

微気象と深層学習：予測から科学的理解への架け橋

安田勇輝

東京科学大学 (旧: 東工大)

2025-02-27 (木)

富岳NEXT FS気象・気候分野公開研究会
第4回気象・気候 計算科学研究連絡会 (東京虎ノ門 /オンライン)

発表内容

■ 予測モデルとしての深層学習

- 代理モデル
 - Fourier ニューラル演算子
- 超解像シミュレーション法
 - トランスフォーマー
 - 拡散モデル

■ 科学的ツールとしての深層学習

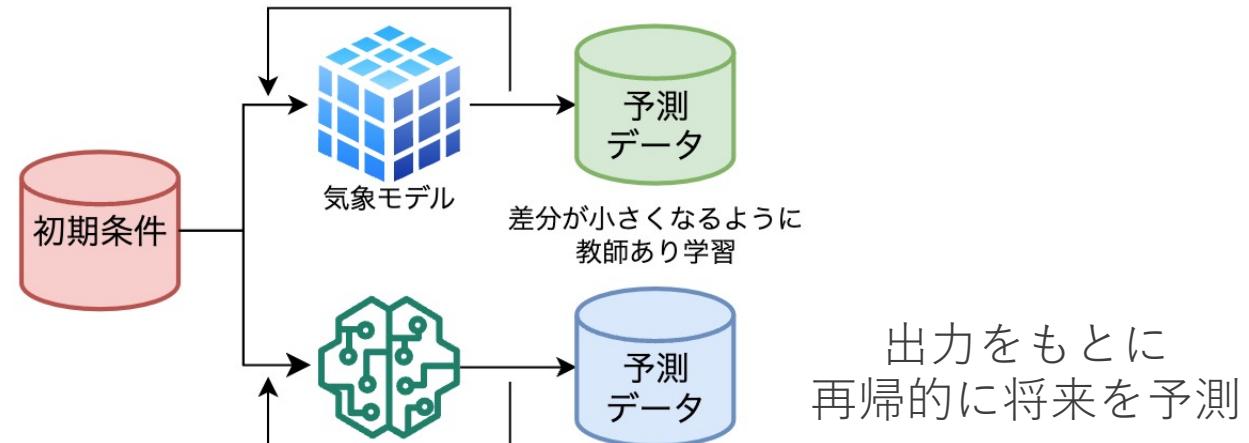
- 対称性の発見
- 非線形な感度解析
- 予測可能性と次元削減
- 確率分布の推定と非平衡物理学

予測モデルとしての深層学習 (都市微気象への応用を中心に)

深層学習を用いた予測

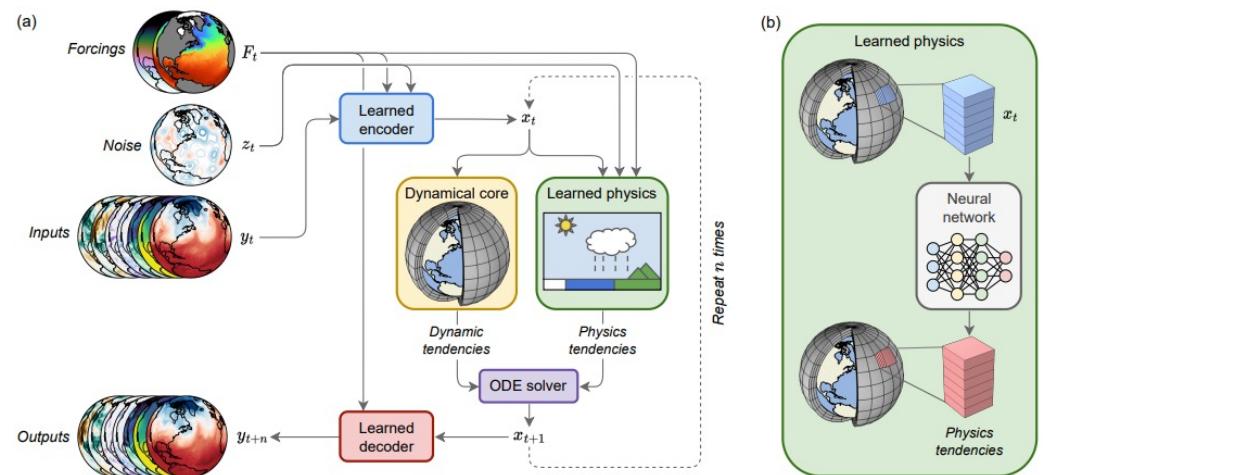
■ 代理モデルの手法

- グラフニューラルネット ([Shao+23](#))
- ニューラル演算子 ([Qin+24](#))



■ ハイブリッドの手法

- パラメタリゼーション ([Kochkov+23](#))
- 超解像 ([Wu+21](#))

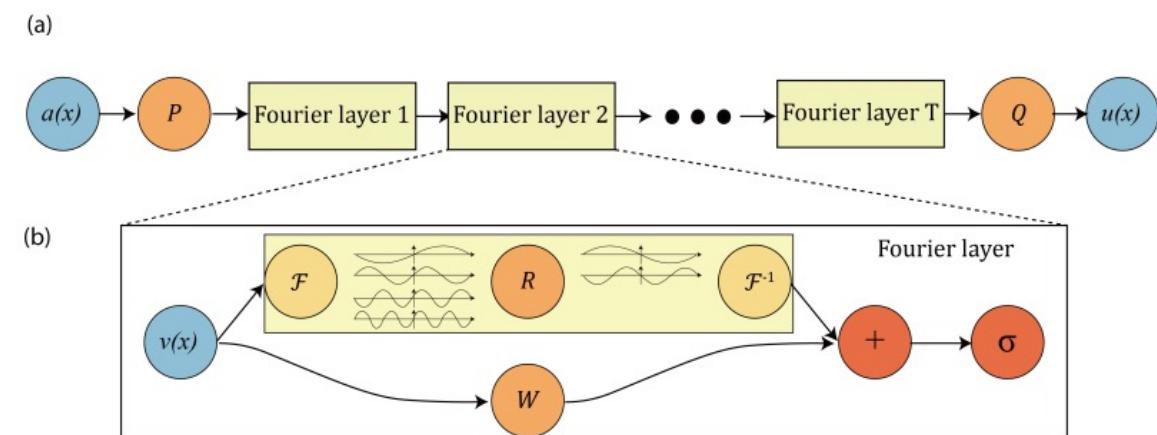


(Kochkov+23)

Fourier ニューラル演算子による都市微気象の代理モデル

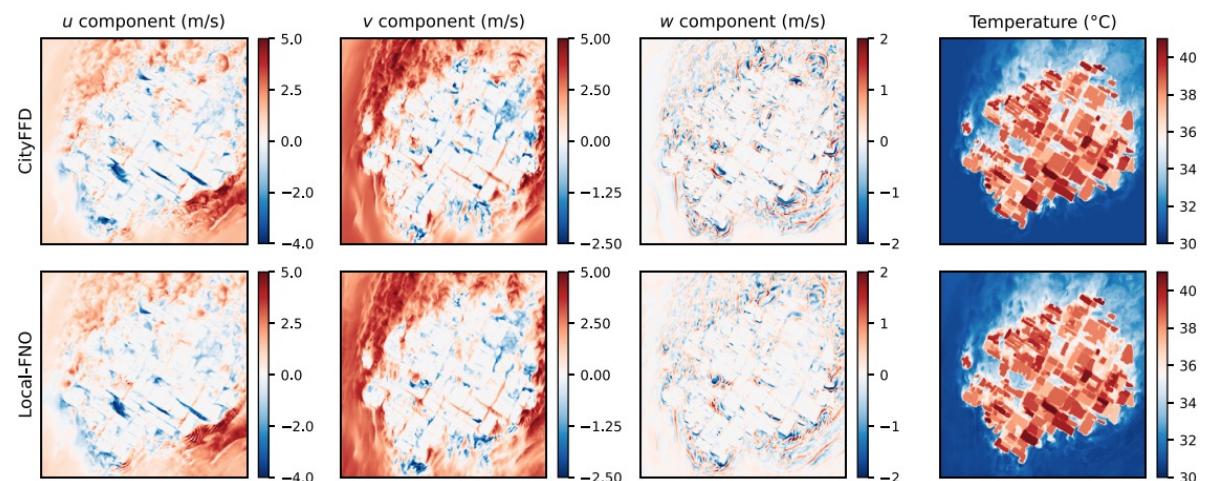
■ Fourier ニューラル演算子 ([Li+20](#))

- フーリエ展開係数に対する演算
- 利点
 - 大域情報を推論に反映
 - 格子点の位置に依存しない推論



■ 都市微気象予測への応用 ([Qin+24](#))

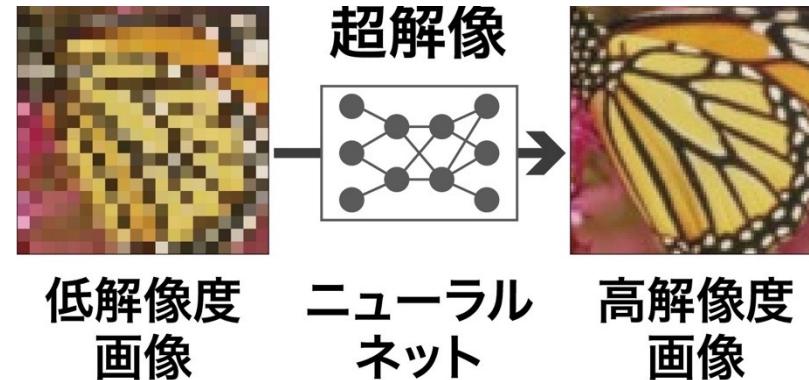
- 10 m 解像度の 3D 代理モデル
 - 計算対象: 2 km 四方の領域
- 1/50 への計算時間の短縮



深層学習による超解像

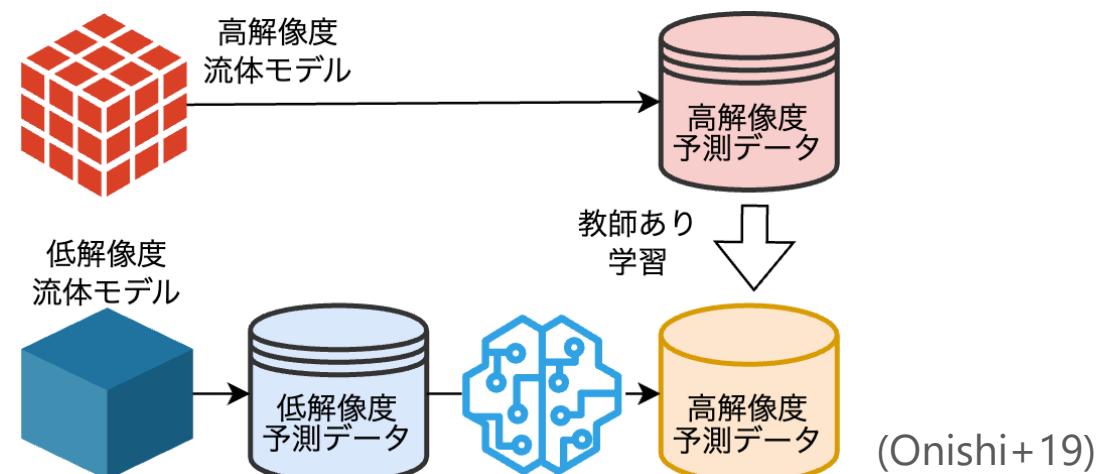
■ 超解像 (ダウンスケーリング)

- 画像の解像度を向上させる技術
- 多くの知見がある ([Fukami+23](#))



■ 超解像の応用例

- 超解像シミュレーション法 ([Onishi+19](#))
 - 低解像度の予測結果を超解像
- 超解像データ同化 ([Barthelemy+22](#))
 - 超解像と同時にデータ同化を実行



深層学習による超解像の 4 つの特徴

■ 学習データの少なさ (&汎化性)

- ・ 辞書型の超解像 ([Dong+14](#))
- ・ 1枚の画像 = **多数**のパッチ

■ 推論の非局所性

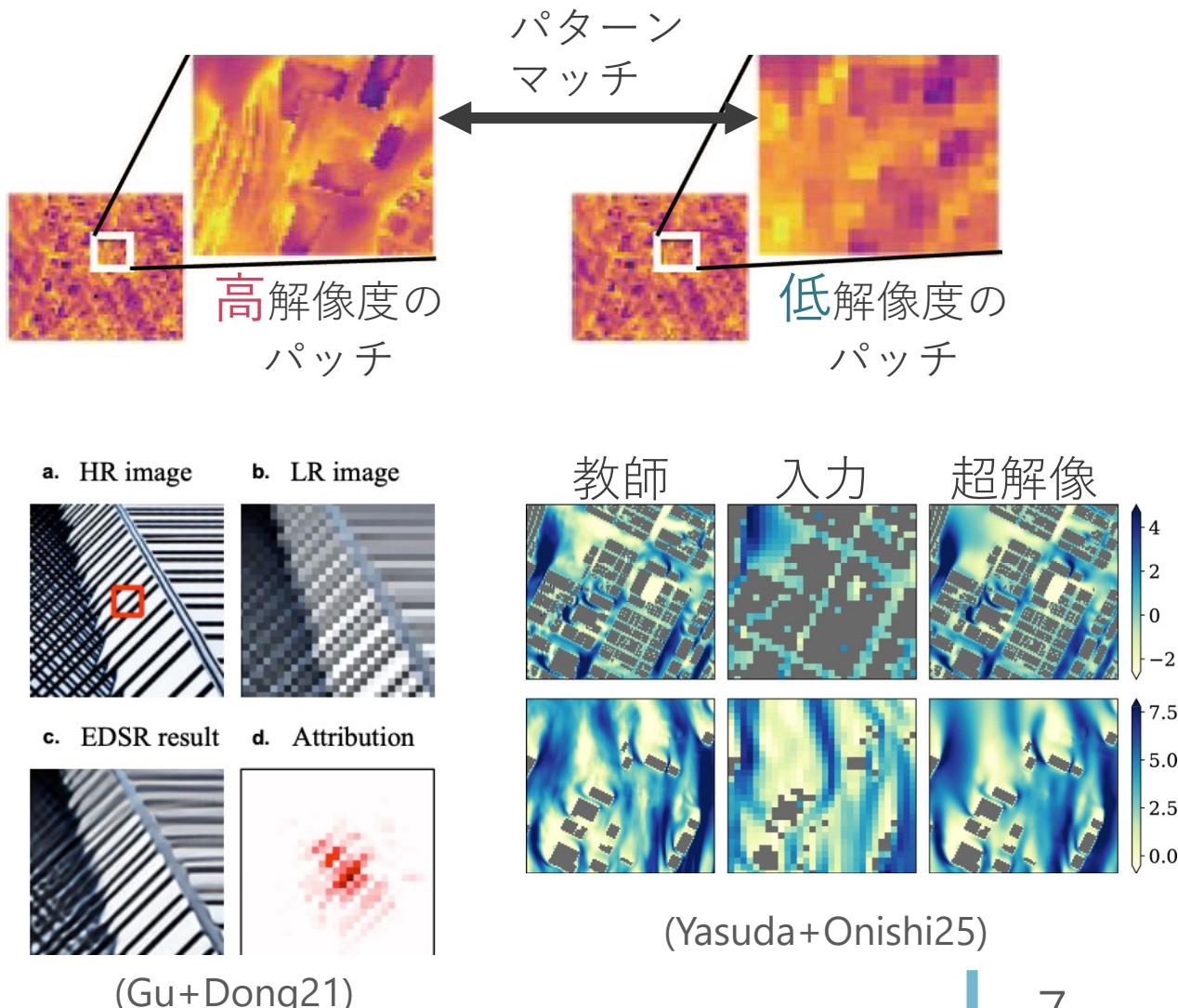
- ・ 周辺のパターンに着目 ([Gu+Dong21](#))

■ 対称性など物理を厳密に考慮可

- ・ 対称性の**厳密**な導入 ([Yasuda+Onishi23](#))

■ バイアス補正なども同時に実行可

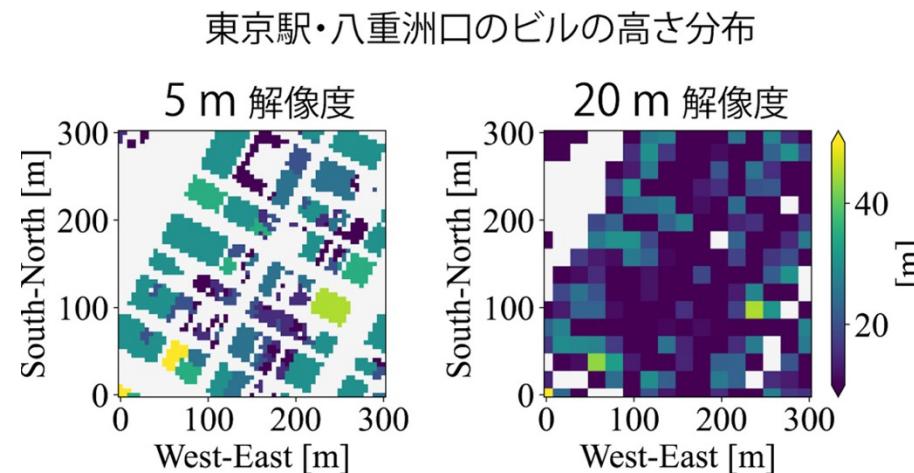
- ・ 流れの形も大幅に修正
([Yasuda+Onishi25](#))



超解像シミュレーション法によるリアルタイム微気象予測

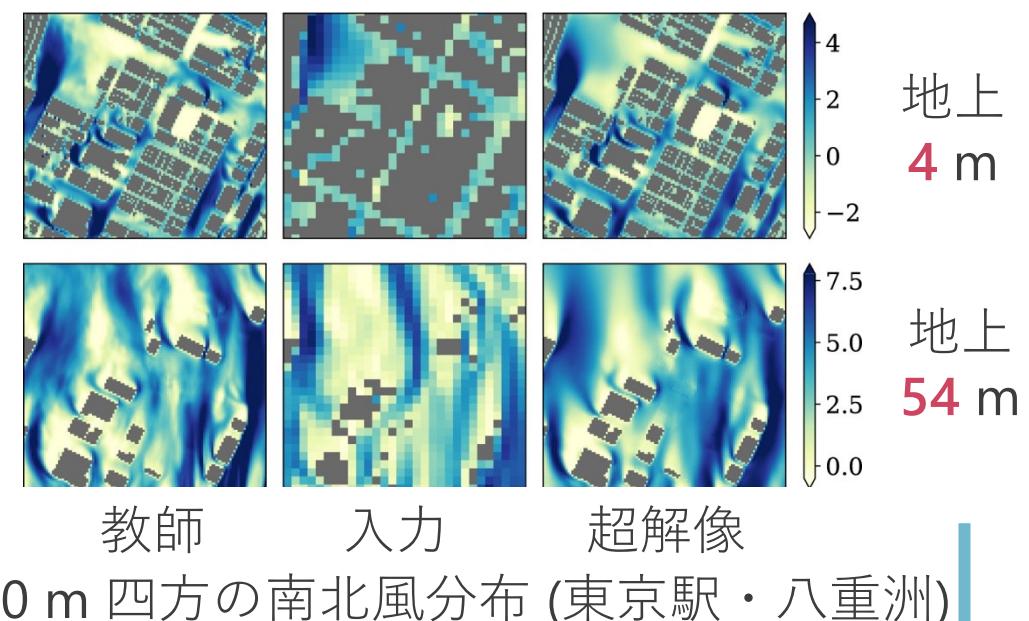
■ 都市特有の困難さ (Yasuda+23)

- 障害物 (ビル) の形状が解像度依存
 - 低解像度だと街路が潰れる
 - 超解像に伴い欠損値復元も必要



■ リアルタイム 3D 予測 (Yasuda+Onishi25)

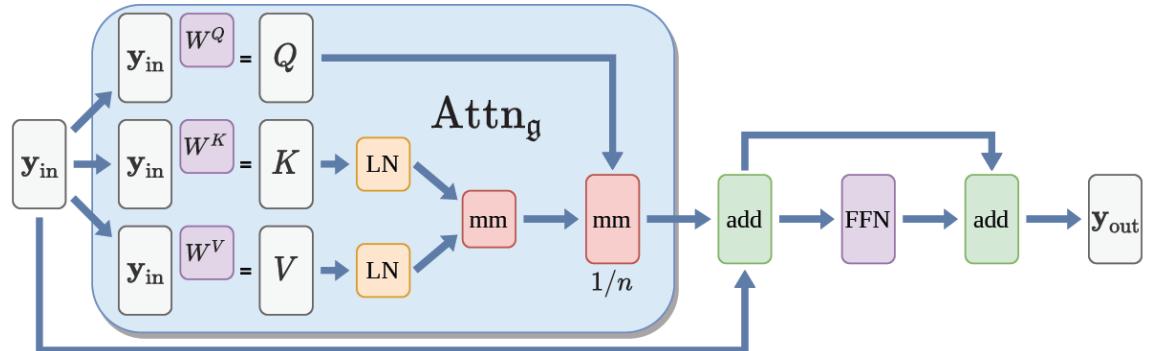
- 20 m → 5 m 解像度へ
- 欠損値復元に加えてバイアス補正
- 計算時間の $1/30$ の短縮に成功
 - 206 min → 6.83 min



なぜトランスフォーマーは「有効」か？

■ 演算子として機能するから (Cao21)

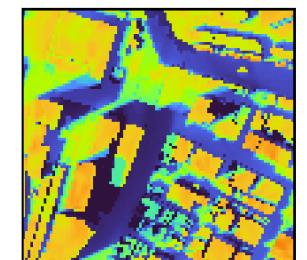
- Fourier ニューラル演算子の一般化
 - 基底関数を学習可能に
 - スペクトルモデルのような振る舞い



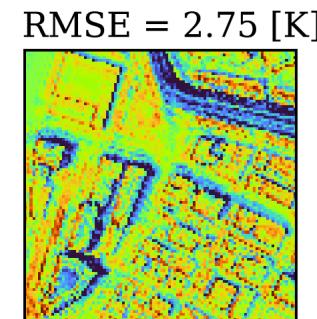
■ 都市微気象のゼロショット超解像

- 訓練時: $100 \rightarrow 20$ m の超解像
- 評価時: $100 \rightarrow 5$ m の超解像
- TF (トランスフォーマー) と CNN の推論の比較

教師データ

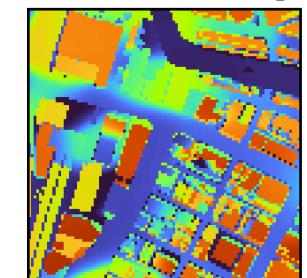


CNN



RMSE = 2.75 [K]

TF



RMSE = 2.17 [K]

500 m 四方の領域 (東京・日本橋)

拡散モデルの微気象超解像への応用

■ 拡散モデル ([Ho+20](#), [Hirono+24](#))

- 拡散過程を用いた確率モデル
 - 完全なノイズ → 画像
- 画像生成に長い時間が必要

Diffusion Model

Forward Process (from $t = 0$ to $t = T$)



拡散モデル

Schrödinger Bridge Model

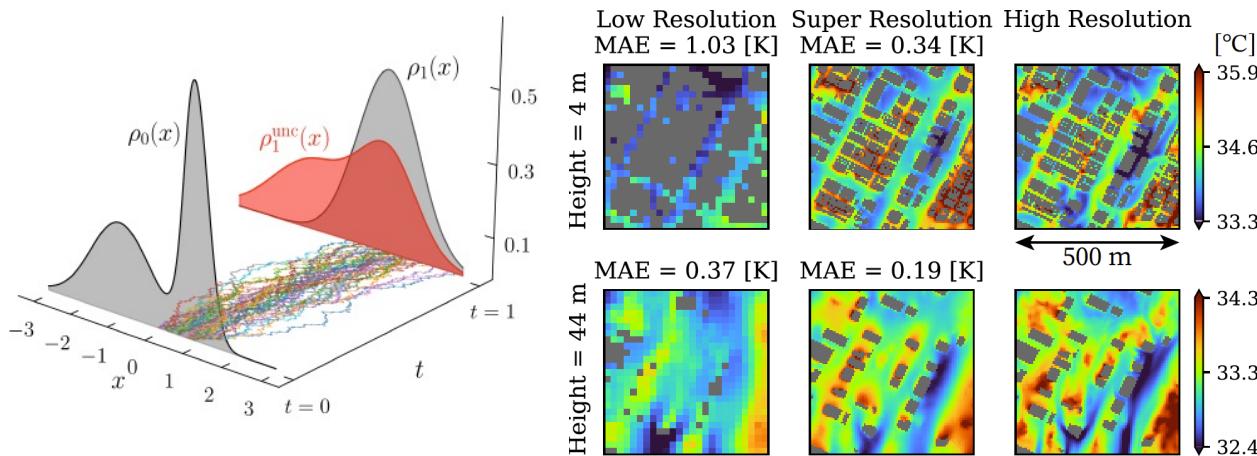


Reverse process (from $t = T$ to $t = 0$)

Schrödingerブリッジ

■ Schrödingerブリッジ ([Caluya+ Halder19](#))

- 任意のデータ分布の間の変換を記述
- 拡散モデルによる画像生成 ([Liu+23](#))
 - 短時間で画像生成が可能
- 微気象リアルタイム予測への応用
(春学会で発表予定)

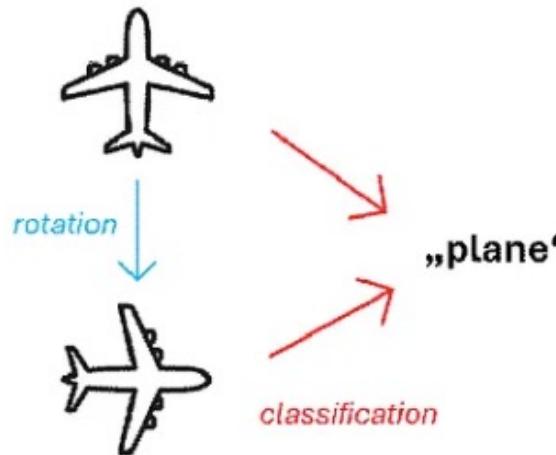


科学的ツールとしての深層学習 (大気海洋・流体現象への応用)

(回転)対称性と深層学習

■ 画像認識の場合

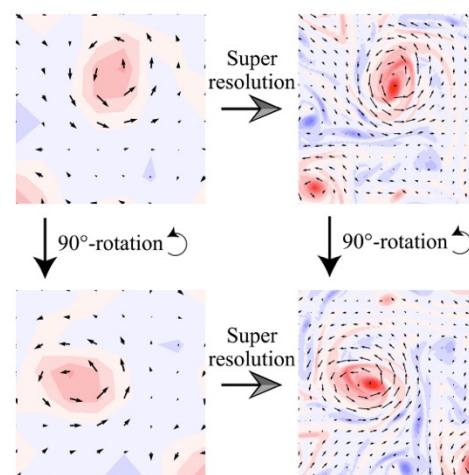
- 画像を回転 → 同じラベルを出力
- ニューラルネットに回転対称性を
厳密に課せる ([Weiler+Cesa19](#))
→ 推論精度の向上



回転しても
同じラベルを出力

■ 超解像の場合 ([Yasuda+Onishi23](#))

- 入力を回転 → 出力も回転
 - 回転と超解像の**可換性**
- 流体の速度場に回転対称性を
厳密に課してみる



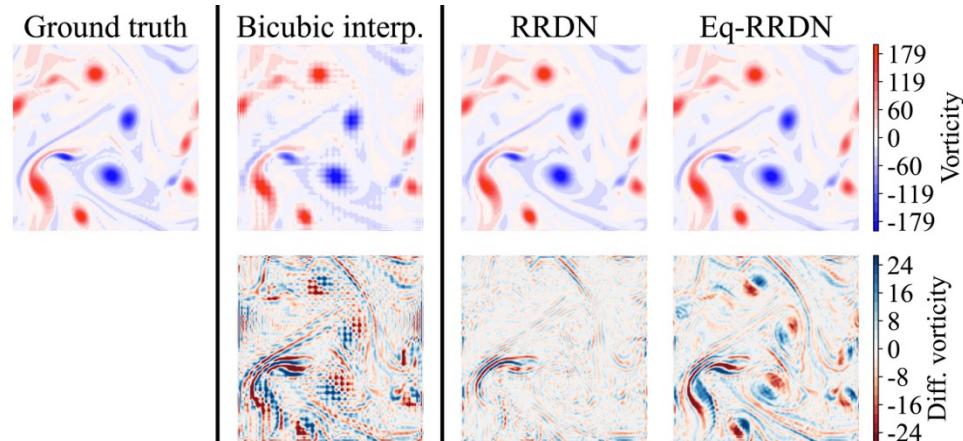
回転の後に超解像
↑ (厳密に同じ)
超解像の後に回転

深層学習による対称性の発見

■ 超解像精度が悪化する時がある

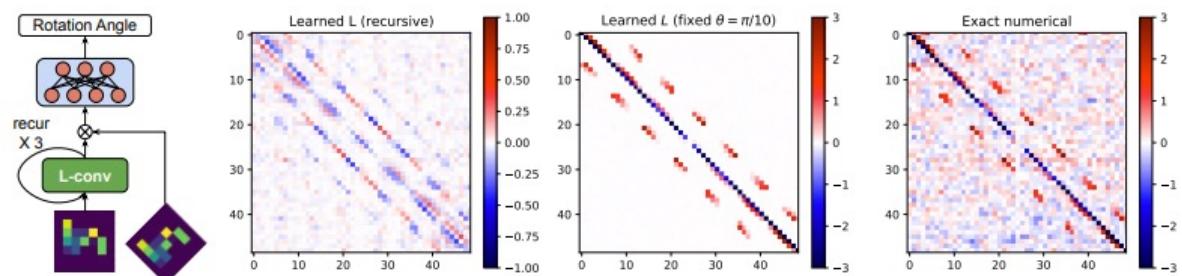
→ 対称性を学習できない時

- この「発見」から対称性を厳密に課す判定条件(必要十分)を提案
([Yasuda+Onishi23](#))



■ 任意の対称性の発見へ ([Dehmamy+21](#))

- Lie 代数に基づく畳み込みの提案
 - データに内在する対称性を発見
- 保存則が自動的に満たされる
(解析力学 Noether の定理)



非線形な感度解析

■ 結果の原因を知りたい

例1) 地形によるジェット気流の蛇行

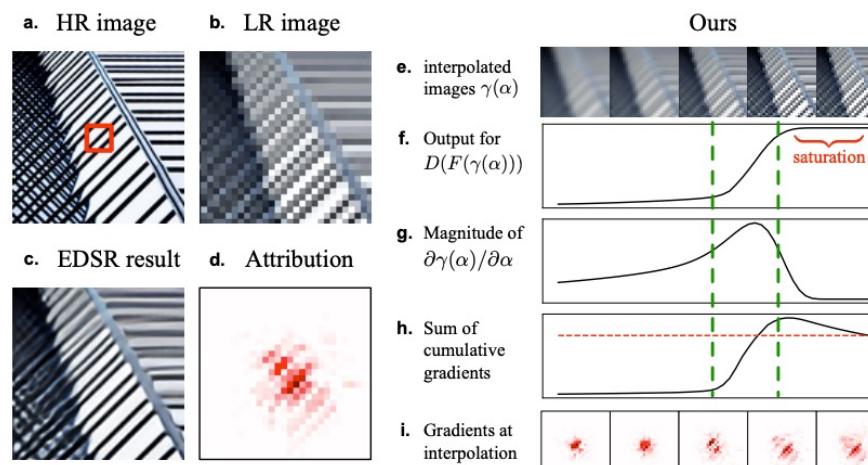
例2) 画像分類問題



(Selvaraju+16)

■ 非線形性な感度解析 (Sundararajan+17)

- 単純な勾配は感度指標として不適切
 - 勾配の積算値を考える必要あり
 - ↑ 数学的な要請
 - 多数回のシミュレーションが必要
 - 代理モデルと自動微分の応用

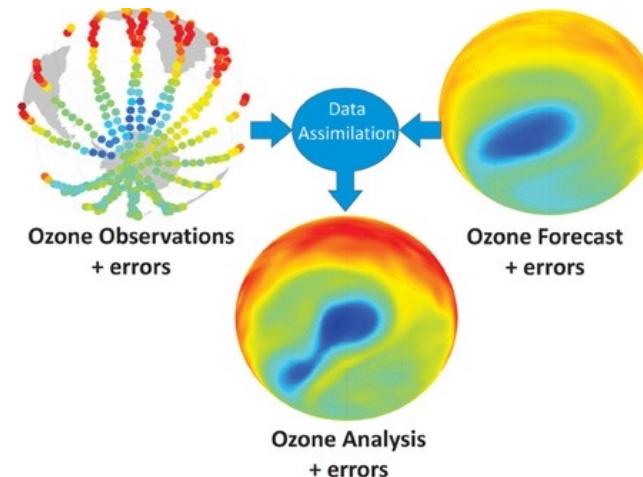


(Gu+Dong21)

超解像データ同化の分析

■ データ同化における相間の重要性

- 観測値による周辺の予測値の補正
 - ある格子点には観測値が存在
 - 予測値同士の相関を利用し補正

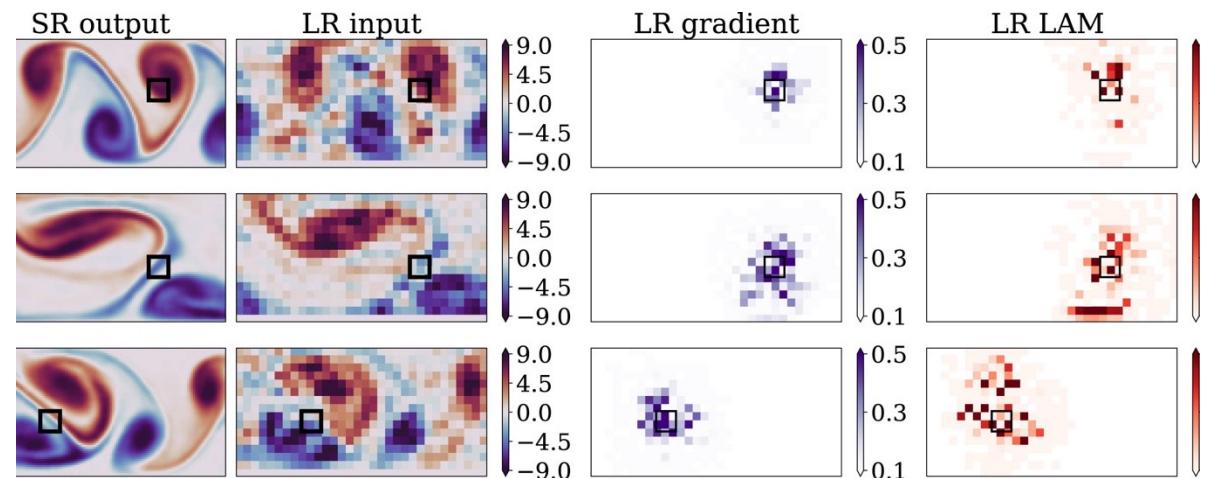


(Lahoz+Schneider14)

■ 超解像を利用した相間の推定

- 超解像をデータ同化に組み込む
- 非線形感度解析を利用し周辺の予測値の補正を示す

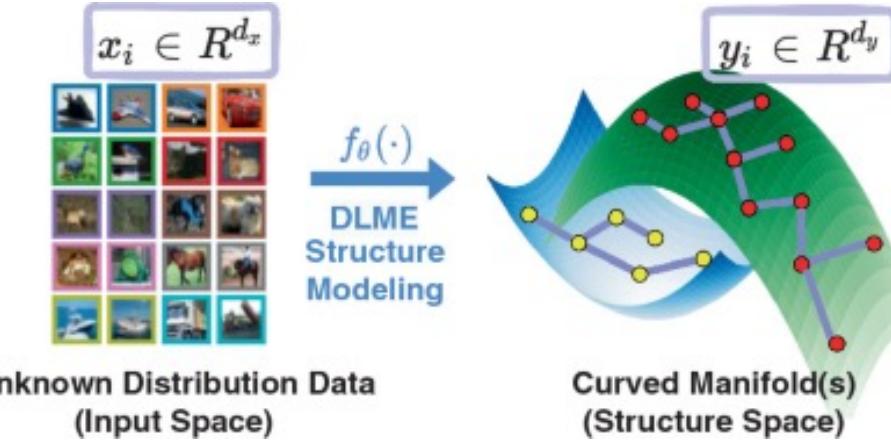
(Yasuda+Onishi24)



有効自由度と次元削減の重要性

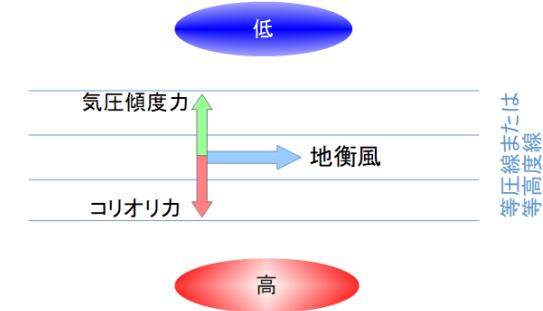
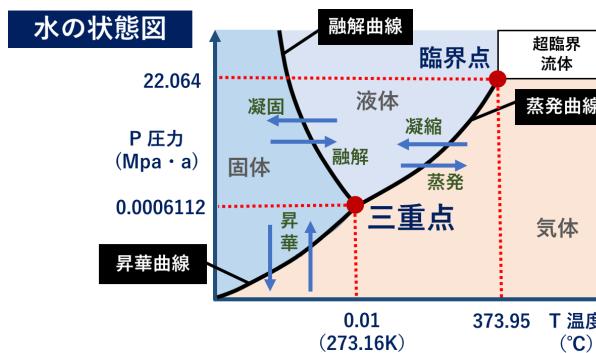
■ 全ての自由度が “自由” ではない

- 有効自由度の存在
- データが局所的に集まる領域の存在



■ 次元削減の重要性

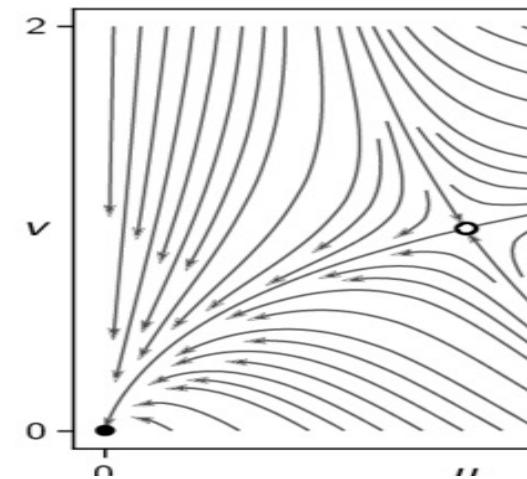
- 系の本質を知りたい
 - 例) 熱・統計力学
- モデリングの汎用性の向上
 - 例) 大気の力学モデル



情報ボトルネック (Information Bottleneck, IB)

■ 情報のトレードオフ

- X_t から $X_{t+\Delta t}$ の予測がしたい
 - X_t の情報は **多い** ほど良い
 - X_t の次元削減がしたい
 - X_t の情報は **少ない** ほど良い

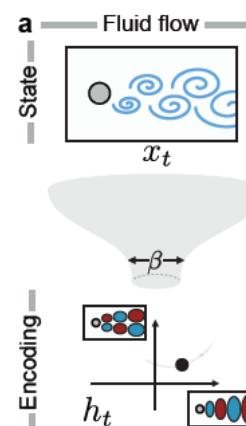


ある系 X_t のアンサンブルの
時間発展
(位相空間 or 状態空間)

■ 情報ボトルネック: \mathcal{L}_{IB} (Tishby+00)

- 次元削減のための **目的関数**
 - 潜在変数 H_t を求める
- β : ボトルネックの **口の大きさ**
 - 次元削減 vs 予測可能性

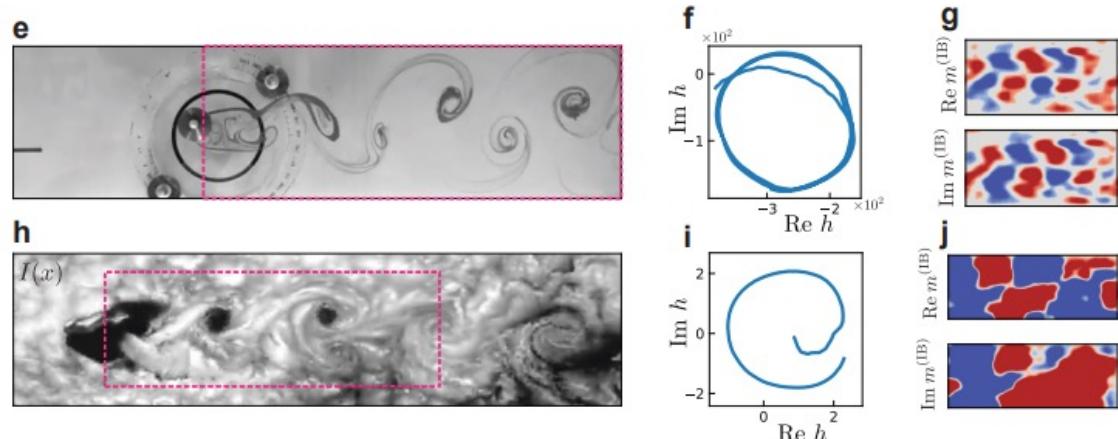
$$\mathcal{L}_{\text{IB}} [p(h_t | x_t)] = \underbrace{I(X_t, H_t)}_{X_t の情報を含まない程 \mathcal{L}_{\text{IB}} は小さい} - \underbrace{\beta I(X_{t+\Delta t}, H_t)}_{X_{t+\Delta t} の情報を含む程 \mathcal{L}_{\text{IB}} は小さい}$$



情報ボトルネック (Information Bottleneck, IB) の応用

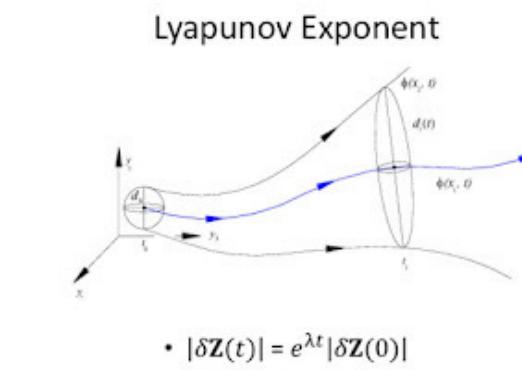
■ 地球科学への応用 (Schmitt+24)

- 生成モデルを利用し IB を最適化
 - 変分自己符号下器を応用
- 渦列の次元削減に成功



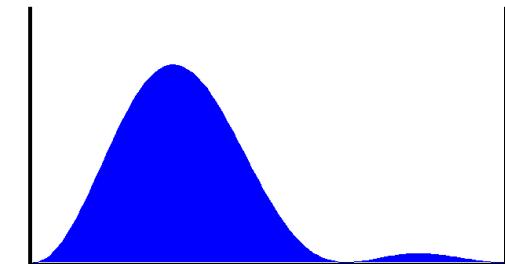
■ 予測可能性に対する新しい見方

- Lagrange 的 \leftarrow Newton (or NS) 方程式
 - 時間発展に沿った各系の乖離度合い
- Euler 的 \leftarrow マスター方程式
 - アンサンブルの時間発展の固有モード



$$|\delta Z(t)| = e^{\lambda t} |\delta Z(0)|$$

確率分布の時間発展
→ 固有モードの重ね合わせ

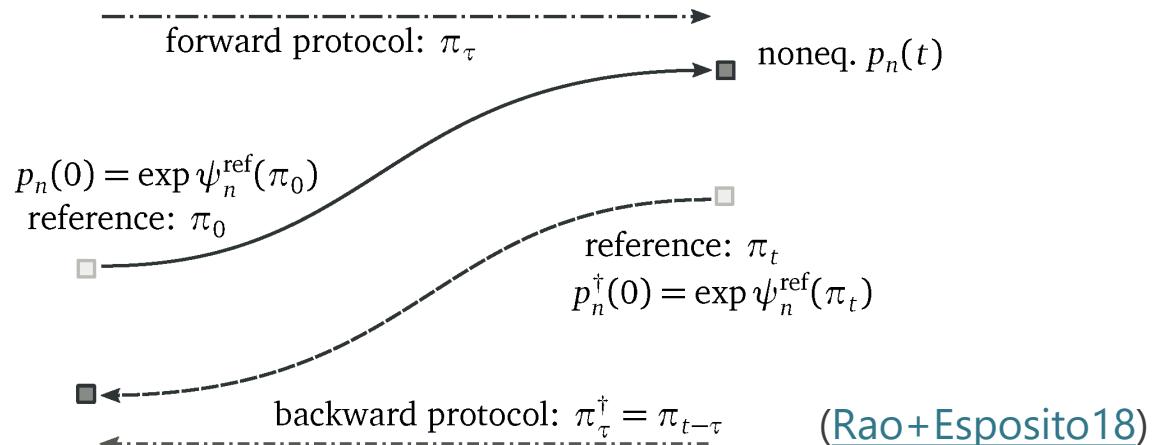


Slide 3 of 9

非平衡統計物理と大気海洋科学

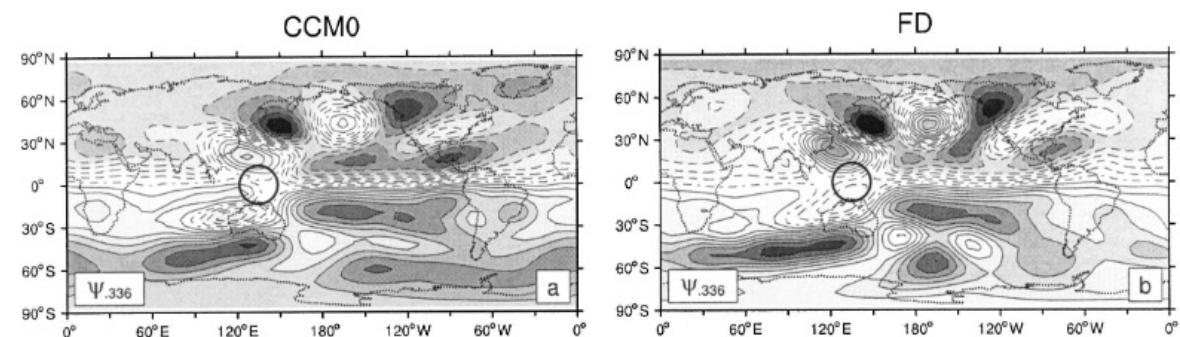
■ 非平衡統計物理

- (高自由度の) 確率システムの振舞い
- ゆらぎの定理 ([沙川22](#))
 - 揺動散逸定理の一般化
- 適用には系の確率分布が必要



■ 大気海洋科学への応用

- 揺動散逸定理 ([Gritsun+Branstator07](#))
 - 生成モデルによる適用 ([Giorgini+24](#))
- 新たな物理の発見に向けて
 - 情報-エネルギー変換 ([Yasuda+Kohyama25](#))



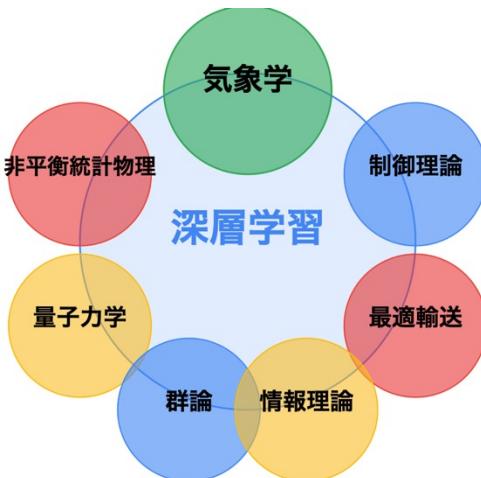
赤道域の加熱 (丸) に対する流線の応答

([Gritsun+Branstator07](#))

今後の展望

■ 様々な分野の知見の融合

- 「深層学習」を鍵として
様々な分野が交流



このスライドの URL
(Google Drive)



■ 大アンサンブル x 生成モデル

- 高自由度のデータの確率密度の
推定や変換が可能に
- 大気の確率的な振る舞いの解明へ
 - 大アンサンブル (d4PDF など) の利用

