

マルチモデルアンサンブル カルマンフィルタにおける モデルの最適選択

大塚成徳・三好建正（理研AICS）

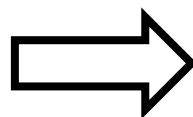
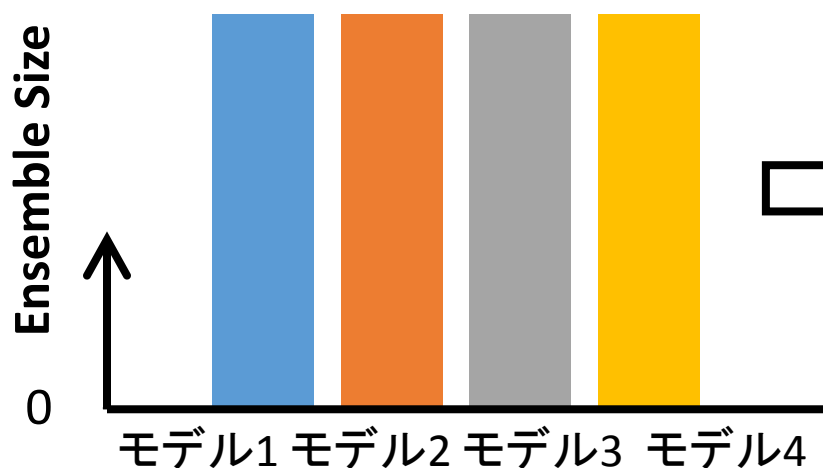
背景

- 予測の不確実性を表現→ アンサンブル予報
- モデルの不完全性も考慮しなければならない
→ マルチモデルアンサンブル
 - 力学コア、パラメタリゼーションスキームなど
 - Stensrud et al. (2000): メソモデルで物理アンサンブル
- マルチモデルアンサンブルを用いてデータ同化
 - Meng & Zhang (2007): 物理アンサンブルで同化実験

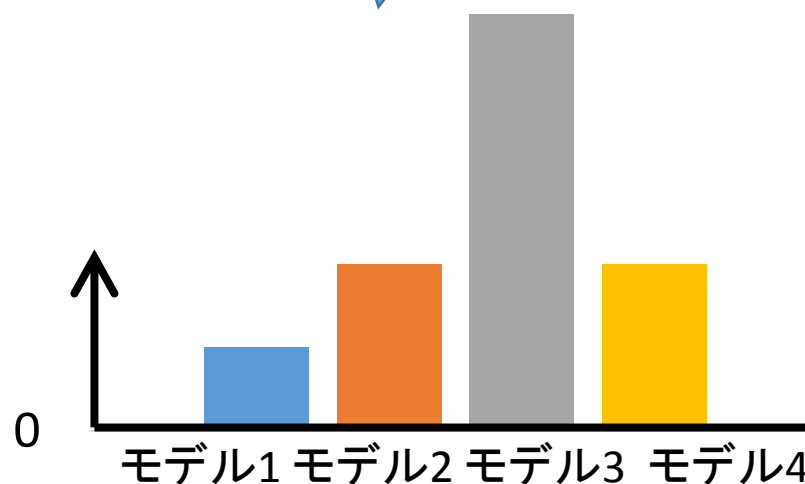
本研究の目的

- マルチモデルによるアンサンブルカルマンフィルタ (EnKF)でのメンバ数の配分を考える

過去研究では均等配分
(e.g., Meng & Zhang 2007)

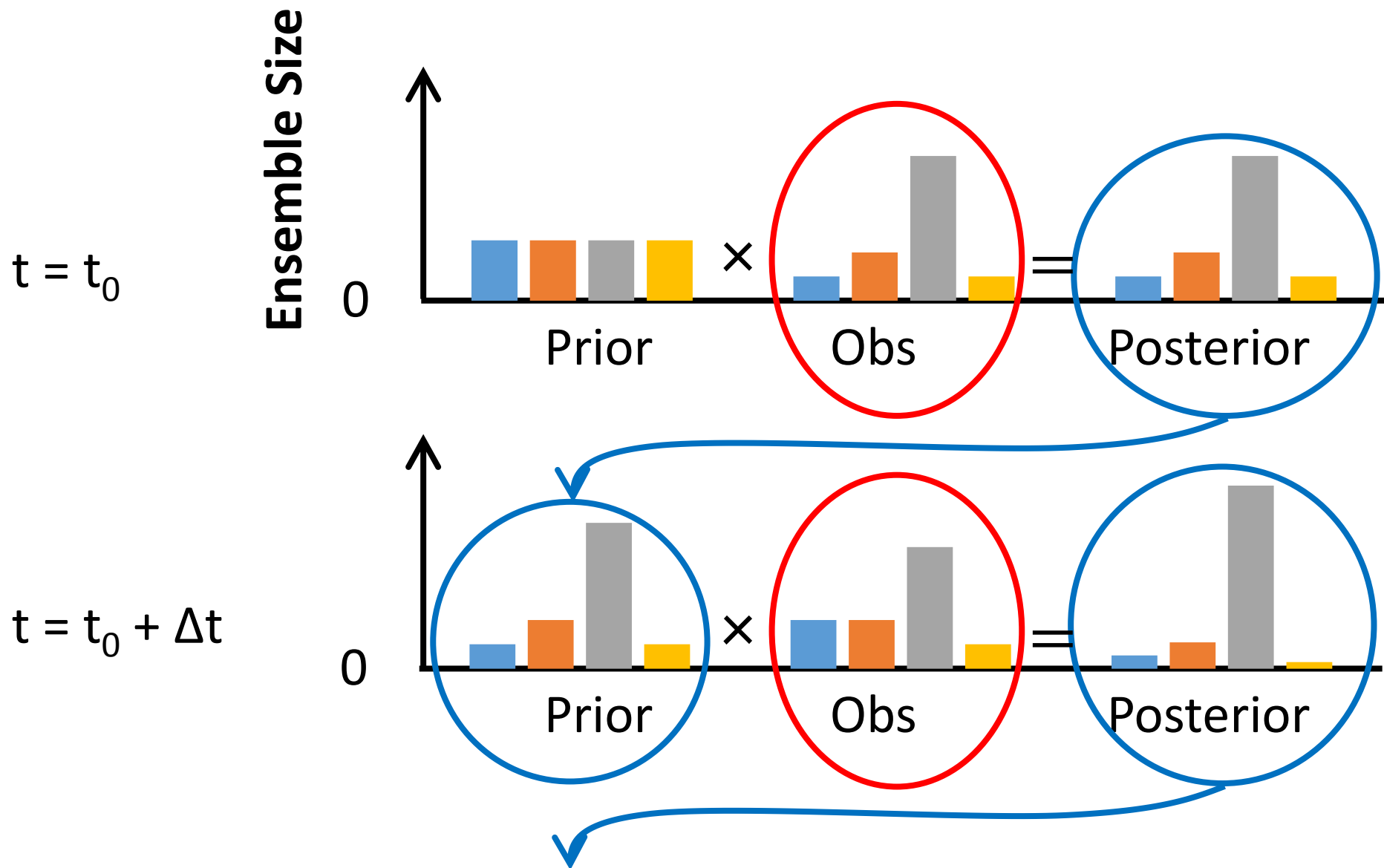


動的に推定したい

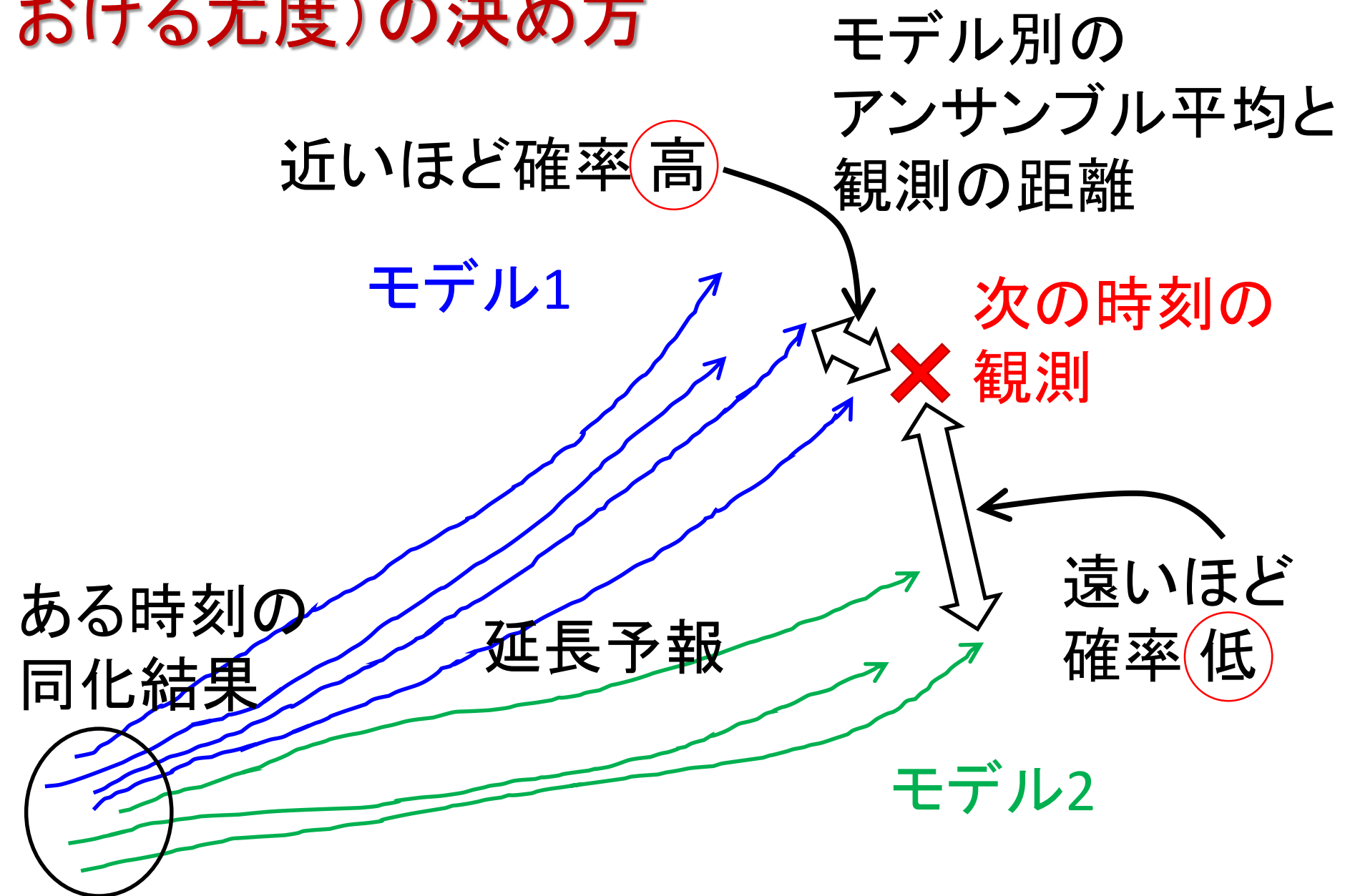


アプローチ: 離散ベイズフィルタ

- 離散ベイズフィルタ(積の公式)でメンバ数配分を更新

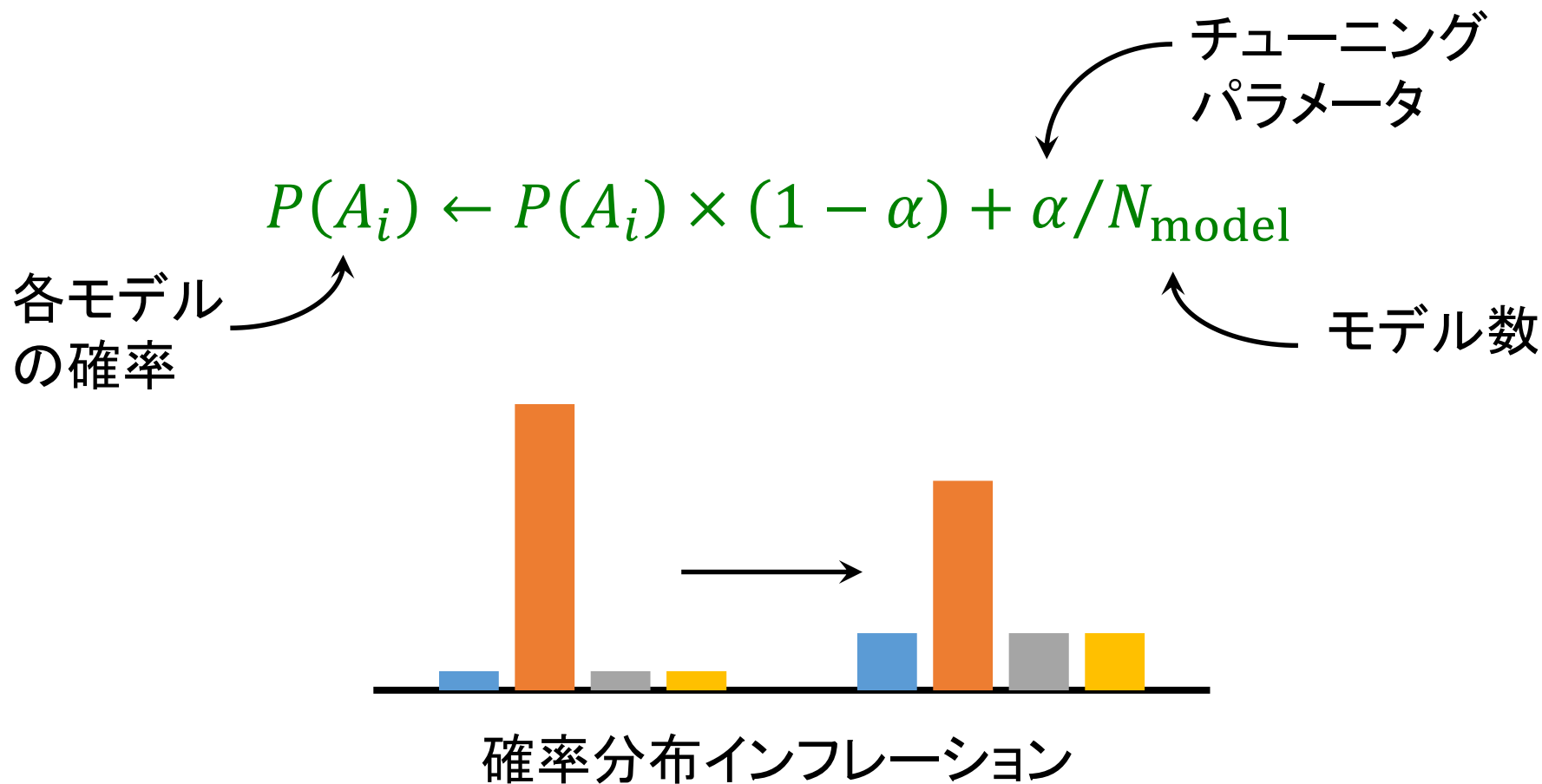


観測PDF(ベイズフィルタにおける尤度)の決め方



- ベイズ更新を繰り返すと、単一のモデルに収束する場合がある
- 真のモデルが含まれる場合 → OK
含まれない場合：成績悪化

- 性能向上のため、確率分布のインフレーション法を新たに考案した。



低次元モデルによる実験

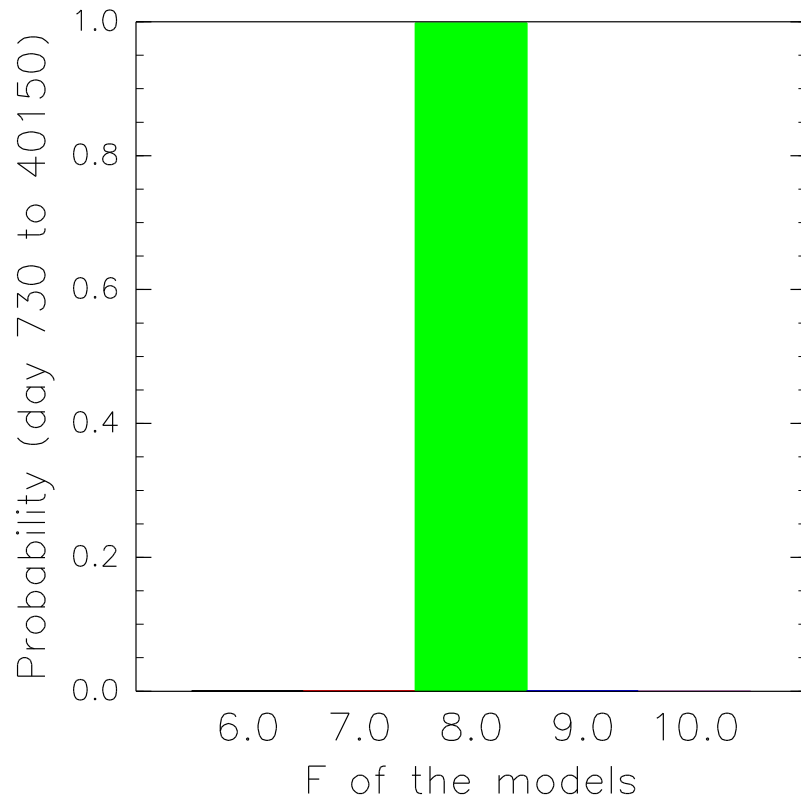
- Lorenz の 40 変数モデル(Lorenz & Emanuel 1998)
$$dX_j/dt = (X_{j+1} - X_{j-2})X_{j-1} - X_j + F \quad (j = 1, \dots, 40)$$
- パラメータ F の値を変えて、異なるモデルとして使用
- アンサンブルサイズ: 20
- 観測点数: 40、観測間隔: 0.05 (6時間)、
延長予報の長さ: 0.4 (2日)、実験期間: 110年
- データ同化手法: Serial EnSRF (Whitaker & Hamill 2002)
- 適応型共分散膨張: Miyoshi (2011)

- $F = 8$ を真の系としてnature runおよび観測データを作成
 - EXP1: $F = 6, 7, 8, 9, 10$ (真のモデルを含む場合)
 - EXP2, 3: $F = 6, 7, 9, 10$ (真のモデルを含まない場合)

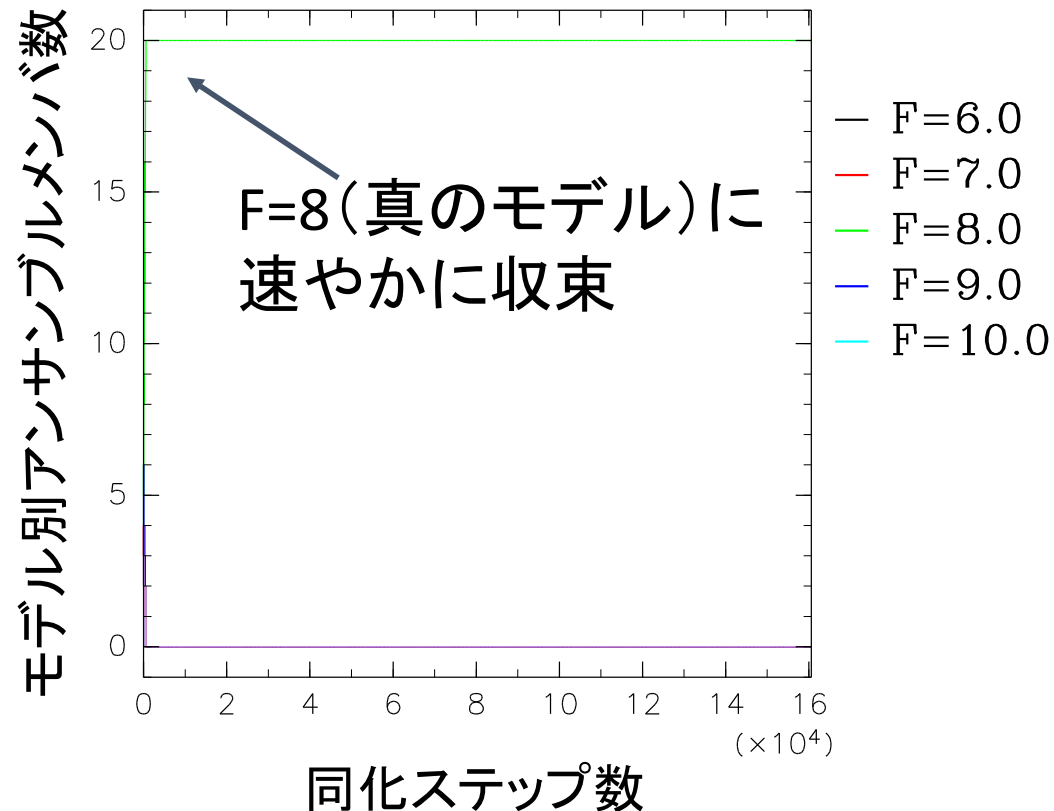
実験結果：良好に動作

- EXP1: $F = 6, 7, 8, 9, 10$ (真のモデルを含む場合):
真のモデルに収束

各メンバの確率(平均)



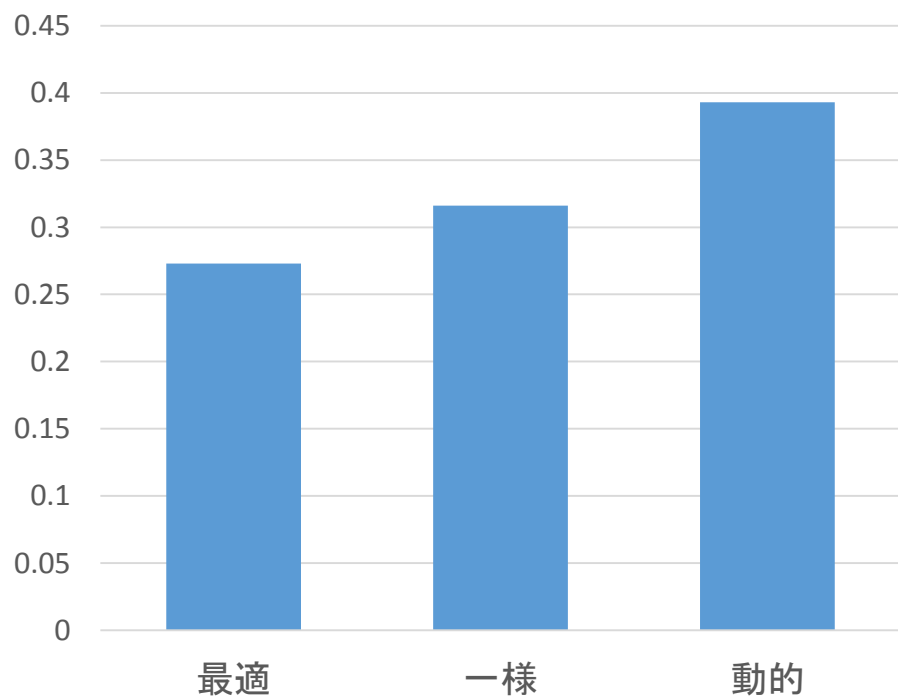
メンバ数時系列



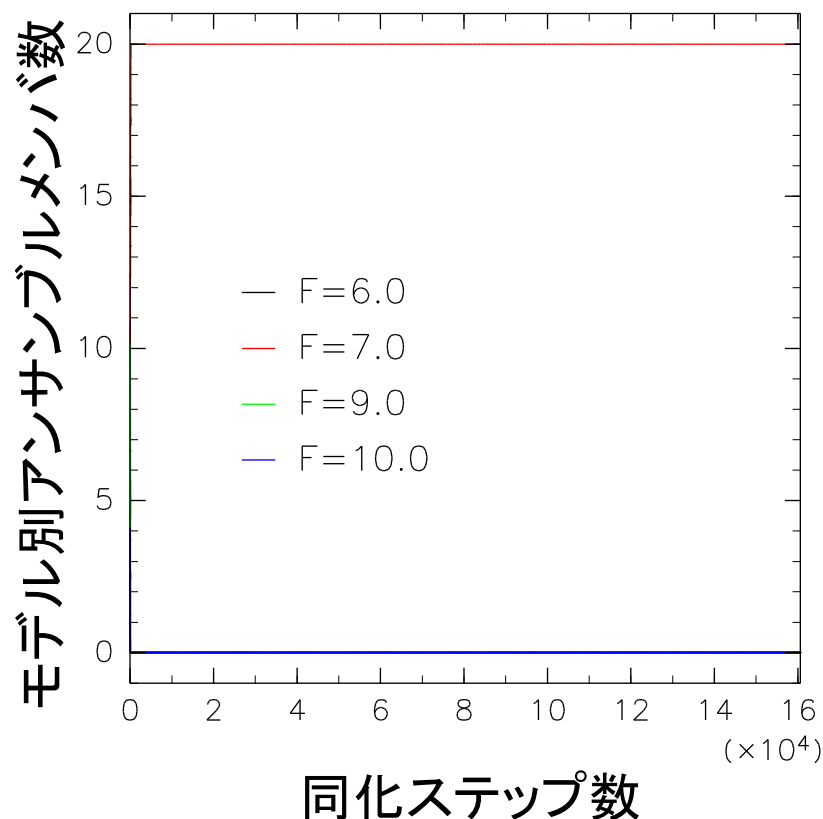
- **EXP2:** $F = 6, 7, 9, 10$ (真のモデル $F = 8$ を含まない場合):

- もしアンサンブルサイズPDFのインフレーションを用いないと、単一の不完全モデルに収束

RMSE

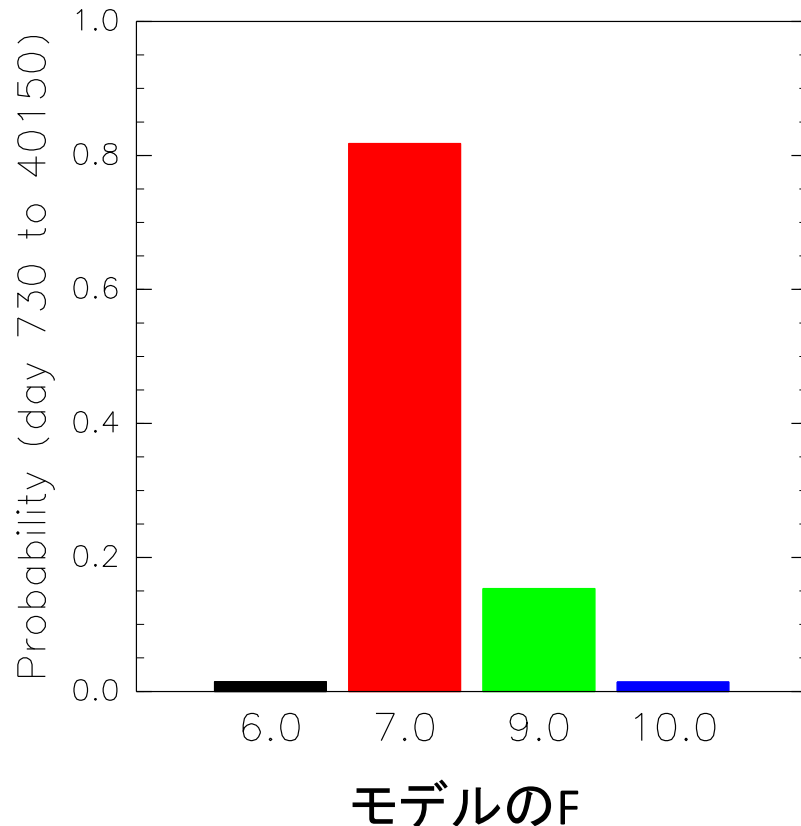


メンバー数時系列

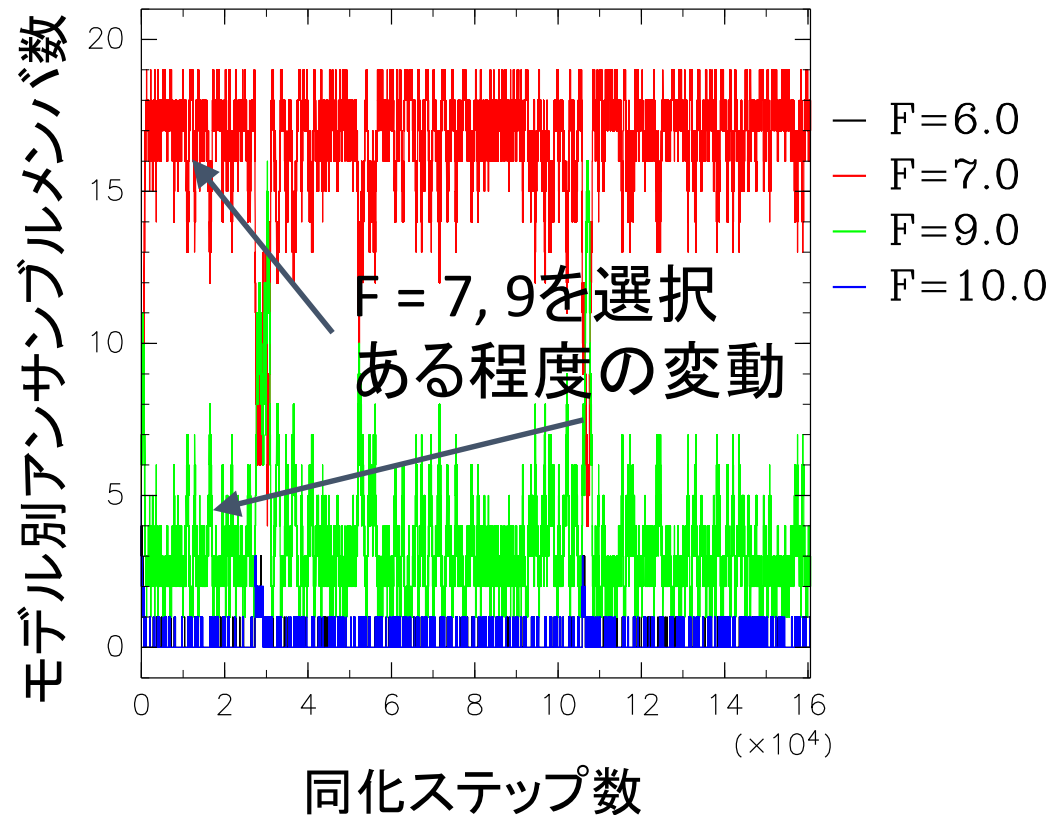


- **EXP3:** $F = 6, 7, 9, 10$ (真のモデル $F = 8$ を含まない場合):
PDFのインフレーションを適用
→ 最適なメンバ数配分を自動推定

各メンバの確率(平均)



メンバ数時系列



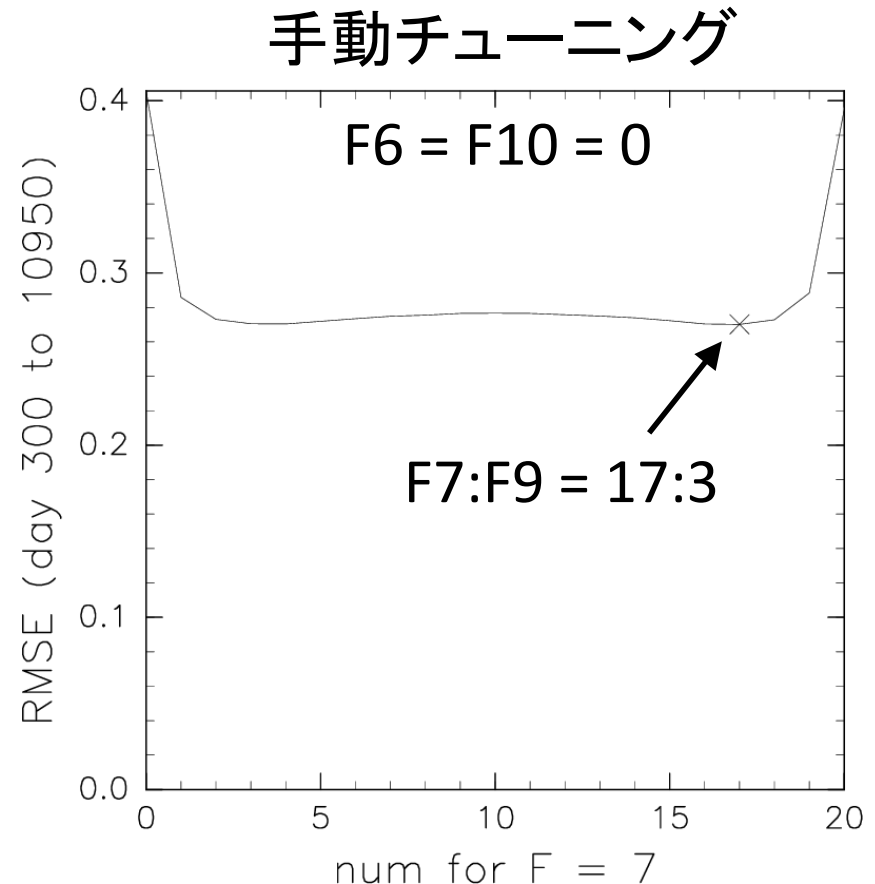
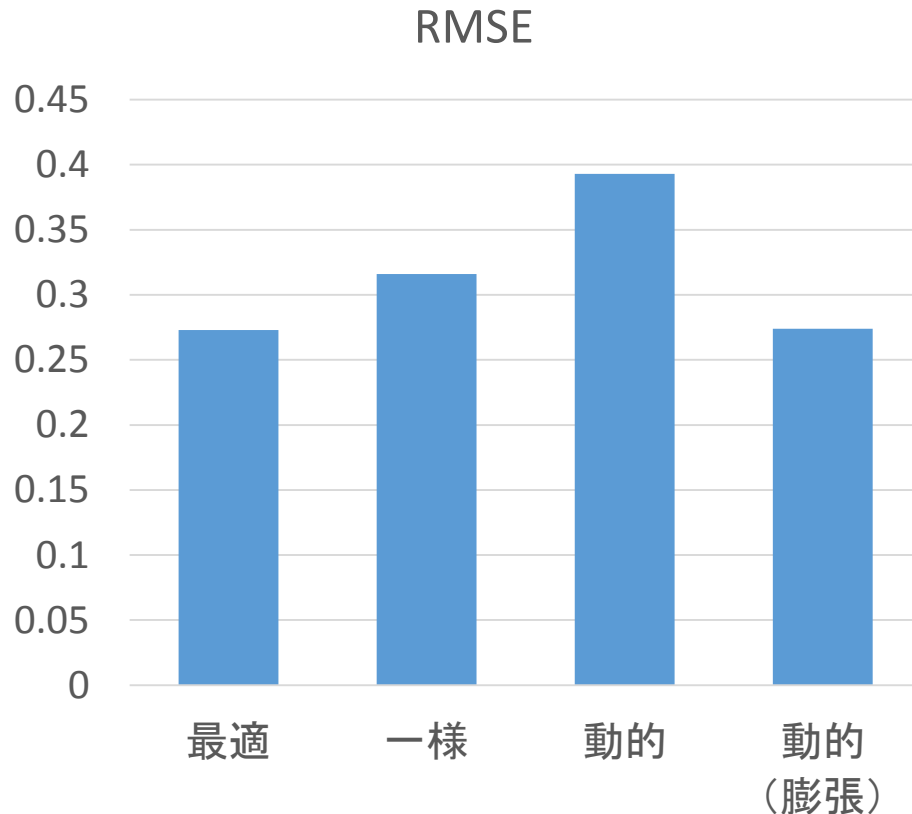
誤差: 最適な値を達成

EXP3:

最適: 手動パラメータチューニング ($F6:F7:F9:F10 = 0:17:3:0$)

一様: $F6:F7:F9:F10 = 1:1:1:1$ (5メンバずつ)

動的(膨張): 本研究の手法

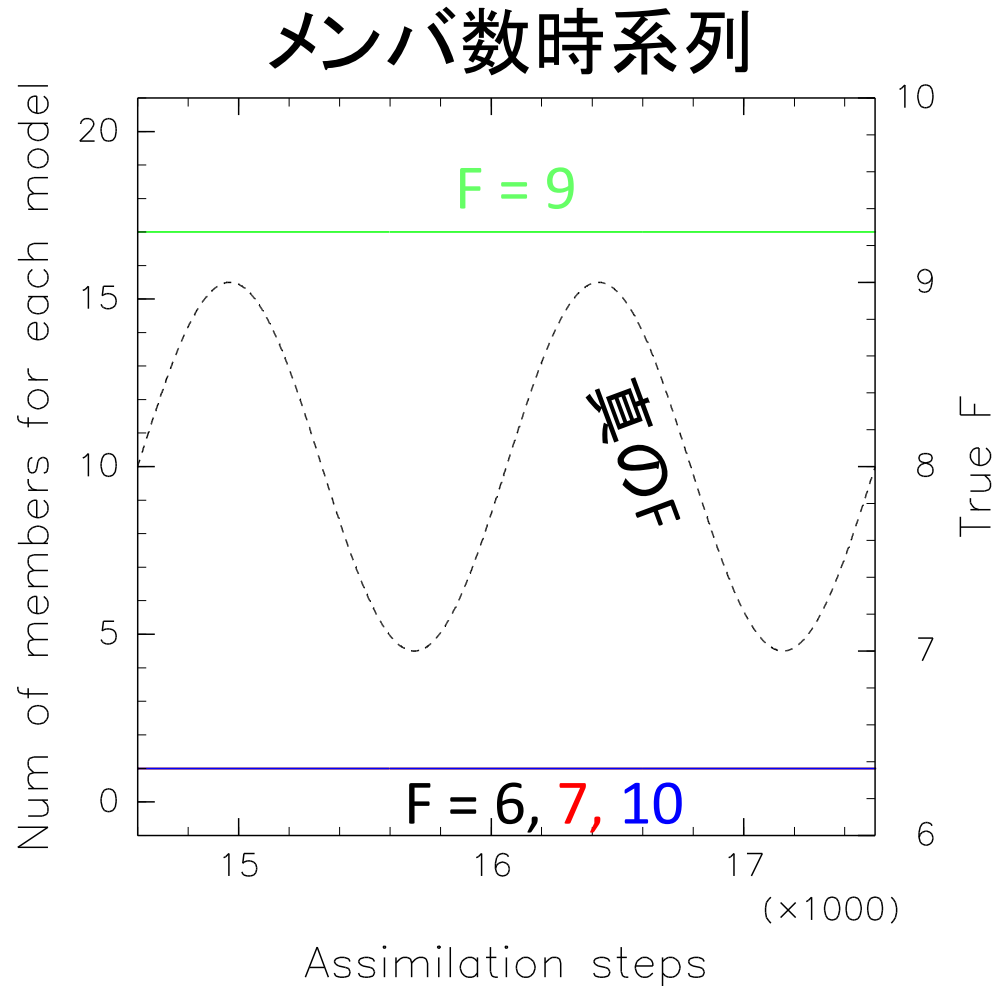


$F=8$ (完全モデル)だとRMSE = 0.189

- $F = 8 + \sin(2\pi t/73)$ を真の系としてnature runおよび観測データを作成(一年周期相当の変動)
- EXP4, 5, 6: $F = 6, 7, 9, 10$
- 各モデルに最低1メンバを与えるように

実験結果:

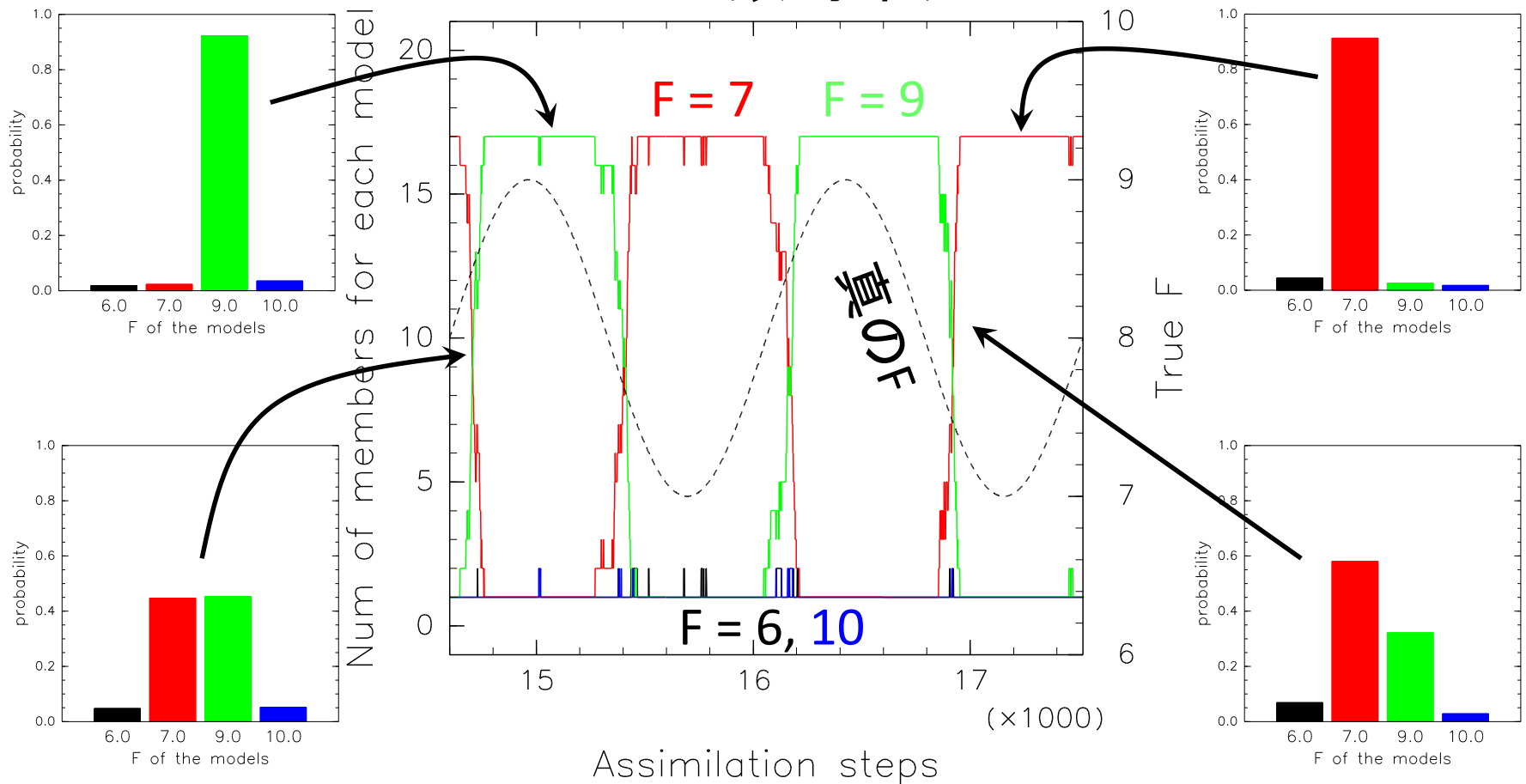
- EXP4 (アンサンブルサイズPDFのインフレーションをしない場合)



実験結果：良好に追従、誤差も減少

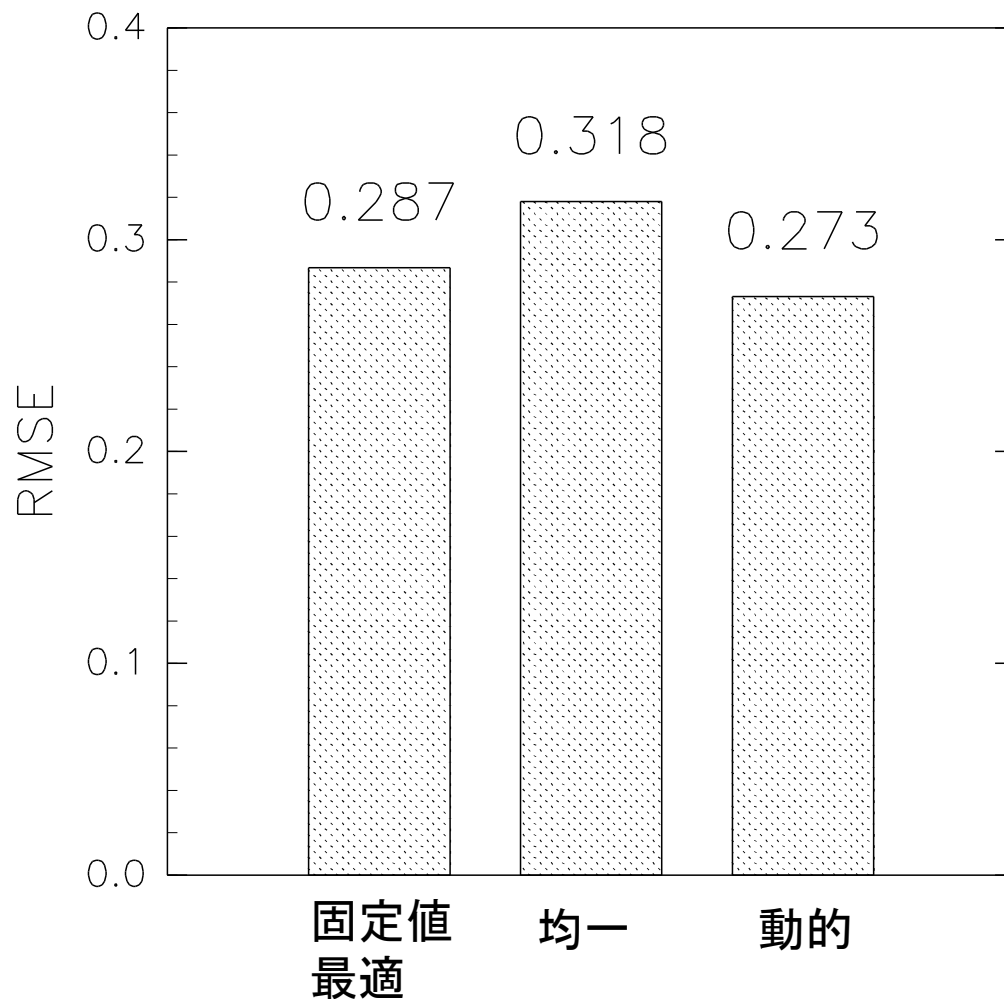
- EXP5 (PDFのインフレーションをした場合)

メンバー数時系列



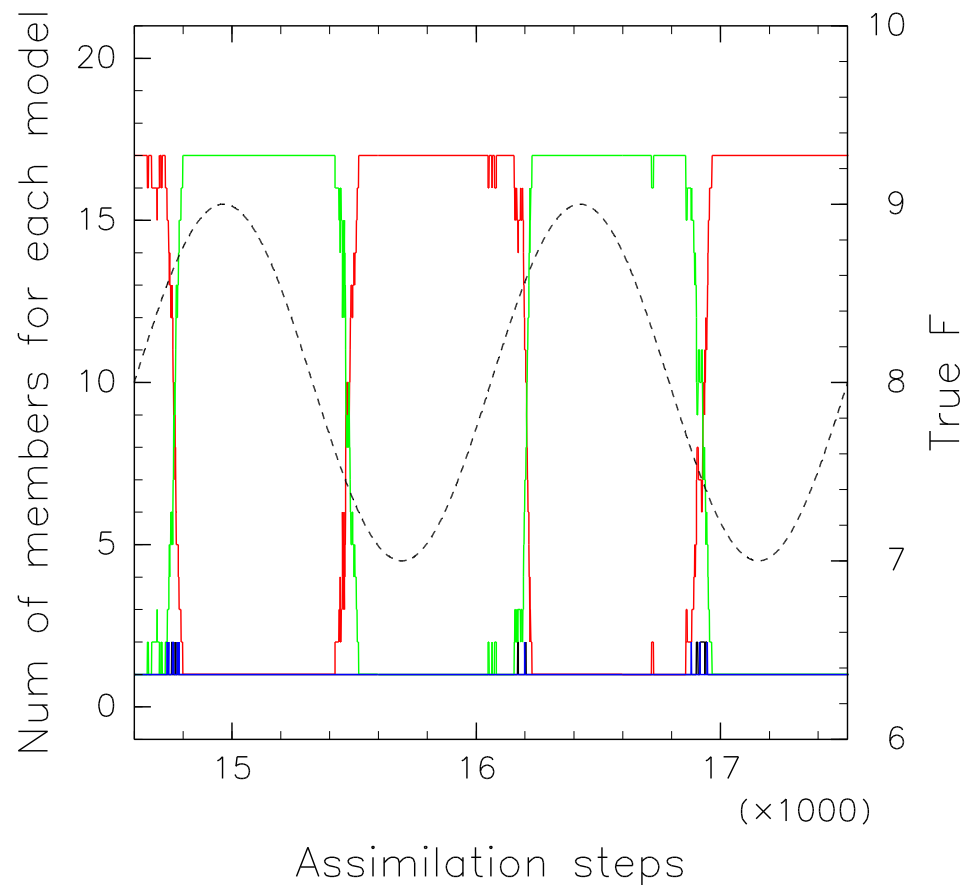
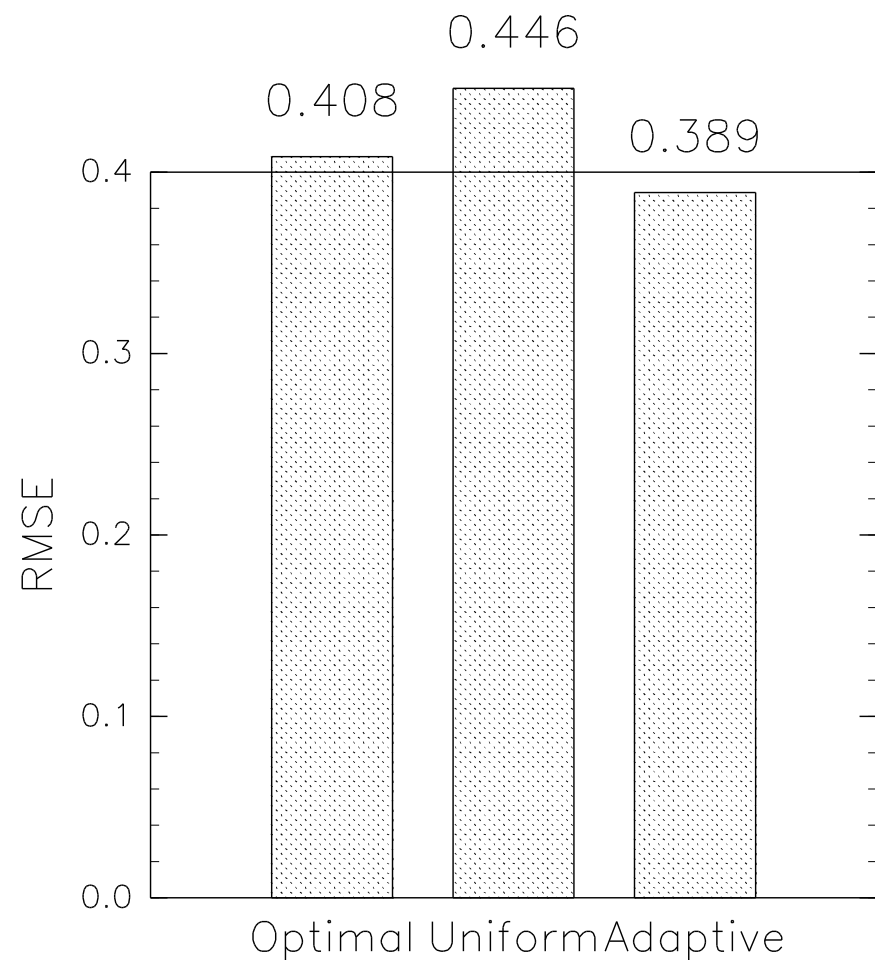
実験結果：良好に追従、誤差も減少

- EXP5 (PDFのインフレーションをした場合)



実験結果：良好に追従、誤差も減少

- EXP6（インフレーションあり、観測を20点に減少）



まとめ

- モデルが不完全な時には、マルチモデルアンサンブルを用いたデータ同化が有効
- 各モデルのメンバ数の最適な組み合わせをベイズ推定
 - 観測と予報の距離の逆数を尤度に
 - 単一の不完全モデルに収束しないようにする
 - 低次元モデル(Lorenz96モデル)では良好に動作
 - 最適なモデルが時間的に変化する状況でも、追従可能
- 今後は領域気象モデルで物理アンサンブルを使って実験の予定