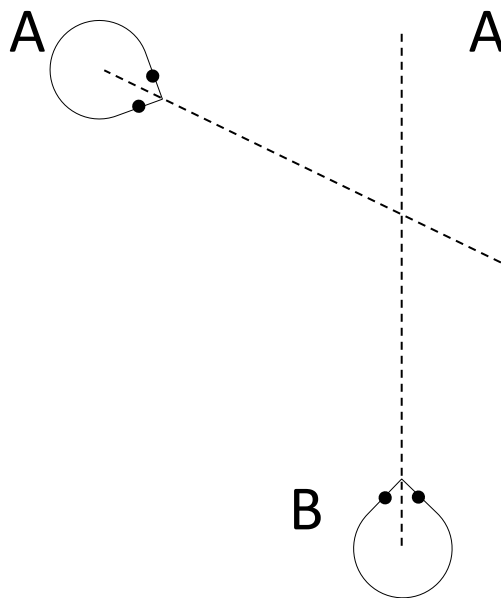
想定される挙動

直進した時に動線が交錯する
位置関係における回避行動

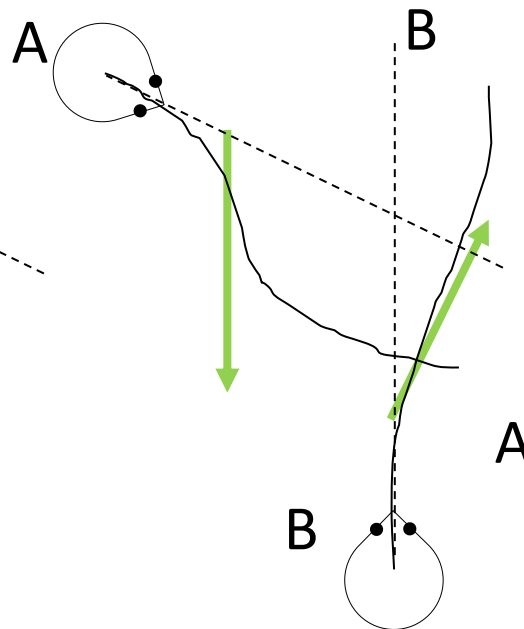
$$\beta_{cross} \left[\sum_{k \in C_{cross}} \left\{ \sin^2 \theta_k \cdot f_{cross}(|\Delta\theta_{ki}|) + \cos^2 \theta_k \cdot \sin |\Delta\xi_{ki}| \right\} \right]^{\lambda_{dir_cross}} v_i^{\lambda_{v_cross}}$$

$$+ \beta_{noncr} \left[\sum_{k \in C_{noncr}} \left\{ \sin^2 \theta_k \cdot f_{noncr}(|\Delta\theta_{ki}|) + \cos^2 \theta_k \cdot \sin |\Delta\xi_{ki}| \right\} \right]^{\lambda_{dir_noncr}} v_i^{\lambda_{v_noncr}}$$

直進すると...



歩行者の回避行動

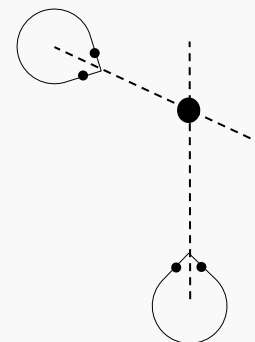


A: 減速し、Bの後方を通る

B: 加速し、Aの前方を通る

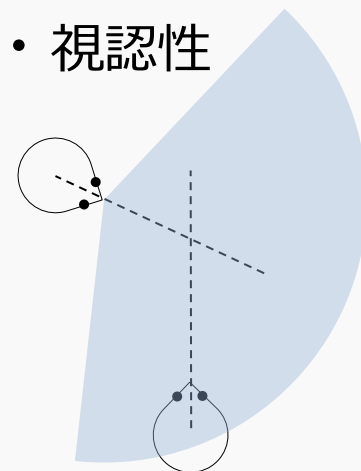
AorBの判定条件

• 到着順



交差する点に
先に着くか

• 視認性



相手の視界に
入っているか

先に着く & 視界内 ⇒ B

その他 ⇒ A

前を進む歩行者への追従

$$V_{leader} = \beta_{leader} d_L^{\lambda_{d_leader}} |\Delta\theta_{Li}|^{\lambda_{dir_leader}}$$

以下の条件によって
選出された歩行者の中から、
最も近くにいる者を**leader**とする

$$C_{leader} = \left\{ k \left\{ \begin{array}{l} (d_k < 2D_{max}) \\ \text{and} \\ (|\xi_k - 90| < 30) \\ \text{and} \\ (|\theta_k| < 20) \\ \text{and} \\ (l_k < 1) \end{array} \right. \right\}$$

想定される挙動

同じ方向に向かう歩行者に
追従して歩く

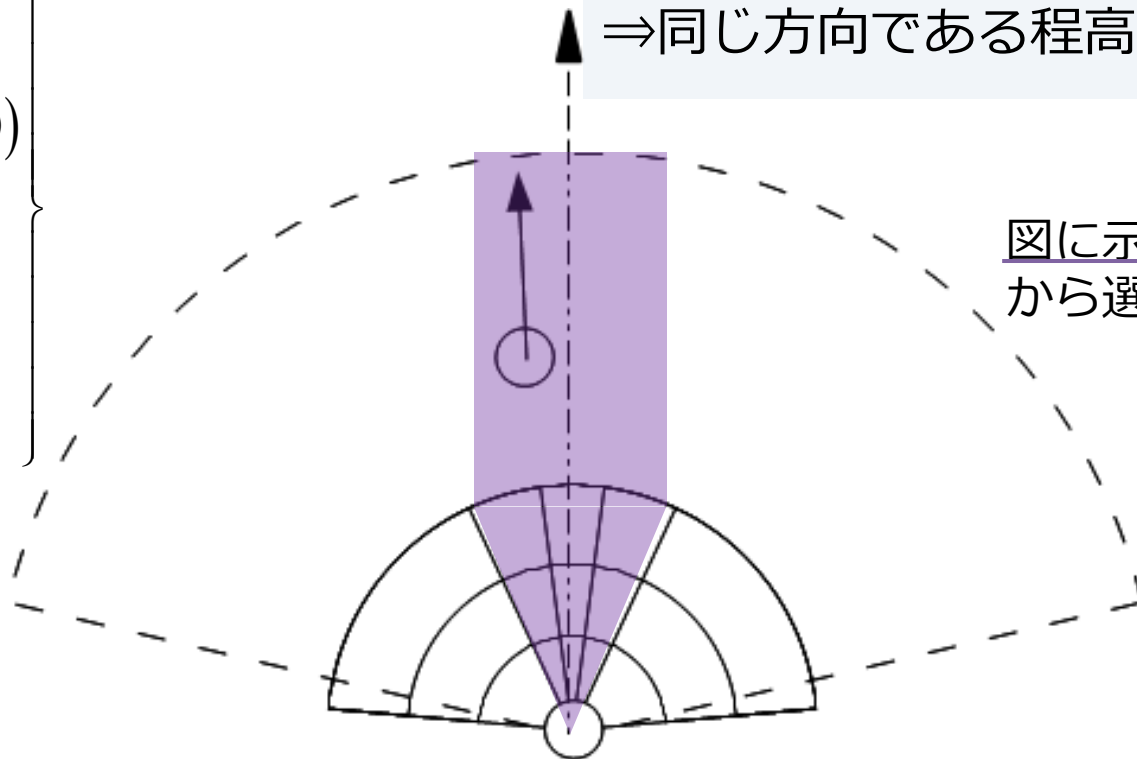
変数

leaderとの距離

⇒近い方が高い効用

leaderとの進行方向差

⇒同じ方向である程高い効用



図に示した範囲
から選ばれる

推定結果

| 変数名 | 推定値 | t値 |
|-------------------------|----------|--------|
| β_{acc} | 14.73*** | -4.87 |
| λ_{acc} | 2.31*** | 5.74 |
| β_{accd} | 0.81*** | 2.61 |
| β_{dir} | -1.54*** | -16.93 |
| β_{flow} | 1.59*** | 4.98 |
| λ_{dir_flow} | 0.52*** | 5.92 |
| β_{cross} | -0.74*** | -7.43 |
| λ_{dir_cross} | 0.12 | 1.16 |
| λ_{v_cross} | -1.84*** | -9.24 |
| β_{noncr} | -0.62*** | -9.29 |
| λ_{dir_noncr} | 0.15*** | 3.95 |
| λ_{v_noncr} | -1.88*** | -14.44 |
| β_{leader} | 13.48 | 0.75 |
| λ_{d_leader} | 2.20*** | 3.67 |
| λ_{dir_leader} | 0.003 | -0.85 |
| 修正済尤度比 | | 0.17 |
| サンプル数 | | 2243 |

- パラメータの符号は正しく、有意
- 選択結果に影響を与える程の値を持つ

速度の変更 一時的に減速した歩行者が元の速度に戻るために加速した

進行方向維持 進行方向の維持が確認できた

周辺歩行者の流れへの同調 周辺歩行者の進行方向が目的地方向の代替となった

付近の歩行者の回避 符号条件が想定と異なり加速することで交錯を回避する傾向が見られた

前を進む歩行者への追従 今回の推定結果からは拳動特性が支持されなかった

*** 1%有意

(単一のモデル推定における)課題

- 同調と回避の峻別が非常に難しい
- 群化との関連も考慮する必要がある

- そもそも、歩行者はかなり複雑な状況をどうにかして判断しているが・・・
 - いつ、何を、どのように見ているか(=何が変数なのか)不明
 - 仮にそれが分かったとしても、
 - 観測できる変数なのかは不明
 - 観測できる変数には限りがある
 - そればかりか、
ある判断に影響している変数が共通していると、
多重共線性の問題でモデルが推定できない

今後の課題と展望

- 結局何が変数なのか
 - 分析者が想定しなければ変数は特定できないのか？
 - 変数が足りないのであれば、
変数化しなくて良い部分を検出するしかない
- 教師無し学習のような方法が一案
 - 人物挙動に関する知見を事前確率として導入したい
- モデルを自動判定したい、そのために、
 - 一般状態空間モデルを用いた最適化(尤度による判定)
 - Rao-BlackwellisationやDPの導入検討