

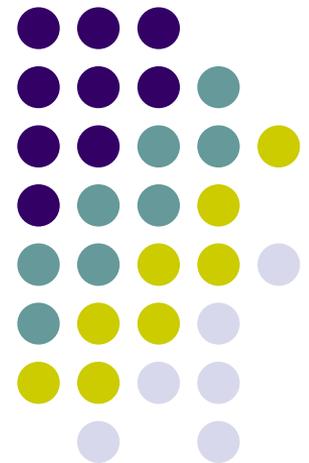
システム思考が加速するデータ駆動科学 —核融合プラズマ研究への応用—

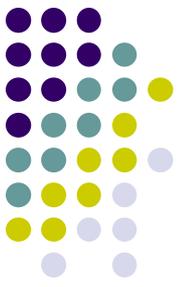
黒江康明(同志社大・京工大)

共同研究者

三瓶明希夫(京工大)

政宗貞男(中部大)





概要

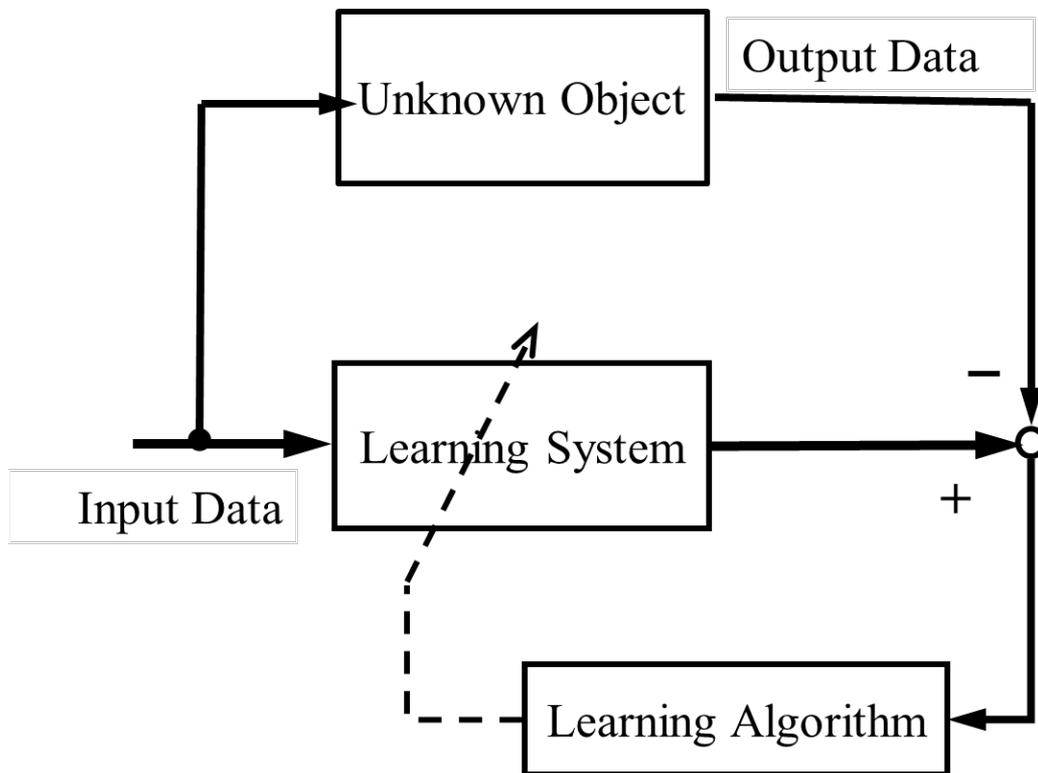
- 近年，多種多様な大量のデータを取得，蓄積，処理，利用する必要があらゆる分野で高まり，**データ科学**が注目されている。
- 一方，「一般システム理論」や「サイバネティクス」を嚆矢とし，それなりの歴史がある**システム科学**は，最近の著しい情報科学技術の発達によりそのアプローチも変貌している。
- このような流れを背景として，著者らがこれまで提案してきた**モデル内包学習**をとりあげ，これが**データ同化などシステムとデータに関わる様々な問題を解決**できることを示し，
- システム的な考え方がデータ科学を牽引・加速しうることを示す。
- モデル内包学習の核融合プラズマ研究への応用。

システムとモデルとデータの境界と関係性

モデリングと学習



- システムズアプローチの最初の一步はモデリング
 - 実現したいコト, モノ(システム)あるいは解決したい問題について, それらの振る舞いを忠実に表わすモデルを構築
- 脳の神経回路の情報処理機能を模倣したニューラルネットワークの学習
 - 未知なる対象の入出力データより対象のモデルを構築



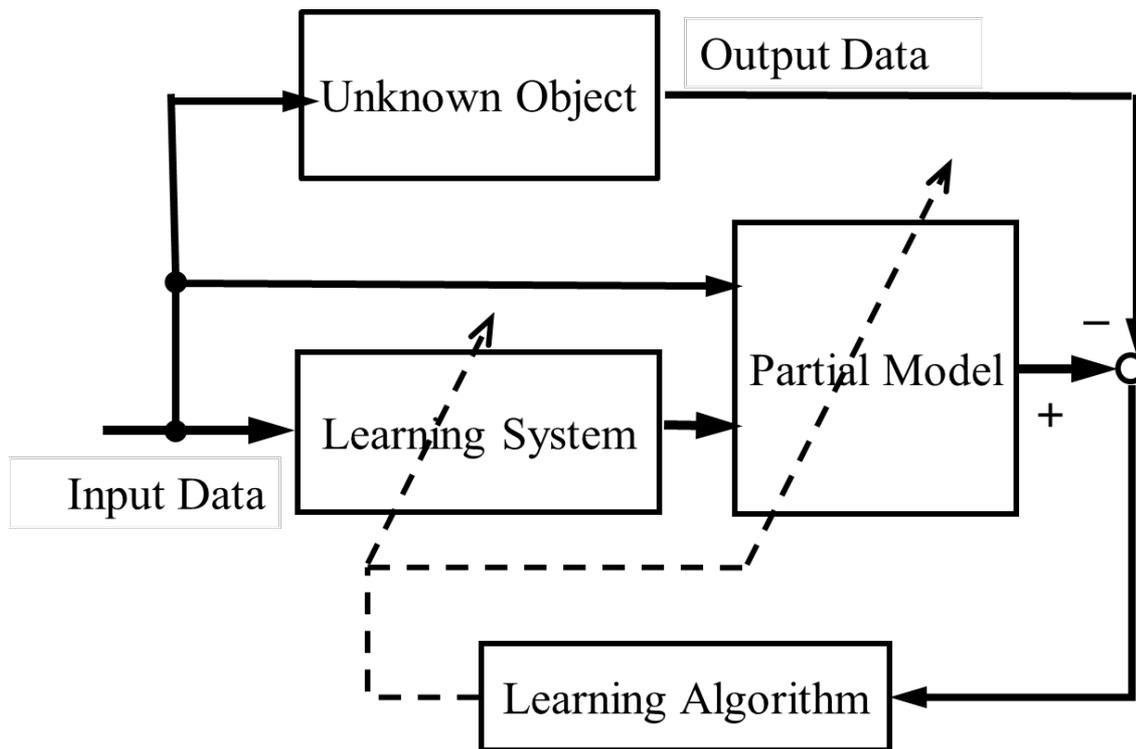
- BP法→深層学習→生成AI
- End to End Learning
- ブラックボックス学習

問題

- 教師信号が得られない場合
- 未知対象に関する何らかの事前知識が与えられている場合

モデル内包学習

- 未知対象に対する事前知識をモデル化 (Partial Model)
- ニューラルネットワークの学習ループにこのモデルを内包させて学習



- 教師信号が、直接得られない場合にも対応可能
- 事前知識を有効に利用でき、定性的・定量的に優れたモデリングを実現
- もとの問題が不良設定問題である場合、それを解消できる
- 過学習を防ぐことができる

モデル内包学習

- 未知対象に対する事前知識をモデル化 (Partial Model)
- ニューラルネットワークの学習ループにこのモデルを内包させて学習



応用事例

- 陰影画像からの物体の形状復元問題への応用[1]
- 動きベクトル場の推定問題への応用[1]
- 動き場と拡散場の同時推定問題への応用[3]

[1] 黒江康明, 吉崎好彦, 川上肇, 森武宏, 計測自動制御学会論文集, **37**, 665-674 (2001).

[2] Y, Kuroe and H, Kawakami, Lecture Notes in Computer Science, **5768**, 673-683, Springer-Verlag (2009).

[3] I. Kimura, A. Yoke, A. Kaga and Y. Kuroe, Journal of Visualization, **12**, pp.73-80 (2009).

ニューラルネットワークを用いた 陰影画像からの形状復元問題

ニューラルネットワーク

優れた非線形写像近似
能力、汎化能力を有する。

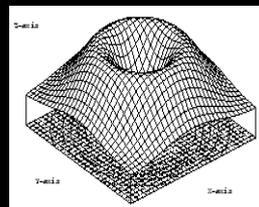


陰影情報を用いてニューラル
ネットワーク上に物体表面を
表す関数を近似

形状復元問題とは？

物体の画像の陰影情報から
形状を復元

- 逆問題
- 不良設定問題



画像生成

形状復元



画像生成モデルの学習による形状復元法

- 画像が生成される過程を画像生成モデルとしてモデル化
- 画像生成モデルを内包した学習問題として定式化

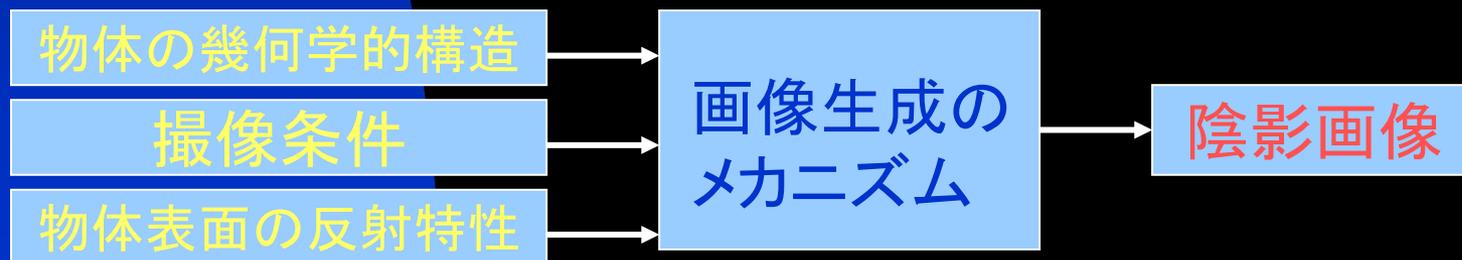
〔特徴〕

- ・多様な情報を同一の方法で扱える汎用性の高い方法



- ・複数枚の画像
- ・物体表面の奥行き、勾配
- ・物体表面の反射特性

○画像生成過程



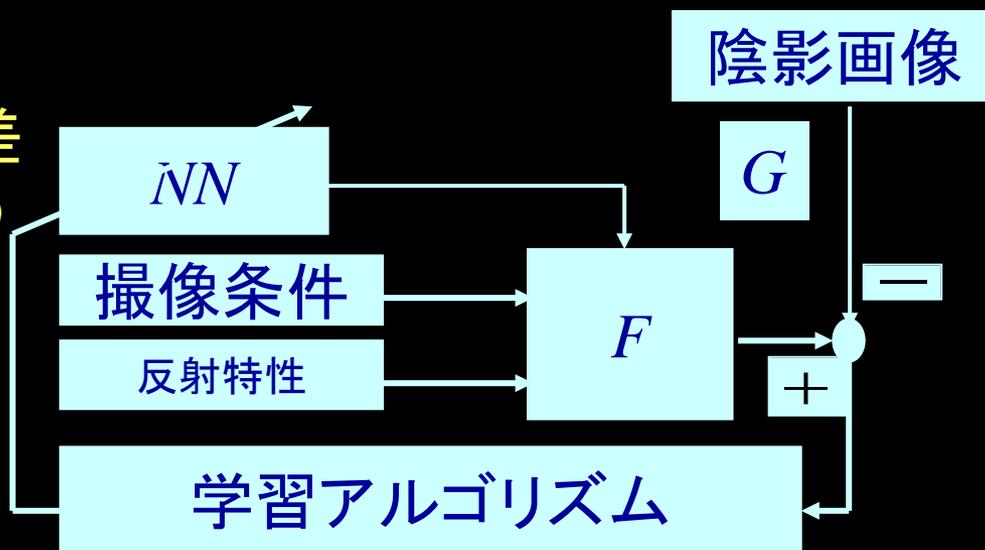
○形状復元法のご概念図

・形状復元法

F の出力と G との2乗誤差を最小とするように NN の重みを学習させる。

F : 画像生成メカニズムの数学モデル

G : 陰影画像の輝度値

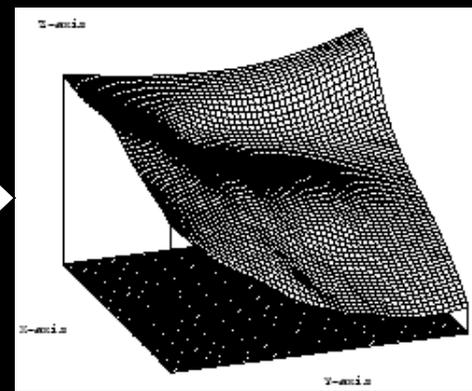


○形状復元結果

右図に、ある像の右目部分の画像から形状を復元した結果を示す。



形状復元



動画像からの 動き場推定問題



図1 画像1



図2 画像2

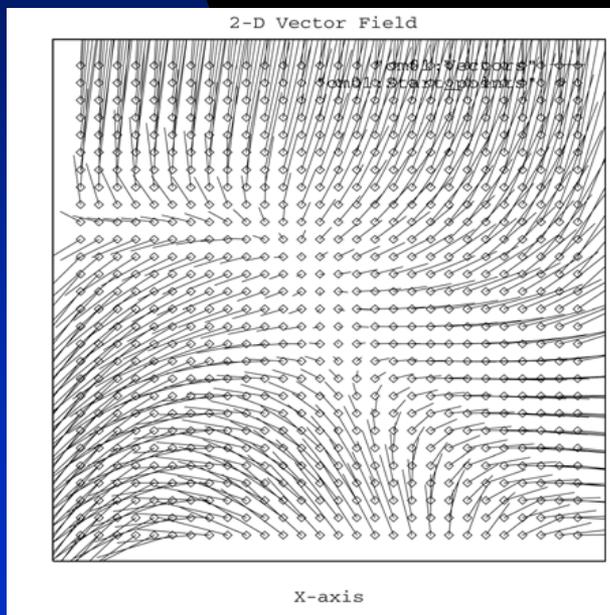
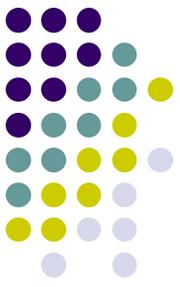


図3 動き場



動きベクトル場の推定問題への応用

一般にベクトル場は、渦無しベクトル場と湧きだしなしベクトル場の和で表されることが知られており、これを事前知識としてモデル化しモデル内包学習を適用することにより、この性質を反映したベクトル場の推定が可能となる。

Vector Field:

$$F(x) := \begin{bmatrix} F_x(x) \\ F_y(x) \end{bmatrix}$$

is composed of two vector fields:

$$F(x) = C(x) + S(x), \quad x = (x, y)^T$$

$C(x)$: irrotational vector field

$S(x)$: solenoidal vector field

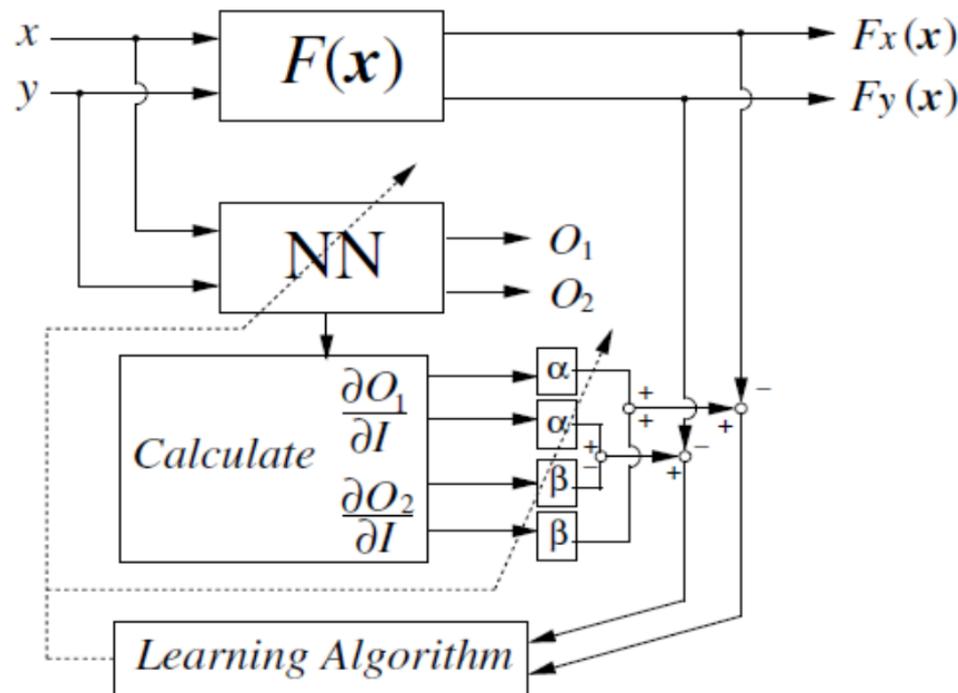
$$\text{curl}(C) = \nabla \times C(x) = 0$$

$$\text{div}(S) = \nabla \cdot S(x) = 0$$

Here we introduce scalar functions $U_1(\mathbf{x})$ and $U_2(\mathbf{x})$,

$$\mathbf{C}(\mathbf{x}) = \alpha \nabla U_1(\mathbf{x}), \quad \mathbf{S}(\mathbf{x}) = \begin{pmatrix} 0 & \beta \\ -\beta & 0 \end{pmatrix} \nabla U_2(\mathbf{x})$$

$$\mathbf{F}(\mathbf{x}) = \mathbf{C}(\mathbf{x}) + \mathbf{S}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} \alpha \frac{\partial U_1(\mathbf{x})}{\partial x} + \beta \frac{\partial U_2(\mathbf{x})}{\partial y} \\ \alpha \frac{\partial U_1(\mathbf{x})}{\partial y} - \beta \frac{\partial U_1(\mathbf{x})}{\partial x} \end{bmatrix} =: \begin{bmatrix} F_x(\mathbf{x}) \\ F_y(\mathbf{x}) \end{bmatrix}$$



ニューラルネットワークを用いた動画像の動き場推定

— マッチング法と勾配法の融合 —

人間は、動く物体を見て、当たり前のように、その物体がどのように動いているか理解できる。しかし、機械やコンピュータ、ロボットなどに、物体がどのように動いているか理解させることは非常に困難容易。

本研究では、マッチング法、勾配法と呼ばれる2つの推定法をニューラルネットワークに用いて学習を行い、動き場を推定

ニューラルネットワーク

- ・人間の脳を模倣して作られた、ネットワーク
- ・非線型写像能力を有する



推定

動き場

- ・物体が移動するときの動き方を動く速度、方向をベクトルとして表したものの

本研究の特徴

微分情報を考慮した
ニューラルネットワークの学習

ニューラルネットワーク
による情報の融合

動き場を正確に表現する
ためには

↓

動き場を微分情報を用いて表現

↓

ニューラルネットワーク上で
微分情報を実現し、学習する

2つの推定法

マッチング法
の情報

勾配法
の情報

↓

ニューラルネットワーク
で同時に学習

↓

2つの情報を融合

↓

短所を相互に補う

実験例

図1, 図2に示した連続した連続した画像の動き場を、図3に示すように、



図1 画像1



図2 画像2

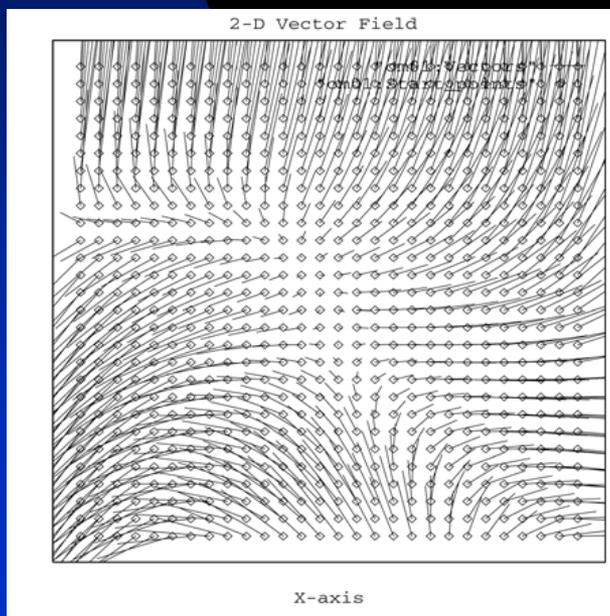


図3 動き場

流体場の速度ベクトルの推定問題

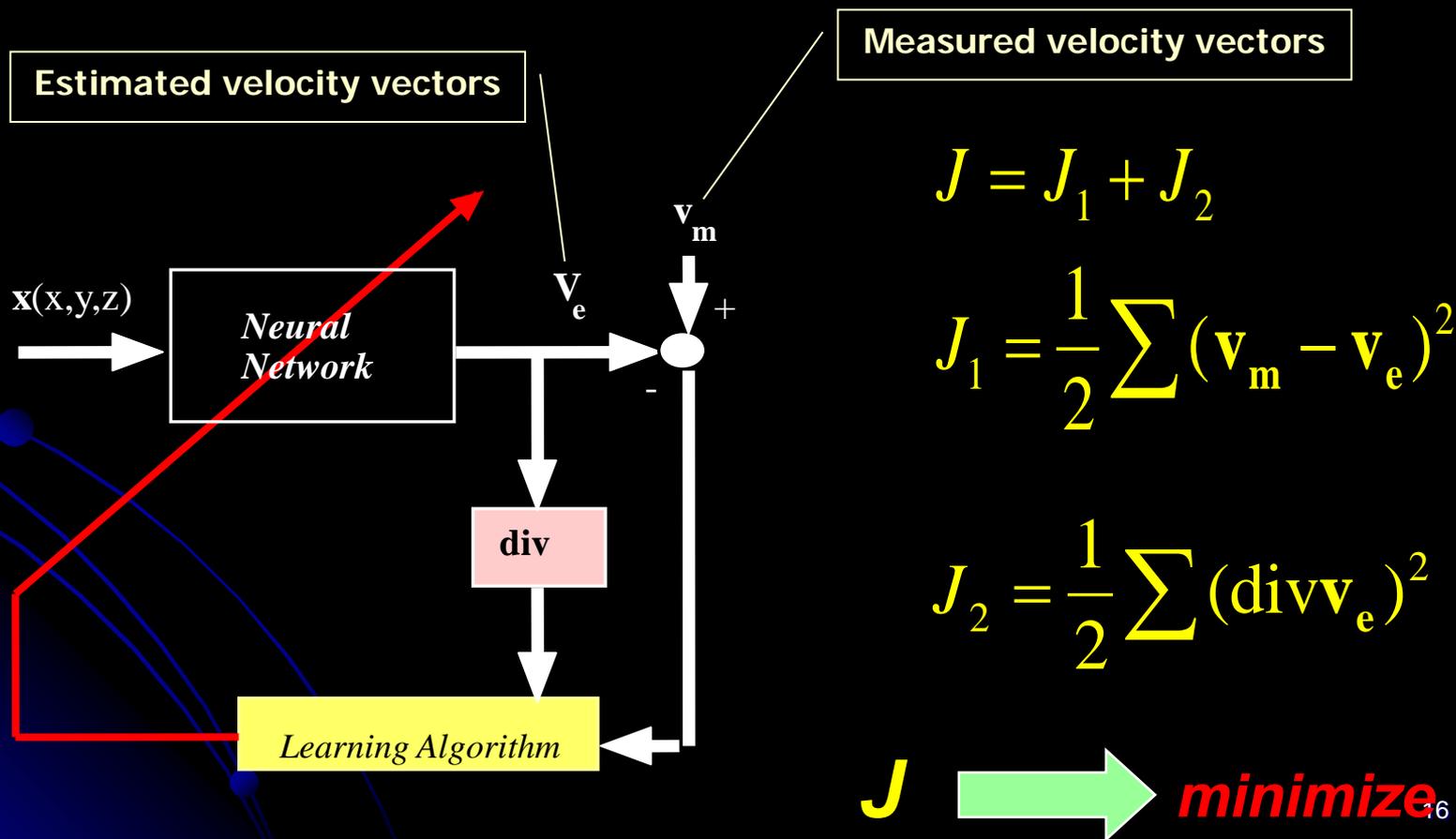
- 計測により得られた疎な速度ベクトルデータより流れ場全体の速度ベクトルを推定する問題
- 教師信号は与えられる
- 事前知識: 流体場の連続の条件

$$\operatorname{div} v_e = 0$$

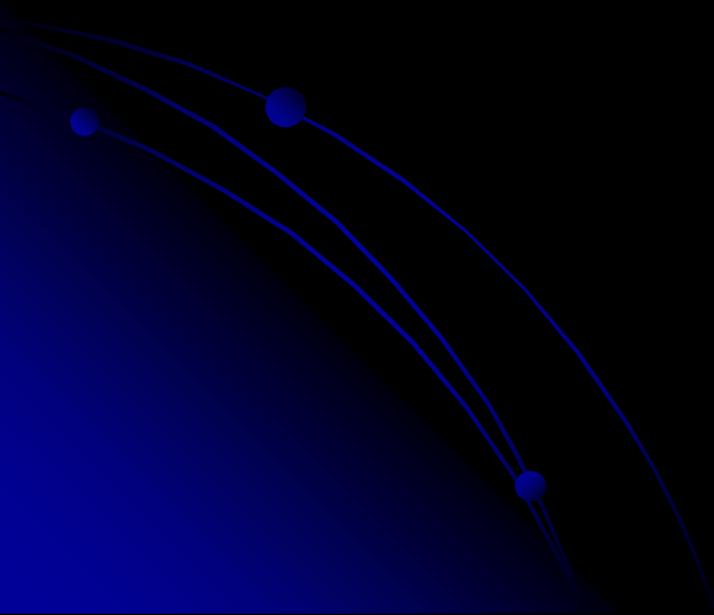
ニューラルネットベース推定法1

事前知識としての連続条件 $\text{div } \mathbf{v}_e = 0$ を満足するように学習

速度ベクトル場近似



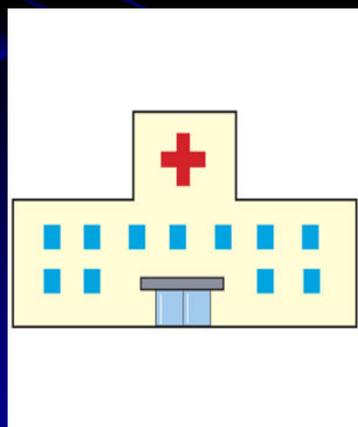
モデル内包学習による 感染対応病室内の速度・濃度場推定法



結核等の感染症が増加

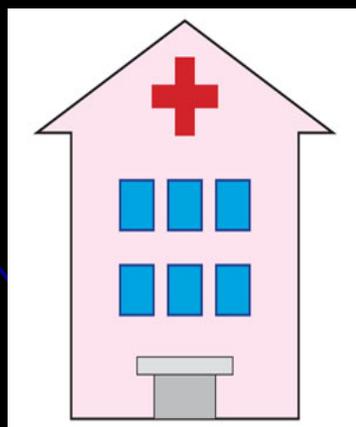
従来

専用の隔離病棟



一般病棟

+



隔離病棟

現在

空気清浄機を導入した
感染対応病室

一般病室と感染対応病室
の切り換え



感染対応病室

そこで本研究は!

空気清浄効果の モデル内包学習による推定法の提案

- ニューラルネットワークによる三次元風速ベクトルと汚染物質濃度の推定
データと事前知識をベースとしたモデル内包学習法
- 実験による有効性の検討
代替トレーサ(線香の煙粒子)を用いた実験

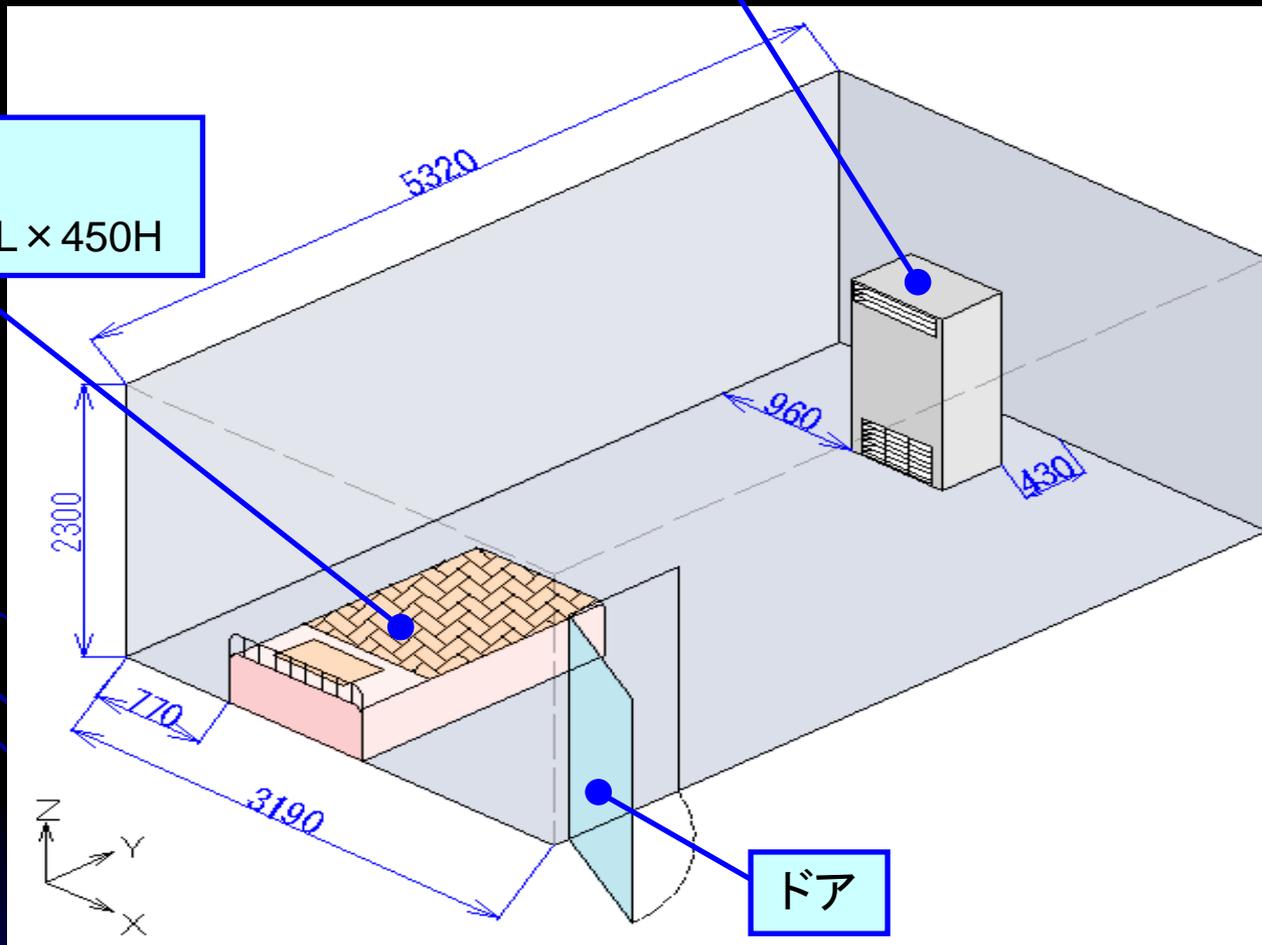
感染対応病室を想定した 実物大の実験室

空気清浄機

680W × 440D × 1450H

ベッド

1000W × 1850L × 450H

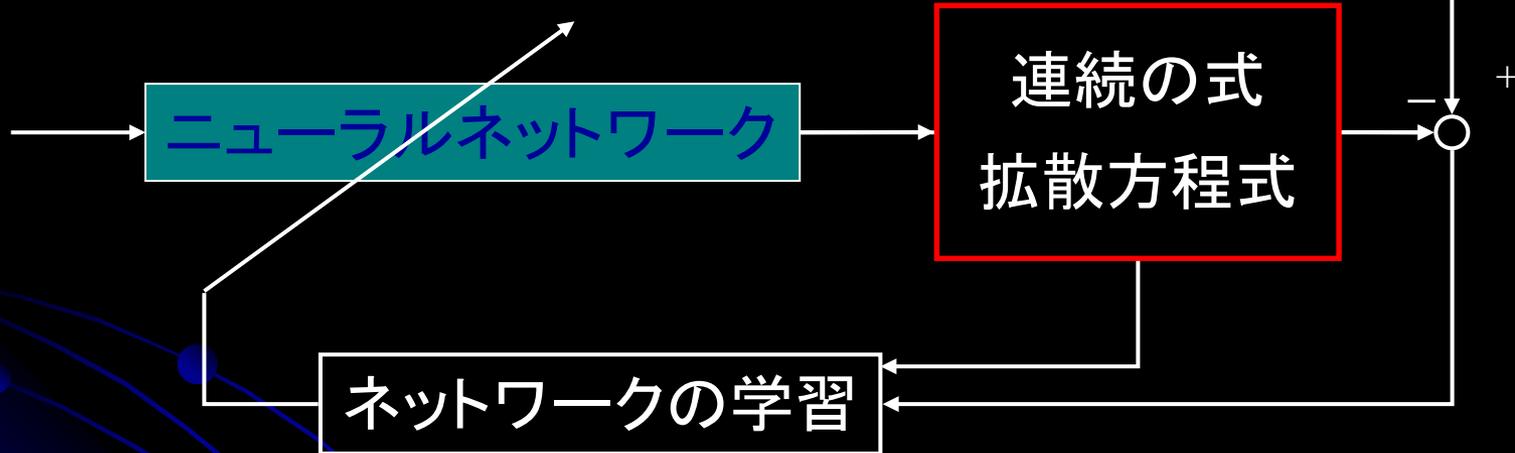


ドア

感染対応病室モデルを対象

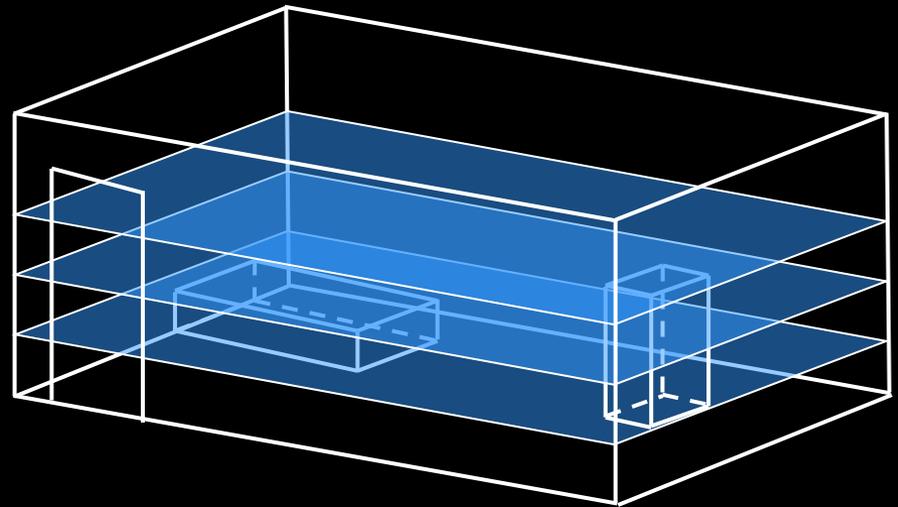
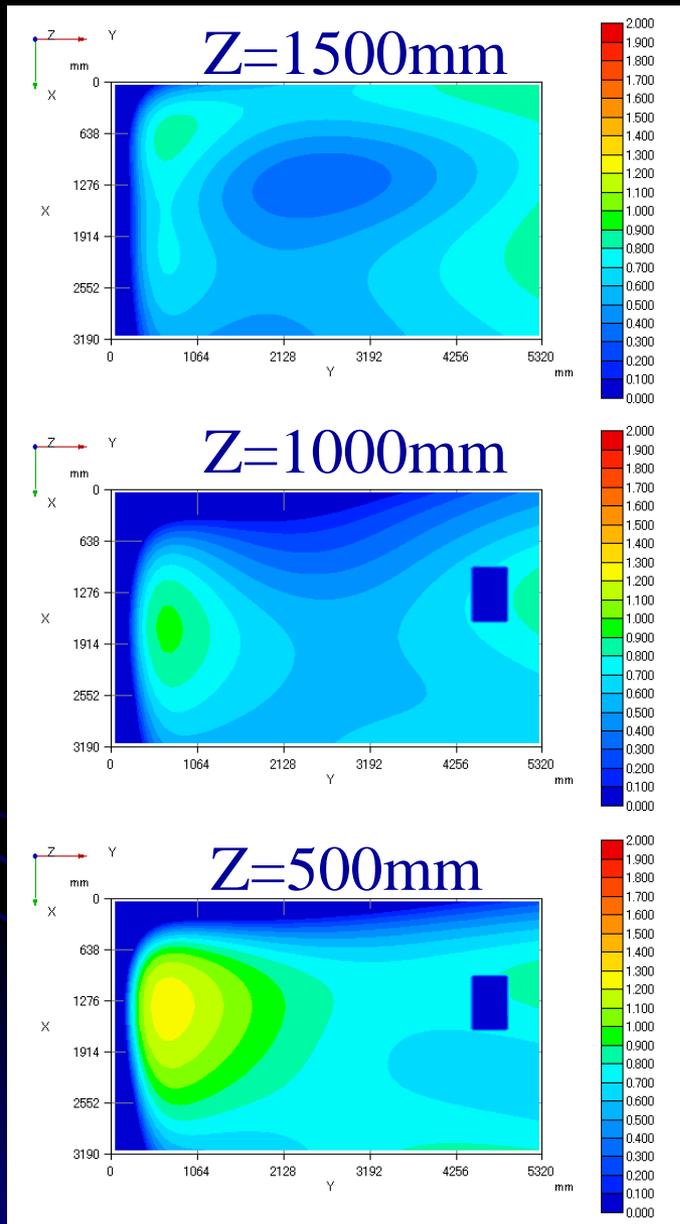


限られた数少ない
速度・濃度測定データ

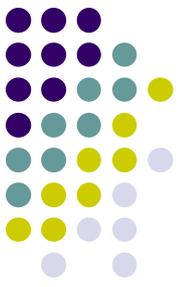


連続の式: $\text{div}V = 0$

拡散方程式: $D\nabla^2 C = V\nabla C$



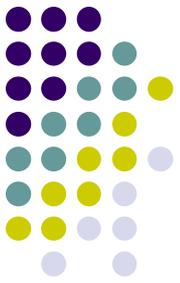
病室全域の推定結果



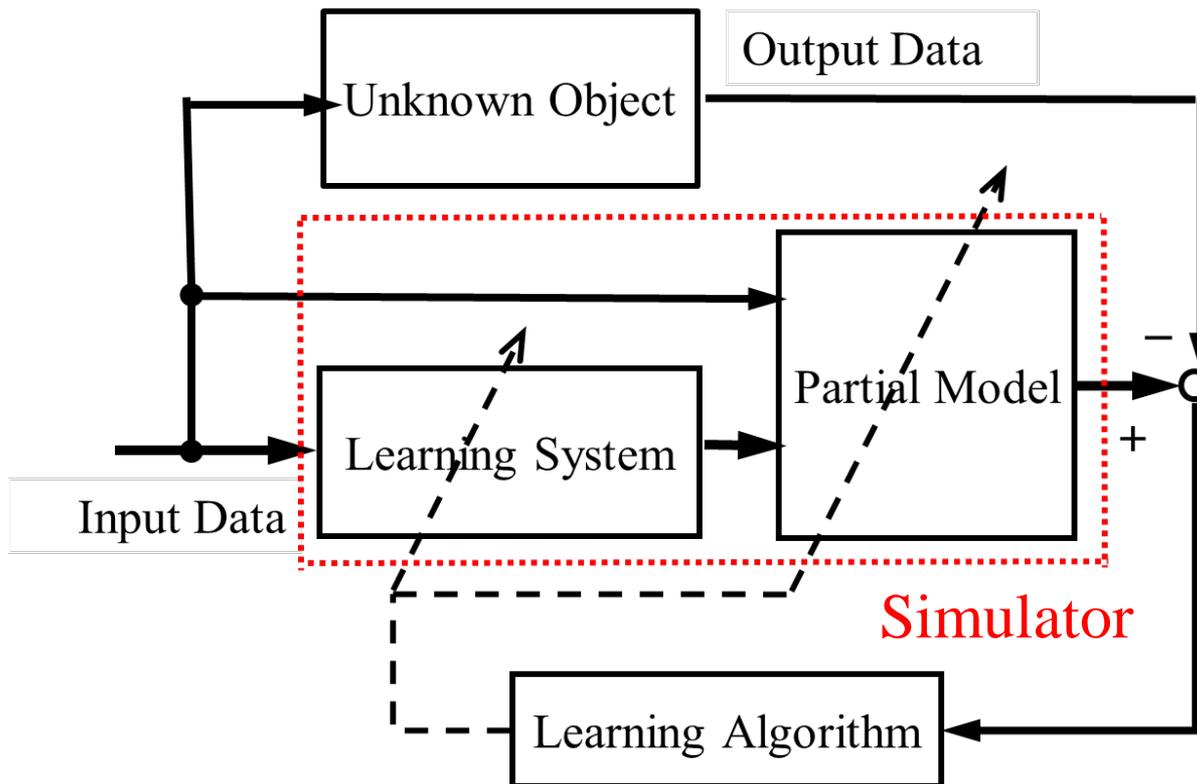
データ同化

- 複雑で大規模なシステムをシミュレーションする問題において、対象の完全な数学モデルが得られない場合が多く、その場合はセンサーなどで得られたデータを補完させてシミュレーション・解析する方法.
- 気象学, 環境科学, 地球科学, 生物学から人間科学, 社会科学に至るまで, さまざまな分野で逆問題の解決に, データ同化の研究として進められている.
- データ同化に関する研究は様々な分野で行われており, 各分野特有の問題に対応したデータ同化に関する新しい手法を開発する必要がある.

モデル内包学習とデータ同化



例: 気象シミュレーションにおけるデータ同化



2種類のデータ同化

「データを同化」と「データに同化」



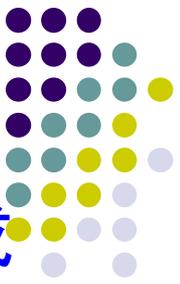
「データを同化」

- モデルの未知な部分にデータを同化させることにより、モデリングや推定を行うデータ同化
 - 陰影画像からの物体の形状復元問題への応用

「データに同化」

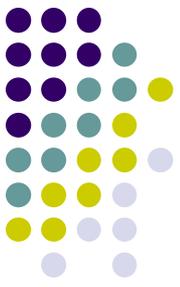
- 対象より得られるデータに、部分的にでも既知のモデルを同化. たとえば得られるデータだけを使って対象の入出の関数関係をフィッティングするだけでなく、何らかの対象のモデル(たとえば基礎方程式)が分かっている場合にそれをデータに同化させて入出力関係を求めるデータ同化
 - 動きベクトル場の推定問題への応用

核融合プラズマ研究への応用事例



データ同化に基づくプラズマの平衡状態の再構成

- 現在のエネルギー問題を打開する新しい方法として核融合発電の実用化に向けて世界各国で研究開発が進められている。
- 制御手法の確立，運転シナリオの最適化に向けて，プラズマ現象のモデリングおよび解析，設計，シミュレーション法の開発が急務
- プラズマ現象は時間スケールと空間スケールが非常に幅広い様々な物理現象を含んでおり，それらは，通常非線形で，その取扱いが非常に困難。
- 解決すべき問題が多く残されている。



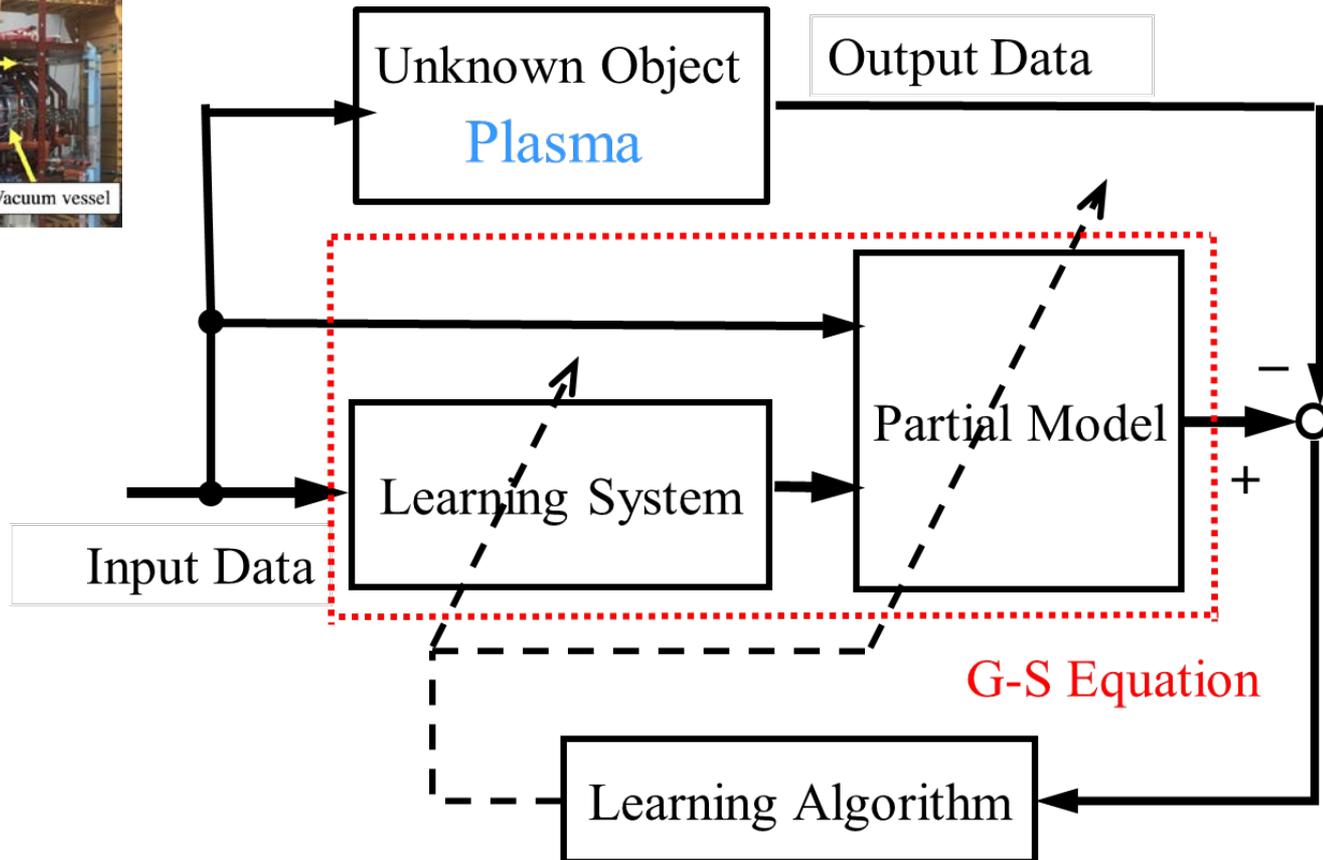
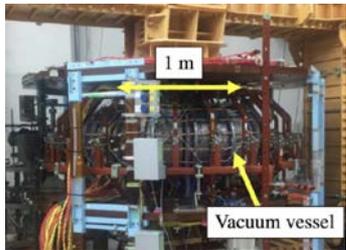
目的 プラズマの平衡再構成法

- データ同化に基づいて磁気核融合プラズマの平衡状態を再構成する方法としての問題設定とその解法の提案.
 - 感度方程式に基づく方法の提案[4].
 - アジョイント方程式に基づく方法の提案[5].
- 提案法を, 弱い外部磁場で効率のよい発電が可能になると予想されている逆磁場ピンチ(Reversed Field Pinch,RFP) プラズマに適用する方法を提案.
- 実験を通じて, データ同化によりプラズマの平衡状態が適切に再構成できることを示す.
- アジョイント法に基づく方法は, 感度方程式に基づく方法に比べ, 平衡再構成のための計算時間が大幅に短縮できる.

[4] A. Sanpei, T. Okamoto, S. Masamune, Y. Kuroe, IEEE Access 9, 74739-74751 (2021).

[5] A. Sanpei, S. Masamune, Y. Kuroe, IEEE Access 11,62639-62651 (2023).

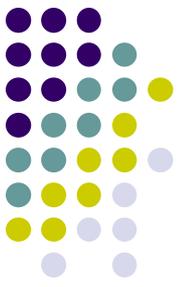
データ同化に基づくプラズマの平衡状態の再構成



Proposed Two Learning Method
Sensitivity Equation Method [4]
Adjoint Equation Method [5]

[4] A. Sanpei, T. Okamoto, S. Masamune, Y. Kuroe, IEEE Access 9, 74739-74751 (2021).

[5] A. Sanpei, S. Masamune, Y. Kuroe, IEEE Access 11,62639-62651 (2023).



平衡再構成のアルゴリズム

Step 1 p に対し, 初期設定値を選び, $k := 0$ とおく.

Step 2 対象のプラズマの平衡状態を与える偏微分方程式を境界条件のもとで解く.

Step 3 前のステップで求めた解を用いて, 感度方程式である偏微分方程式とその境界条件を構成し解く. または, アジョイント方程式である偏微分方程式とその境界条件でを構成し解く.

Step 4 前のステップで求めた解を用いて勾配 $\partial E \partial p$ を求める. この勾配を用いて, 最急降下法など適当な最適化アルゴリズムの更新式を用いて次のパラメータを定める.

Step 5 勾配が十分小さければ終了. さもなければ $k := k + 1$ として Step 2 へ戻る.

勾配を求めるのに解くべき方程式の数:

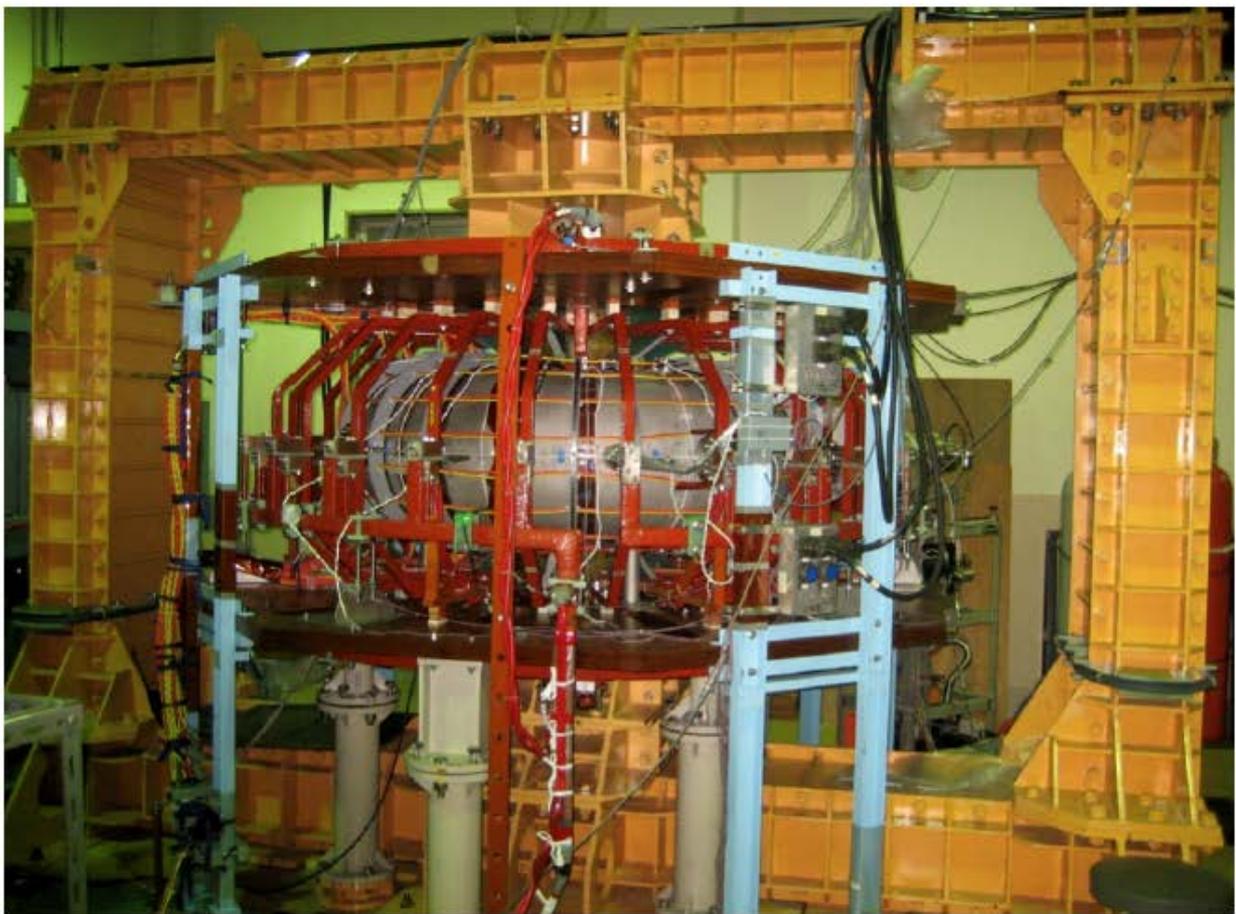
感度方程式に基づく方法: パラメータの数 n

アジョイント方程式に基づく方法: 1

アジョイント演算子は, 元の偏微分方程式の演算子とは一般に異なる.



RFP 実験装置 RELAX を用いた実験結果



京都工芸繊維大学で開発された RFP 実験装置 (RELAX)

計測過程のモデル (6つの計測法によりデータを取得)

- 1 ログスキーコイルを用いた計測

$$m_1 = f_{m_1}(\psi, J_\phi) = \int_{\Omega} J_\phi(\psi) dS$$

- 2 トロイダル磁束ループによる計測

$$m_2 = f_{m_2}(\psi, J_\phi) = \frac{1}{\pi a^2} \int_{\Omega} \frac{F(\psi : R, Z)}{R} dS$$

- 3 干渉計を用いた計測

$$m_3 = f_{m_3}(\psi) = \frac{1}{2a} \int_{Z_c-a}^{Z_c+a} n(R = R_c, Z) dZ$$

- 4 軟X線ダブルフィルター法による計測

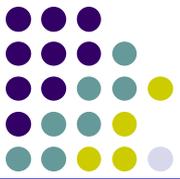
$$m_4 = f_{m_4}(\psi) = \frac{1}{2a} \int_{R_c-a}^{R_c+a} T(R, Z = Z_c) dR$$

- 5 Thomson 散乱を用いた計測 (幾何学的中心の電子温度)

$$m_5 = f_{m_5}(\psi) = \int_{\Omega} T(R, Z) \delta(R - R_c) \delta(Z - Z_c) dS$$

- 6 Thomson 散乱を用いた計測 (幾何学的中心の電子密度)

$$m_6 = f_{m_6}(\psi) = \int_{\Omega} n(R, Z) \delta(R - R_c) \delta(Z - Z_c) dS$$

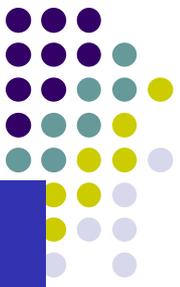


RFP 実験装置 RELAX を用いた実験結果

Table: experimental data

	measurement data(measured and reconstructed)						
	plasma current m_1 [kA]	mean toroidal flux m_2 [T]	interferometer m_3 [m ⁻³]	Soft X-ray double filtered m_4 [eV]	Thomson scattering m_5 [eV]	electron density m_6 [m ⁻³]	FRP
shot:20151207020	60.3	1.67e-2		46.6	76.1	8.13e18	-0.891
Reconstructed	60.5	1.67e-2	5.37e18	46.6	76.1	8.13e18	-0.872
Relative Error[%]	-0.20	0.42		-1.3e-2	-9.0e-2	6.0e-3	-2.1
shot:20170731007	47.4	1.54e-2	5.02e18	37.3	49.6		-0.902
Reconstructed	47.2	1.52e-2	5.13e18	37.2	49.63	7.15e18	-0.885
Relative Error[%]	-0.457	-1.24	2.19	-0.16	-5.8e-2		-1.9

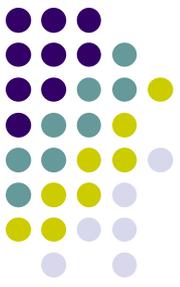
FRP(Field Reversal Parameter)



RELAX を用いた実験結果 (計算時間の比較)

Table: Comparison of the number of iterations and the total calculation time, and the averaged calculation time per unit iteration.

Method	number of iterations	total calculation time	averaged time for gradient calculation
Adjoint Method	52	55.777 s	0.138 s
Sensitivity Method	56	120.15 s	1.223 s
Amoeba Method	446	62.204 s	-



まとめ

- 近年，多種多様な大量のデータを取得，蓄積，処理，利用する必要があらゆる分野で高まり，**データ科学**が注目されている。
- 一方，「一般システム理論」や「サイバネティクス」を嚆矢とし，それなりの歴史がある**システム科学**は，最近の著しい情報科学技術の発達によりそのアプローチも変貌している。
- このような流れを背景として，著者らがこれまで提案してきた**モデル内包学習**をとりあげ，これが**データ同化などシステムとデータに関わる様々な問題を解決**できることを示した。
- モデル内包学習の核融合プラズマ研究への応用。
 - データ同化に基づくプラズマの平衡再構成
- モデル内包学習は，以上に述べた平衡再構成問題だけでなく，核融合プラズマ研究の様々な問題に適用できると考えられる。