

携帯電話データによる災害時のリアルタイムな
人の分布の推定のためのナッジング項を持つ
パーティクルフィルタの提案

須藤明人, 檜山武浩, 矢部貴大, 関本義秀
(東京大学生産技術研究所)

本日のダイジェスト

- 震災時の人の流れの推定
 - 行動の予測が平時以上に難しい
- データ同化アプローチとは？
 - 携帯データとシミュレーションの組み合わせ
- 新規性は？
 - ナッジング項を持つパーティクルフィルタ
- 実験結果は？
 - 予測誤差
 - アンケート調査の行動を再現

首都直下地震と人命救助

- M7級の地震が30年以内に70%
- 救助のリソースが不足
 - 大量の救命救助部隊等の投入は限られ・・・
 - 多くの機関にあるものを集結しても、圧倒的に不足・・・

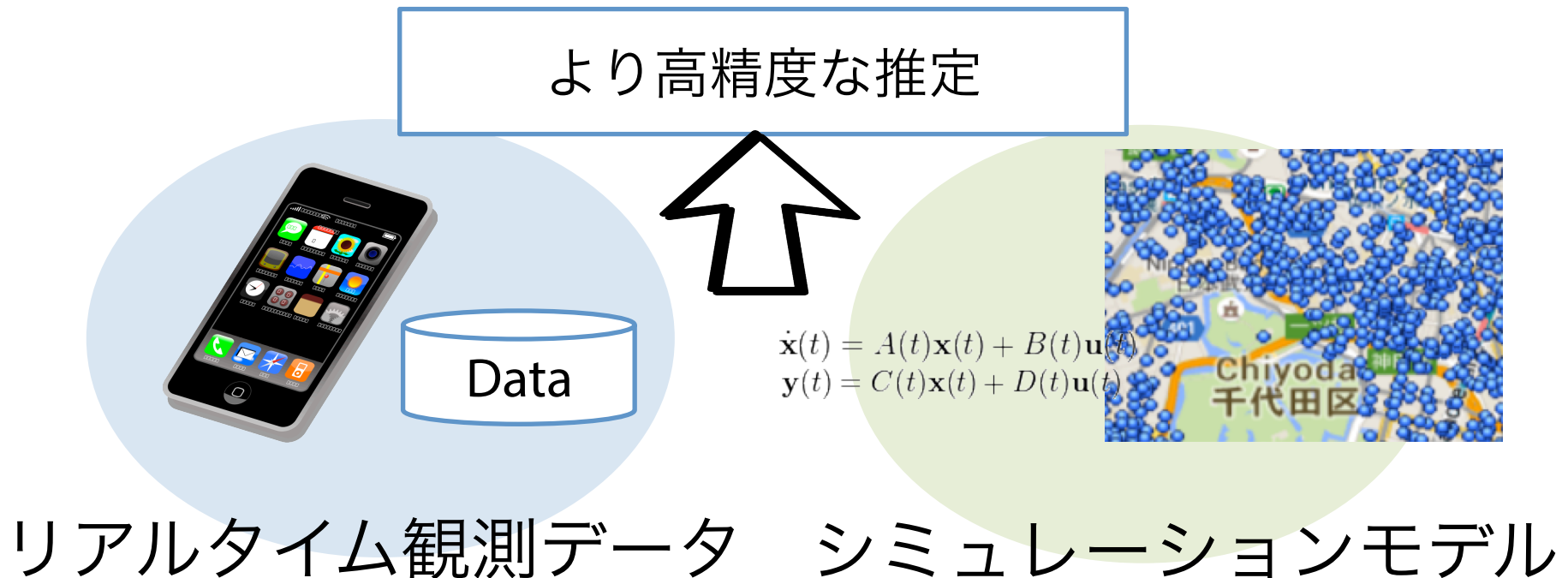
出所：中央防災会議, "首都直下地震の被害想定と対策について（最終報告”, 2013年

各所に何人の被災者がいるのか？ 何をしているのか？

- 今後数時間、どこにどれだけの被災者がいるのか？
- 彼らはどのような行動をしているか？

データ同化アプローチ

- リアルタイムの観測と、事前に定めたモデルの両方の情報を活用

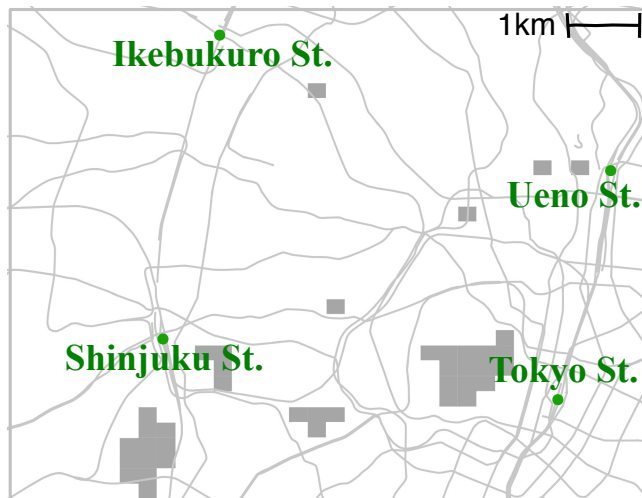


データ同化アプローチの利点

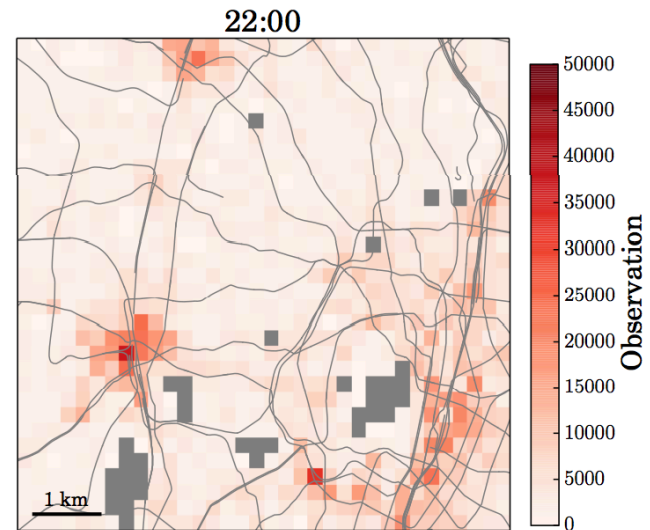
	データ同化	Model Only	Data Only	Box-Jenkins
精度 (観測時)	○	X	○	○
精度 (予測/内挿)	△	X	X	△
行動の把握	○	△	X	X
データ欠損	○	○	X	△
計算量	△	○	◎	○

問題設定

- データ：GPSから得られたメッシュ内分布
- 30秒ごとの人の分布を推定
- 1時間ごとの各人の行動を推定



推定対象エリア



観測データの例

従来手法

人や交通の流れへのデータ同化の適用

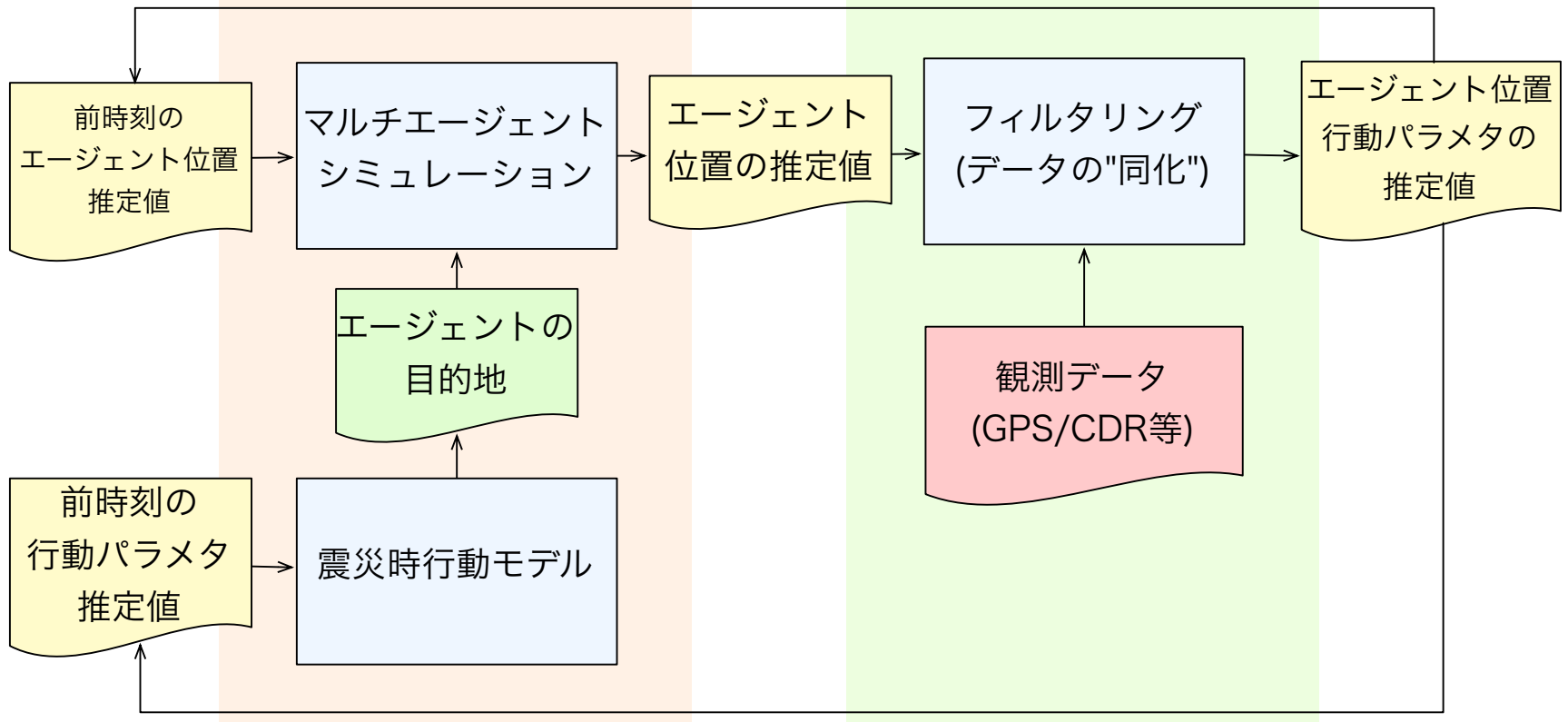
- P. Cheng, Z. Qiu, and B. Ran. Particle filter based traffic state estimation using cell phone network data. ITSC, 2006.
- Sasaki, "Analysis of traffic change using state space model"
- Herring, Ryan, et al. "Estimating arterial traffic conditions using sparse probe data." ITSC, 2010.
- Nakamura, "People flow estimation in Urban area using Particle Filter"

This work is the first study estimating
Real-time People Distribution in Disaster time
by Data assimilation using Privatized phone-data

手法の全体像

1. シミュレーションの実行

2. 観測値とモデルの"同化"



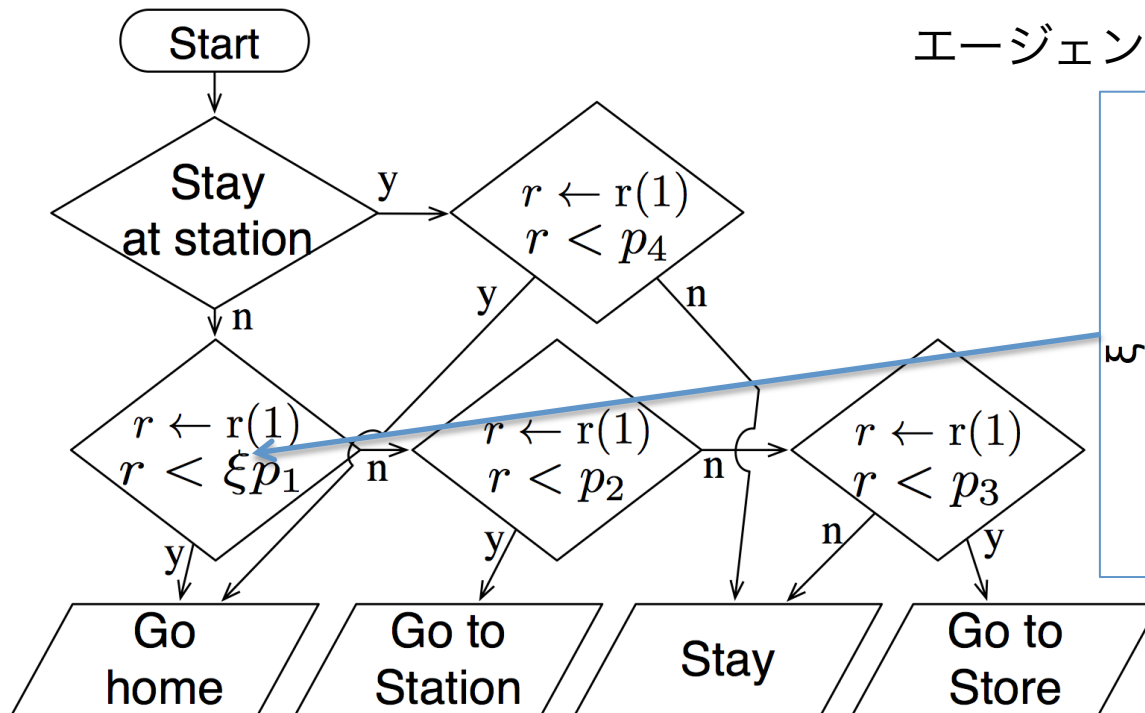
推定量は「エージェントの位置」と「行動モデルのパラメタ」

マルチエージェント シミュレーション

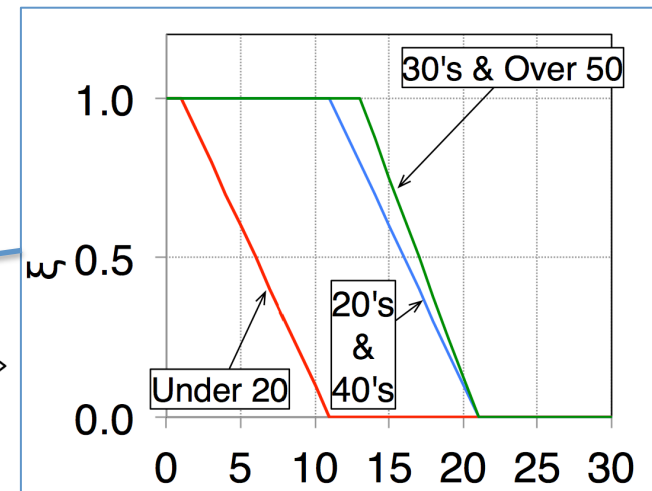
1. エージェントごとの目的地を受け取る
2. ダイクストラ法での経路探索
– 渋滞の考慮
3. 待ち行列からエージェントを
pushして移動

震災時行動モデル

- 3.11の都内の行動をモデル化
 - 目的地は自宅、駅、小売店
 - 推定対象のパラメタは4個(p1-p4)



エージェントの年齢と自宅距離を考慮



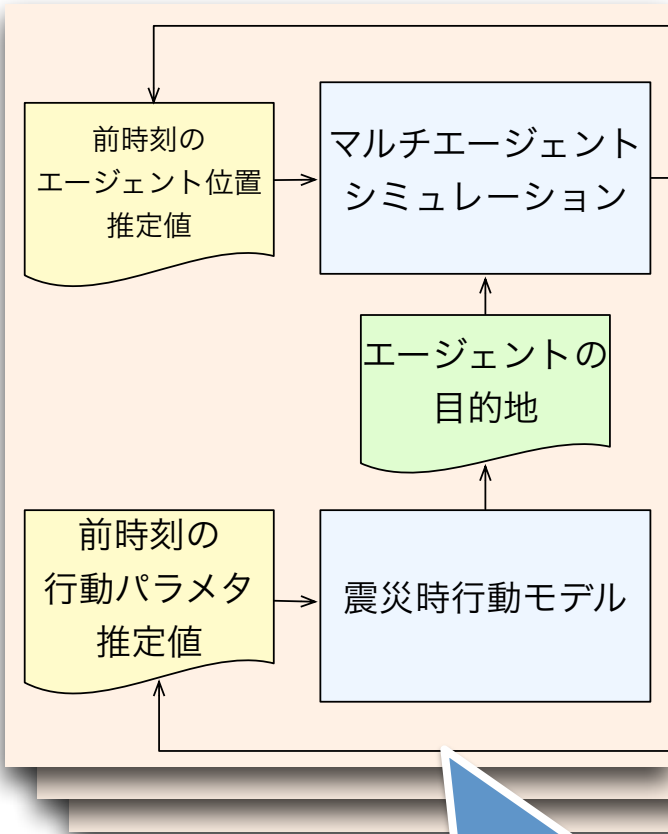
フィルタリング手法

- パーティクルフィルタが有望に思えるが...
 - 非線形モデルに適用可能なデータ同化手法
- 高次元の問題では**“次元の呪い”**
 - 非現実的な計算量
 - [s2008]によると1000次元で 10^{50} 個の粒子
 - シミュレーションを 10^{50} 個以上実行???

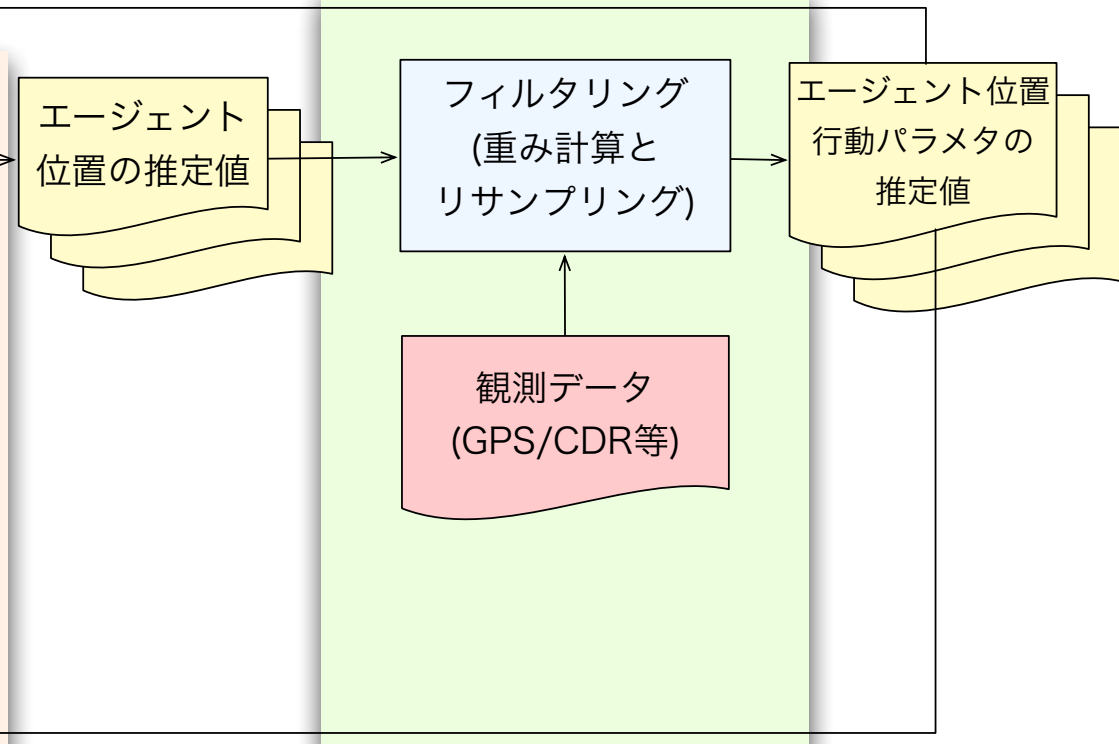
[s2008] Snyder et al, “Obstacles to High-Dimensional Particle Filtering”, Monthly Weather Review, 2008

パーティクルフィルタを用いた場合の処理の流れ

1. シミュレーションの実行



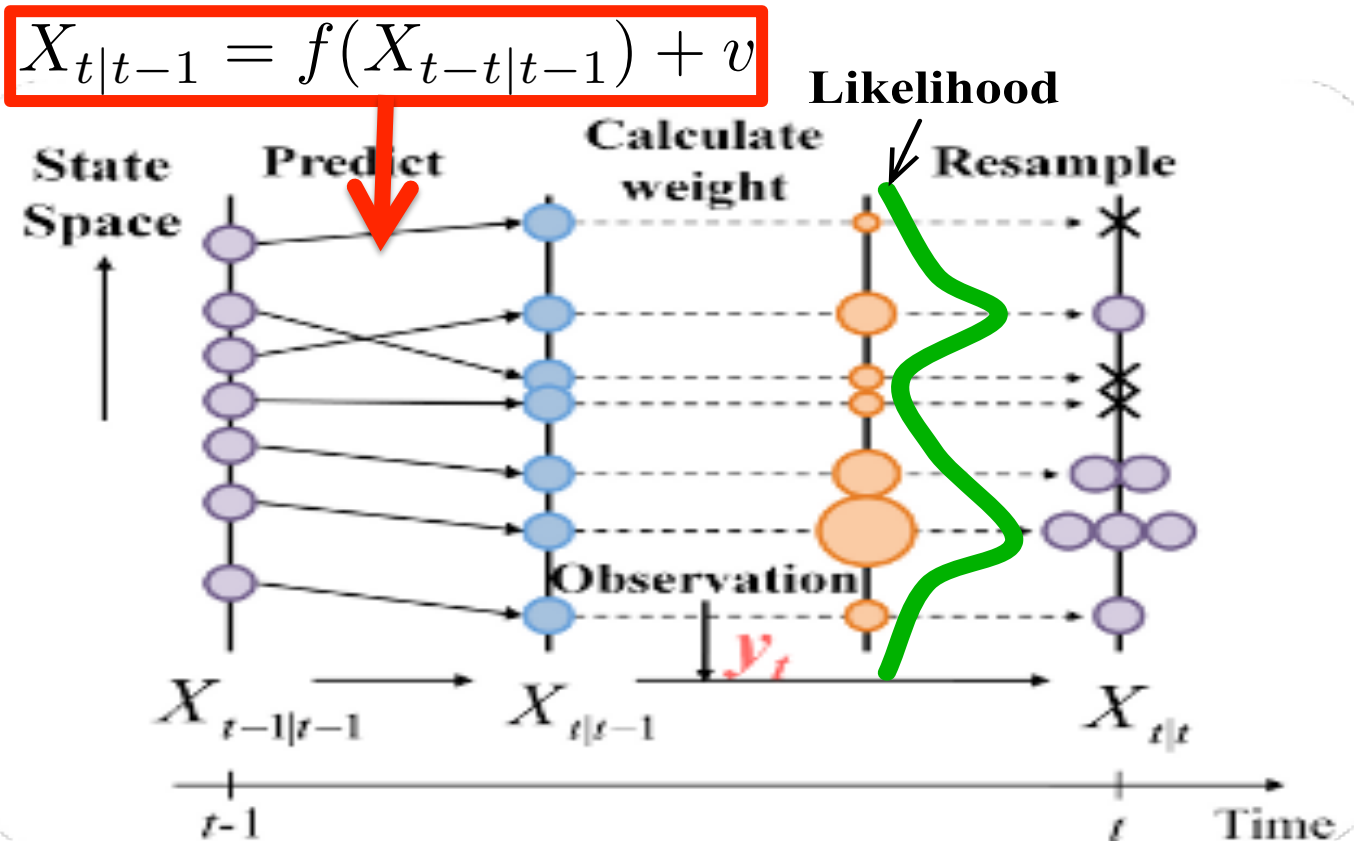
2. 観測値とモデルの"同化"



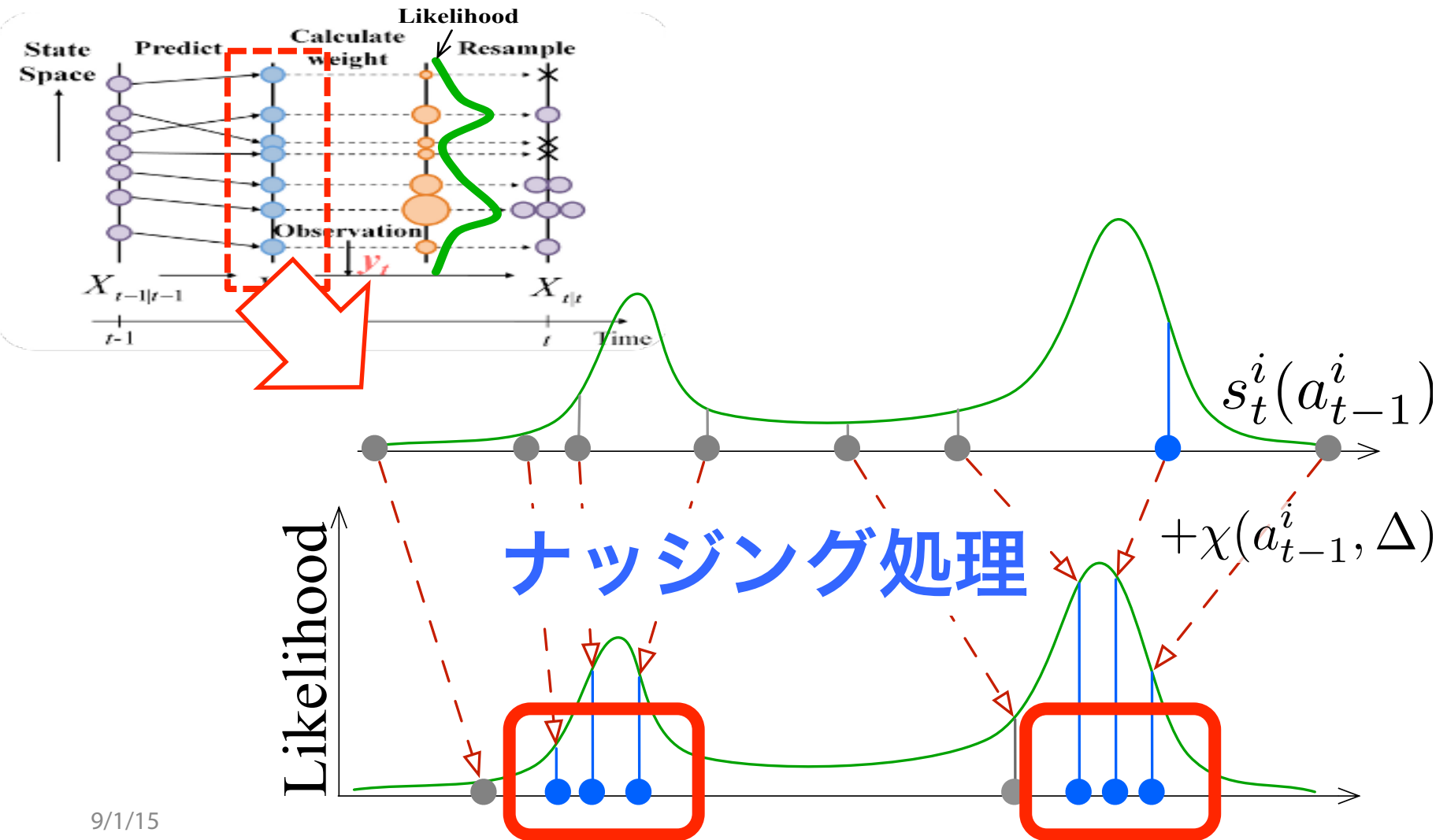
粒子の数だけエージェントシミュレーションを実行

パーティクルフィルタの “次元の呪い”を回避する

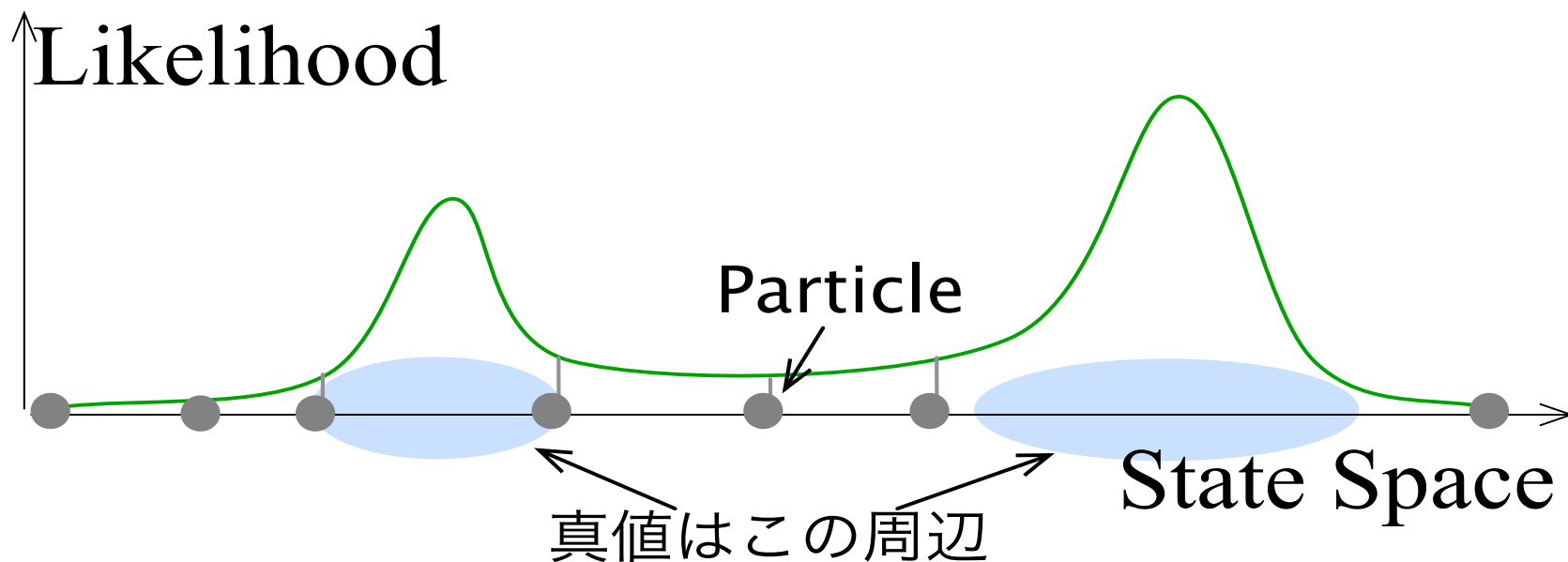
- “提案分布”の工夫が有効[S2008][L2010]



具体的には、
尤度が高いパーティクルを増やす



提案分布の工夫が "次元の呪い"に有効な理由



非常に広い探索空間

ほとんど全てのパーティクルが真値の探索に失敗

数式としては

次時刻のパーティクルの状態

$$a_t^i = s_t(a_{t-1}^i) + \chi(a_{t-1}^i, \Delta)$$

シミュレーション ナッジング項

**ナッジング項の求値は
画像処理分野で良く知られている
最適化問題に帰着**

詳細は論文中Appendix 2を参照

EMD(P,Q)は次の最適化問題の解である。

$$EMD(P, Q) = \min_{F=\{f_{ij}\}} \frac{\sum_{i,j} f_{ij} d_{ij}}{\sum_{i,j} f_{ij}} \quad (\text{A-3})$$

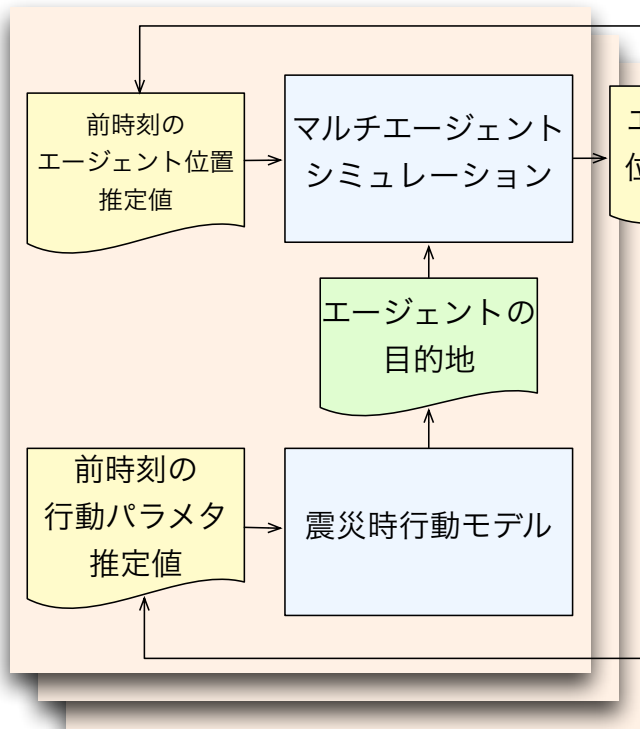
ただし、 f_{ij} には

$$\begin{aligned} \sum_j f_{ij} &\leq p_i, \sum_i f_{ij} \leq q_j, \\ \sum_{i,j} f_{ij} &= \min\{\sum_i p_i, \sum_j q_j\}, f_{ij} \geq 0. \end{aligned} \quad (\text{A-4})$$

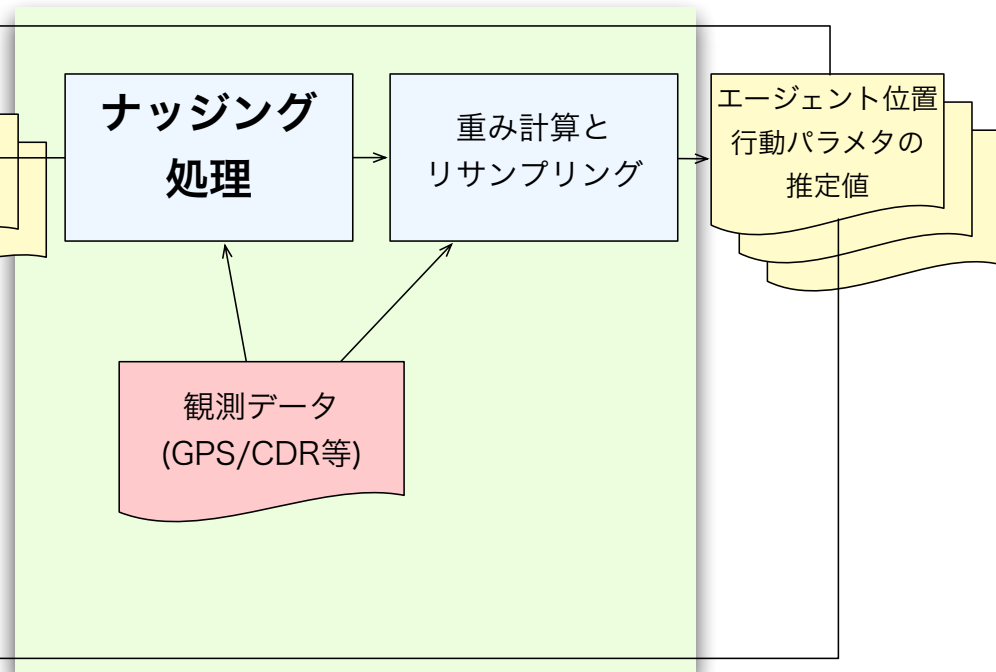
という制約がつく。 $f_{i,j}$ はフローと呼ばれる量であり、位

提案手法の全体像

1. シミュレーションの実行

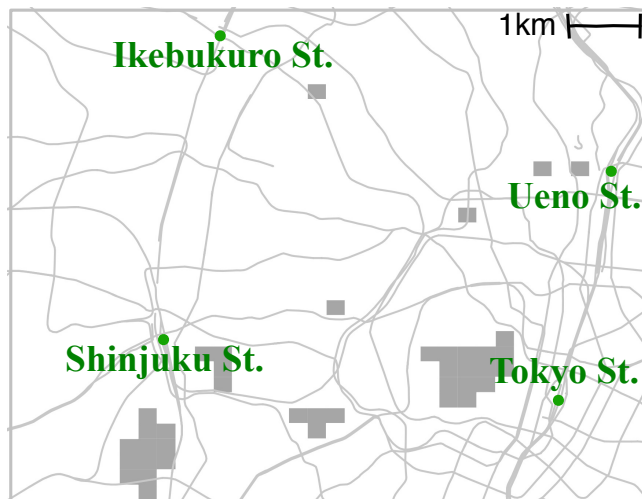


2. 観測値とモデルの"同化"

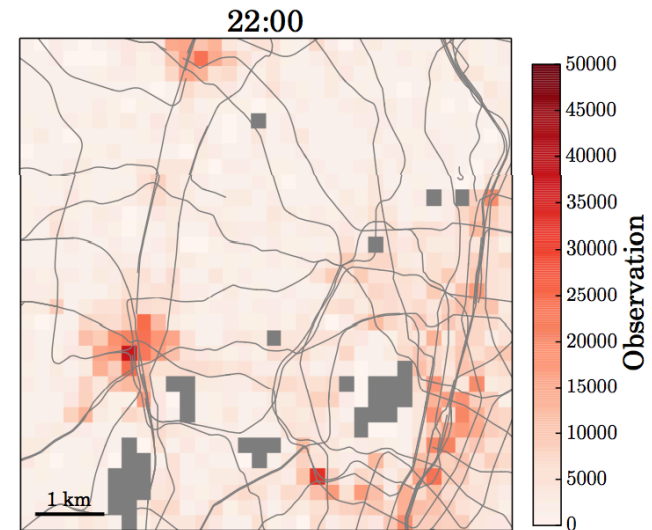


実験

- 東京都の以下のエリア
- 観測データは250メートルメッシュの人数
- 14:00-23:00の人の分布の推定



推定対象エリア



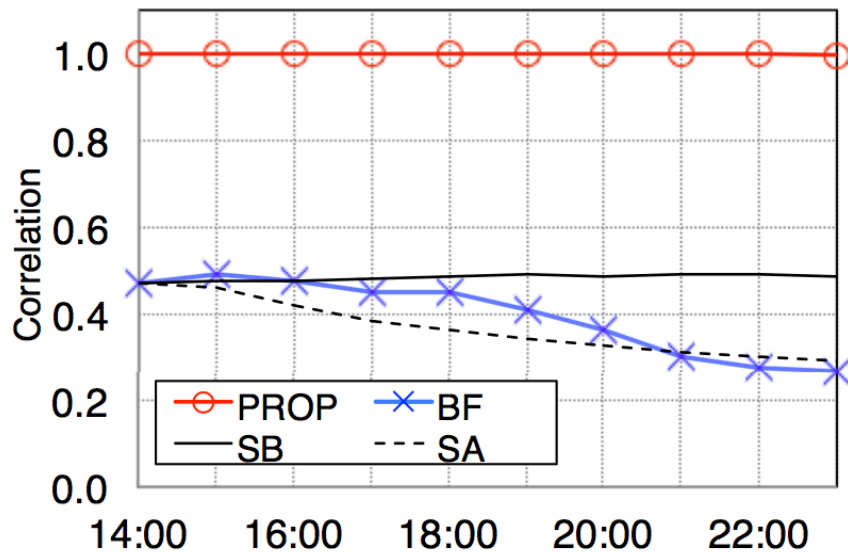
観測データの例

比較手法

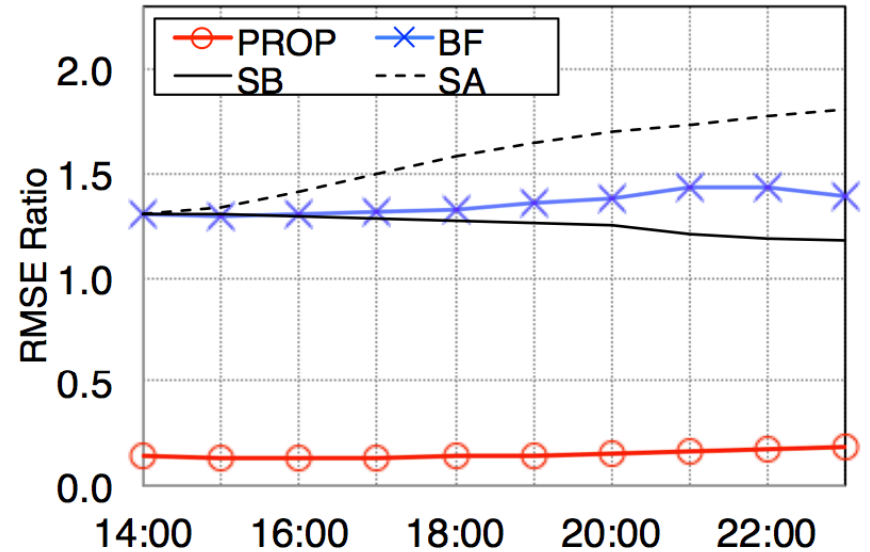
- BF: ナッジング無しの素朴なパーティクルフィルタ
- AR, HW: ARIMA, Holt-Winters
- SA, SB: 観測データを用いない行動モデルベースのシミュレーション

結果 1

- 1 時間ごとに観測データを取得
- 観測データと推定値の誤差を評価



(a) Correlation

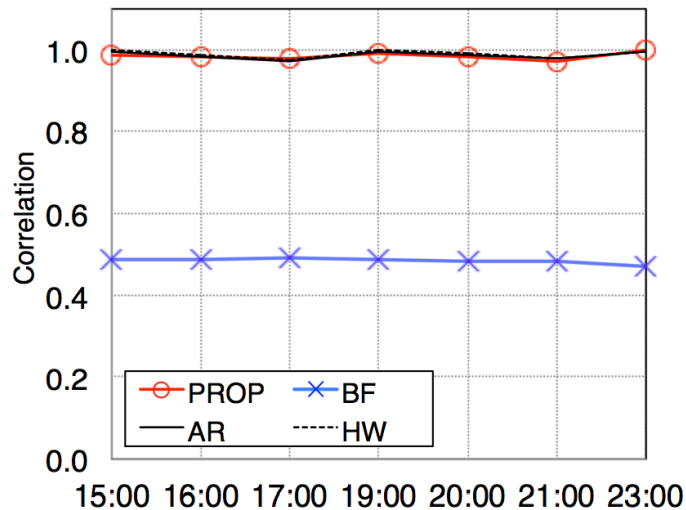


(b) RMSE Ratio

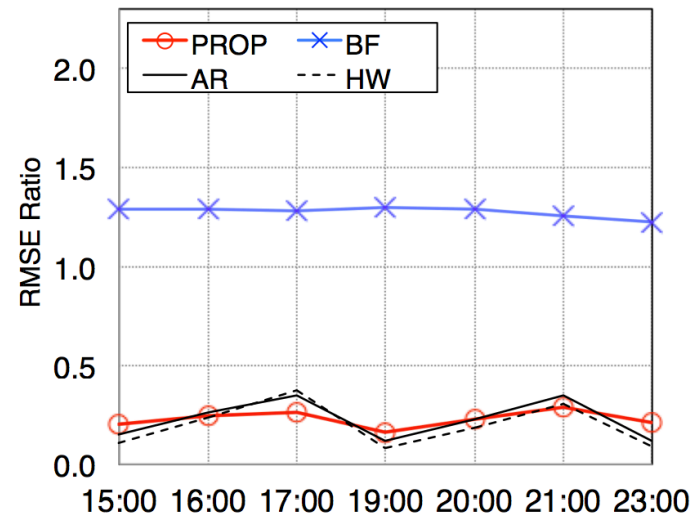
ナッジングにより尤度の高いパーティクルが得られた

結果 2

- 4時間ごとに観測データを取得
- 観測値の得られない3時間を予測



(c) COR (3 hr prediction)

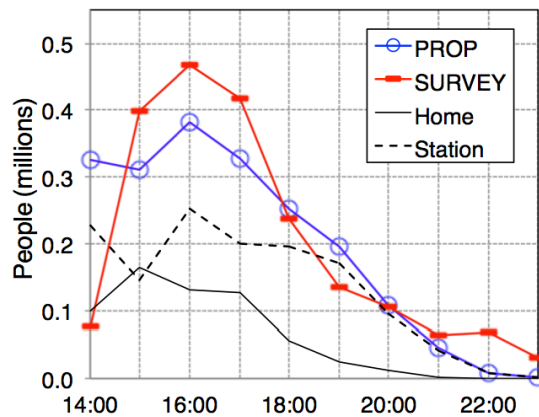


(d) RR (3 hr prediction)

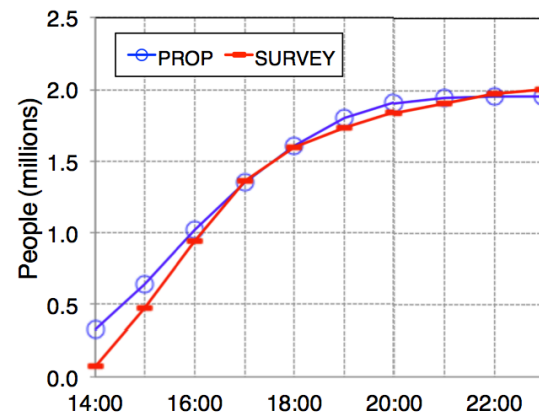
ブラックボックスモデルのAR, HWと同等の予測精度

結果3

- エージェントの行動をアンケート調査の結果と比較



(a) People who start the behavior (Comparison)



(b) Total number taking the behavior (Comparison)

	Go Home	Reach Home	Station	Store
PROP	76.8%	-	73.3%	19.3%
Ito[7]	-	67.4%	62.2%	31.3%
GOV[1]	84.1%	-	-	-
Error	8.7%	-	17.9%	38.2%

Limitation and Future work

- 行動モデル
- 次元の呪い
- 観測の欠損

まとめ

- 災害時の人の分布を推定するための新しいパーティクルフィルタを提案した。
- 従来手法よりも高精度な予測ができた
- アンケート調査に近い行動が再現した