

データ同化手法による LHD プラズマの統合輸送シミュレーション

Integrated transport simulation of LHD plasma using data assimilation

森下侑哉¹, 村上定義¹, 横山雅之², 上野玄太³Yuya MOROSHITA¹, Sadayoshi MURAKAMI¹, Masayuki YOKOYAMA², Genta UENO³京大院工¹, 核融合研², 統計数理研³Kyoto University¹, NIFS², ISM³

現在, 気象分野や海洋分野などの様々な分野において, 実際の観測値を用いてシミュレーションモデルを最適化し, モデルの持つ不完全性を補うデータ同化の研究が活発に行われている. データ同化手法を用いることにより, 近い未来を高い精度で予測することが可能となる. このデータ同化の手法を核融合プラズマの統合輸送シミュレーションに取り入れることで, プラズマの温度・密度分布を高精度で予測することが本研究の目的である. そのために統合輸送シミュレーションコード TASK3D ([1]) を用いた, データ同化シミュレーションの研究を行っている.

一般的なシミュレーションにおいて, 初期値や数式内の定数は一つに決めなければならない. データ同化では初期値や定数, またはモデルによる結果自体に確率分布を持たせることで, 観測データによるシミュレーションモデルの最適化を可能にする. そのため, 解を確率分布とし, 状態の時間発展等を行うシステムモデルと, 観測データとシミュレーション変量との差異を埋めるための観測モデルの2つのモデルを考える. これら2つで状態空間モデルを形成する. データ同化の方法として, 様々な方法が研究開発されているが, 本研究ではアンサンブルカルマンフィルタを用いる. カルマンフィルタとは, 状態の確率分布をガウス分布と仮定し, 線形な時間発展に対して逐次的に状態を最適化する方法である. 確率分布をアンサンブル近似することにより, カルマンフィルタを非線形な時間発展に対応できるようにしたのがアンサンブルカルマンフィルタである.

本研究では, システムモデルのベースに TASK3D を使い, 状態変数として電子温度, イオン温度, 乱流輸送モデルにおける定数を取る. 精度は, 尤度 (予測した確率分布から実際に観測データが得られる確率) により評価される. システムモデルと観測モデルに与える確率分布の分散値 (ノイズ強度) の最適値は, この尤度を最大化するような値と推測される (最尤法). 下に 0.04 秒おきにデータ (ショット番号 114053) を同化した結果を示す. 図1は, NBI 加熱における電子温度の時刻 1.0sec における TASK3D のみによるシミュレーション結果とデータ同化を用いた場合の結果である. 図2は, イオン温度の結果である. TASK3D のみの場合に対して, データ同化を用いた方が予測精度が向上しているのが分かる. また, 図2は最適化された乱流輸送モデルにおける定数 ([2] において 9.07 で時空間的に一様) である. 今回は, 最尤法により最適なノイズ強度を推定し, その値を用いて実際にデータ同化によるシミュレーションを行った.

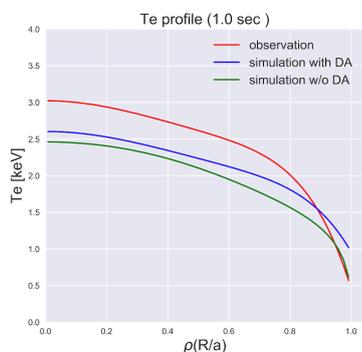


図 1: 電子温度の予測分布

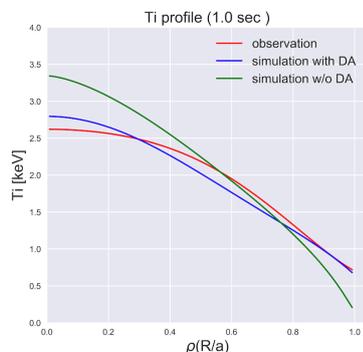


図 2: イオン温度の予測分布

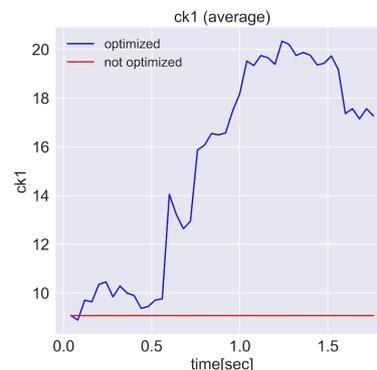


図 3: 乱流モデルにおける定数の時間変化

[1] S. Murakami, et al., Plasma Phys. Control. Fusion **57**, 054009 (2015).[2] H. Yamaguchi, et al., JPS Conf. Proc. **1**, 015045 (2014).