# データ同化を適用した事例紹介

焼野 藍子 東北大学 流体科学研究所 助教



- ▶ 名前 焼野 藍子 (やけの あいこ)
- 領域 流体力学 (壁乱流/制御/遷移/数値流体)
- 所属 東北大学 流体科学研究所 助教
  - ▶ 航空宇宙流体工学研究分野 大林研究室
  - ▶ 研究:遷移せん断流,流体の力学モデリングと制御

線形/非線形の安定性解析

および大規模高性能コンピューティング

- ▶ 2017年10月- 現職
- ▶ 2016年4月-2017年9月 海洋研究開発機構地球シミュレータセンター 特任技術研究員
- ▶ 2012年10月-2016年3月 宇宙航空研究開発機構宇宙科学研究所 招聘研究員
- ▶ 2012年4月-2012年9月 首都大学東京システムデザイン学科 特任助教
- ▶ 2007年4月-2012年3月 東京大学大学院工学研究科機械工学専攻 博士前期・後期課程
- ▶ 2003年4月-2007年3月 大阪大学工学部応用理工学科機械工学専攻学士課程





# 観測&実験とシミュレーションを繋ぐデータ同化



## 事例紹介の内容

▶ 事例① 乱流モデルのパラメータ値に対するデータ同化

- ▶ 事例② 同化に用いる観測データの最適化
  - ト観測地点の最適化

ト観測変数の最適化

事例③ 力学モデルの導入によるデータ同化精度の向上
 観測手法に制限があるとき

▶ 工学的に重要な流体現象のモデル化



▶離散化したナビエ・ストークス方程式をすべての流体運動について直接計算

LES

▶規模の大きな運動についてのみ直接計算 (小規 模な運動はモデル化して計算)

▶ RANS (レイノルズ平均ナビエ・ストークス方程式)

▶乱流運動をすべてモデル化

⇒実用ではRANSが主流(特に渦粘性モデル)





RANSの乱流モデルは数多く提案され予測精度もまちまち

Cebeci-Smithモデル, Baldwin-Lomaxモデル, P. D. Thomasモデル, Baldwin-Barthモデル, Spalart-Allmarasモデル, Menter SSTモデル, Compressible SSTモデル, Chien k-ε モデル, Rumsey-Gatski EASM モデル...



<u>Spalart-Allmaras 乱流モデル(SAモデル)</u>に対しEnKFを用いた推定を実施
 実験データは、NASAのHPに公開されている圧力係数の分布+人工的な擾乱



加藤博司 (博士論文, 2012) Kato & Obayashi (Compters & Fluids, 2013),加藤 et al. (ながれ, 2012)

Spalart-Allmaras 乱流モデル(SAモデル)に対しEnKFを用いた推定を実施

(対流項) (生成項) (破壊項)

(拡散項)

加藤博司 (博士論文, 2012) Kato & Obayashi (Compters & Fluids, 2013), 加藤 et al. (ながれ, 2012)

Spalart-Allmaras 乱流モデル(SAモデル)に対しEnKFを用いた推定を実施

衝撃波背後の圧力係数の分布



データ同化により最適化され た乱流モデルパラメータによ りRANS予測精度が向上

ただし, RANSモデル自体の 不確実性による誤差は改善さ れない

加藤博司 (博士論文, 2013)

#### 事例紹介の内容

▶ 事例① 乱流モデルのパラメータ値に対するデータ同化

▶ 事例② 同化に用いる観測データの最適化 ト観測地点の最適化 ▶観測変数の最適化

事例③ カ学モデルの導入によるデータ同化精度の向上
 観測手法に制限があるとき

## 事例② 同化に用いる観測データの最適化

#### データ同化の精度は、シミュレーションのモデルだけでなく、 用いる観測データの質に大いに依存する

#### ▶ 観測するorできる物理量

▶流速の二次元分布や圧力,温度

#### ▶ 観測するorできる位置

▶ピトー管やPIV計測による流速, PSPによる壁面圧力分布, 熱線流束計や感温液晶による壁面温度分布など

可能であれば, データ同化精度を最も向上する観測データを用いたい

#### 事例② 同化に用いる観測データの最適化

#### ト観測地点の最適化

- ▶ 可観測性に注目した感度解析を実施
- ▶ 流れ場を離散時間動的システムと考え、システムを線形と仮定する

#### **可観測性 = 経験的可観測性グラミアンの最小固有値** (Kang and Xu, 2009)

#### 経験的可観測性グラミアンの計算

 
 ・評価したい観測地点および物理量について、初期値の異なる2ア ンサンブル計算の差分、Δyを並べた行列Yを作成し、可観測性グ ラミアンGを構成、Gの最小固有値を計算

$$\Delta y_{k,j}(\lambda) = \frac{1}{2\rho} \begin{bmatrix} y_k(x_0 + \rho \delta x_{0,j}, \lambda) - y_k(x_0 - \rho \delta x_{0,j}, \lambda) \end{bmatrix} \\ \|\delta x_{0,j}\| = 1$$
 Yoshimura, *et al.* (Tellus A, 2020)

## 事例②同化に用いる観測データの最適化

風力発電事業の拡大に伴い,発電系統安定化を目的とした, 短時間・高精度な風況予測を行う



事例② 同化に用いる観測データの最適化

#### ト観測地点の最適化

- ▶評価対象は水平風速UとV,ある時間期間
- ▶ 今回は, 4つのPODモードを初期値 *δx*<sub>0</sub> とする
- ▶ 各位置で, U, Vに基づく可観測性グラミアンGの最小固有値を算出



可観測性の分布



事例② 同化に用いる観測データの最適化

#### ▶ 観測地点の最適化

「可観測性が高い場所と、データ同化精度が向上する観測地点が相関することが確認された。



## 事例② 同化に用いる観測データの最適化

#### ト観測変数の最適化

- 「可観測性を流速ではなく圧力で評価すると、データ同化精度が向上する 場合があることが確認された
- を経験的可観測グラム行列は、十分な時間期間に対してはデータのばらつきに関する分散σと同等



#### 事例紹介の内容

#### ▶ 事例① 乱流モデルのパラメータ値に対するデータ同化

▶ 事例② 同化に用いる観測データの最適化

▶観測地点の最適化

▶観測変数の最適化

事例③ 力学モデルの導入によるデータ同化精度の向上
 観測手法に制限があるとき

## 事例③ カ学モデルの導入によるデータ同化 精度の向上

- 流体場の変数は独立ではないので、流速分布しか観測できない場合、 力学モデルに基づき圧力分布を算出し用いることが可能
- 航空機の安全航行のため,晴天乱気流を高精度に高速に予測したい
   JAXA・三菱電機共同開発のライダを用いた前方風況観測を実施





## 事例③ カ学モデルの導入によるデータ同化 精度の向上

- ▶ 圧カポアソン方程式と組合せた推定手法
- ▶ 高精度な流れ場予測のために、データ同化を行う物理量を増やす
  - ▶ 風速U,Wを面的に観測し,ポアソン方程式により圧力を算出



# 事例③ カ学モデルの導入によるデータ同化 精度の向上

予測誤差の時間発展 (The sum of variances of the estimation error (the trace of the covariance matrix))

 観測可能な風速U, Vに加えて, 圧力ポアソン方程式の 力学モデルに基づき圧力Pを 算出, データ同化に用いる ことで, データ同化精度が 飛躍的に向上した



まとめ

- ▶ 事例① 乱流モデルのパラメータ値に対するデータ同化
  - データ同化により最適化された乱流モデルパラメータによりRANS予測精度が向上
  - ▶ ただし, RANSモデル自体の不確実性による誤差は改善されない
- ▶ 事例② 同化に用いる観測データの最適化
  - 可観測性が高い場所と、データ同化精度が向上する観測地点が相関する ことが確認された
  - ▶ 可観測性を評価する変数, データ同化に用いる変数によっては, データ 同化精度が向上する場合がある
- ▶ 事例③ 力学モデルの導入によるデータ同化精度の向上
  - 流体の変数は独立ではないので、観測手法に制限があるときは、力学モデルなどとの組み合わせにより、データ同化精度を飛躍的に向上できる

#### データ同化適用事例紹介の参考文献

#### ▶ 学術雑誌

- H. Kato and S. Obayashi, "Approach for uncertainty of turbulence modeling based on data assimilation technique", Computers and Fluids, Vol. 85, pp. 2-7, 2013
- R. Yoshimura, A. Yakeno, S. Obayashi, T. Misaka, "Application of observability Gramian to targeted observation in WRF data assimilation", Tellus A, Vol. 71. No.1, pp. 1-11, 2020,
- R. Yoshimura, A. Yakeno, S. Obayashi, T. Misaka, R. Kikuchi, "Data Assimilation for Clear Air Turbulence by Upstream LIDAR Observation", AIAA Paper at AIAA Aviation 2020, 15-19 June, 2020

#### ▶ 博士&修士&卒業研究

- 加藤 博司 (2012)「Adaptive Simulation for Turbulent Flows by Data Assimilation (データ 同化による乱流の適応型シミュレーション)」
- 吉村 僚一 (2019)「Data Assimilation for Clear Air Turbulence by Onboard LIDAR Observation」
- ▶ 稲村 麟 (2018) 「データ同化における可観測性評価のための物理量の研究」

アンサンブル数による影響

#### ▶ 圧力RMSE 時間変化

