シンポジウム５：
統計数理核融合の創成から発展的展開へ
Establishment and Expanding development of Statistical-Mathematical Fusion Research

趣旨説明
Introduction

横山 雅之* for NINS OML Collaborators
Masayuki YOKOYAMA for NINS OML Collaborators

*核融合研、総研大、(客員)統数研
NIFS, SOKENDAI, (visiting) ISM

本シンポジウムは、統計数理分野との組織的協働で進めている「統計数理核融合」[1]の波及を通じて、プラズマ・核融合分野におけるデータ駆動・統計数理思考のさらなる展開と分野間連携の組織的強化を期待して開催するものである。活動履歴や共著論文等は、「統計数理核融合」HP[2]にて発信している。

昨年度採択され、今年度も継続採択されている自然科学研究機構オープンミックスラボ（NINS OML）「統計数理核融合学の(2025年度)創成と展開、（2026年度）発展的展開」では、炉心プラズマ研究の諸課題を、サブプロジェクト（SP）「意思決定・リスク管理」「ギャップ、予測・制御」「複雑現象」の集合体として、統計数理研究コミュニティとの強力な連携によって進めている。(図：2026年度OML事業申請書から引用、青字は2025年度の成果）。さらに遡って、2022～2024年度の情報・システム研究機構戦略的研究プロジェクト「プラズマ物理と相補的なプラズマデータに対する統計数理モデリング」（統数研：三分一氏代表）に端を発する核融合・プラズマの諸課題と統計数理手法の掛け合わせという考え方の創成から現状の発展的展開までを冒頭に手短に紹介し、参加者が有するデータ等への適用可能性の検討や新たな連携研究が生まれることを大いに期待している。

本シンポジウムでは、SP-B, Cに関連が深い研究内容について、統計数理、プラズマ・核融合分野双方から話題提供を行い、最後にフロアを交えた総合討論を行う。

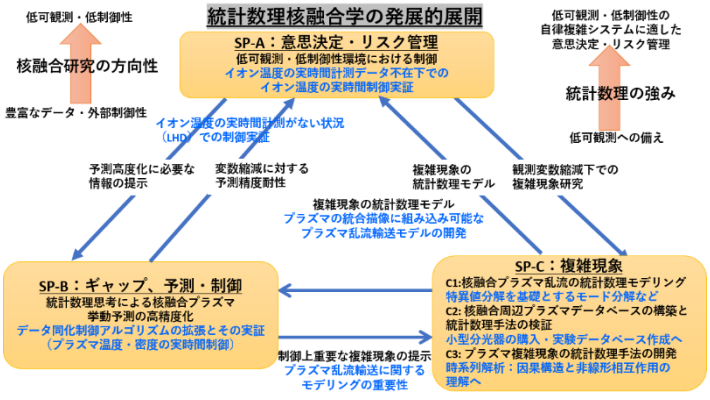
（シンポジウム構成）

S5-2 連続モデルと離散モデルを往還する時系列解析
三分一 史和（統数研）

S5-3 理解と予測に向けたAI時代のベイズ統計学：プラズマ・核融合研究での利活用に向けて
矢野 恵佑（統数研）

S5-4 観測と物理方程式に基づく空間変動熱係数の推定と不確実性評価
奥野 彰文（統数研）

S5-5 磁場閉じ込めプラズマ乱流研究におけるデータ駆動科学的手法の開発
佐々木 真（日大）



謝辞
大学共同利用機関法人自然科学研究機構OPEN MIX LAB (OML)公募研究プログラム（課題番号OML012511、OML012603）の助成を受けたものである。

[1] 横山 雅之、研究最前線：統計数理核融合学～統計数理による核融合研究課題の取り組み～、プラズマ・核融合学会誌 99 (2023) 3-8.
[2] 「統計数理核融合」HP（奥野彰文氏管理）：https://statplasma.github.io/

S5-2

連続モデルと離散モデルを往還する時系列解析

Time-Series Analysis Bridging Continuous and Discrete Models

三分一史和 [1,2]，矢野恵佑 [1,2]，奥野彰文 [1,2,3]

Fumikazu Miwakeichi[1,2], Keisuke Yano[1,2], Akifumi Okuno[1,2,3]

統数研 [1]，総研大 [2]，理研 [3]

ISM[1], SOKENDAI[2], RIKEN[3]

1　背景と目的

物理情報ニューラルネットワーク（PINNs）[1] は，状態の時間変化をニューラルネットワークで表し，観測データへの適合と支配方程式の微分残差を同時に最小化することで，状態軌道と未知パラメータを推定する．しかし，標準 PINNs の物理制約は各評価時刻における状態と時間微分の整合性を課すものであり，異なる時刻の状態間の時間発展を直接には制約しない．このため，評価点が疎な場合には，評価点上で微分残差が小さくても，点間の軌道や推定パラメータが不正確となり得る．本研究では，数値的な状態遷移を用いて隣接時刻のネットワーク出力を結び，有限時間にわたる力学的整合性を学習に取り込む．粗い評価点間隔でも連続系の時間発展を適切に表すことを重視し，パラメータ推定の改善を図る．

2　手法と評価

ネットワーク出力 $\boldsymbol{x}_\phi(t)$ と，未知パラメータ $\boldsymbol{\theta}$ を含む状態遷移 $\mathcal{M}_h$ との整合性を

$$\boldsymbol{r}_i = \frac{\boldsymbol{x}_\phi(t_i + h) - \mathcal{M}_h(\boldsymbol{x}_\phi(t_i); \boldsymbol{\theta})}{h}$$

で評価し，その二乗平均を観測誤差とともに最小化する．遷移則には 4 次 Runge–Kutta 法（RK4），局所線形化法（LL），および両者を組み合わせた局所線形化 Runge–Kutta 法（LLRK4）を用いる．LL[2] は局所的なアフィン近似系の時間発展を行列指数関数で扱う．LLRK4[3] は，LL による近似からの非線形残差を RK4 で補正し，局所線形系の安定な時間発展と 4 次精度の両立を図る．

1 変量の三次減衰モデル，2 変量の Van der Pol 振動子モデル，3 変量の Lorenz モデルを対象とした．後者 2 モデルでは，状態変数のうち 1 変数のみを観測した．観測間隔と評価点間隔 h を独立に変え，ノイズレベル 1，3，10% で 4 手法を比較した．ネットワーク構成と学習条件を共通とし，各条件で 20 試行，8000 回の更新を行った．全パラメータの相対誤差が 5% 以内となる試行の割合を推定成功率とした．

3　結果と考察

3 モデル全てで，PINNs+LLRK4 は粗い評価点間隔まで推定が成功する条件を広げた．表 1 に 100%（20 試行全成功）の例とノイズの影響を示す．Van der Pol では表以外のノイズ 3%，$h = .15$ で，RK4 の 15% に対し LLRK4 は 80% であった．

表 1　推定成功率 (%)．括弧内は (観測間隔, h)．最小観測間隔で，ノイズ 1% の LLRK4 が 100% となる最大 h を選択．RK4 等は PINNs との組合せ．

モデル	ノイズレベル (%)	標準	RK4	LL	LLRK4
三次減衰	1	0	0	0	100
(.10, .15)	3	0	0	0	80
	10	0	0	0	40
Van der Pol	1	0	100	0	100
(.03, .16)	3	0	95	0	95
	10	0	50	0	45
Lorenz	1	65	0	0	100
(.05, .125)	3	60	0	0	100
	10	35	0	0	65

LL には局所線形近似による誤差が残る．RK4 も粗い刻みでは減衰や振動を捉えにくい場合がある．LL 単独の低い成功率や，同じ 4 次精度の RK4 との差は，局所線形系の時間発展と非線形補正を組み合わせる LLRK4 の有効性を示唆する．

ノイズの増加に対し，三次減衰と Lorenz では LLRK4 が他手法より高い成功率を保った．ただし，10% では成功率が低下し，Van der Pol では RK4 を下回った．堅牢性の改善はモデルと時間間隔に依存する．

また，パラメータが精度よく推定された場合には，全状態の真の初期値からの数値計算により，軌道の主要な特徴も再現された．

参考文献

[1] M. Raissi et al., J. Comput. Phys. **378**, 686–707 (2019).

[2] T. Ozaki, Statistica Sinica **2**, 113–135 (1992).

[3] H. de la Cruz et al., Math. Comput. Modelling **57**, 720–740 (2013).

理解と予測に向けたAI時代のベイズ統計学：プラズマ・核融合研究での利活用に向けて

Bayesian Statistics in the AI Era for Understanding and Prediction: Toward Applications in Plasma and Fusion Research

矢野 恵佑
Keisuke YANO

統計数理研究所
The Institute of Statistical Mathematics

ベイズ統計は事前情報と観測から未知量の不確実性を定量化する枠組みであり、プラズマ・核融合研究でも統合データ解析[1]、統合輸送シミュレーションのデータ同化[2]、乱流–帯状流相互作用の時変モデルの推定[3]に用いられてきた。統計学・機械学習・AIの発展により、「事前分布をどう決めるか」「事後分布をどう速く求めるか」「推論をどう検証するか」の各段階で新手法が提案されている。本講演では、地震学・測地学での共同研究の経験も踏まえてこれらを紹介し、統計数理核融合[4]の文脈で利活用を議論する。

1. 経験ベイズ：事前分布をデータから学ぶ

ハイパーパラメータやモデルを周辺尤度で選ぶ方法は逆問題で広く用いられ、スペクトルのピーク数とノイズ分散の同時推定[5]や、PANTAのレーザー誘起蛍光スペクトルからのイオン速度分布関数のモデル選択[6]にも応用されている。近年は事前分布そのものを仮定なしに推定するノンパラメトリック経験ベイズ[7]により、多峰性などの異質性をデータ駆動で抽出できる。筆者らは共変量に応じて変わる事前分布の推定法[8]を開発しており、放電条件や計測位置ごとのパラメータ分布の把握に応用できる。

2. 償却推論：深層学習による推論の再利用

物理モデルから生成した未知量と観測の組でニューラルネットを学習しておけば、新しい観測に対して追加の最適化やMCMCなしに近似事後分布が得られる。近年では、事後予測分布を直接出力するPrior-Data Fitted Networks[9]も登場している。

3. 感度公式：推論の検証

事後分布はデータとモデルを固定した下での不確実性であり、データや仮定を変えたときの変化は別に検証が必要である。ベイズ感度公式（揺動散逸型）により、全データの事後サンプルだけから各観測の影響（ベイズ重要度ベクトル）を近似でき、一個抜きの再計算が不要になる[10,11]。地震学・測地学でのゆっくりすべりの再来間隔の評価では、予測区間を大きく変えるイベントを検出した[12]。プラズマ実験でも、推論に強く影響する放電や計測チャンネルの特定に使うことが可能である。

4. 展望：Human–AI–Human の協働

新手法の文献探索・実装・試行にはAIが有効だが、プロンプト型AIでは知らないことを人間が「訊けず」、エージェント型AIでは人間が分からないことは「検証できない」という課題がある。不確実性を検証しつつ、AIを介してプラズマ・核融合と統計数理の両コミュニティが協調する方向性を議論したい。

[1] R. Fischer *et al.*, *Plasma Phys. Control. Fusion* 45 (2003) 1095.
[2] Y. Morishita *et al.*, *Comput. Phys. Commun.* 274 (2022) 108287.
[3] F. Miwakeichi and M. Sasaki, *Plasma Fusion Res.* 21 (2026) 1401038.
[4] 横山 雅之、プラズマ・核融合学会誌 99 (2023) 3.
[5] S. Tokuda *et al.*, *J. Phys. Soc. Jpn.* 86 (2017) 024001.
[6] S. Tokuda *et al.*, *Sci. Rep.* 11 (2021) 20810.
[7] J. A. Soloff *et al.*, *J. R. Stat. Soc. B* 87 (2025) 1.
[8] K. Okazaki and K. Yano, arXiv:2610.08321
[9] S. Müller *et al.*, *Proc. ICLR* (2022).
[10] R. Giordano *et al.*, *J. Mach. Learn. Res.* 19 (2018) 1.
[11] Y. Iba and K. Yano, *Bayesian Anal.* (2025).
[12] K. Yano *et al.*, *Earth Planets Space* (2026).

S5-4

観測と物理方程式に基づく空間変動熱係数の推定と不確実性評価

Physics-Informed Estimation and Uncertainty Quantification of Spatially Varying Thermal Coefficients

奥野彰文 [1,2,3]，徳田悟 [4,5]，西澤敬之 [6]
Akifumi Okuno[1,2,3], Satoru Tokuda[4,5], Takashi Nishizawa[6]
[1] 統数研，[2] 総研大，[3] 理研，[4] 九州大，[5] 東京大，[5] マックスプランク・プラズマ物理研
[1]ISM, [2]SOKENDAI, [3]RIKEN, [4]Kyushu U., [5]U. Tokyo, [6]IPP

1　はじめに

薄い箔の温度の時空間変化から，箔の熱伝導と熱容量に関する係数の空間分布を推定する問題を考える．赤外線イメージングビデオボロメータ（IRVB）のように箔の温度から入射パワーを求める計測では，これらの係数の非一様性が誤差の要因となる．先行研究 [1] は，ガウス過程回帰（GPR）で温度場とその微分の事後分布を求め，熱拡散と黒体放射の寄与を評価する枠組みを示したが，係数は既知かつ一様とした．本研究では，GPR で得た温度場を物理方程式（箔の熱収支）と組み合わせ，空間的に変動する係数場を推定し，その不確実性を評価する手法を提案する．

2　手法

提案法は 2 段階からなる．第 1 段では, 加熱位置の異なる複数の冷却過程の温度データから，先行研究 [1] に基づく GPR を発展させた Kronecker GPR (KGPR) で温度場とその時空間微分を不確実性とともに推定する．第 2 段では，これらを箔の熱方程式に代入し，熱伝導および熱容量に関する未知の係数を推定する．第 1 段・第 2 段での不確実性を統合し, 空間ピクセルごとに不確実性を表す信頼区間を導出する．特に，KGPR の事後分布からのサンプリングを利用することで, 第 2 弾における推定の（経験的な）バイアスが補正できる．

3　数値実験

加熱位置を変えた多数の冷却過程を数値計算で生成し，3 種類の係数場（滑らかな場 D1，周期的な場 D2，区分的に一様な場 D3）と 3 段階のノイズレベルで評価した．同じ KGPR の結果を用いて係数場をニューラルネットで推定する方法（KGPR+PINN）と，温度場も含めてすべてをニューラルネットで推定する Full PINN [2] を比較対象とした．

D1–D3 のいずれでも，ノイズレベルが低く提案法および比較対象の KGPR+PINN がどちらも非常によく係数場を復元して比較が難しくなった例を除き，提案法の誤差は KGPR+PINN より小さかった．一方で Full PINN は全条件で誤差が大きく，特にノイズレベルが高くなるにつれて学習が失敗することが分かった．これらの性能指標に加え，提案法は計算量が小さく，GPU 実装した PINN に比べても CPU 数並列程度で数十倍学習時間が短縮された．

Tbl. 1　D1 の相対 RMSE [%]（提案法 20 回，PINN 系 10 回の実験平均）．k，l は熱伝導・熱容量に関係する係数．

	k			l		
ノイズレベル [K]	0.02	0.05	0.2	0.02	0.05	0.2
提案法	1.05	1.71	9.07	0.62	0.89	3.79
＋バイアス補正	1.03	1.90	4.41	0.64	0.86	2.46
KGPR+PINN	1.19	2.01	15.1	0.51	0.93	7.76
Full PINN	20.4	45.9	100	5.19	12.1	78.9

PINN をベースとする方法では推定された係数場の不確実性を評価できないが，提案法では不確実性をある程度評価することができた．特に，経験的なバイアス補正を組み込むとノイズレベルが高いときにも 95% 区間が真値を含む割合を 10% 程度から 50–80% 程度まで向上させることができ，名目の水準には届かなかったがある程度機能しうる指標が提案できた．

4　まとめ

KGPR で推定した温度場の観測値と物理方程式を組み合わせ，空間変動する熱係数を推定し，その不確実性と偏りを扱う手法を示した．本研究はすでに実際の観測装置における観測データへ適用する段階まで進んでいるが，論文化の観点から本講演は手法のアルゴリズム的側面および数値シミュレーションでの基礎的な実験結果のみ紹介する

References

[1] T. Nishizawa *et al.*, Rev. Sci. Instrum. **97**, 033503 (2026).
[2] M. Raissi, P. Perdikaris and G. E. Karniadakis, J. Comput. Phys. **378**, 686 (2019).

磁場閉じ込めプラズマ乱流研究における データ駆動科学的手法の開発

Development of data-driven scientific approaches on turbulence research in magnetically confined plasmas

佐々木真[1)]、風見怜[1)]、星野秀太[1)]、有馬蒔人[1)]、古田原拓実[1)]、
矢野恵佑[2)]、奥野彰文[2)]、三分一史和[2)]、小林達哉[3)]、河内裕一[4)]、金史良[5)]
M. Sasaki[1)], R. Kazami[1)], S. Hoshino[1)], M. Arima[1)], T. Kodahara[1)],
K. Yano[2)], A. Okuno[2)], F. Miwakeichi[2)], T. Kobayashi[3)], Y. Kawachi[4)], F. Kin[5)]

1) 日大、2)統数研、3)核融合研、4)名大, 5)京大
1)Nihon Univ., 2)ISM, 3)NIFS, 4)Nagoya Univ., 5)Kyoto Univ.

磁場閉じ込めプラズマにおける輸送は、背景プラズマが持つ空間不均一性に駆動される乱流の非線形的性質に支配されている[1]。プラズマ分布の制御のためには、輸送現象の定量的な理解が必須となる。本研究では、以下の３点の課題に焦点を当てる。(1)実験に対応するシミュレーションを実施するためには、一般にプラズマソースは未知の量である。また、流体的シミュレーションを実施するためには、粘性等の流体パラメタを事前に設定する必要がある。実験とシミュレーションの定量的比較を目指し、実験観測から流体パラメタを推定する推定する手法を開発する。(2)実験から乱流駆動輸送を得るためには、密度・温度揺動に加え、速度場揺動の同時多点計測が必要のため、未だチャレンジングな問題である。そこで実験観測からより多くの乱流情報を取り出し、理論シミュレーションとの定量的な比較を行う手法を開発する。(3)乱流シミュレーションによって得られた大規模データから少数自由度に縮約し、それらが従う簡約モデルを構築する系統的な手法を開発する。以下では、これらのそれぞれについて、簡単に述べる。

観測データから流体パラメタの推定に関しては、乱流シミュレーションに基づき、カルマンフィルタを用いたデータ同化手法を用いたパラメタ推定手法の開発を進めている[2]。2次元スラブ系におけるHasegawa-Wakataniモデルに基づく乱流シミュレーションを基に、観測データを模擬し、シミュレーションと同化することで、粘性係数・拡散係数・断熱係数等の同時推定を行い、密度揺動の観測のみであっても、高精度で推定が可能なことを示した。

観測困難な物理量の時空間ダイナミクス推定に関しては、乱流シミュレーションをベースとしてニューラルネットワークを用いた手法の開発を進めている。例えば、現在でも大域的な乱流構造の観測は困難であるが、そのような問題に対して、空間的に限定された観測データを用いて、より大域的な揺動構造の推定を行う手法の開発を行った。リミットサイクルを伴う2次元のケルビンヘルムホルツ乱流を対象に、本研究で開発した手法を適用し、高精度に大域性を推定する事が可能であることを示した[3]。さらに、速度場揺動推定すべく、マルチスケール畳み込みニューラルネットワークによって、入力信号として密度揺動やプラズマ発光揺動を導入し、出力として静電ポテンシャル揺動を推定する手法を開発した[4]。

乱流等の巨大自由度を系統的な縮約する手法に関しては、特異値分解と階層型クラスタリングを併用した手法開発を進めている。乱流輸送を分解するべく多重場分解の手法や、一般曲線座標における直交分解を実現する方法を開発してきた[e.g. 5]。

これらの詳細は講演で議論する。

[1] P.H.Diamond, et.al., PPCF, R35, 47.5 (2005).
[2] M. Arima, et. al., in prep.
[3] R. Kazami, et. al., submitted to PoP (2026).
[4] S. Hoshino, et. al., PFR rapid comm. 20, 1203035 (2025).
[5] T. Kodahara, et. al., PoP, 33, 072303 (2026).