

空間情報とベイズ統計 —人物動態の観測から分析

東京大学大学院工学系研究科
社会基盤学専攻
布施孝志

ベイズの定理

因果関係の推論を行う際に、基礎になっている定理

A(原因)→B(結果) Aの起こる確率
の確率(尤度) = 事前確率(主観確率)

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)}$$

B(結果)が得られた時に
Aが原因である確率
= 事後確率

Bの起こる確率



Thomas Bayes
(1702-1761)

例) A = 風が吹いた, B = 桶屋が儲かる
風が吹く確率
桶屋が儲かる確率
風が吹いたときに、桶屋が儲かる確率

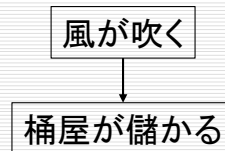
が判れば、

桶屋が儲かったときに、その原因が「風」である確率が計算できる

ベイズの定理

因果関係の推論を行う際に、基礎になっている定理

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)}$$



例えば、気象データ

例えば、商売台帳

例) A = 風が吹いた, B = 桶屋が儲かる

過去のデータ

風が吹く確率
桶屋が儲かる確率
風が吹いたときに、桶屋が儲かる確率

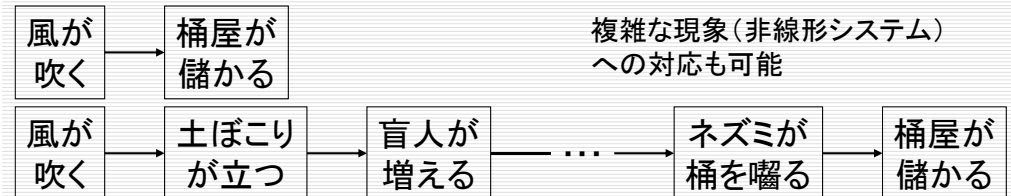
が判れば、

桶屋が儲かったときに、その原因が「風」である確率が計算できる

過去のデータから、知りたいことを予測することが出来る

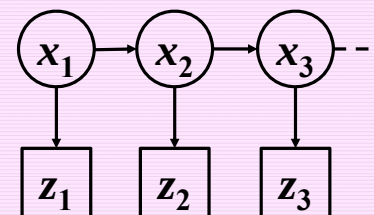
3

ベイズ統計の応用



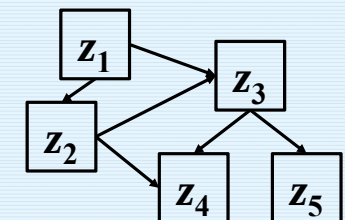
複雑な現象(非線形システム)
への対応も可能

一般状態空間モデル
: 人物動態の観測



非観測状態 → 観測データ
時系列データ

ネットワーク構造推定
: 人物動態の分析

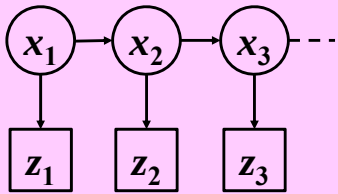


複雑なネットワーク
: ベイジアンネットワーク

6

人物動態の観測

一般状態空間モデル
: 人物動態の観測



非観測状態 → 観測データ
時系列データ



1.1 背景 - 人物の挙動観測に対する関心の高まり

□ 駅改良事業 ⇒ 構内の旅客流動の詳細把握が必要



□ 従来の人物自動追跡
: 遮蔽・近接時の人物認識が困難 ⇒ 手動での計測

1.2 背景 - 従来の人物追跡の手法

11

ビデオカメラ ⇒ **色情報**を用いた追跡

利点: 低コスト, 多数の設置可能性, 目視判定の容易さ

問題点: 遮蔽部分(オクルージョン)発生時に追跡が困難

オクルージョン

上記の問題に対処するために...



レーザスキャナ ⇒ **距離情報**を用いた追跡

利点: オクルージョン発生時でも人物の抽出が可能

問題点: 人物の歩行モデルを仮定することにより追跡可能性もあるが,
人物の外観を把握できないため, 同一人物の同定が困難

1.2 背景 - 人物追跡に用いるセンサの検討

12

ステレオビデオカメラ

□ **色情報 + 距離情報**の両方を同時に取得可能

複数人物の追跡
に有効であることが
期待できる

DigiCats StereoProfiler SP-20/50

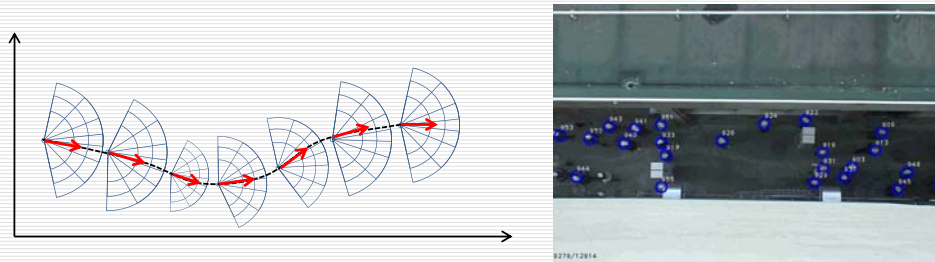


1.3 背景 - 歩行者挙動分析の進展

13

□ ミクロな歩行者挙動モデルの多様な展開

⇒ セルオートマトン, Social Force Model, 行動選択モデル



人物追跡の安定化への貢献可能性

1.4 研究目的

14

人物相互のオクルージョンが発生する状況下における
複数人物の追跡可能性の検討

具体的には...

画像認識手法において
主に用いられてきた
色情報

オクルージョンにロバストな
距離情報

人物の挙動特性を表現した
挙動モデル

統合

人物追跡の基礎手法の適用可能性を検討

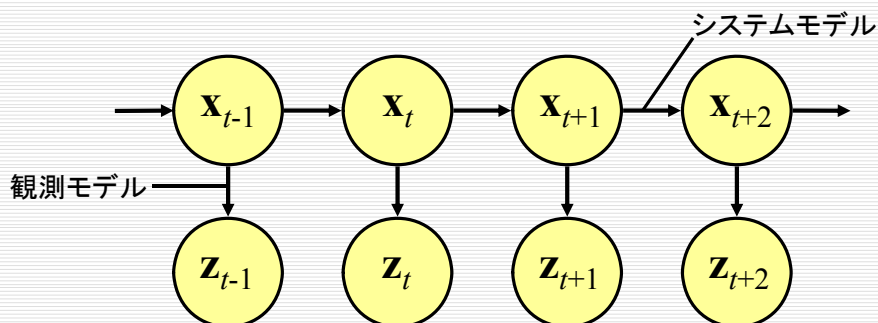
2.1 基本的な考え方

15

□ 一般状態空間モデル

$\mathbf{x}_t$: 時刻 t における状態ベクトル (人物の位置, 形状等): 観測不可

$\mathbf{z}_t$: 時刻 t における観測ベクトル (色, 距離等): 観測可



事後確率最大化基準の下, 最適な状態ベクトルを推定

: MAP 推定

$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t}) \rightarrow \max. \Rightarrow \text{optimal } \mathbf{x}_t$

2.2 一般状態空間モデル

16

時刻 1 ~ t の観測ベクトル $\mathbf{z}_{1:t}$

事後確率 $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t})$

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t}) &\propto p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t-1}) \\ &= \underbrace{p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t)}_{\text{観測モデル} = \text{尤度}} \int \underbrace{p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1})}_{\text{システムモデル}} \underbrace{p(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{z}_{1:t-1})}_{\text{1期前(前フレーム)の結果}} d\mathbf{x}_{t-1} \end{aligned}$$

ベイズの法則

モデル化が必要

逐次, MAP 推定

2.3 観測ベクトルと状態ベクトル

18

観測ベクトル:

ステレオビデオカメラより得られた
各画素における画素値(色) (r, g, b),
各画素に対応する3次元座標 (X, Y, Z)

$$\mathbf{z}_t = (r_{ij,v} \ g_{ij,v} \ b_{ij,v} \ X_{ij,v} \ Y_{ij,v} \ Z_{ij,v})$$

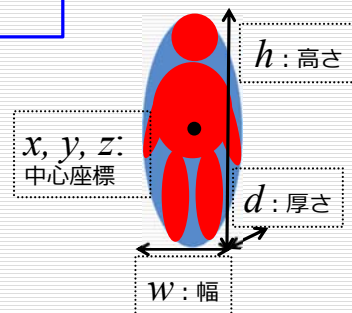
状態ベクトル:

楕円体の人物モデルを導入

$$\mathbf{x}_t = (x_p \ y_p \ z_p \ w_p \ h_p \ d_t)$$



1 楕円体モデル

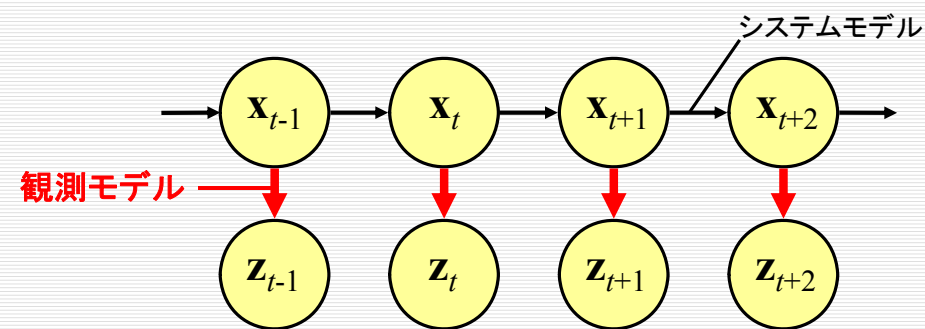


3.1 観測モデル=尤度

19

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t})$$

$$= \underbrace{p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t)}_{\text{観測モデル} = \text{尤度}} \int \underbrace{p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1})}_{\text{システムモデル}} \underbrace{p(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{z}_{1:t-1})}_{\text{1期前(前フレーム)の結果}} d\mathbf{x}_{t-1}$$



3.3 観測モデル=尤度

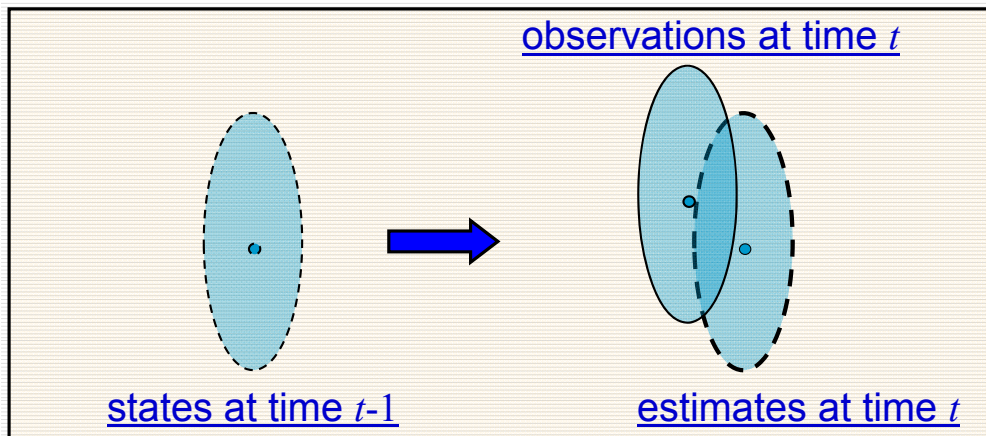
21

□ 時刻 t での観測ベクトルと状態ベクトルの関係を表現

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

色情報
距離情報

observations at time t



3.4 観測モデル: 色情報

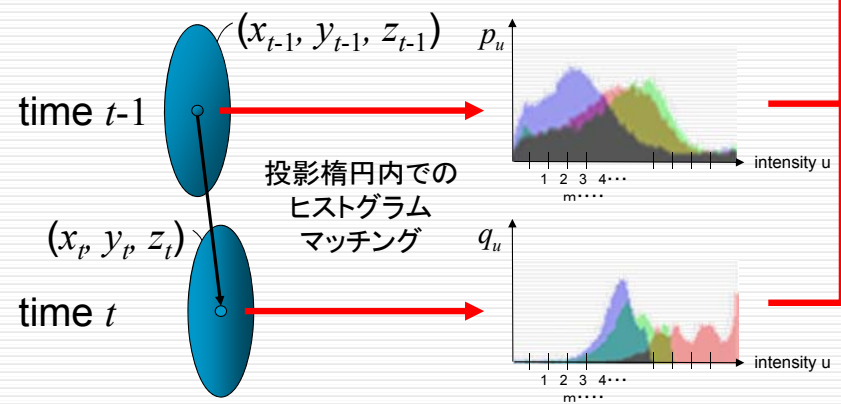
22

前フレームとのカラーヒストグラムマッチング

→ Bhattacharyya coefficient: $\rho = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u q_u}$

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

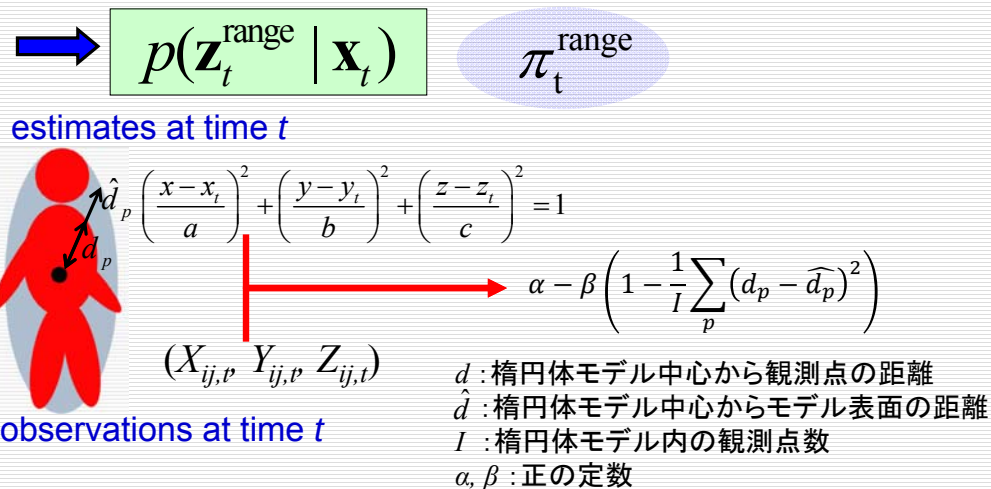
$$\pi_t^{\text{color}}$$



3.5 観測モデル: 距離情報

23

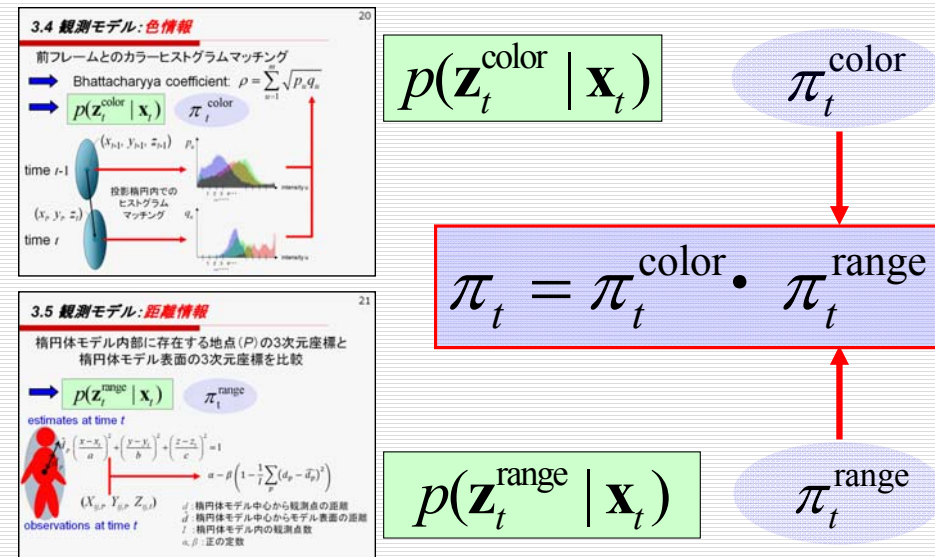
楕円体モデル内部に存在する地点(P)の3次元座標と楕円体モデル表面の3次元座標を比較



3.6 観測モデル=尤度

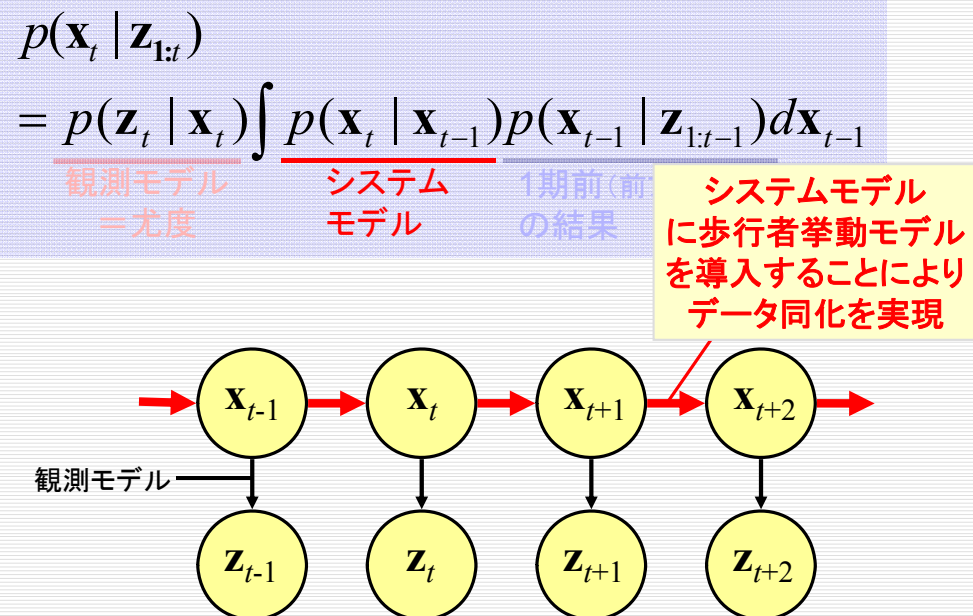
24

色情報と距離情報に基づいた観測モデルの統合



4.1 システムモデル

25



4.1 システムモデル

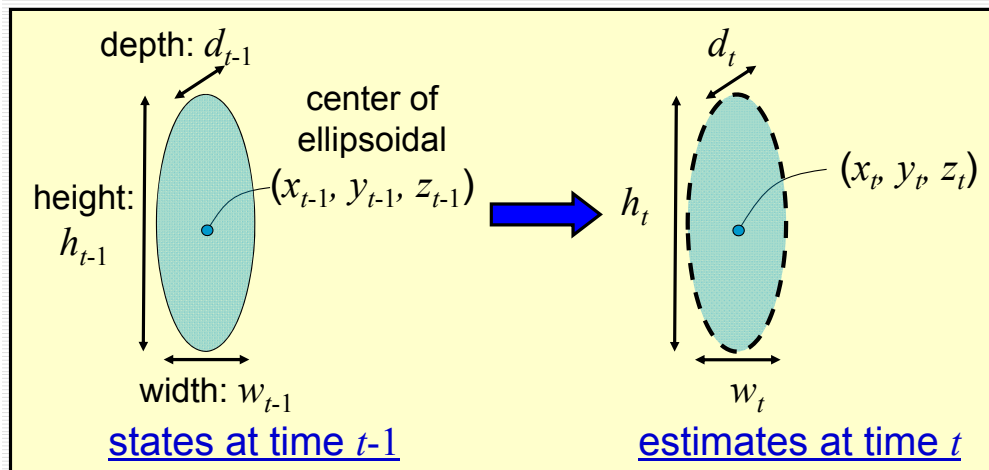
26

時刻 $t-1$ から t への状態ベクトルの関係を表

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

位置: 歩行者モデル+ノイズ

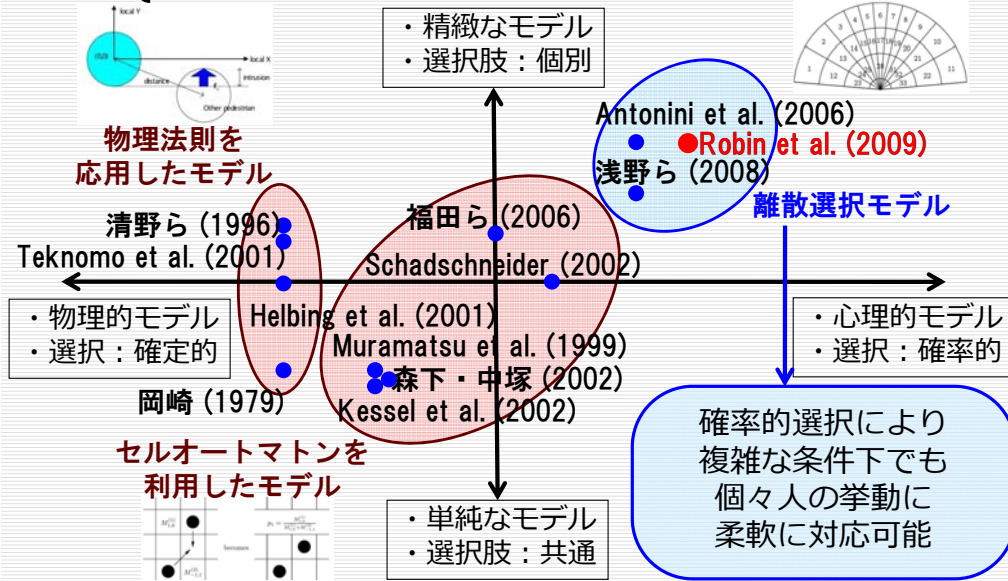
形状: +ノイズ



4.2 歩行者挙動モデルの整理

27

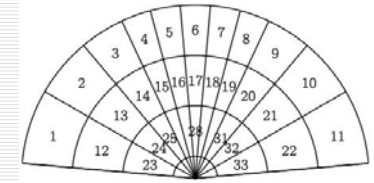
- 課題：
- ・歩行者間の相互作用など、周囲の状況の反映
 - ・個々人の個別の動きへの対応



4.2 離散選択モデル: Robin et al. (2009)

28

- 次に進む位置の選択肢を
33カ所 (方向11×速さ3) 与え、
効用が最大となる選択肢に進む



- 効用関数のパラメータ

$$V_{\text{dir}} = \beta_{\text{dir_central}} \text{dir}_{\text{dir}} I_{d,\text{central}} + \beta_{\text{dir_side}} \text{dir}_{\text{dir}} I_{d,\text{side}} + \beta_{\text{dir_extreme}} \text{dir}_{\text{dir}} I_{d,\text{extreme}}$$

keep direction

進行方向維持

歩路において未知

$$+ \beta_{\text{dec}} I_{v,\text{dec}} (V_n / V_{\text{max}})^{\beta_{\text{dec}}} + \beta_{\text{acc}} I_{n,\text{acc}} (V_n / V_{\text{max}})^{\beta_{\text{acc}}} + \beta_{\text{accHS}} I_{n,\text{acc}} (V_n / V_{\text{max}})^{\beta_{\text{accHS}}}$$

free flow acceleration

加減速の負担

$$+ I_{v,\text{acc}} I_{d,\text{acc}} \alpha_{\text{acc}}^{\beta_{\text{acc}}} \Delta V_{\text{acc}}^{\beta_{\text{acc}}} \Delta \theta_{\text{acc}}^{\beta_{\text{acc}}} + I_{v,\text{dec}} I_{d,\text{dec}} \alpha_{\text{dec}}^{\beta_{\text{dec}}} \Delta V_{\text{dec}}^{\beta_{\text{dec}}} \Delta \theta_{\text{dec}}^{\beta_{\text{dec}}}$$

leader-follower

歩行者間相互作用

先行歩行者への追従

$$+ I_{d,\text{acc}} \alpha_{\text{acc}}^{\beta_{\text{acc}}} \Delta V_{\text{acc}}^{\beta_{\text{acc}}} \Delta \theta_{\text{acc}}^{\beta_{\text{acc}}}$$

collision avoidance

交錯歩行者の回避

5. パーティクルフィルタ (ConDensation)

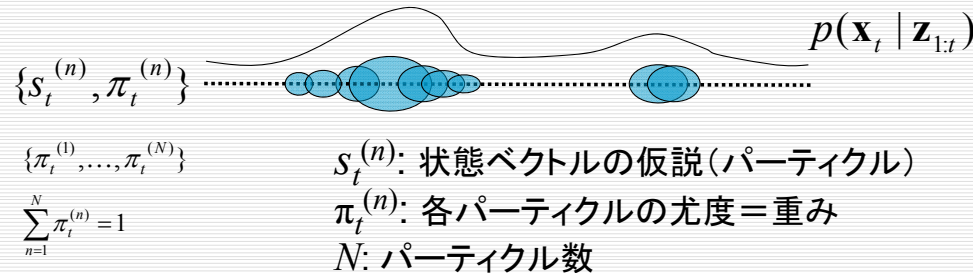
30

- 確率分布をその分布からサンプリングした多数の
仮説 (パーティクル) により離散的に近似

事後確率分布 $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t})$ を

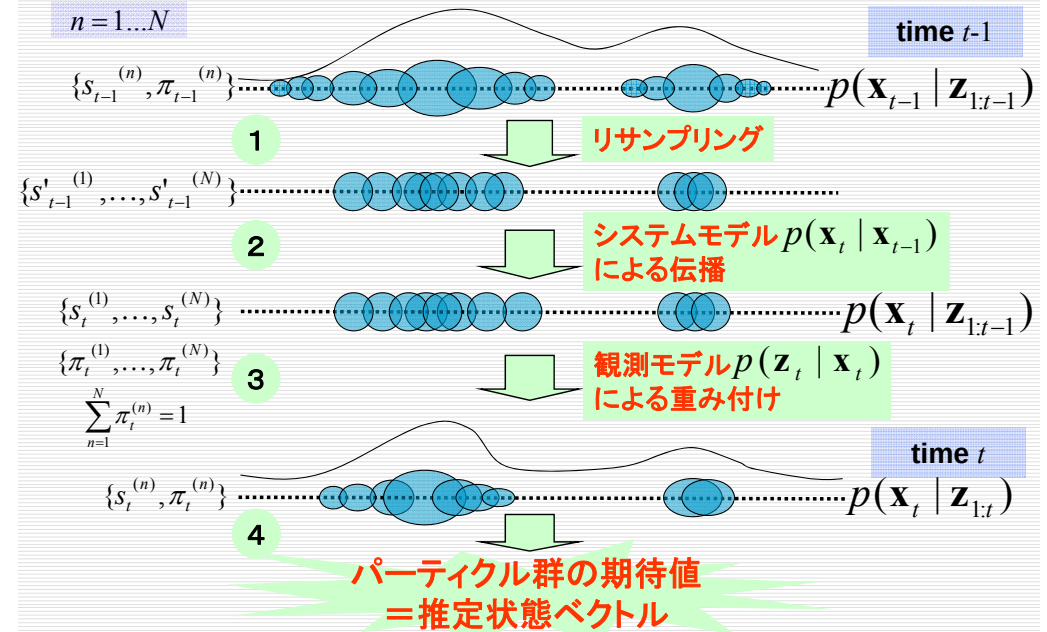
- ・状態ベクトル $\mathbf{x}_t$ のパーティクル群 s_t
- ・各パーティクルの重み π_t

の組によって表現



5. パーティクルフィルタ (ConDensation)

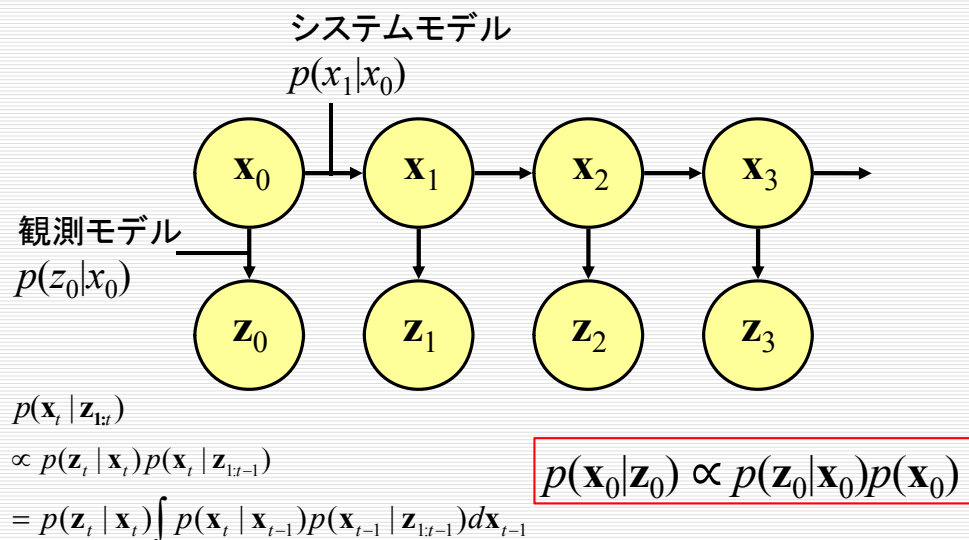
31



6.1 初期分布の設定の検討 - 人物出現への対応

33

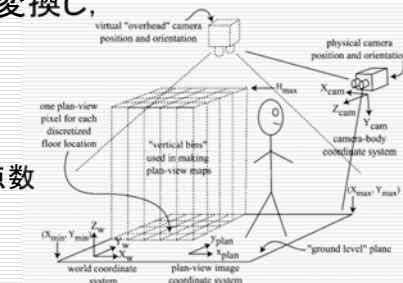
□ 一般状態空間モデル



6.3 人物抽出手法 - Plan-View Map

34

- 3次元の観測を真上から見た状況に変換し、平面上に観測点を投影する手法
- 平面をセルに分割し、各セルに値を持たせたMapを作成
 - Occupancy Map: 重み付けした投影点数
 - Height Map: 投影点のうち最大高さ
- 簡略化し、本研究に適用
(床面から高さ2m以内にある観測点で作成)



6.3 人物抽出手法

35

- 人物位置 $x_0 \Rightarrow$ その位置に1楕円体モデルを生成し、正規分布 $p(x_0)$ に従ってパーティクル生成
- $p(z_0|x_0)$ により重み付け
 - 距離からの尤度: 形状マッチング ← 追跡と同一
 - 色からの尤度: 背景ヒストグラムと仮説ヒストグラムとの(非)類似度評価 $\Rightarrow$ Bhattacharyya距離
- 背景は画素単位でガウス分布を仮定し、各フレームで更新
 - 背景である確率 $P_{bg} \propto \exp\left(-\frac{(C - \mu)^2}{2 \times \sigma^2}\right)$
 - 更新率 $\alpha \propto P_{bg}$
 - 更新則 $\mu_t = 0.1\alpha C_t + (1 - 0.1\alpha)\mu_{t-1}$
 $\sigma_t^2 = 0.1\alpha(C_t - \mu_t)^2 + (1 - 0.1\alpha)\sigma_{t-1}^2$

7.1 適用 - 撮影条件

36

動画の撮影

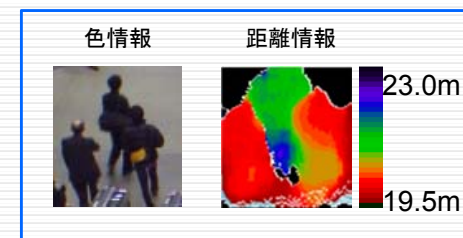
- たまプラーザ駅中央改札
- 11/29(月) 朝ラッシュ時間帯
 - 遮蔽・近接・急な方向転換あり

協力: 東京急行電鉄(株)



ステレオビデオカメラの撮影条件

- フレームレート7.5[fps]
- ベースライン1m
 - 奥行き方向20mの観測距離
→ おおむね誤差10cm未満



→ 30秒間, 51人(のべ3404人・フレーム)に適用

7.2 適用結果 - 人物抽出

37

人物抽出適用範囲



7.2 適用結果 - 人物抽出

38



7.3 適用結果 - 人物追跡

39



7.3 適用結果 - 歩行者挙動モデルの効果

41



方向転換などに対応できず、追跡に失敗している



7.3 適用結果 - 歩行者挙動モデルの効果

42

システムモデル	追跡成功フレーム数 [人・フレーム]	追跡成功率	改札到達人数 [人]
提案手法： 離散選択モデル+ノイズ	2626 / 3384	78%	40 / 44
ノイズのみ	1808 / 3384	53%	35 / 44



提案手法

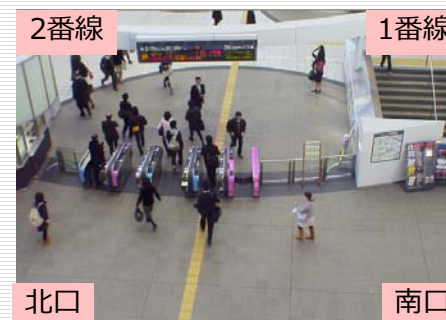


ノイズのみ

7.4 応用例 - 動線データの取得

43

カメラ画像



平面図



- 利用出口や利用ホーム別の通過改札
- 駅出入口とホームとのOD

→「動線」としての把握可能性

7.4 応用例 - 動線データの取得

44

改札選択：改札の設置数・方向など施設設計における重要事項

- 「出発地ー通過改札」

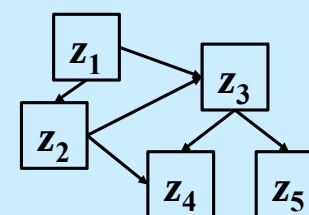
改札 出発地	A		B		C		D		E	
	自動取得	マニュアル	自動取得	マニュアル	自動取得	マニュアル	自動取得	マニュアル	自動取得	マニュアル
北口	12	12	1	3	0	0	0	0	—	—
南口	0	0	5	5	3	4	4	4	—	—
1番線	—	—	0	0	0	0	0	0	0	0
2番線	—	—	0	0	0	1	7	7	5	6



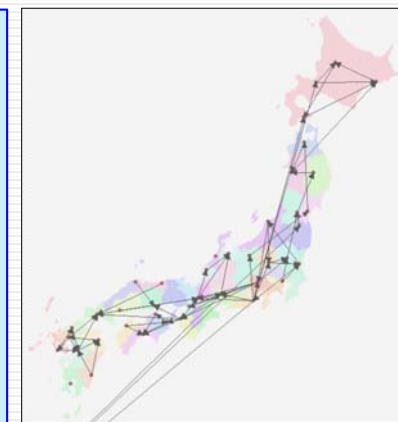
自動取得が可能
提案手法の動線取得手法としての有用性

人物動態の分析

ネットワーク構造推定
：人物動態の分析



複雑なネットワーク
：ベイジアンネットワーク



1.1 様々な形のOD調査・分析

50

都市間・都市内流動

- 都市間・都市内流動(人・サービス・情報)が存在し、OD調査として調査・分析が行われてきた。

OD調査			分析例	
対象域	対象物	名称	分析内容	使用手法
都市間	人	全国幹線旅客純流動調査	旅客発生量・トリップ長などの各種データを都市間で比較	大小比較 統計グラフ化
都市内	人	パーソントリップ調査	都市内での滞留行動を分類することで、個々人の交通行動を分析	クラスター分析
都市内	物	物資流動調査	流通する品物の因子構造と特徴的な流動を示す地域間の解明	因子分析

既存の分析では、単純な数値の大小比較や一般的な多変量解析に留まっていた。

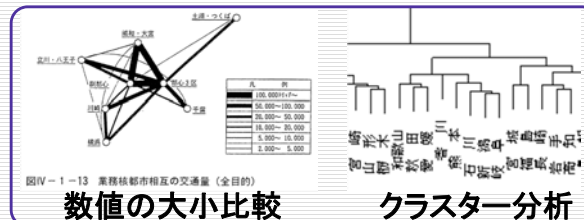
1.3 既存のOD調査・分析の限界

58

都市間旅客流動

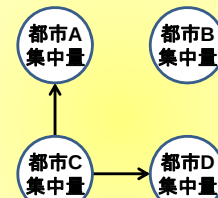
×

数値の大小比較
多変量解析



ある都市の集中交通量がどの都市に影響されているかはわからない。

本研究で提案する
相互関係のグラフ構造

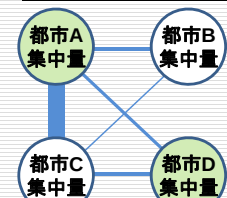


× 都市Cから都市A, Dへの流動が大きい

○ 都市A, Dの集中交通量は、都市Cの集中交通量で説明される。

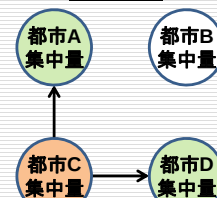
例) 都市Dの集中交通量を大きくしたい

これまでの研究



交通量の大小
類似度が高い

本研究

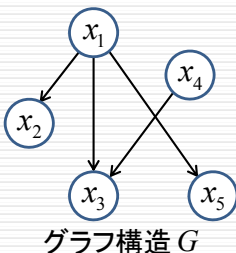


アプローチすべきは、都市Aではなく都市Cであることがわかる。

1.4 ベイジアンネットワーク

59

因果関係を確率に基づいて記述するネットワークモデル
個々の変数間の定量的な関係を条件付き確率で表す。



同時確率の分解

$$\Pr(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5) = \Pr(x_1) \Pr(x_2|x_1) \Pr(x_3|x_1, x_4) \Pr(x_4) \Pr(x_5|x_4)$$

<利点>

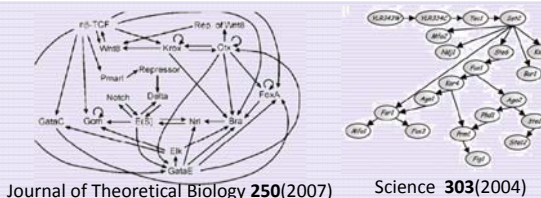
- 依存関係を定式化することが可能
- 既存の枠組みで多様なデータの統合を行うことが可能なベイズ統計を基に定式化

多くのベイジアンネットワーク研究
本研究

given G → 推論
観測データ → 最適な G の推定

例) 遺伝子制御ネットワーク

遺伝子は、たんぱく質や代謝産物を介して、間接的ではあるがお互いを誘導・制御している。

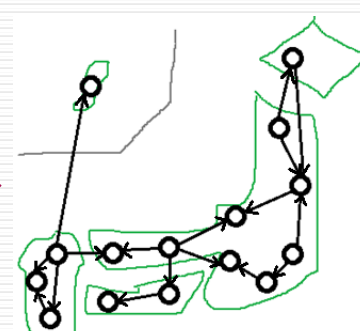


1.5 研究目的

60

		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
出発地→目的地(50円未満)													
総売上額(次期平日1日)													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													
4月													

構造推定



OD調査の結果

都市間の相互関係構造

都市に関する統計情報

×

ベイジアンネットワーク



- 都市間の相互関係の抽出
- 手法適用可能性の検討
- 発展的な分析の枠組みの考案

因果関係まで考慮に入れた、都市の分析が可能になる

2.1 グラフ構造の推定方法

61

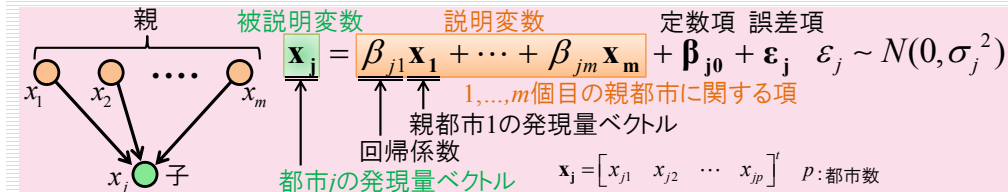
変数	時系列	分布	回帰	推定 アルゴリズム	事前知識 との統合	参考文献
離散	静的	—	—	—	—	Murphy and Mian(1998) Friedman <i>et al.</i> (1998)
	動的					Murphy and Mian(1999)
連続	静的	正規分布	線形回帰	言及せず	言及せず	Friedman <i>et al.</i> (2000)
			ノンパラメトリック回帰	言及せず	言及せず	Imoto <i>et al.</i> (2002)
				c3	言及せず	Ott <i>et al.</i> (2004)
				Ordering search	言及せず	Teyssier and Koller (2012)
		混合正規分布	greedy hill climbing	言及せず	離散的	Imoto <i>et al.</i> (2004)
					連続的	Bernard and Hartemink(2005) Imoto <i>et al.</i> (2006)
	動的	正規分布			言及せず	Ko <i>et al.</i> (2009) Kim <i>et al.</i> (2004)

2.2 最適構造抽出手法～線形回帰

64

・線形回帰のベイジアンネットワーク(Friedman *et al.*,2000)

データに対し、線形回帰モデル(誤差項には正規分布)を仮定する。



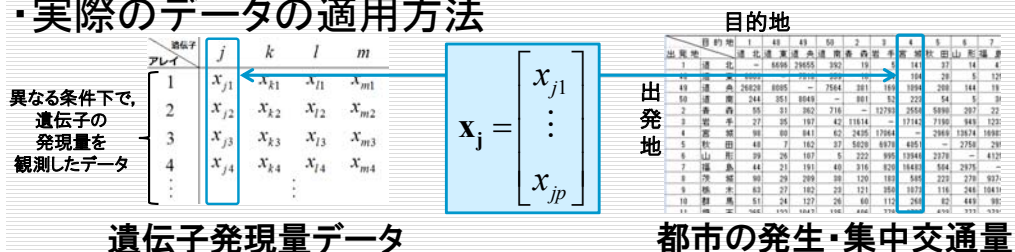
都市jに関する確率密度関数は

$$f_j(\mathbf{x}_j) = \prod_{i=1}^p \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_j^2}} \exp \left[-\frac{(x_{ji} - \beta_{j0} - \beta_{j1}x_{i1} - \dots - \beta_{jm}x_{im})^2}{2\sigma_j^2} \right]$$

グラフ全体のAICは

$$\text{都市総数を } n \text{ とすると, } n \ln \prod_{i=1}^n \sigma_i^2 + n^2 (\ln 2\pi + 1) + 2(\text{全リンク本数})$$

・実際のデータの適用方法



2.3 最適構造抽出手法～非線形モデル

66

・非線形モデルによる構造推定(Imoto *et al.*,2002)

データに対し、ノンパラメトリック加法回帰モデルを仮定する。

$$x_{ij} = m_{j1}(p_{i1}^{(j)}) + \dots + m_{jq_j}(p_{iq_j}^{(j)}) + \varepsilon_{ij} \quad \varepsilon_{ij} \sim N(0, \sigma_{ij}^2)$$

x_{ij} : i番目の都市における都市jの発現量データ

q_j : 都市jの親となる都市の数

$p_{ik}^{(j)}$: 都市jのk番目の親都市の発現量データ

$m_{jk}(\cdot)$: $\mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ の連続で滑らかな関数

$m_{jk}(\cdot)$ の構築は、 β スプラインによる基底関数を用いた展開で行う。

$$m_{jk}(p_{ik}^{(j)}) = \sum_{m=1}^{M_{jk}} \gamma_{mk}^{(j)} b_{mk}^{(j)}(p_{ik}^{(j)})$$

$\gamma_{mk}^{(j)}$: 係数 $b_{mk}^{(j)}(p_{ik}^{(j)})$: 親都市のデータを引数とした基底関数

このモデルに基づく、確率密度関数は

$$f_j(x_{ij} | p_{ik}, \gamma_j, \sigma_{ij}^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{ij}^2}} \exp \left[-\frac{(x_{ij} - \sum_k m_{jk}(p_{ik}^{(j)}))^2}{2\sigma_{ij}^2} \right]$$

任意のグラフ構造について事後確率を算出し、事後確率が最大であるグラフを解とする。
実際の計算では、Greedyアルゴリズムを使用して、最適ネットワークを推定する。

2.4 事前確率の導入

67

・知識を事前確率として利用(Imoto *et al.*,2004)

例) 都市の人口や都市間距離、産業連関など、交通学的な裏付けを持つ枝が存在することがある。

特定の枝を含むグラフ構造Gには、より高い事前確率を割り当てるスキームが考えられる。

$$\text{事前確率の設定: } \pi(G) = \frac{1}{Z} \exp \left[-\sum_{(i,j) \in E} \xi_{\alpha}(i,j) \right]$$

$G = (V, E)$ に含まれる枝 $X_i \rightarrow X_j$ に対して、

裏付けがあれば $\xi_{\alpha}(i,j) = \xi_1$

裏付けがなければ $\xi_{\alpha}(i,j) = \xi_2$ とおく(ただし、 $0 < \xi_1 < \xi_2$)。

すなわち、知識からの裏付けがあれば、高い事前確率が裏付けがなければ低い事前確率が設定されるようになる。

2.5 最適構造決定アルゴリズム

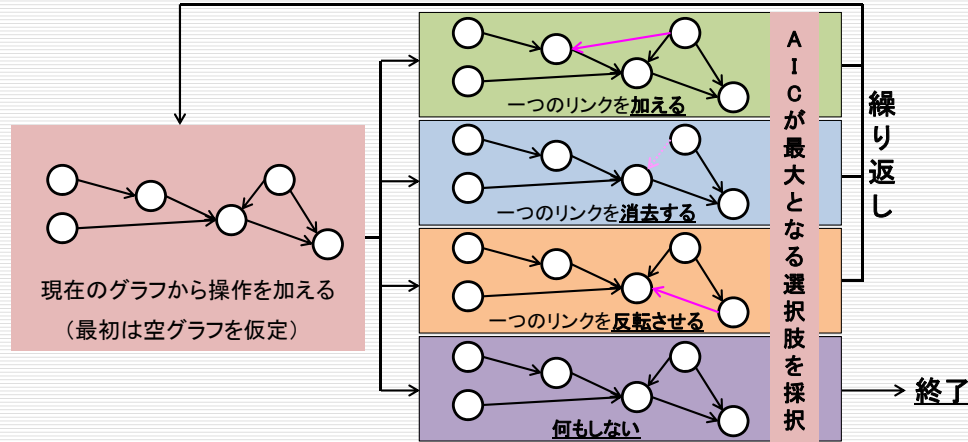
68

ノードが p 個の非閉路有向グラフの個数 c_p は、近似値として

$$c_p = \frac{p! \times 2^{p(p-1)/2}}{0.57436 \times 1.14881^p} \text{ で、与えられる. (Robinson, 1973)}$$

具体的な数値) $C_9 = 1.21 \times 10^{15}$; $C_{20} = 2.34 \times 10^{72}$; $C_{30} = 2.71 \times 10^{158}$

greedy hill climbing アルゴリズム



全体のまとめ

73

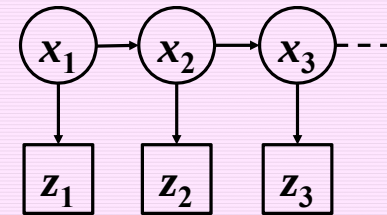
人物動態の観測～非線形時系列モデル

- 一般状態空間モデルによる**複数データ**と**シミュレーション**の統合

人物動態の分析～非線形ネットワークモデル

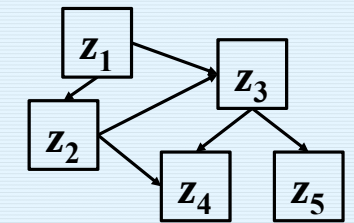
- ベイジアンネットワークにおける**データ**と**知識**の統合

一般状態空間モデル : 人物動態の観測



非観測状態 → 観測データ
時系列データ

ネットワーク構造推定 : 人物動態の分析



複雑なネットワーク
: ベイジアンネットワーク

全体のまとめ

74

多様なデータ取得手法の整理

- データ特性等から、各データの有用性・限界の整理
- 既存調査に対する代替可能性の検討

複数データの組み合わせによる調査の効率化・精緻化

- データ統合手法の検討

データと知識の統合

調査体系の発展への貢献



日本写真測量学会50周年記念出版

75

空から捉えた災害列島・ニッポン

1959年の伊勢湾台風から2011年の東日本大震災までの一部海外を含む大災害の記録を空中写真、人工衛星画像などで網羅。

空間情報技術の進化の過程を災害調査の視点から捉えた記録集。

学会員の方は、9000円(税込、送料別)で購入可能

学会HP(<http://www.jsprs.jp/>)