

機械学習による輻射スペクトルからのブラックホール物理量の推定

筑波大学 4 年 松藤勇希 共同研究者：大須賀健，朝比奈雄太

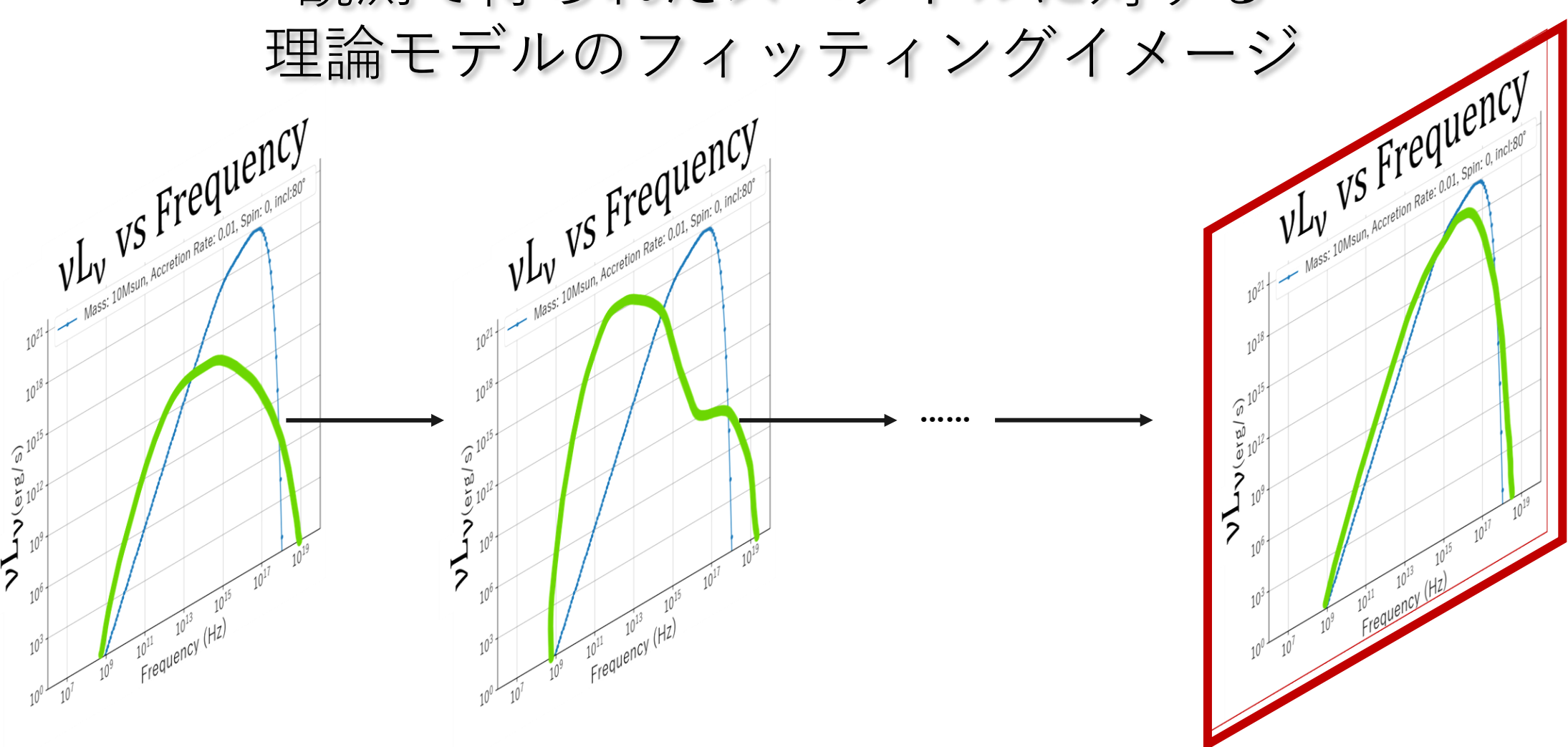
要旨

ブラックホール（BH）の物理量（質量や質量降着率など）を大規模に推定するには、既存の手法では計算コストが膨大である。そこで本研究では機械学習（LightGBM）を用いた高速な推定を目指すにあたり、シミュレーションのデータを用いて機械学習の推定可能性を検証した。

<研究背景> BH物理量の推定手法の課題とその解決策

BHの質量や質量降着率、スピンなどを推定することは、BHの物理（降着円盤やジェット、円盤風）や銀河との共進化、宇宙全体の進化史を理解するうえで重要である。一般的には輻射スペクトル（Spectral Energy Distribution: SED）から推定するが、既存の手法で多数の天体に対して推定を行うには**計算コストが大きい**

観測で得られたスペクトルに対する
理論モデルのフィッティングイメージ



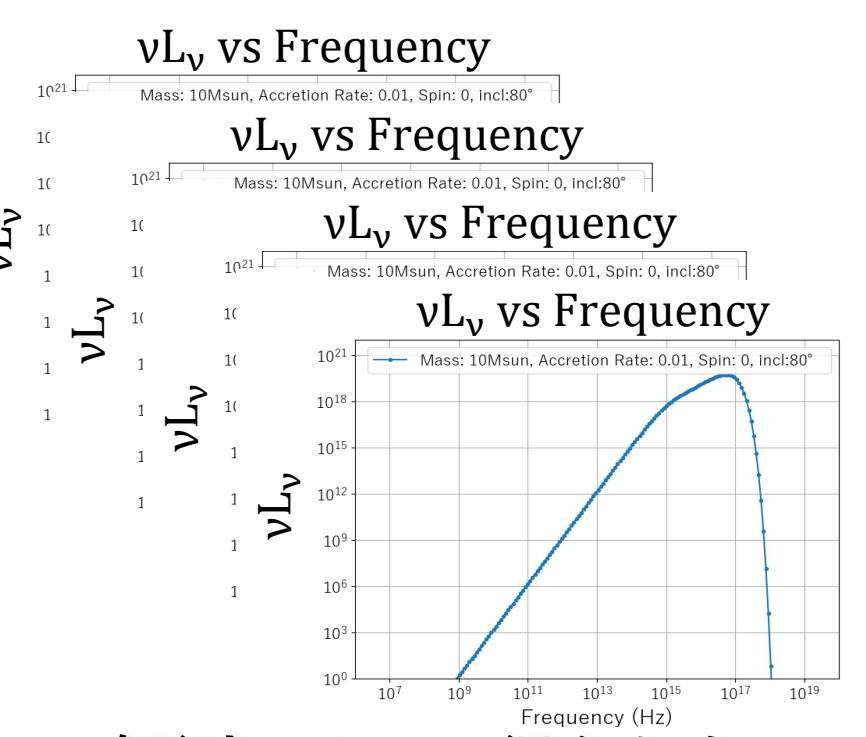
ν : Frequency
 L_ν : Luminosity

Best Fit Parameters

質量: M
質量降着率: \dot{m}
スピンパラメータ: a
見込み角: θ

そこで、SEDからブラックホールのパラメータの推定が機械学習でできれば
⇒BHパラメータの推定が高速化

⇒BHの質量分布や成長過程の統計的な解析が比較的容易に可能



観測によって得られたSED

入力

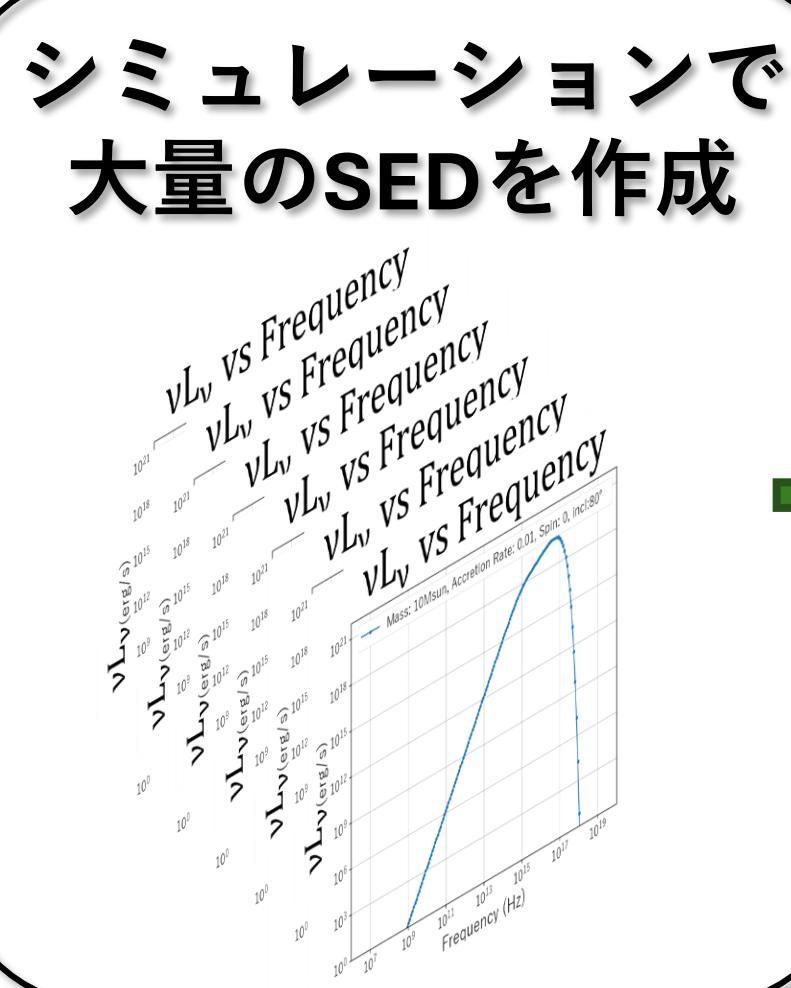
機械学習モデル

推定

質量: M
質量降着率: \dot{m}
スピンパラメータ: a
見込み角: θ

<目的> 機械学習の推定可能性の検証

シミュレーションで
大量のSEDを作成



表形式に変換

教師データ

	特徴量 (Luminosity)			目的変数 (BH物理量)			
	10^6Hz	...	10^{20}Hz	質量	質量降着率	見込み角	スピン
1	0.35	...	$2.04\text{e-}268$	8.70	0.29	32	0.42
2	0.29	...	$2.69\text{e-}268$	8.91	0.092	64	0.50
...
2498	$2.93\text{e-}13$...	$7.01\text{e-}282$	2.04	0.016	39	0.55
2499	$1.79\text{e-}14$...	$1.50\text{e-}283$	1.15	0.28	52	0.25
2500	0.57	...	$8.81\text{e-}268$	8.95	0.021	42	0.095

機械学習モデルの
学習・評価

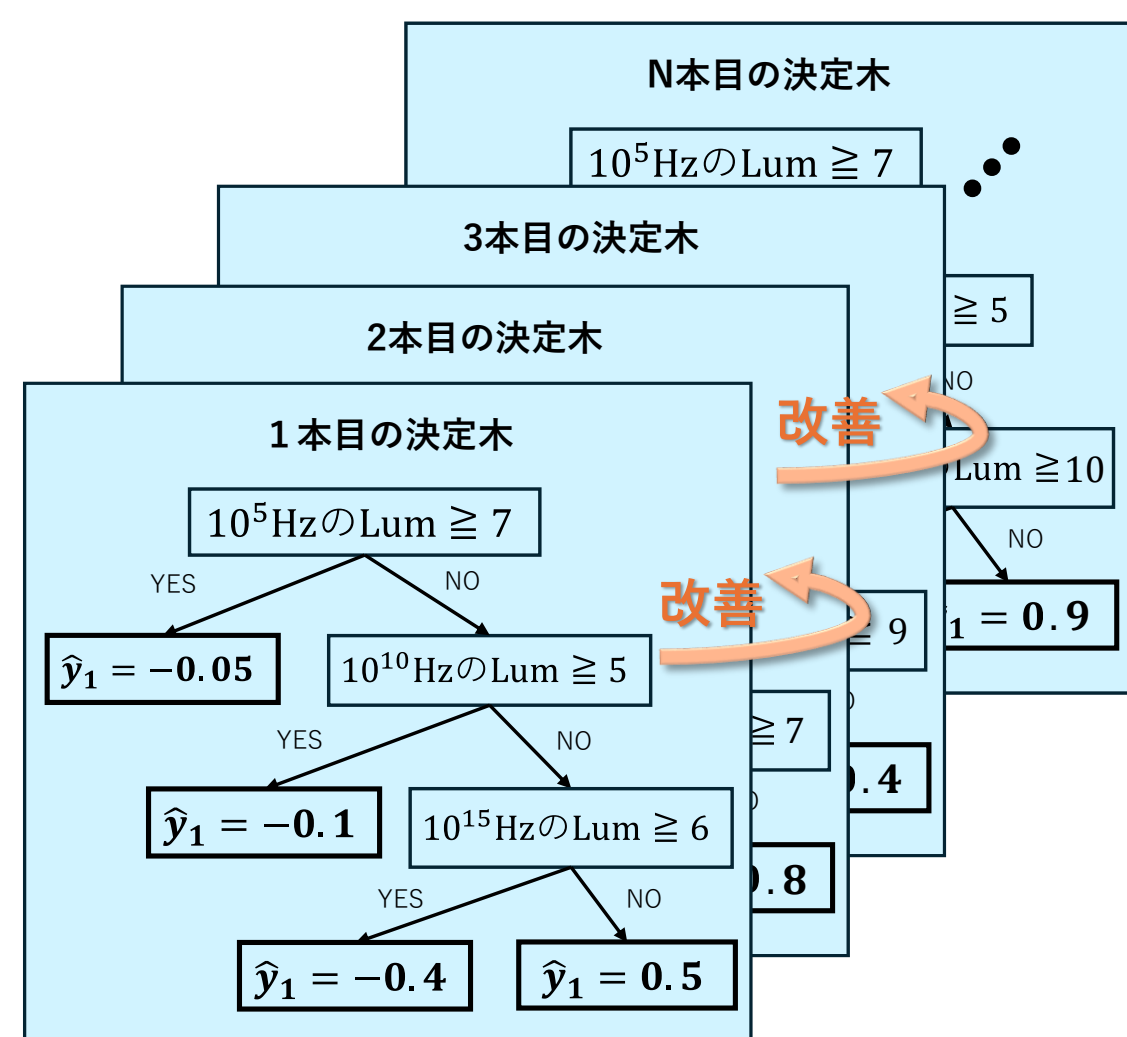
高速化を目指すにあたり、機械学習による推定が可能か否か、シミュレーションのデータを用いて検証した。

<手法> LightGBMについて

- 勾配ブースティング決定木(GBDT)を実装したライブラリで、大規模なデータに対して高速かつ高精度な予測が可能 (Ke et al. 2017)
- ニューラルネットワークよりも、解釈性が高い、計算不可が小さい、ハイパーパラメータのチューニングがしやすいという特徴がある。

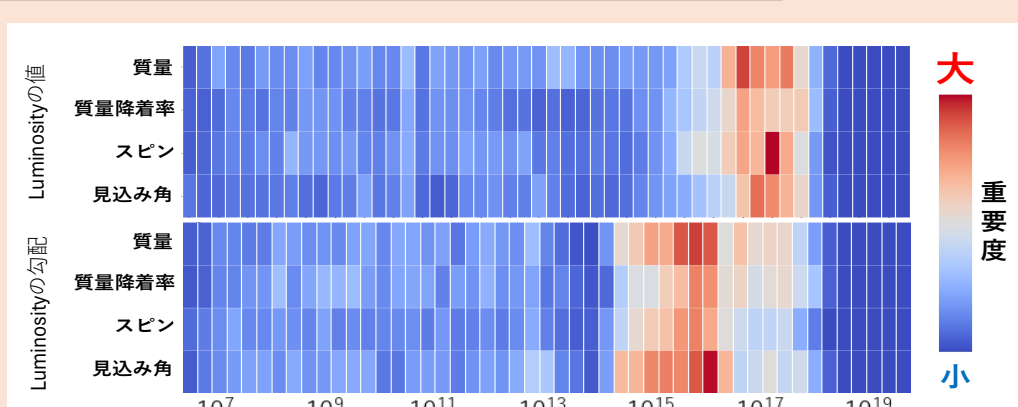
	特徴量 (Luminosity)			目的変数 (BH物理量)			
	10^6Hz	...	10^{20}Hz	質量	質量降着率	見込み角	スピン
1	0.35	...	$2.04\text{e-}268$	8.70	0.29	32	0.42
2	0.29	...	$2.69\text{e-}268$	8.91	0.092	64	0.50
...
2498	$2.93\text{e-}13$...	$7.01\text{e-}282$	2.04	0.016	39	0.55
2499	$1.79\text{e-}14$...	$1.50\text{e-}283$	1.15	0.28	52	0.25
2500	0.57	...	$8.81\text{e-}268$	8.95	0.021	42	0.095

1本目の
決定木を
作成



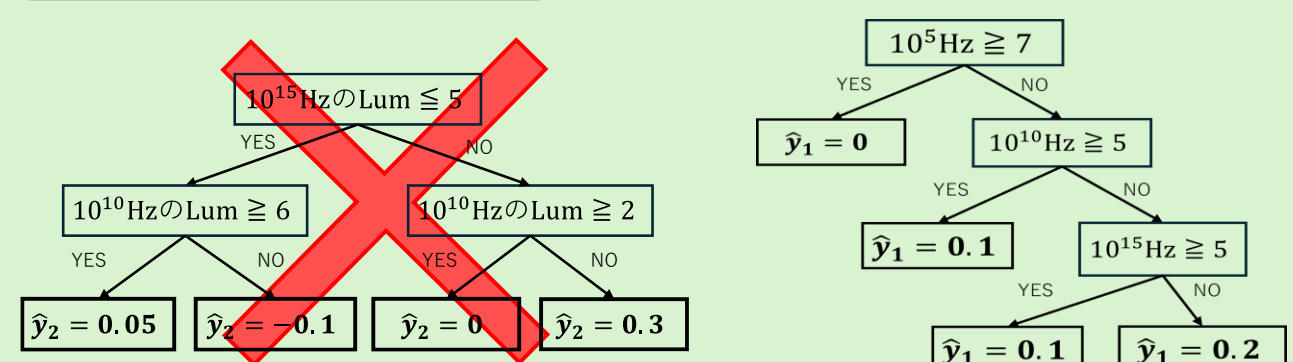
予測モデルのイメージ図

①GBDTベースのアルゴリズム
⇒特徴量の重要度がわかる



各特徴量の、分割回数と情報利得（損失関数の減少量）に基づいて重要度が計算される。

②層ごとではなく葉ごとにツリーを作成
⇒計算の高速化

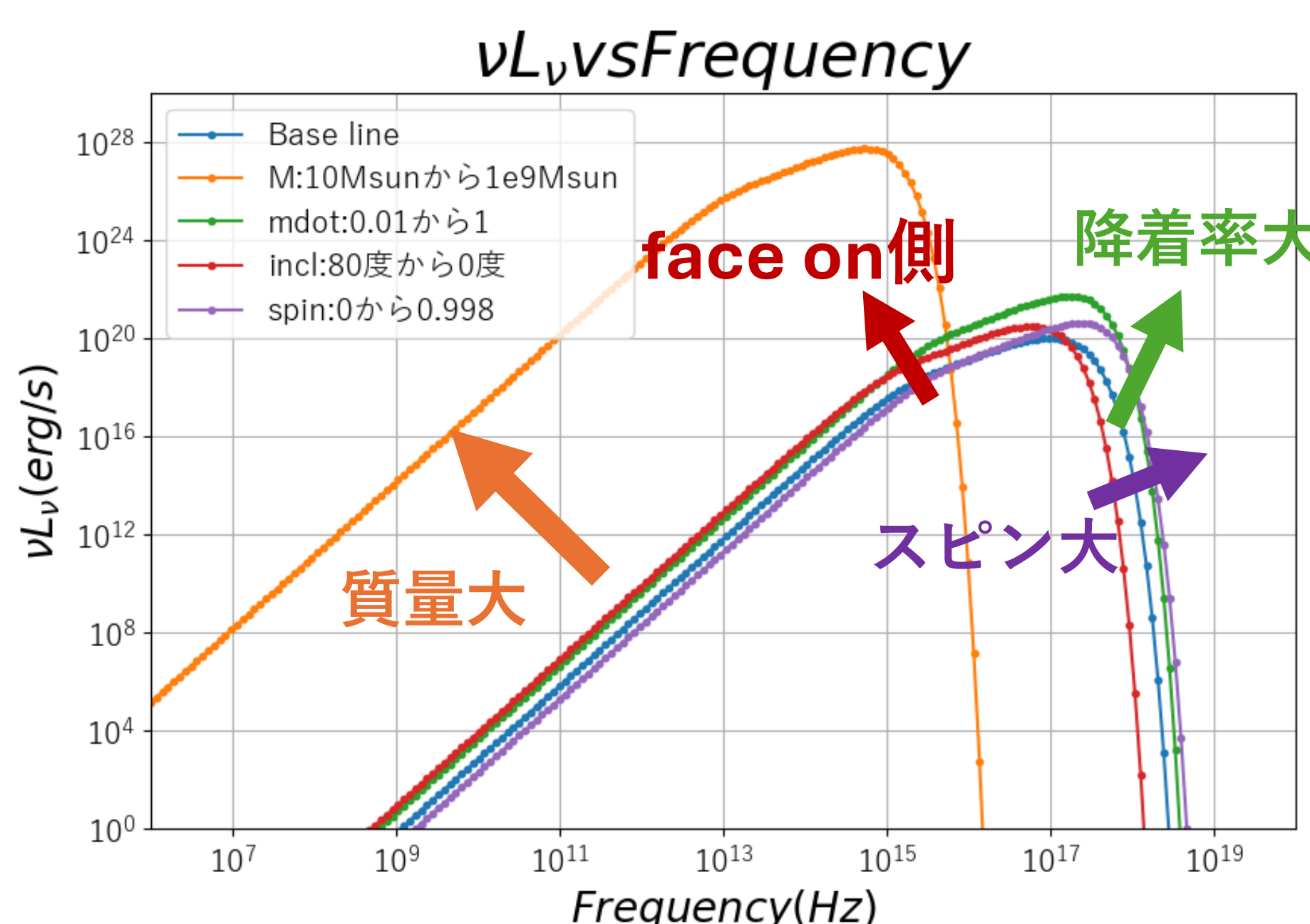


これまでのGBDTベースのアルゴリズムを実装したライブラリと違って、余計な計算はしない。

<セットアップ> 教師データについて

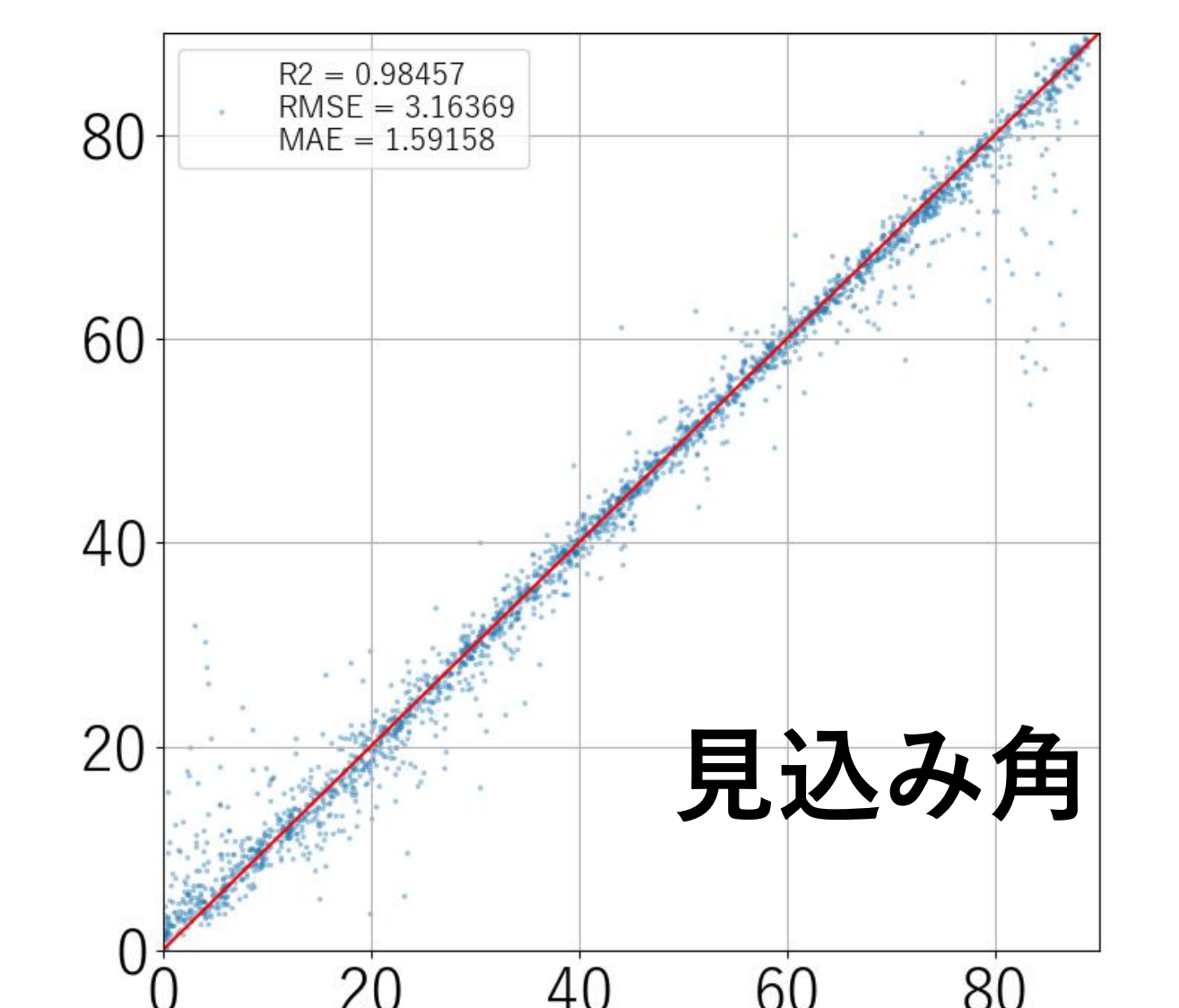
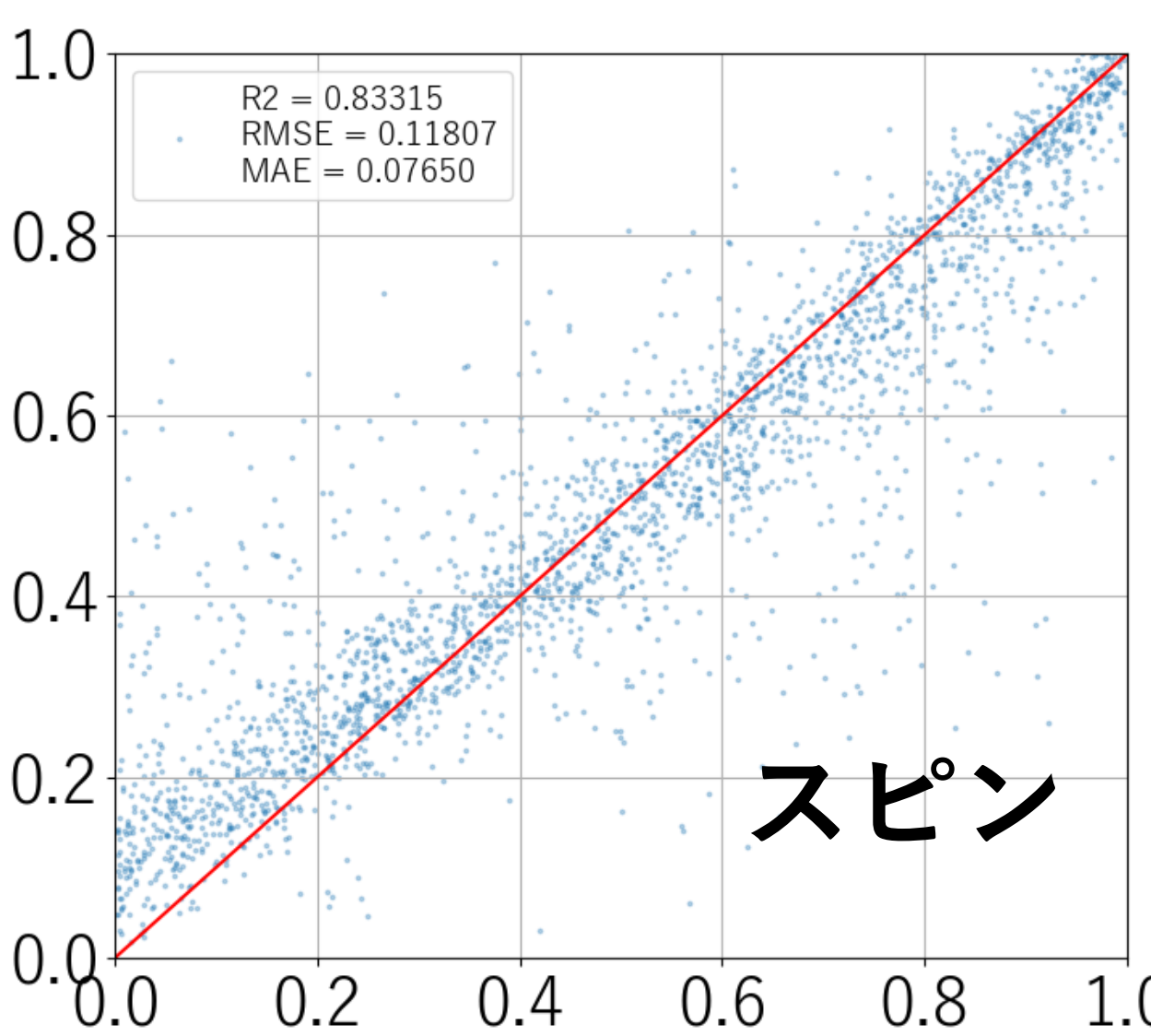
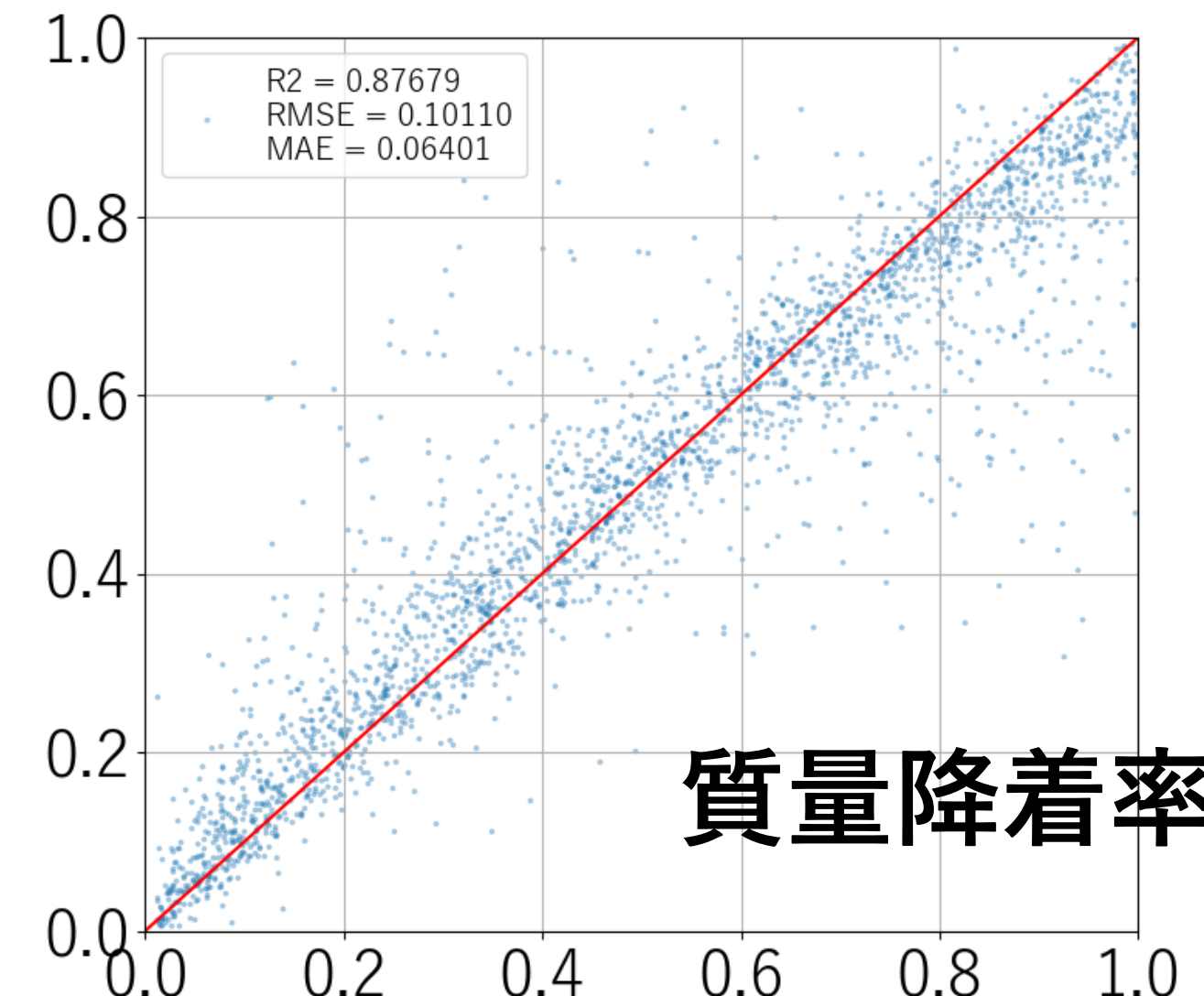
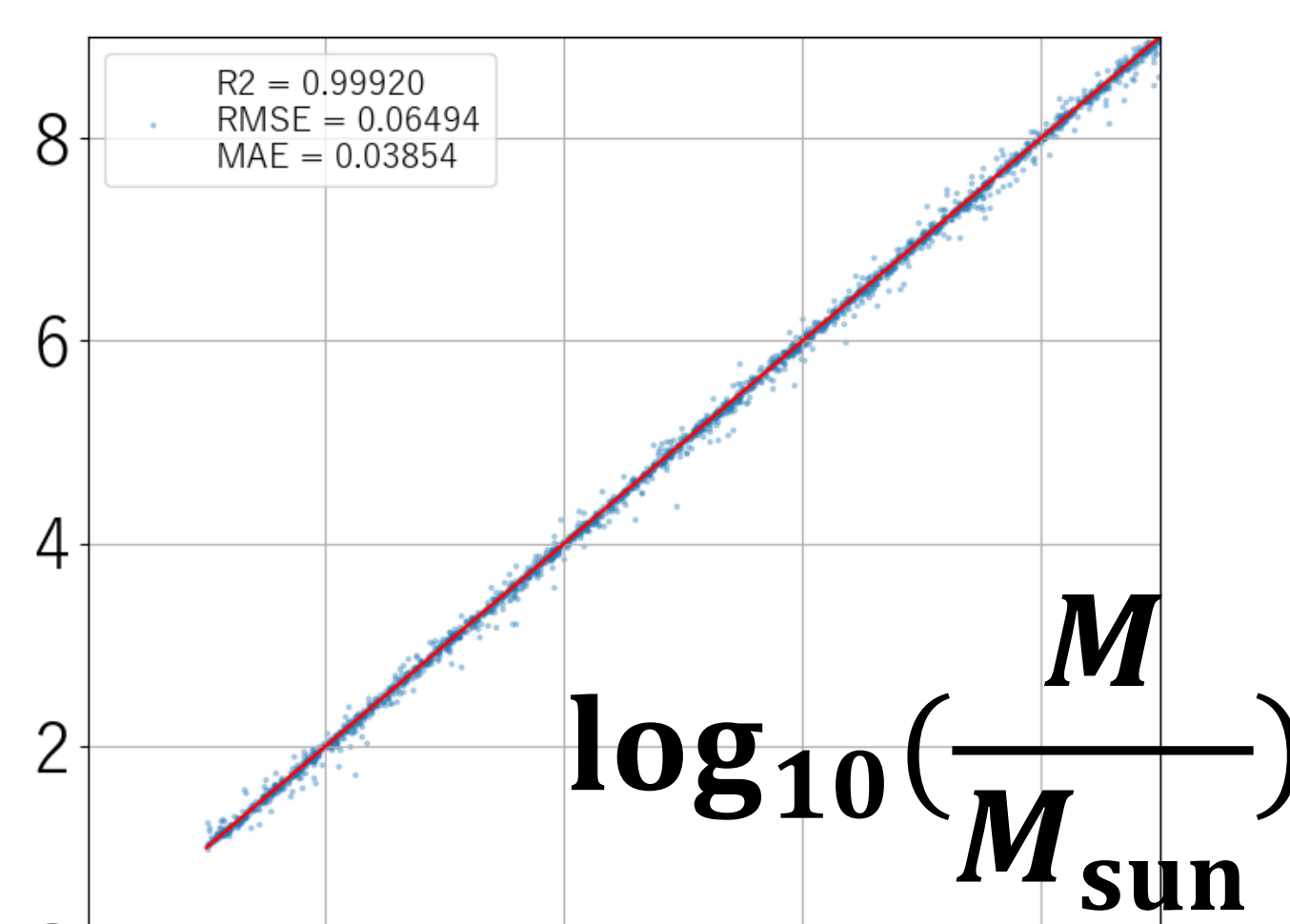
- 降着円盤：標準円盤モデル + 特殊相対論効果
- 円盤の内縁半径はスピンに依存するようにする
- 特徴量: νL_ν とその勾配. 間隔は $\Delta(\log_{10} \nu) = 0.28$ で一定, 範囲は $10^6 \sim 10^{20}\text{Hz}$
- 目的変数のレンジ:
 - 質量 M : $10\text{Msun} \sim 10^9\text{Msun}$ (Msunは太陽質量)
 - 見込み角 θ : $0^\circ \sim 89^\circ$
 - スピン a : $0 \sim 0.998$
 - 質量降着率 \dot{m} : $0.01 \sim 1$ ($\dot{m} = \dot{M} / \dot{M}_{\text{Edd}}$)
- サンプリング方法: 各パラメータ完全ランダム
- サンプル数: 2500
- 2000件を推定モデルの学習に用い, 500件でモデルの性能を評価

<SEDのBH物理量依存性>



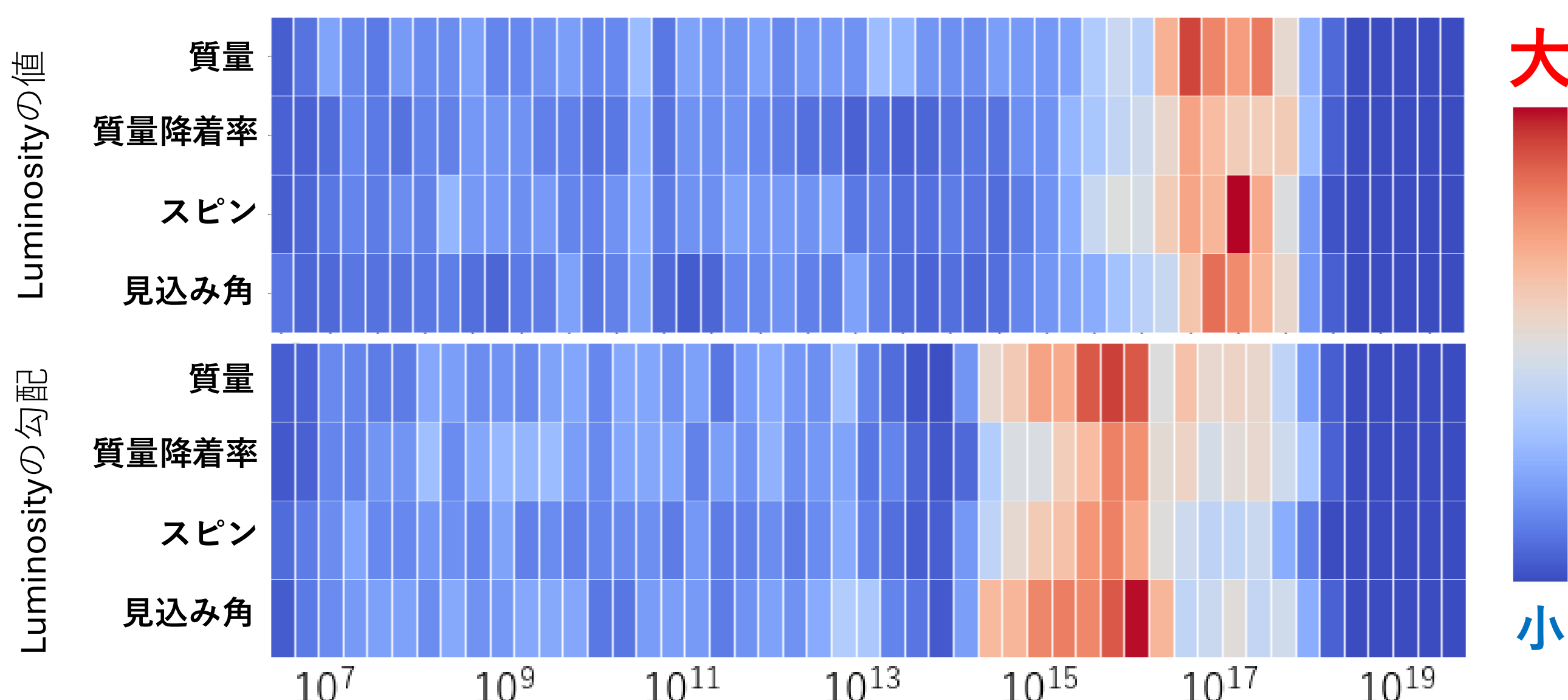
この図によって、推定結果の縮退の可能性を評価できる

<推定結果>



質量と見込み角については推定できていて、質量降着率とスピンについてもその傾向を捉えることができています。

<特徴量重要度解析結果>



重要な帯域を特定することができた。

結論

本研究では機械学習を用いて未学習データに対して決定係数0.9前後で推定することができた。今後は時間変動する円盤モデルにおける推定可能性も調査し、観測データによる推定の妥当性も評価していく。