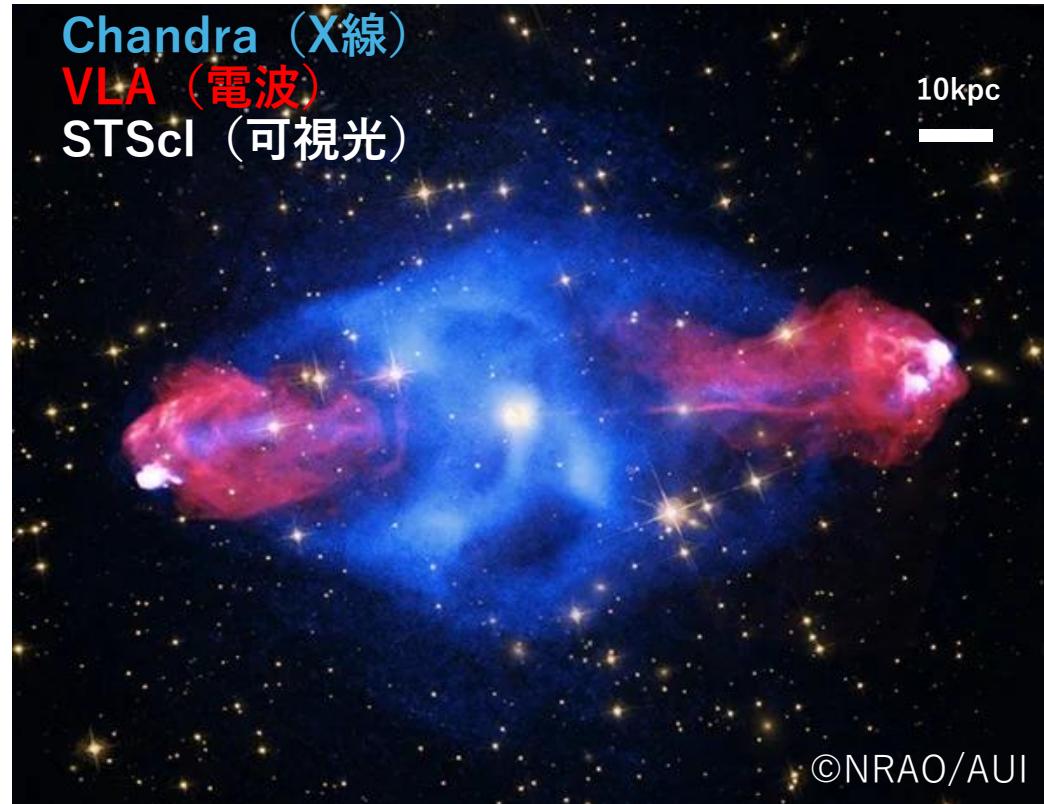


機械学習を用いた ブラックホールの質量降着率と磁束の推定

筑波大学M1 松藤勇希

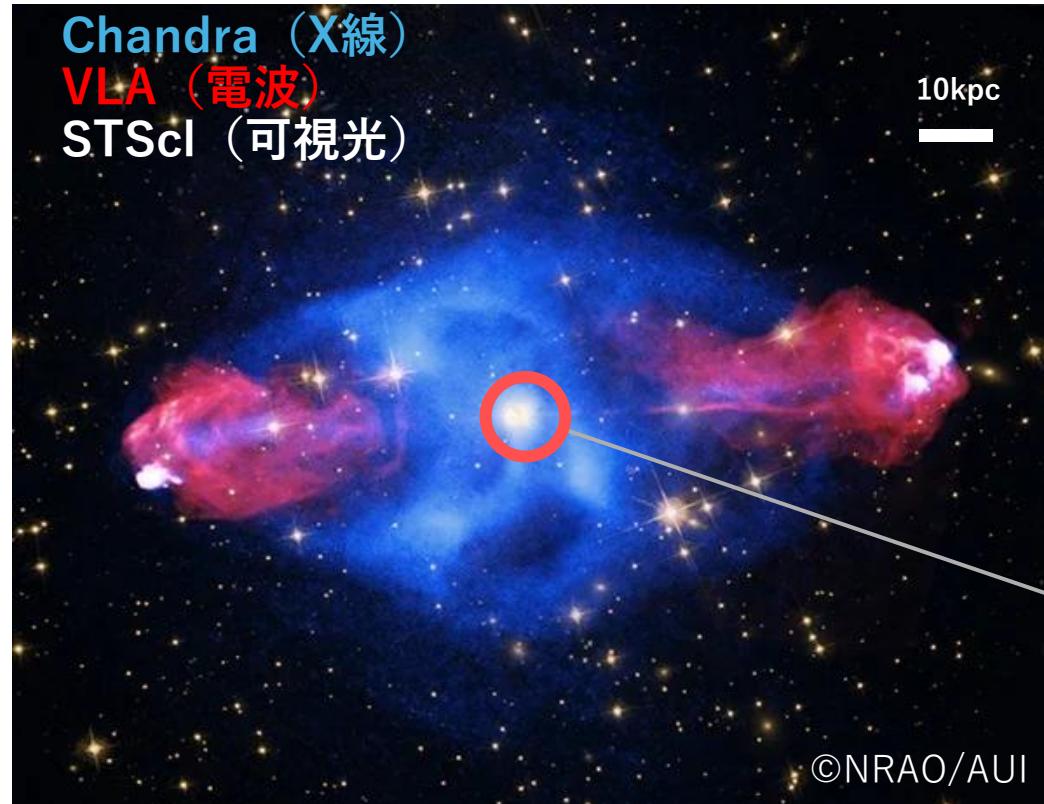
共同研究者：朝比奈雄太（駒澤大学・筑波大学）, 大須賀健（筑波大学）,
芳岡尚悟（京都大学・筑波大学）, 高橋博之（駒澤大学）

研究背景：ブラックホールジェットの重要性



巨大ブラックホール (SMBH) から噴射される
AGNジェットは銀河の形成に深くかかわっている

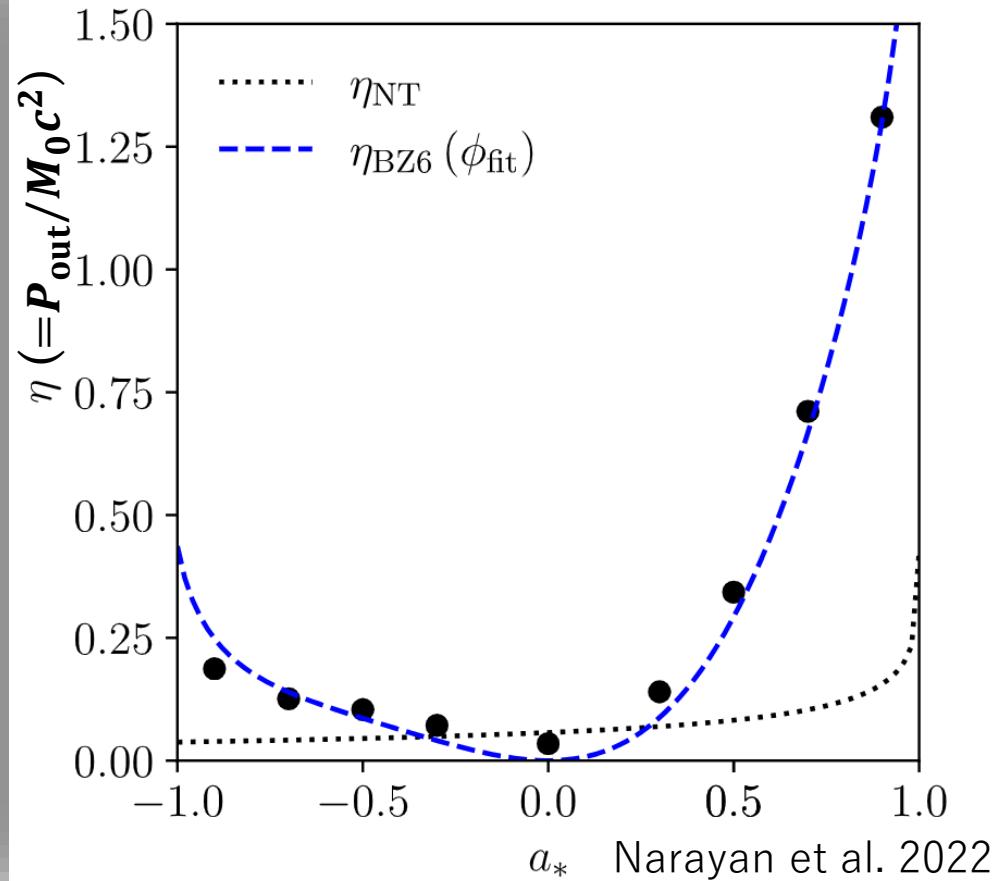
研究背景：ブラックホールジェットの重要性



巨大ブラックホール (SMBH) から噴射される
AGNジェットは銀河の形成に深くかかわっている

スピン, 質量降着率, 磁束

研究背景：スピンパラメータや質量降着率の重要性



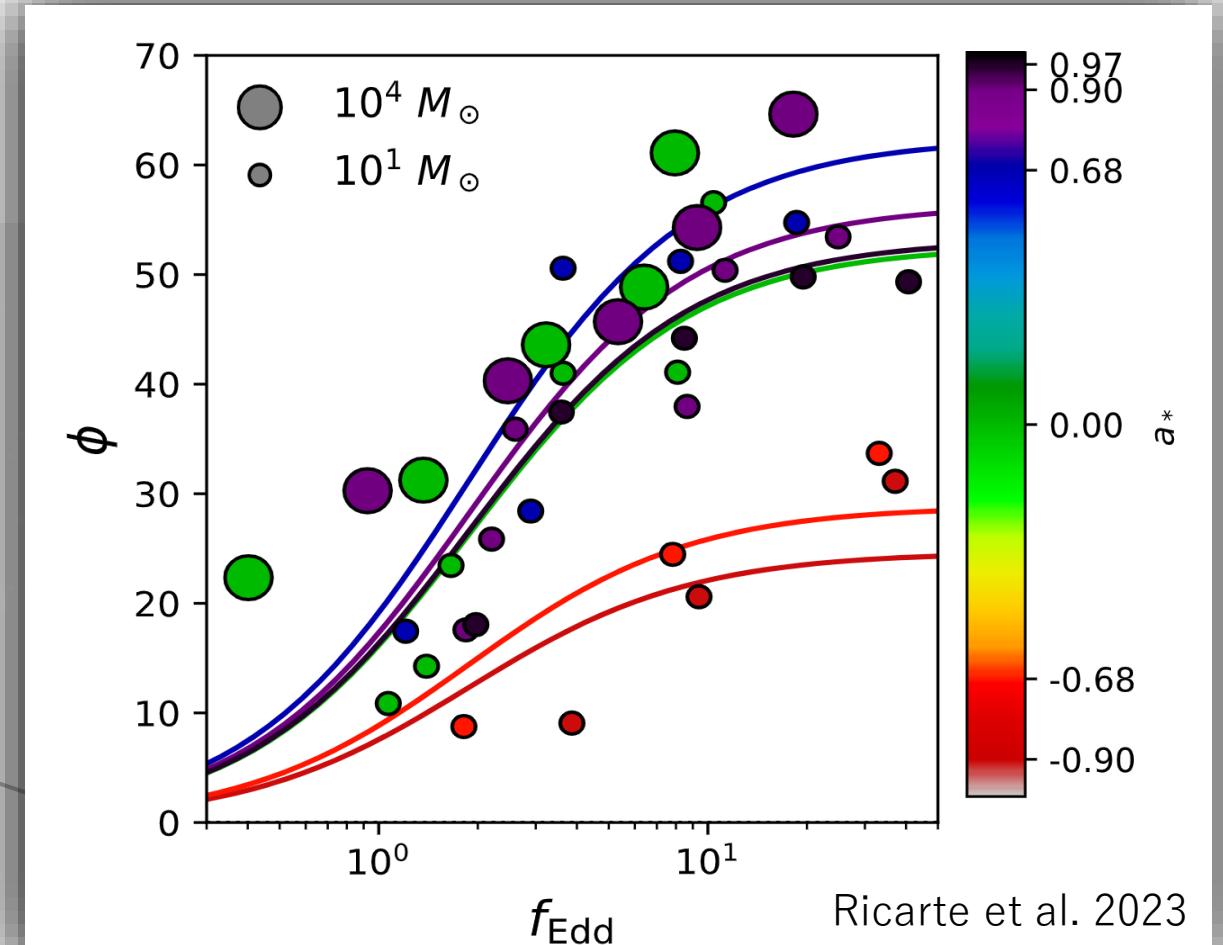
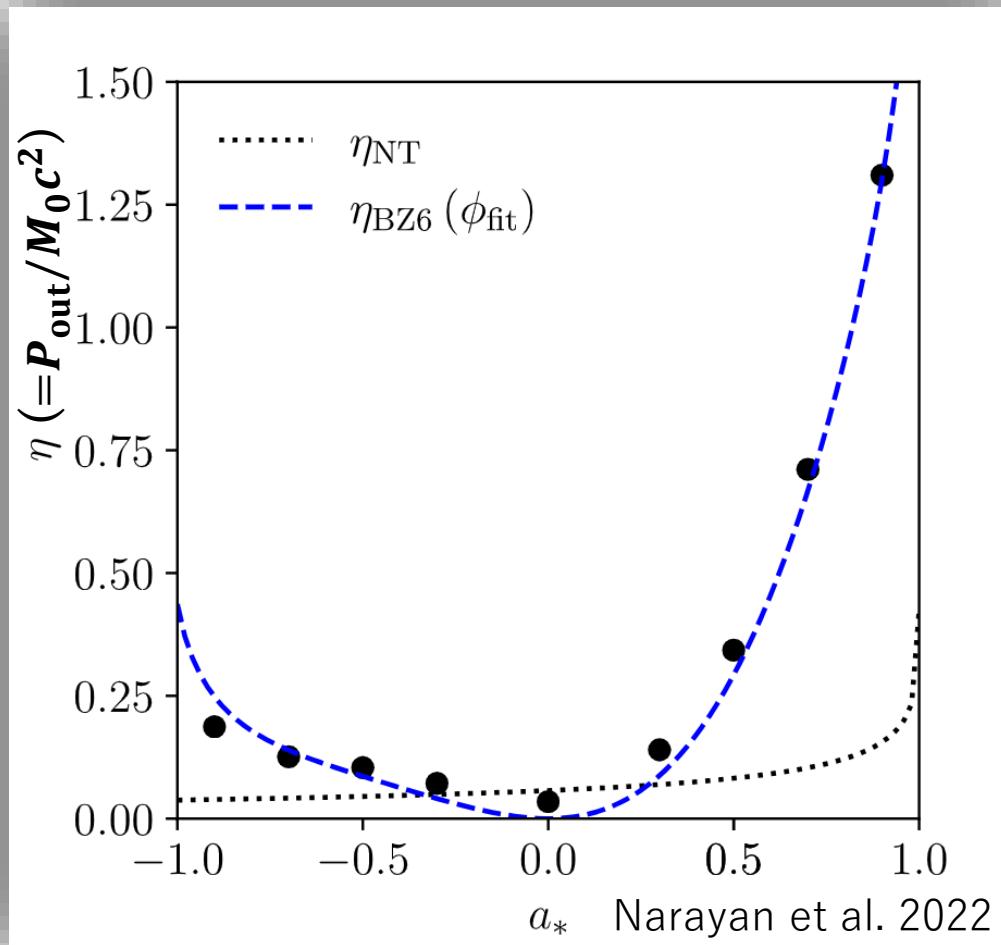
スピンが大きいほどジェットの
エネルギー変換効率は大きい

©NRAO/AUI

巨大ブラックホールから噴射される相対論的
ジェットは銀河の形成に深くかかわっている

スピン, 質量降着率, 磁束

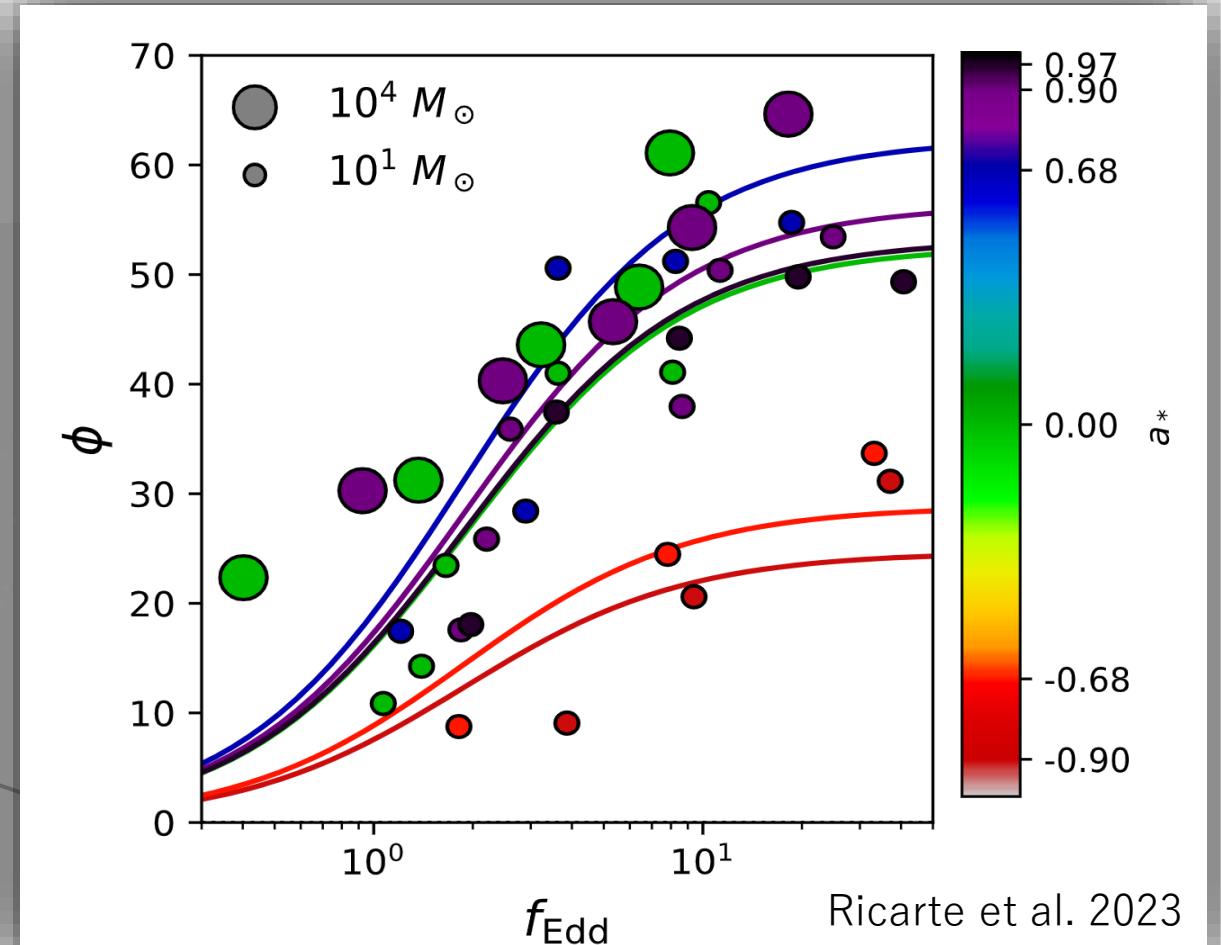
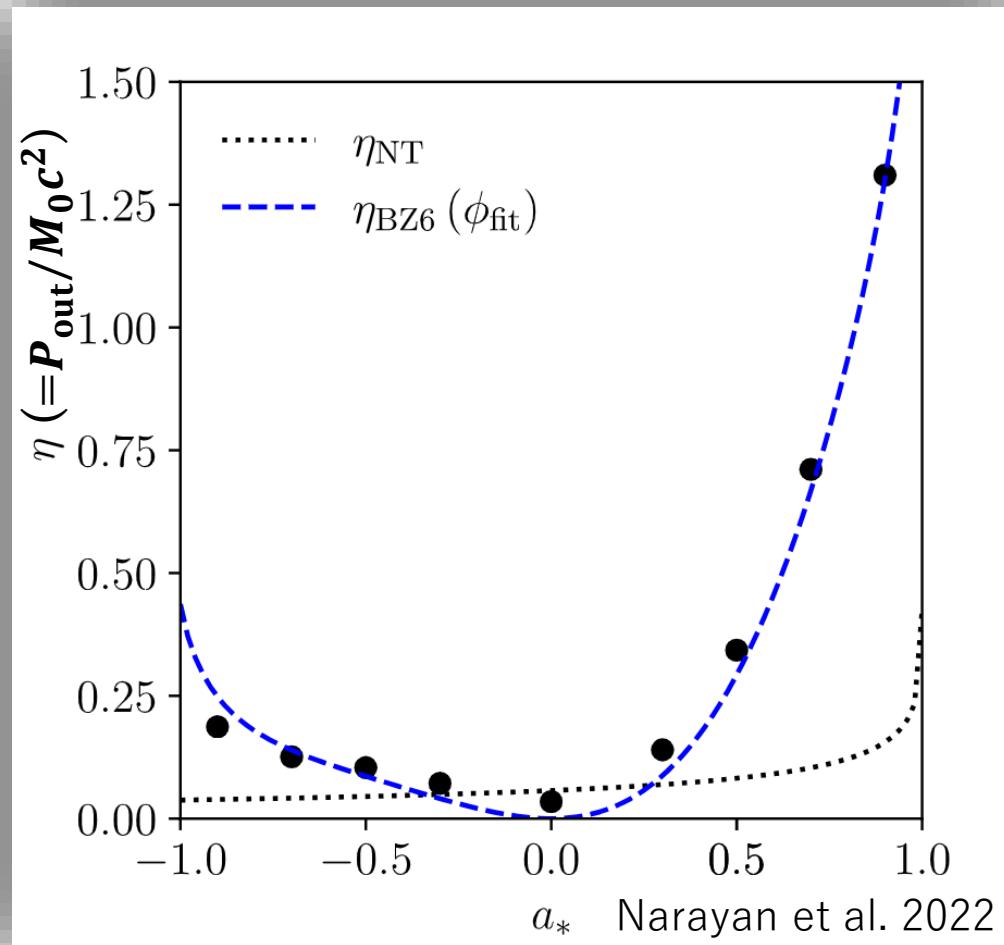
研究背景：スピンパラメータや質量降着率の重要性



スピンが大きいほどジェットの
エネルギー変換効率は大きい

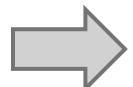
降着率が大きいほど磁束が大きい

研究背景：スピンパラメータや質量降着率の重要性



スピンが大きいほどジェットの
エネルギー変換効率は大きい

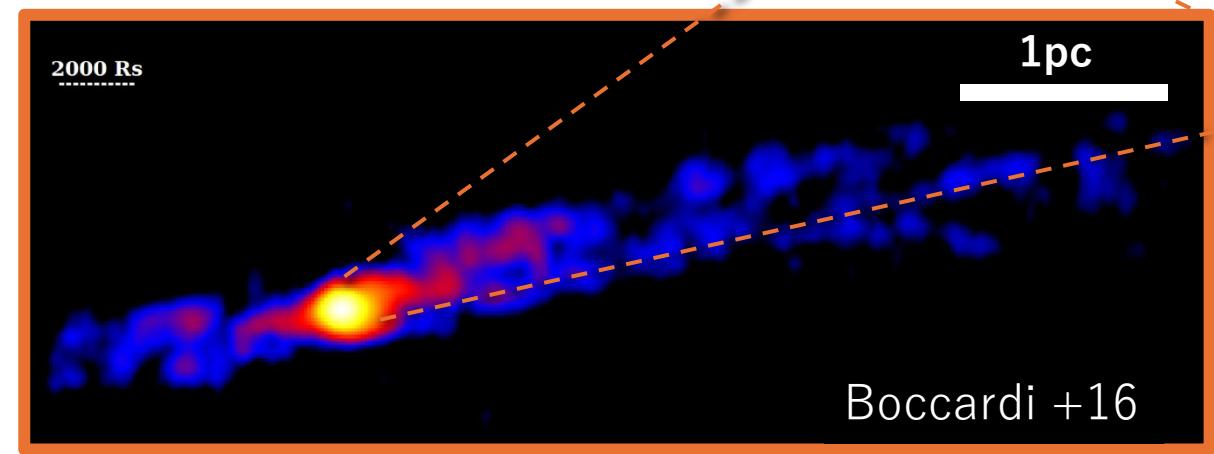
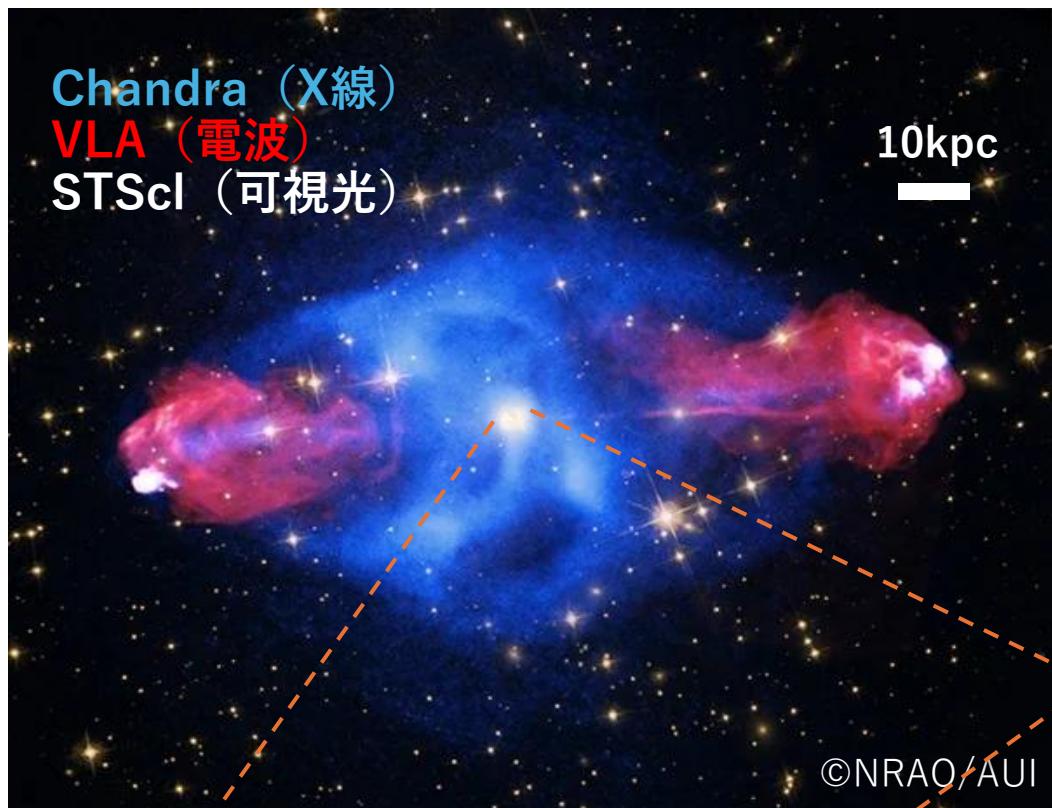
降着率が大きいほど磁束が大きい



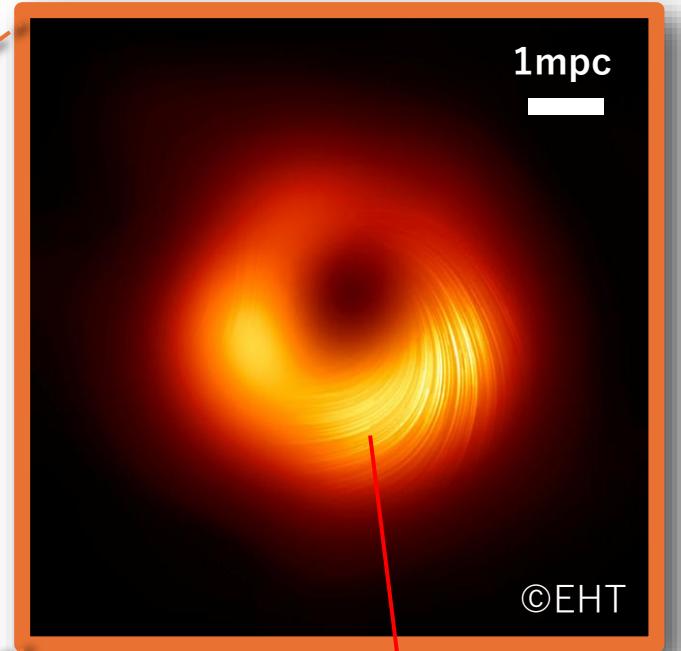
スピンや質量降着率が、ジェットのエネルギー効率や磁束に影響を及ぼす

研究背景：観測の限界

Chandra (X線)
VLA (電波)
STScI (可視光)

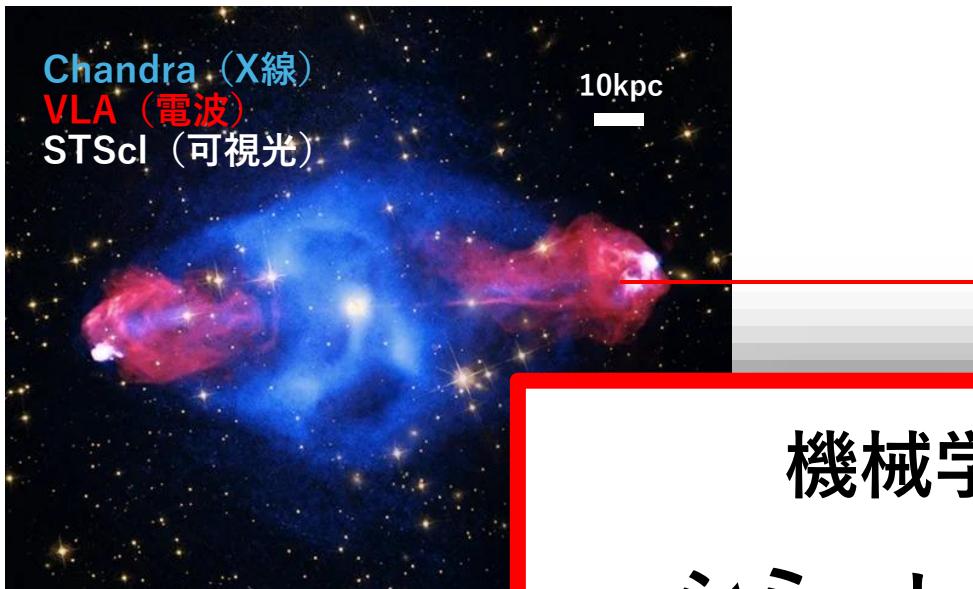


(イメージ)



・ポンは
質量は？
位置は？

研究目標：機械学習を用いた推定を目指す



(観測で得られる量)

運動光度： L_{kin}
放射光度： L_{rad}

機械学習による推定が可能か否かを
シミュレーションデータの範囲で検証する

本発表の範囲

あらかじめ
シミュレーションデータ
を用いて学習済み

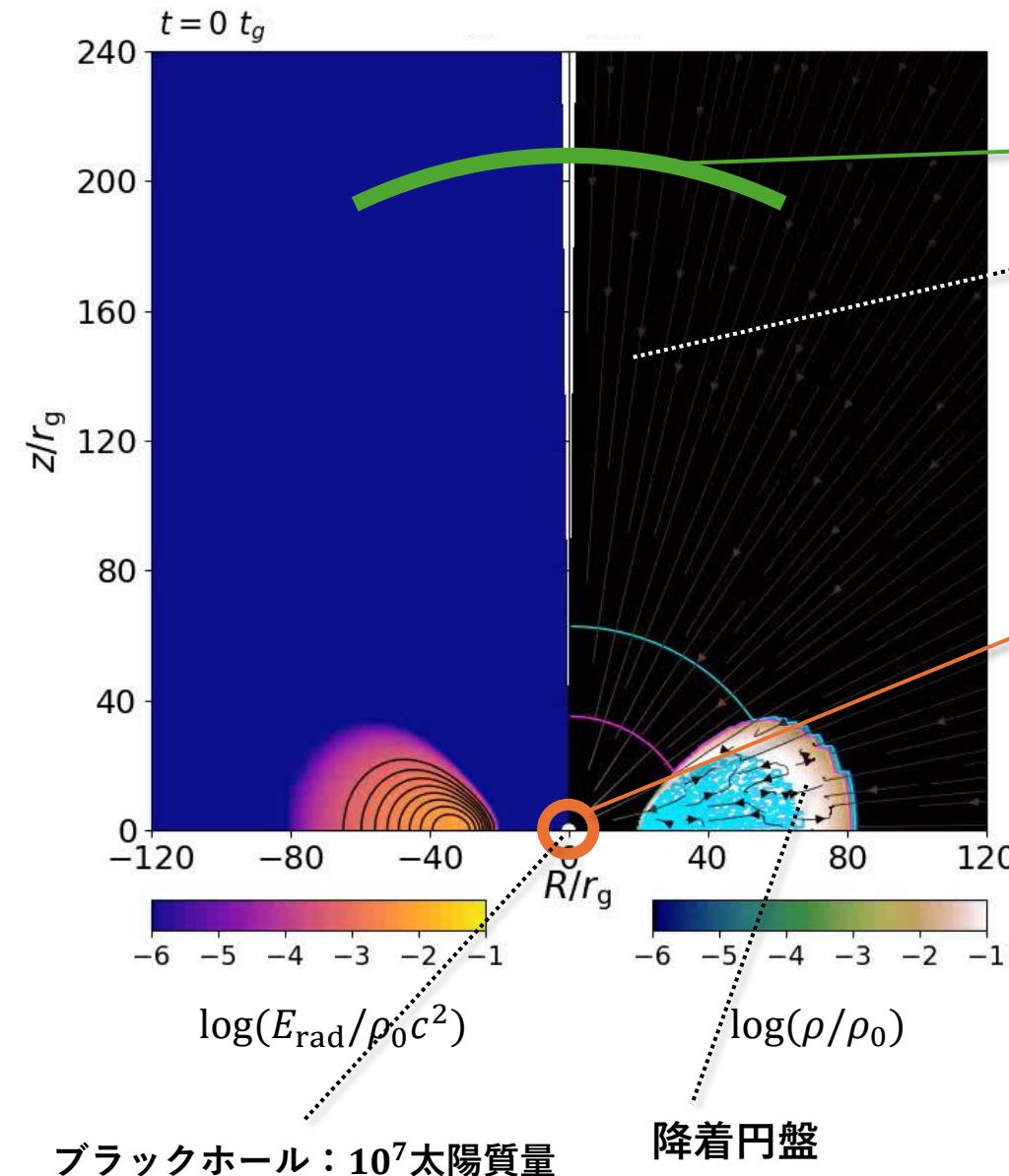
機械学習モデル

推定

(観測で得るのが難しい量)

質量降着率： \dot{M}
磁束： Φ

シミュレーションデータについて



運動光度: L_{kin}
放射光度: L_{rad}

質量降着率: \dot{m} ($= \frac{\dot{M}}{L_{\text{Edd}}/c^2}$)
磁束: ϕ
スピンパラメータ: a
MADパラメータ: $\tilde{\phi}_{\text{MAD}} (\propto \phi/\sqrt{\dot{M}})$

一般相対論的輻射磁気流体力学計算のデータを利用

- 降着率: 超臨界降着流(super-Eddington, $\dot{m} \gg 1$)
: 放射非効率降着流 (RIAF, $\dot{m} \ll 1$)
- BHのスピンパラメータ: $0, 0.3, 0.7, 0.9$
- データ間隔: **0~15,000 t_g で $10t_g$ ごと** ($t_g = GM/c^3$)

(Yoshioka in prep.)

教師データについて

教師データ						
時刻(t_g)	入力		出力			
	L_{kin}	L_{rad}	質量降着率 (\dot{m})	磁束(ϕ)	MAD パラメータ ($\tilde{\phi}_{\text{MAD}}$)	スピン(\mathbf{a})
5000	10	0.1	1	3	1.5	0
5010	11	1	2	8	2	0
5020	12	2	3	5	3	0
5030	13	3	5	7	1.2	0
5040	14	4	4	3	2	0
5050	15	5	6	18	3	0
...
15000	37	15	7	10	3	0

× 8 モデル

入力値として別の時刻の L_{kin} の値を追加

教師データ									
時刻(t_g)	入力								
	L_{kin}	L_{rad}							
...							
9000	10	0.1							
9010	11	1							
9020	12	2							
9030	13	3							
9040	14	4							
9050	15	5							
9060	16	6							
...							

入力値として別の時刻の L_{kin} の値を追加

教師データ									
時刻(t_g)	入力								
	L_{kin}	L_{rad}	$L_{\text{kin},-10}$						
...							
9000	10	0.1							
9010	11	1							
9020	12	2							
9030	13	3	12						
9040	14	4							
9050	15	5							
9060	16	6							
...							

入力値として別の時刻の L_{kin} の値を追加

教師データ									
時刻(t_g)	入力								
	L_{kin}	L_{rad}	$L_{\text{kin},-10}$	$L_{\text{kin},-20}$...	$L_{\text{kin},-1000}$			
...							
9000	10	0.1							
9010	11	1							
9020	12	2							
9030	13	3	12	11	...	1			
9040	14	4							
9050	15	5							
9060	16	6							
...							

入力値として別の時刻の L_{kin} の値を追加

教師データ									
時刻(t_g)	入力								
	L_{kin}	L_{rad}	$L_{\text{kin},-10}$	$L_{\text{kin},-20}$	…	$L_{\text{kin},-1000}$	$L_{\text{kin},+10}$	…	$L_{\text{kin},+1000}$
…	…	…							
9000	10	0.1							
9010	11	1							
9020	12	2							
9030	13	3	12	11	…	1	14		103
9040	14	4							
9050	15	5							
9060	16	6							
…	…	…							

入力値として別の時刻の L_{rad} の値も追加

時刻(t_g)	教師データ								
	入力								
	L_{kin}	L_{rad}	$L_{\text{kin},-1000}$	…	$L_{\text{kin},+1000}$	$L_{\text{rad},-1000}$	…	$L_{\text{rad},+1000}$	
…	…	…							
9000	10	0.1							
9010	11	1							
9020	12	2							
9030	13	3	11	…	1	14		103	
9040	14	4							
9050	15	5							
9060	16	6							
…	…	…							

402列

機械学習モデルに与える教師データ

教師データ（シミュレーションデータ）							
時刻(t_g)	入力			出力			
	L_{kin}	L_{rad}	...	質量降着率 (m)	磁束(ϕ)	MAD パラメータ ($\tilde{\phi}_{\text{MAD}}$)	スピン(a)
5000	11	10.1	...	1	3	1.5	0
5010	11.1	10.11	...	2	8	2	0
5020	12	10.2	...	5	12	1.2	0
...	0
14000	101	20.1	...	5	13	5	0

× 8 モデル

総サンプル数 : 7200(900×8) のうち80%を学習に, 20%を評価に使用

手法 : 勾配ブースティング決定木ベースのLightGBM

評価指標 : 決定係数
$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i (\text{正解値}_i - \text{予測値}_i)^2}{\sum_i (\text{正解値}_i - \text{正解値の平均値})^2}$$

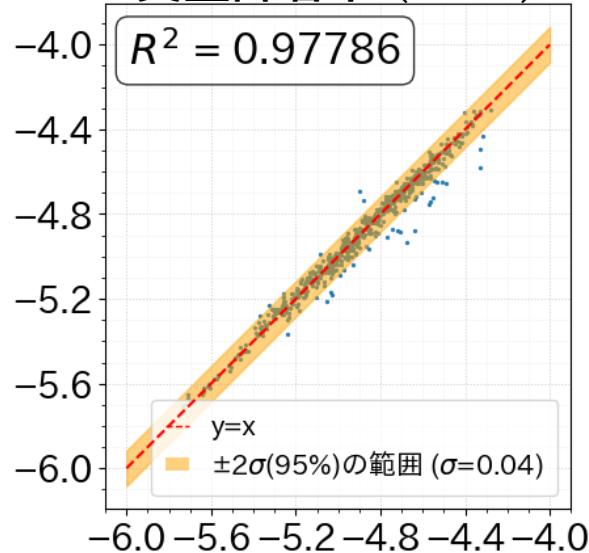
1に近いほど良い

誤差率の標準偏差 $\pm 2\sigma$ に含まれるデータの割合

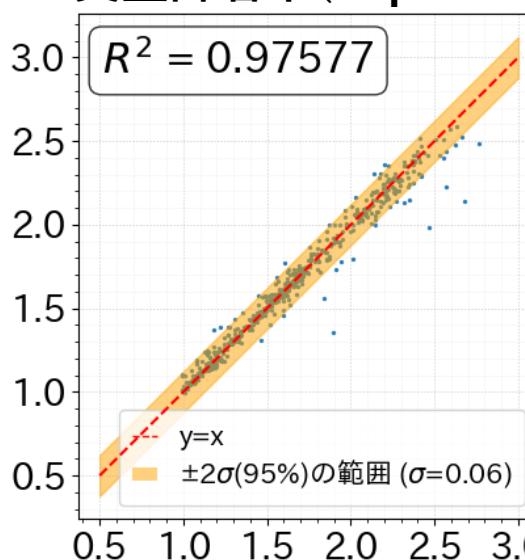
Accuracy (= (正解数 / 全データ数))

推定結果（横軸：正解値， 縦軸：推定値）

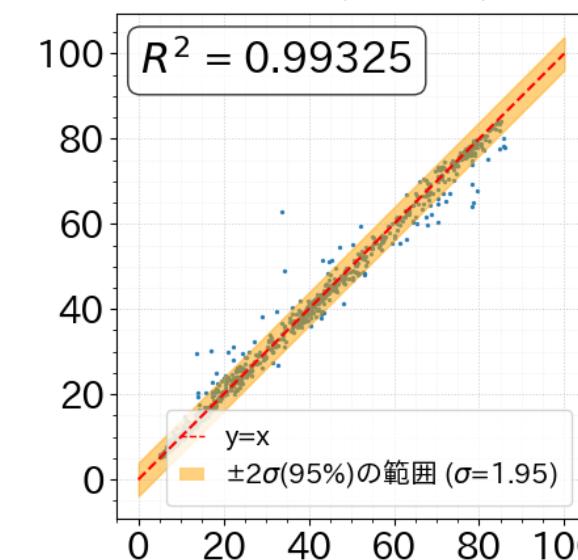
質量降着率 (RIAF)



質量降着率(super-Edd)



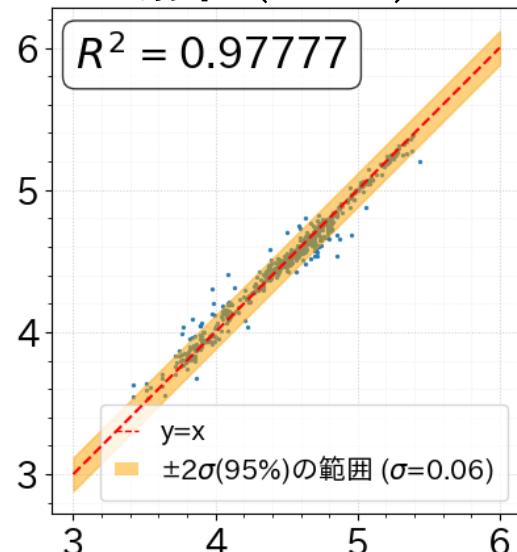
MADパラメータ



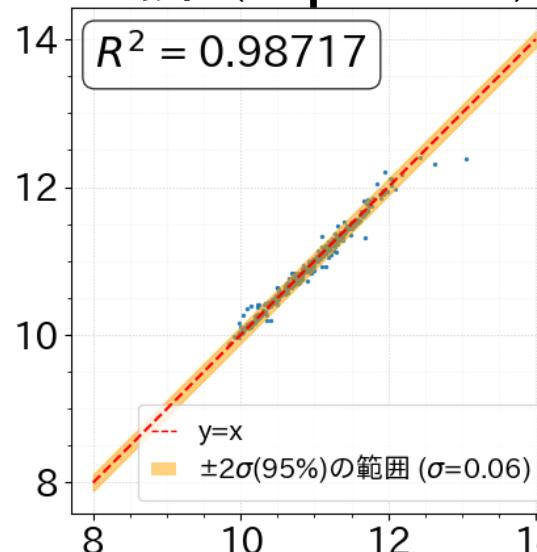
決定係数は**0.97~0.99**であり、良く推定できている。

スピンについては正答率100%

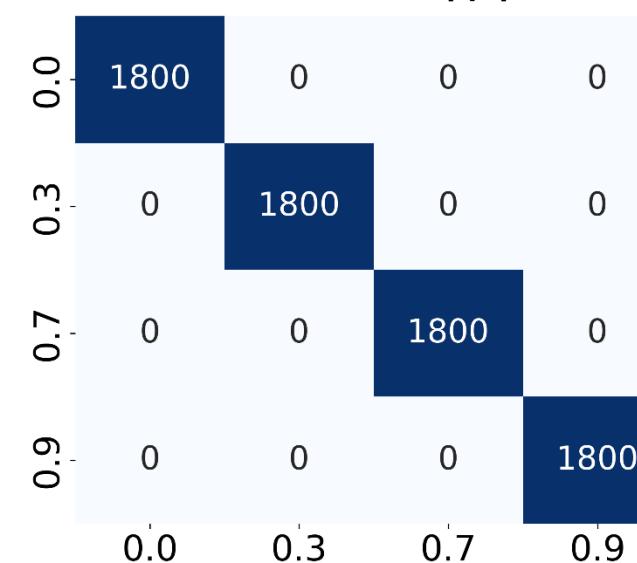
磁束 (RIAF)



磁束 (super-Edd)



スピンの正答率

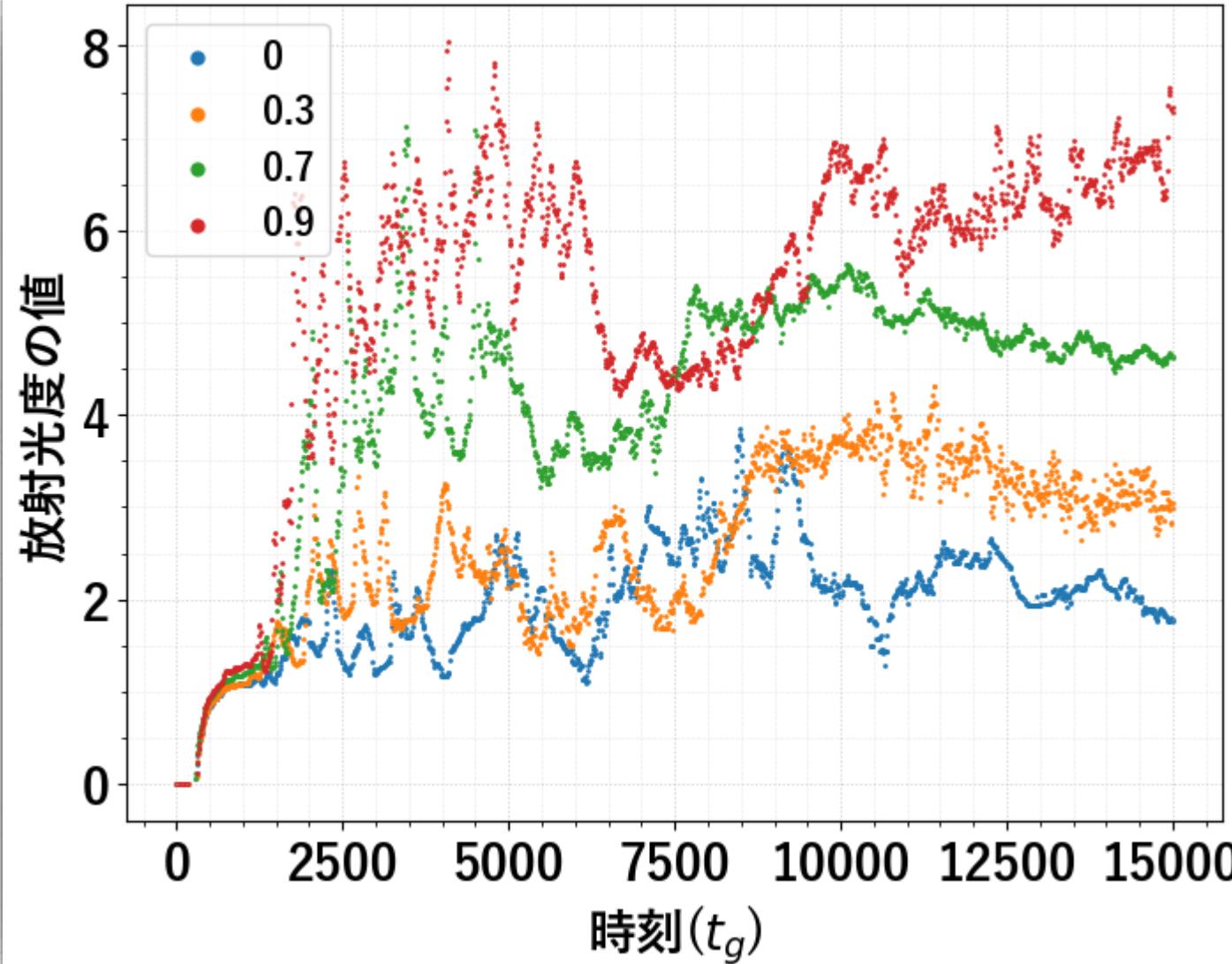


推定結果（横軸：正解値、縦軸：推定値）

質量降着率 (RIAF)

質量降着率(super-Edd)

MADパラメータ

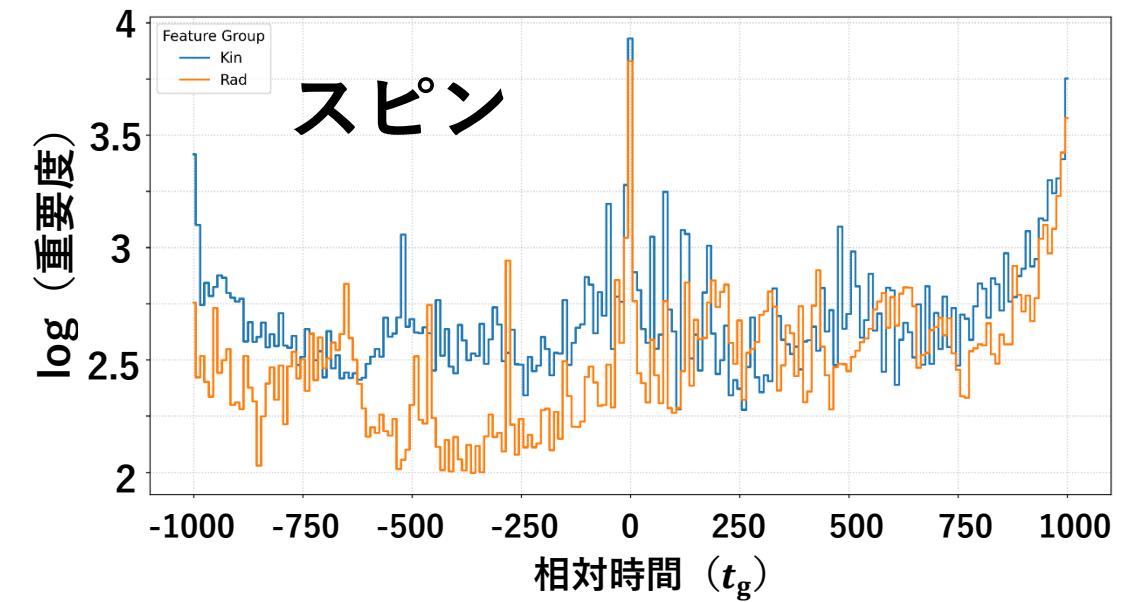
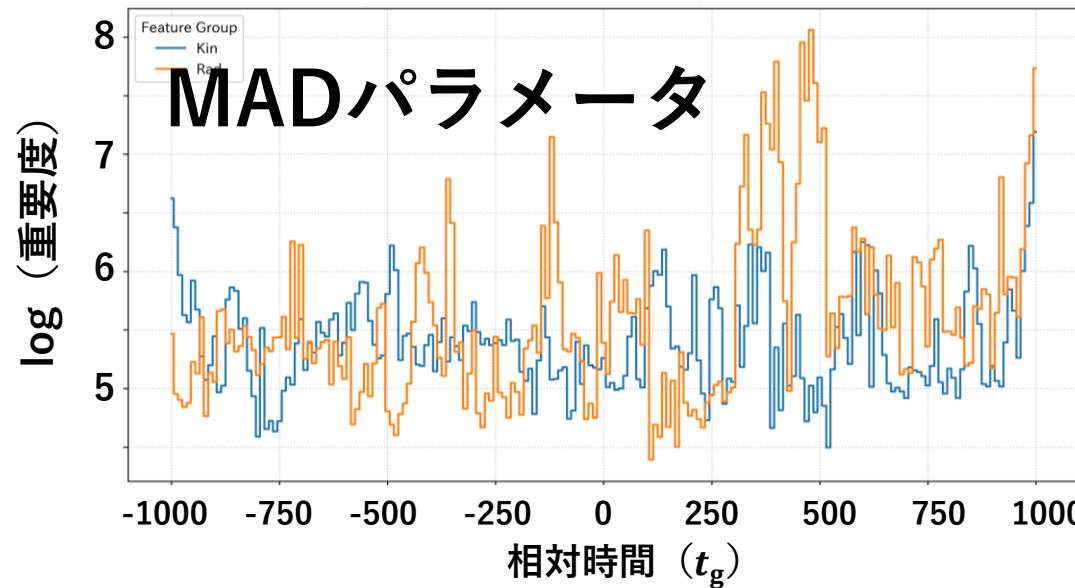
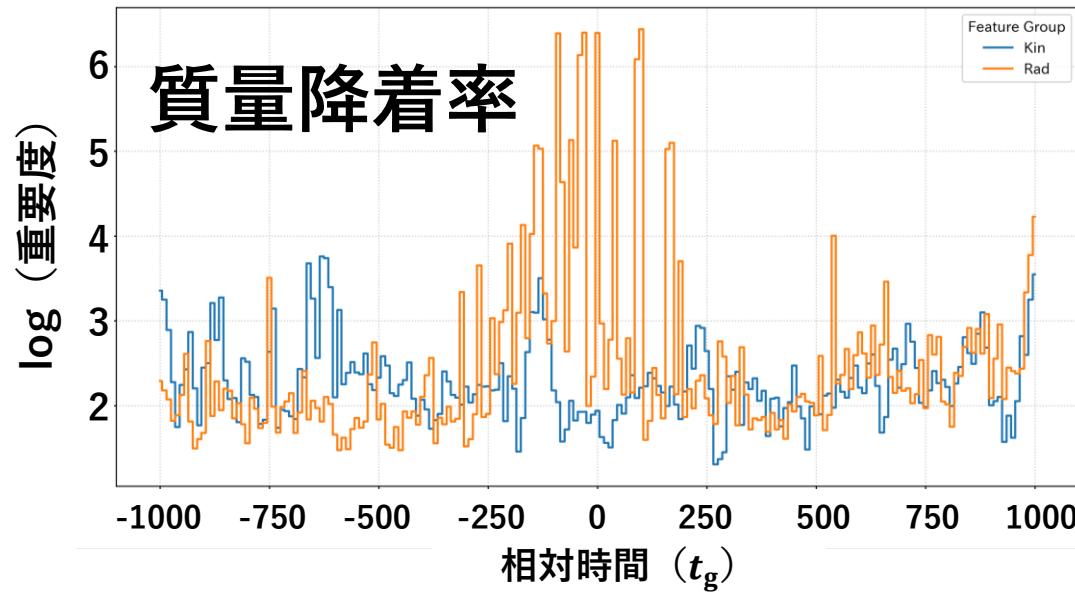


決定係数は0.97~0.99
であり、良く推定できている。

スピンについては正答率100%

スピンの推定は
比較的容易

運動光度と放射光度の重要度



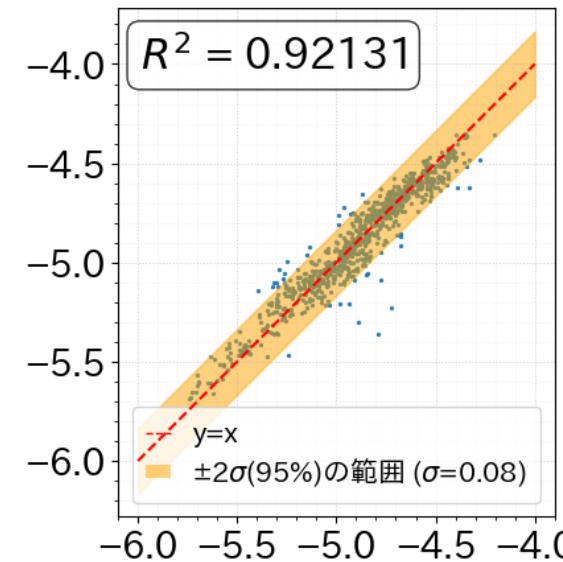
運動光度
放射光度

※重要度：ある時刻の物理量($\dot{m}, \phi, \tilde{\phi}_{\text{MAD}}, a$)を推定するのに、どの時刻の運動光度と放射光度が効いているのかを示したもの

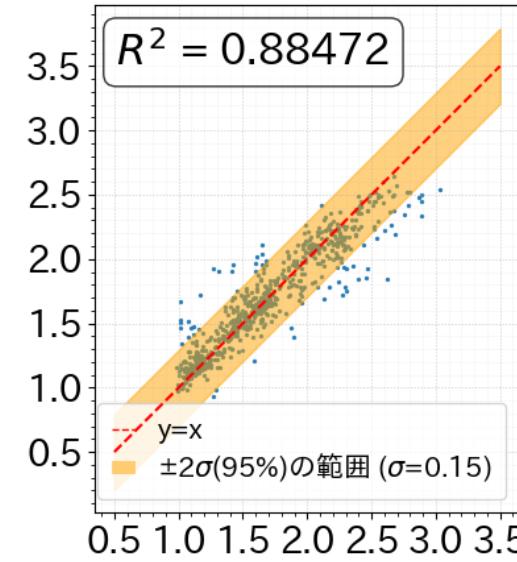
入力値として別の時刻の L_{kin} の値を追加②

推定結果： $-50t_g$ と $-100t_g$ の L_{kin} と L_{rad} を入力値に追加（横軸：正解値，縦軸：推定値）

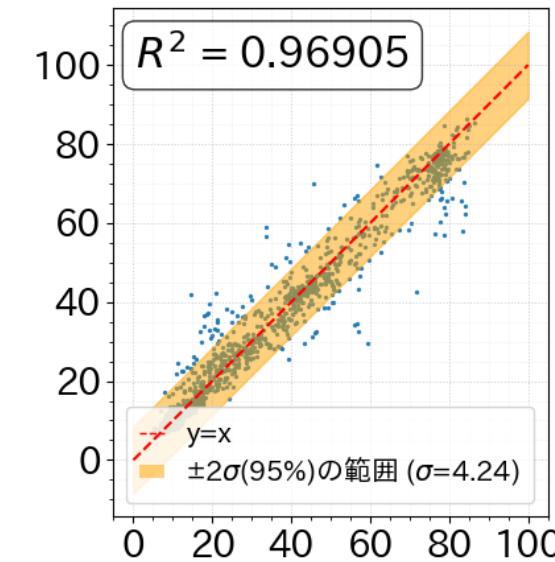
質量降着率 (RIAF)



質量降着率(super-Edd)

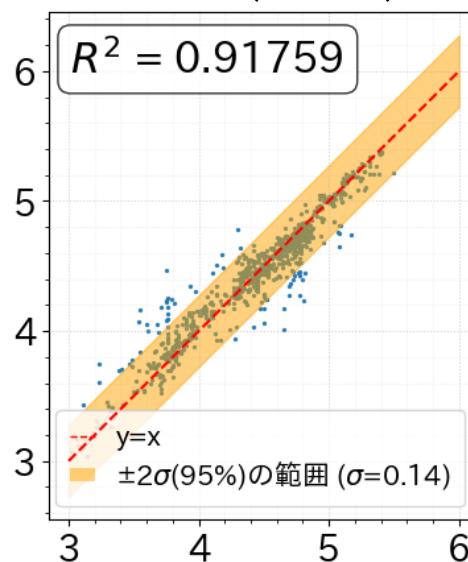


MADパラメータ

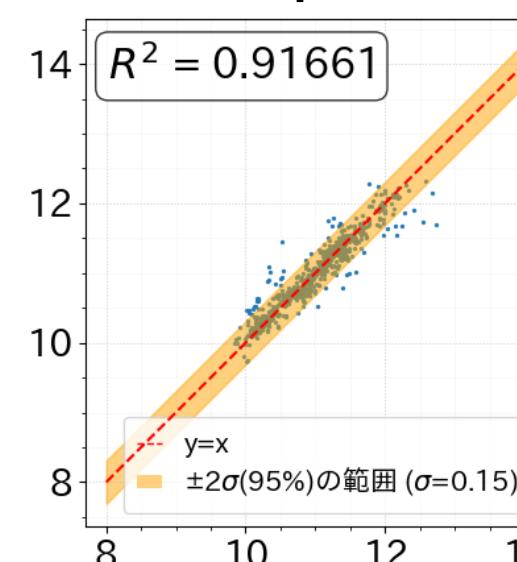


決定係数は **0.88~0.97** であり、先の結果よりも精度は落ちているがそれでも良く推定できている。
スピニについては正答率99.5%

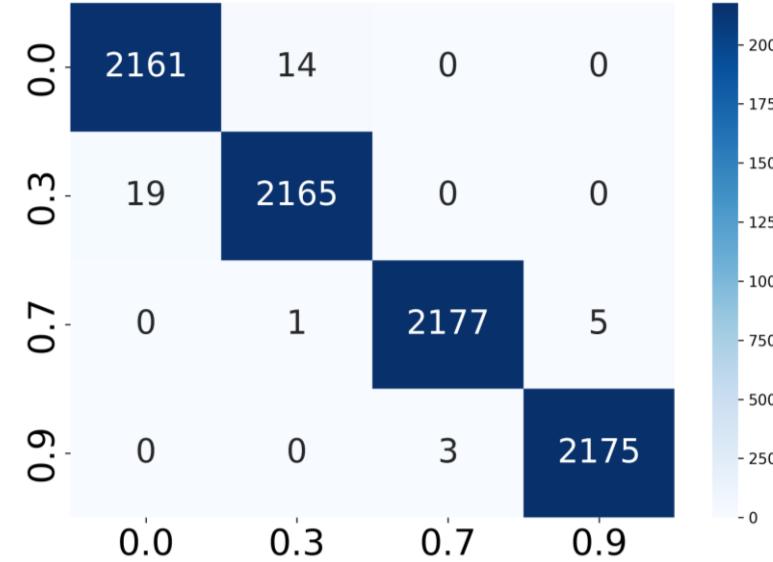
磁束 (RIAF)



磁束 (super-Edd)

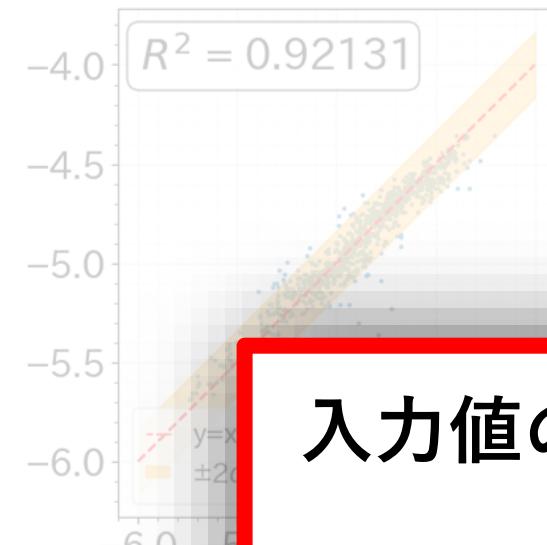


スピニの正答率

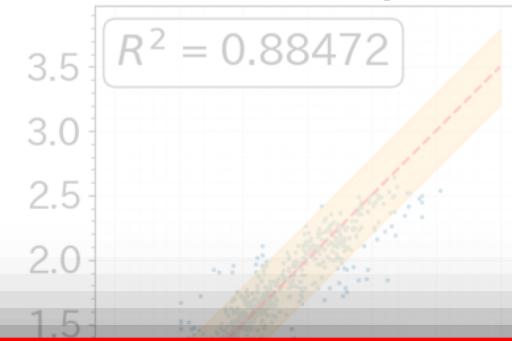


推定結果： $-50t_g$ と $-100t_g$ の L_{kin} と L_{rad} を入力値に追加（横軸：正解値，縦軸：推定値）

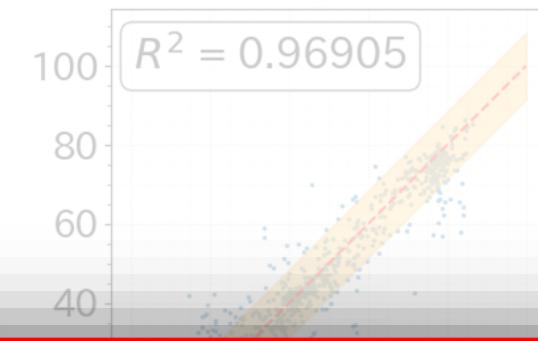
質量降着率 (RIAF)



質量降着率 (super-Edd)



MADパラメータ

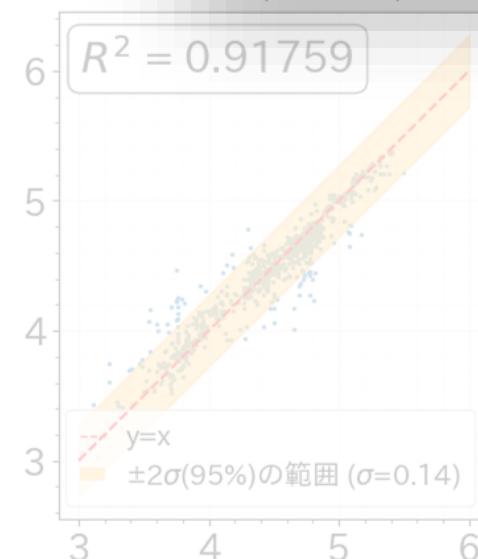


決定係数は0.88~0.97
であり、先の結果よりも精度
は落ちているがそれでも良好
推定できています

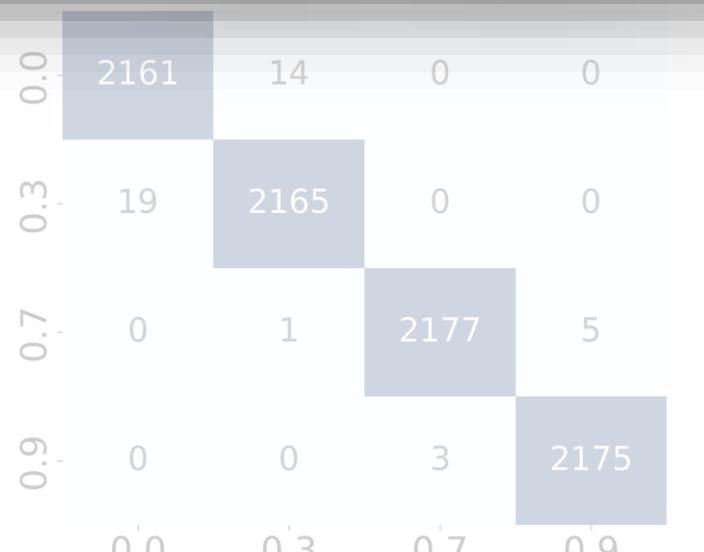
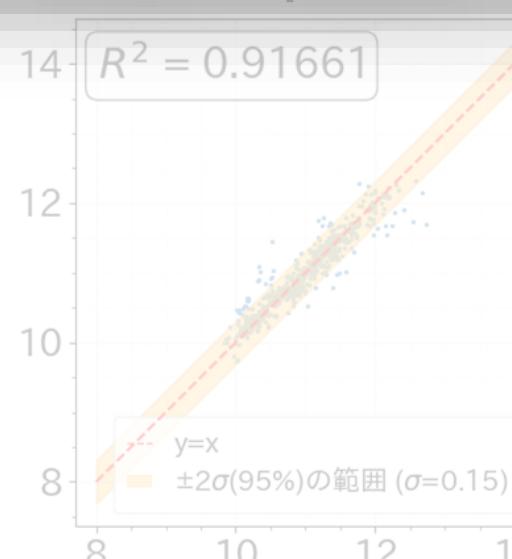
入力値の数を402列から6列にしても同程度での推定が可能

→ 実際の観測データへの適用可能性あり

磁束 (RIAF)



MAD (Super-Edd)



まとめと今後の展望

目的：機械学習による推定が可能か否かをシミュレーションデータの範囲で検証

結果：

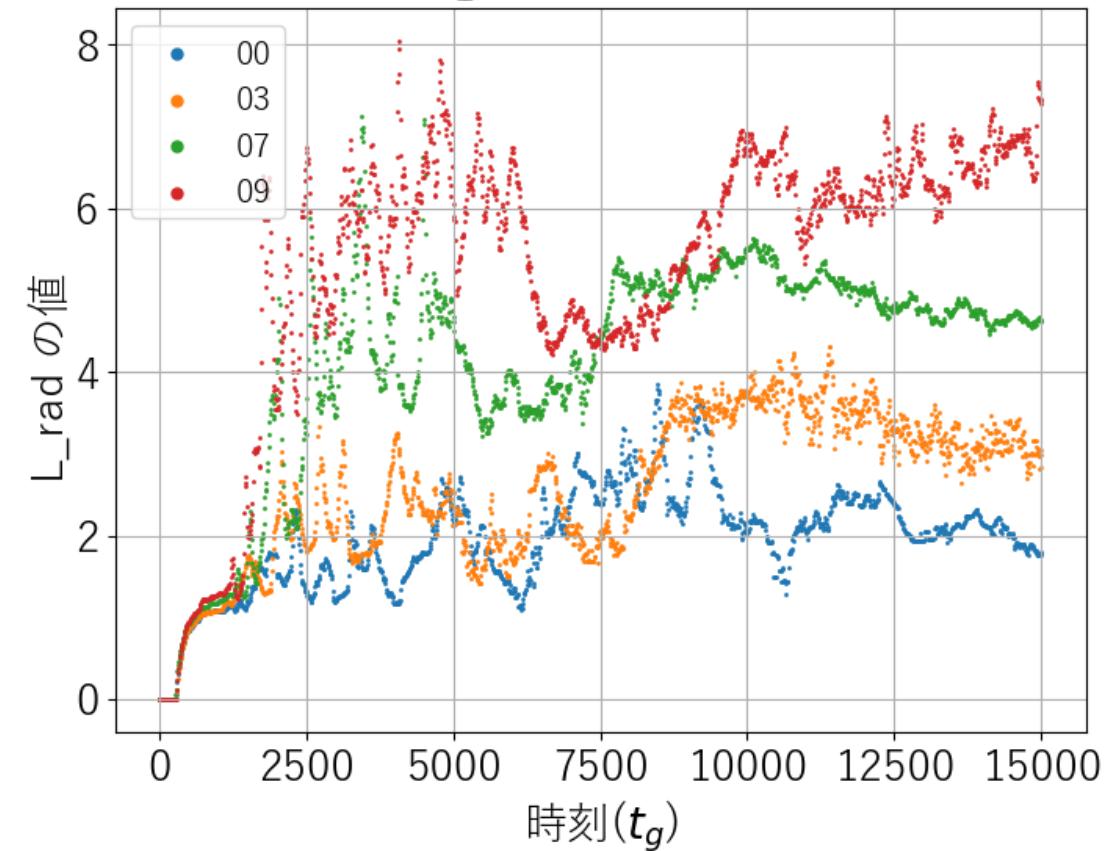
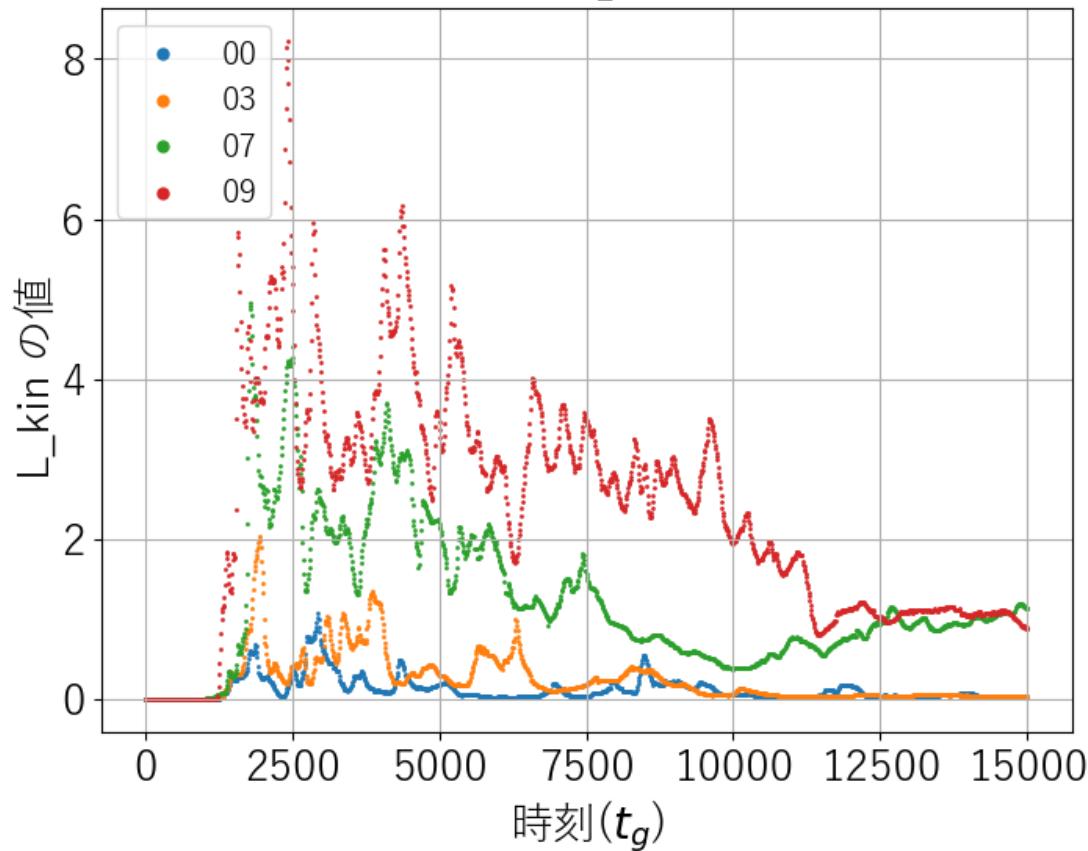
- ✓ シミュレーションデータの範囲においては**十分な精度で推定**することができた
- ✓ 推定するのに重要な時刻を特定し、**より少ない入力でも同程度の精度で推定**することができた

今後の展望

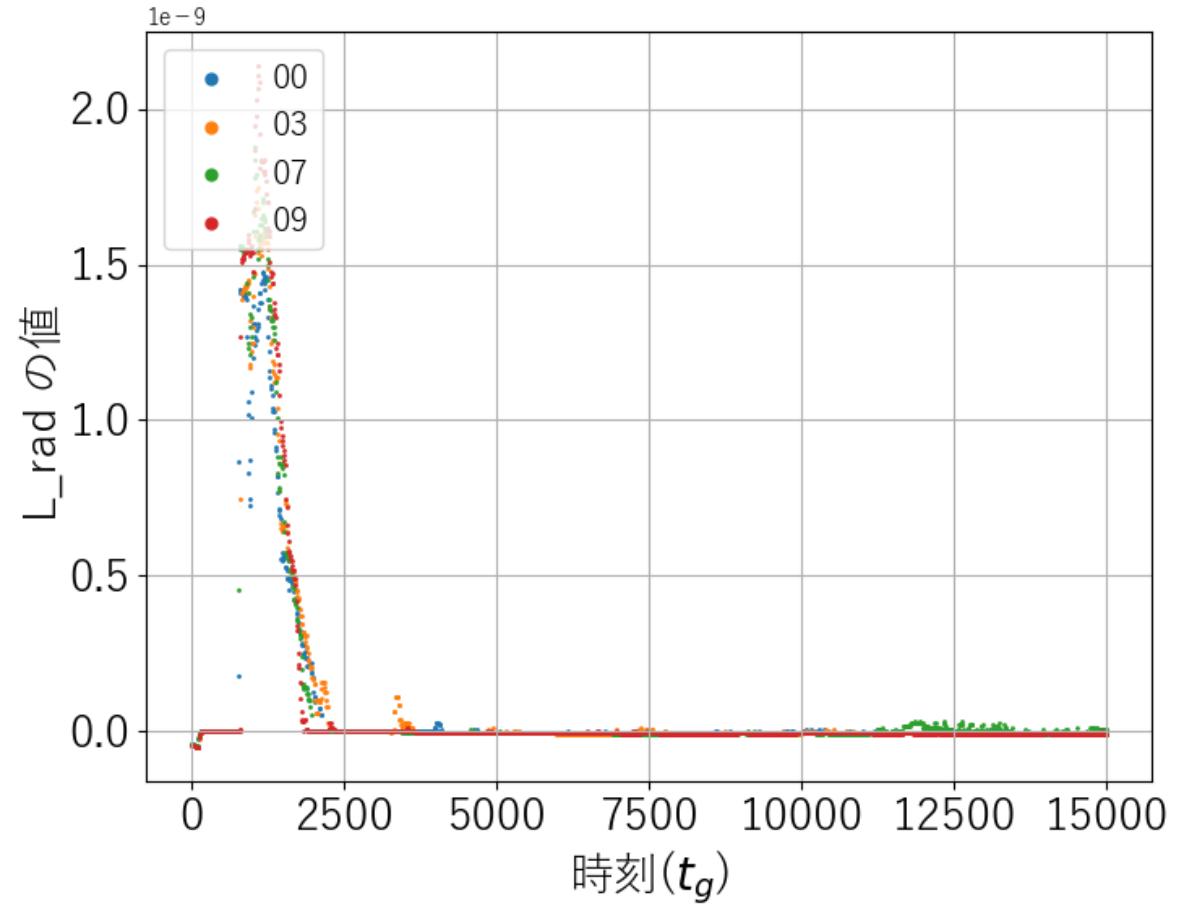
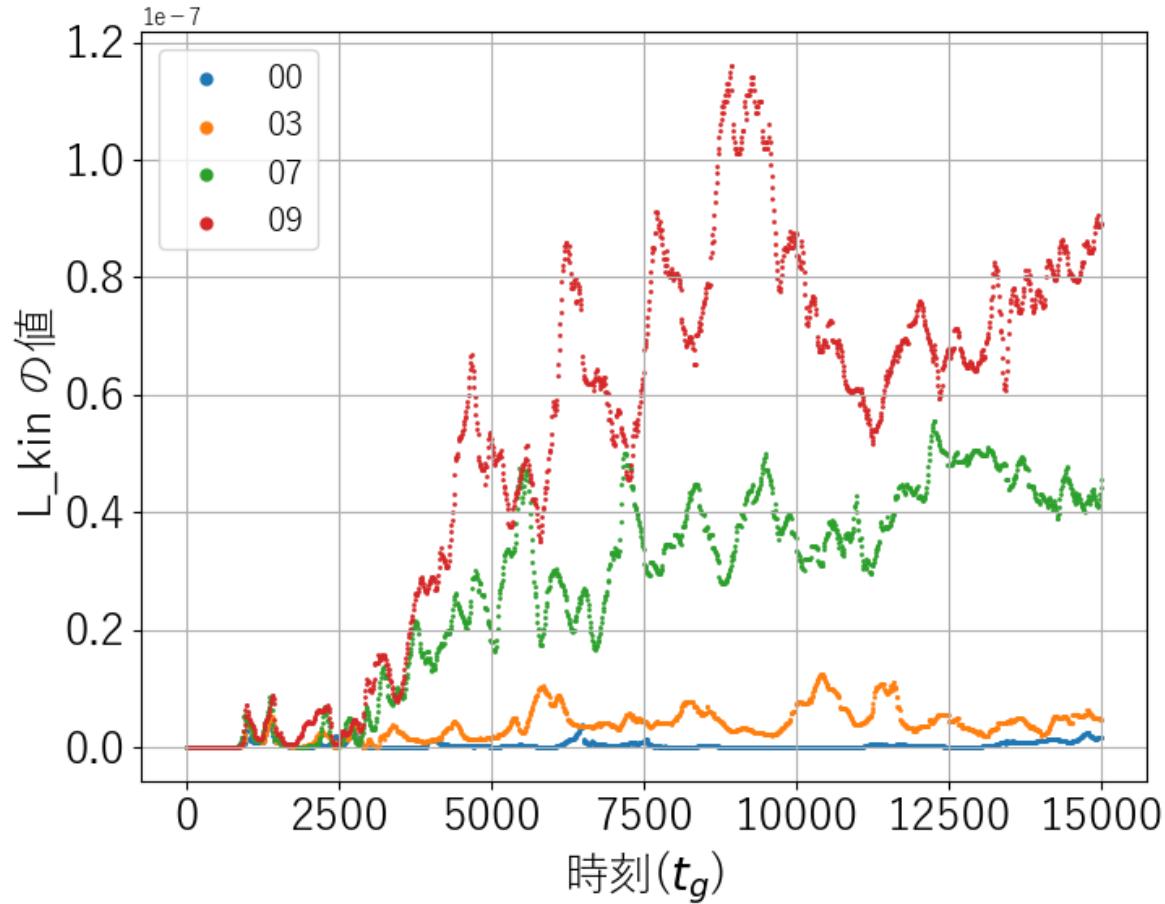
- ・教師データの疎密を改善することでより強固な機械学習モデルを作成する
- ・観測データに適用できるようにノイズを入れた学習を実施
- ・M87などの観測との比較

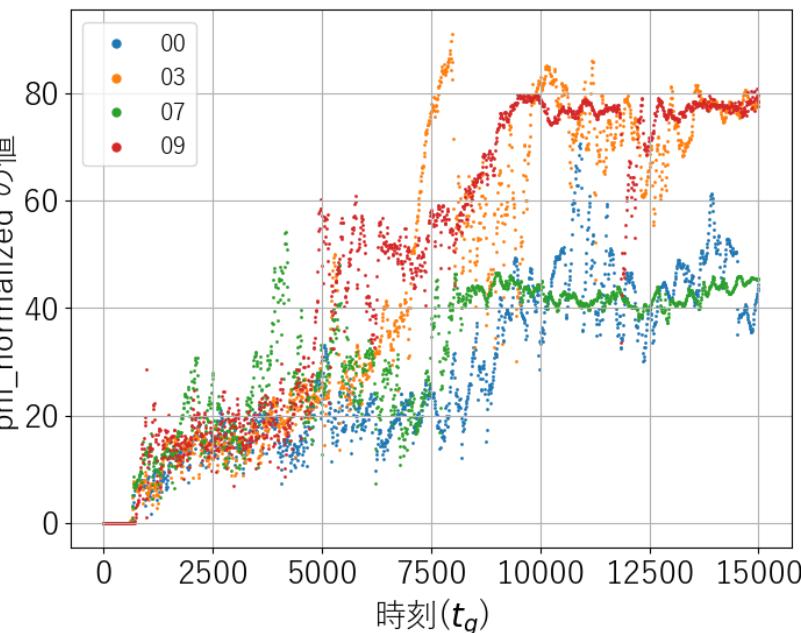
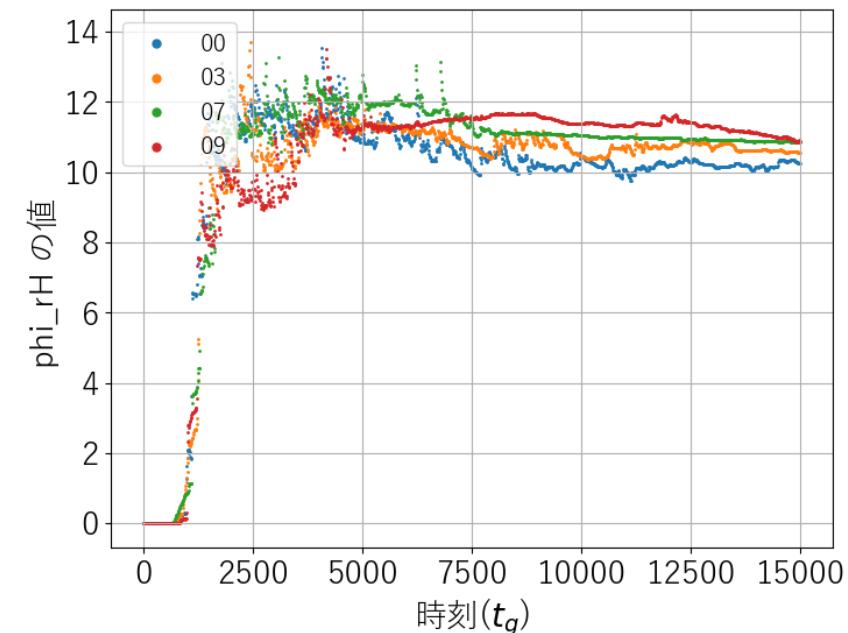
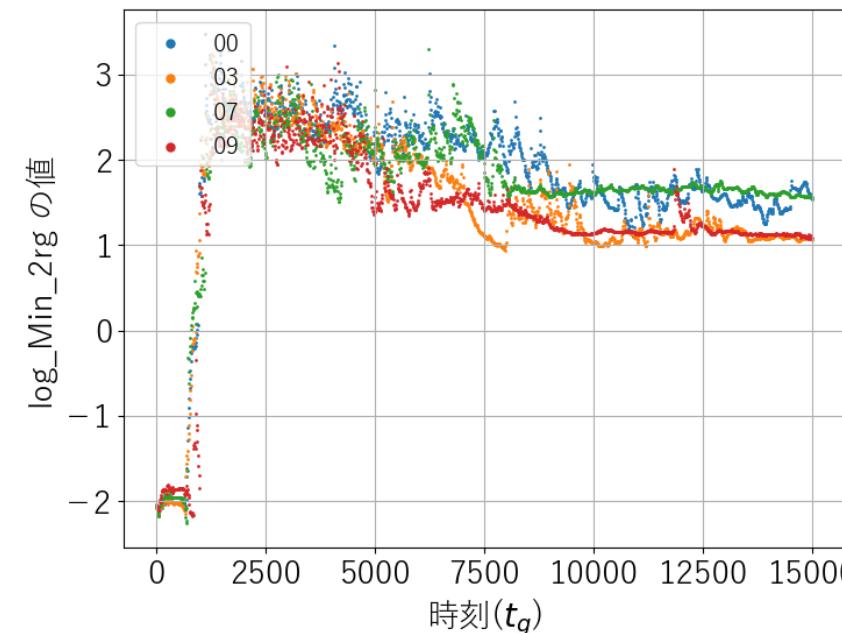
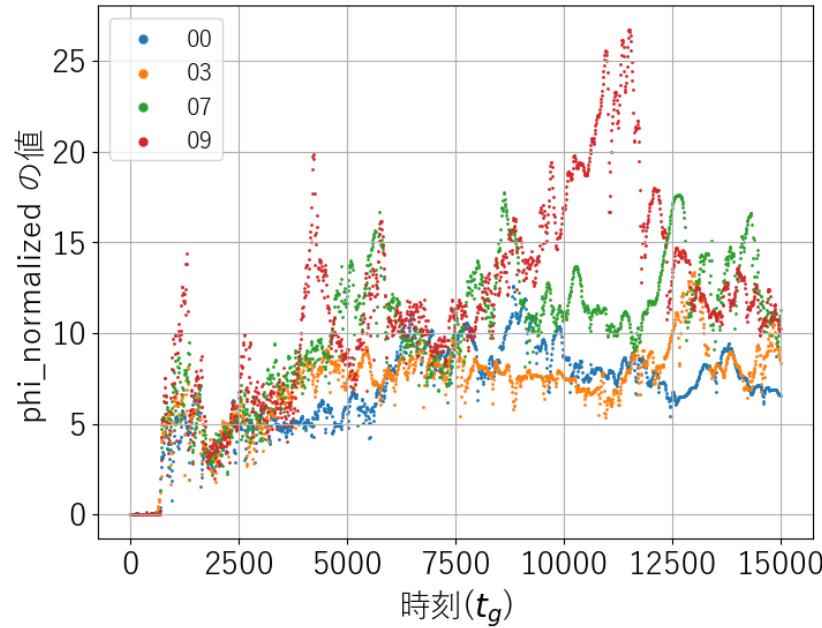
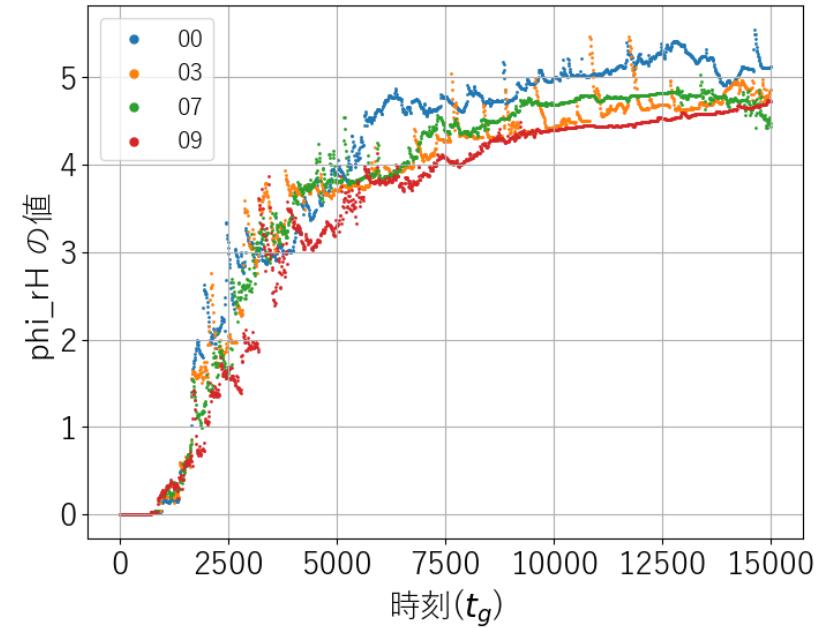
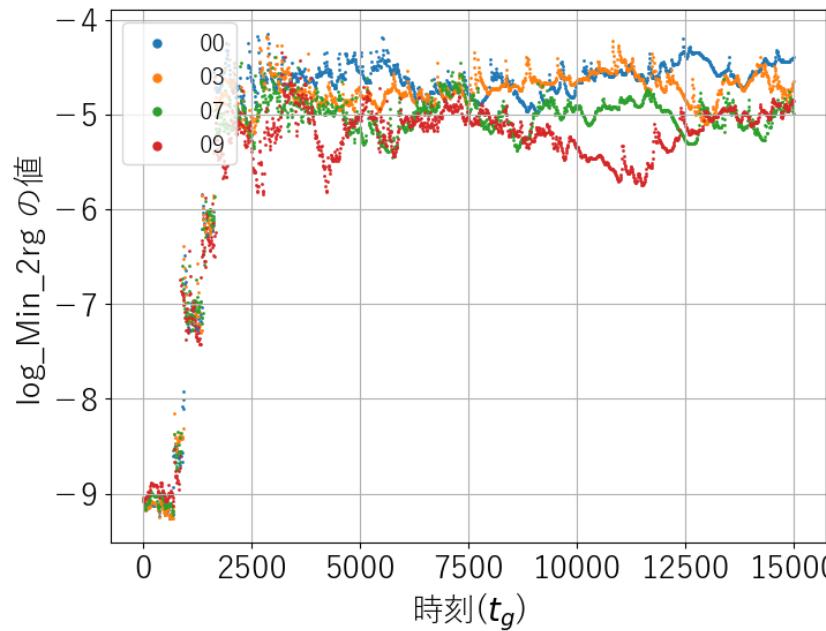
Appendix

Super-Eddington



RIAF

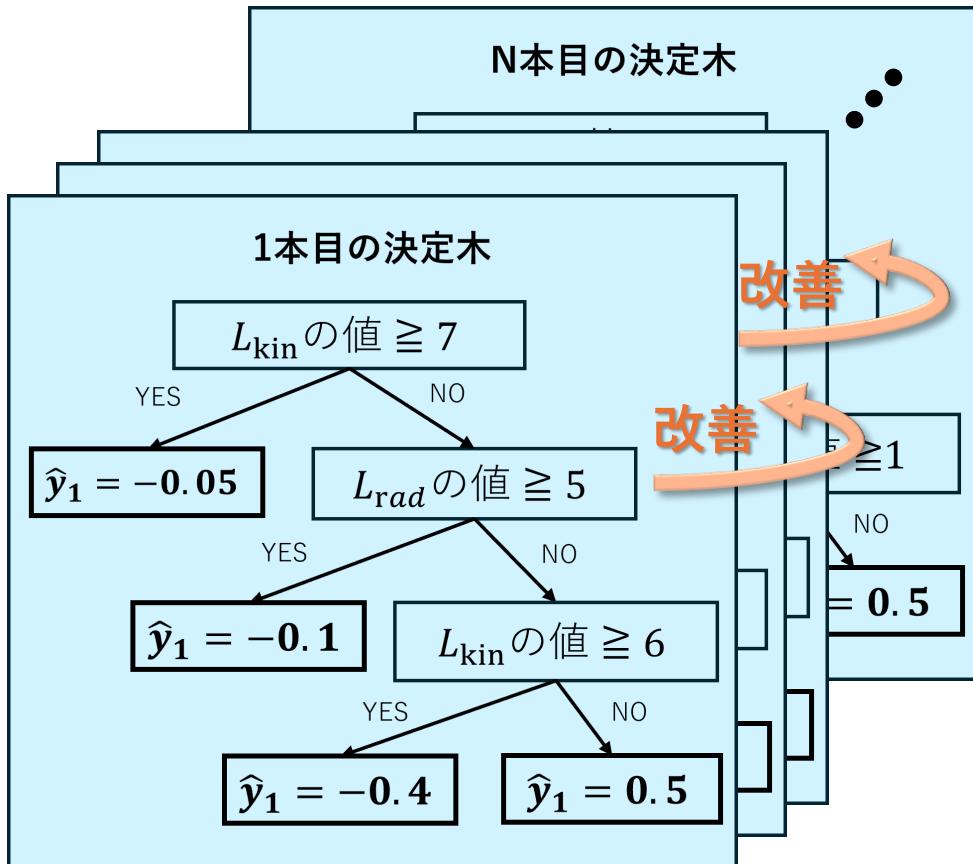




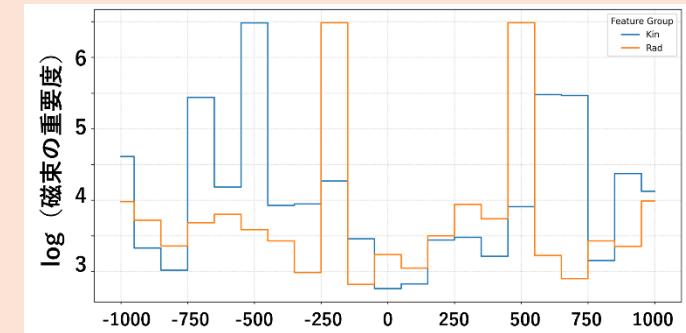
本研究で用いた機械学習手法

LightGBM

…勾配ブースティング決定木(GBDT)
を実装したライブラリ

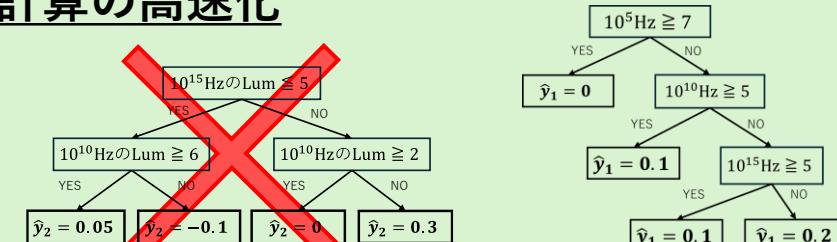


① GBDTベースのアルゴリズム
⇒ 特徴量の重要度がわかる



各特徴量の、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。

機械学習モデルの評価方法について

教師データ（シミュレーションデータ）					
	入力		出力		
	L_{kin}	L_{rad}	質量降着率	磁束	MADパラメータ
Data_1	0.3	0.1	1	3	1.5
Data_2	0.6	0.4	2	8	2
Data_3	1	1.3	2.5	10	2
Data_4	2	2	5	12	1.2
Data_5	5	2.5	10	16	0.8
...



機械学習モデル

機械学習モデルの評価方法について

教師データ（シミュレーションデータ）					
	入力		出力		
	L_{kin}	L_{rad}	質量降着率	磁束	MADパラメータ
Data_1	0.3	0.1	1	3	1.5
Data_2	0.6	0.4	2	8	2
Data_3	1	1.3	2.5	10	0
Data_4	2	2	5	12	1.2
Data_5	5	2.5	10	16	0.8
...

機械学習モデル

入力

学習に未使用のデータ

機械学習モデルの評価方法について

教師データ（シミュレーションデータ）					
	入力		出力		
	L_{kin}	L_{rad}	質量降着率	磁束	MADパラメータ
Data_1	0.3	0.1	1	3	1.5
Data_2	0.6	0.4	2	8	2
Data_3	1	1.3	2.5	10	0
Data_4	2	2	5	12	1.5
Data_5	5	2.5	10	16	0.8
...

学習に未使用のデータ

入力

機械学習モデル

予測

予測値		
質量降着率	磁束	MADパラメータ
4	13	1.1
9	17	1
2	3	4

機械学習モデルの評価方法について

教師データ（シミュレーションデータ）					
	入力		出力		
	L_{kin}	L_{rad}	質量降着率	磁束	MADパラメータ
Data_1	0.3	0.1	1	3	1.5
Data_2	0.6	0.4	2	8	
Data_3	1	1.3	2.5	10	2
Data_4	2	2	5	12	1.2
Data_5	5	2.5	10	16	0.8
...

入力

正解値

機械学習モデル

予測

比較して評価

予測値		
質量降着率	磁束	MADパラメータ
4	13	1.1
9	17	1
2	3	4

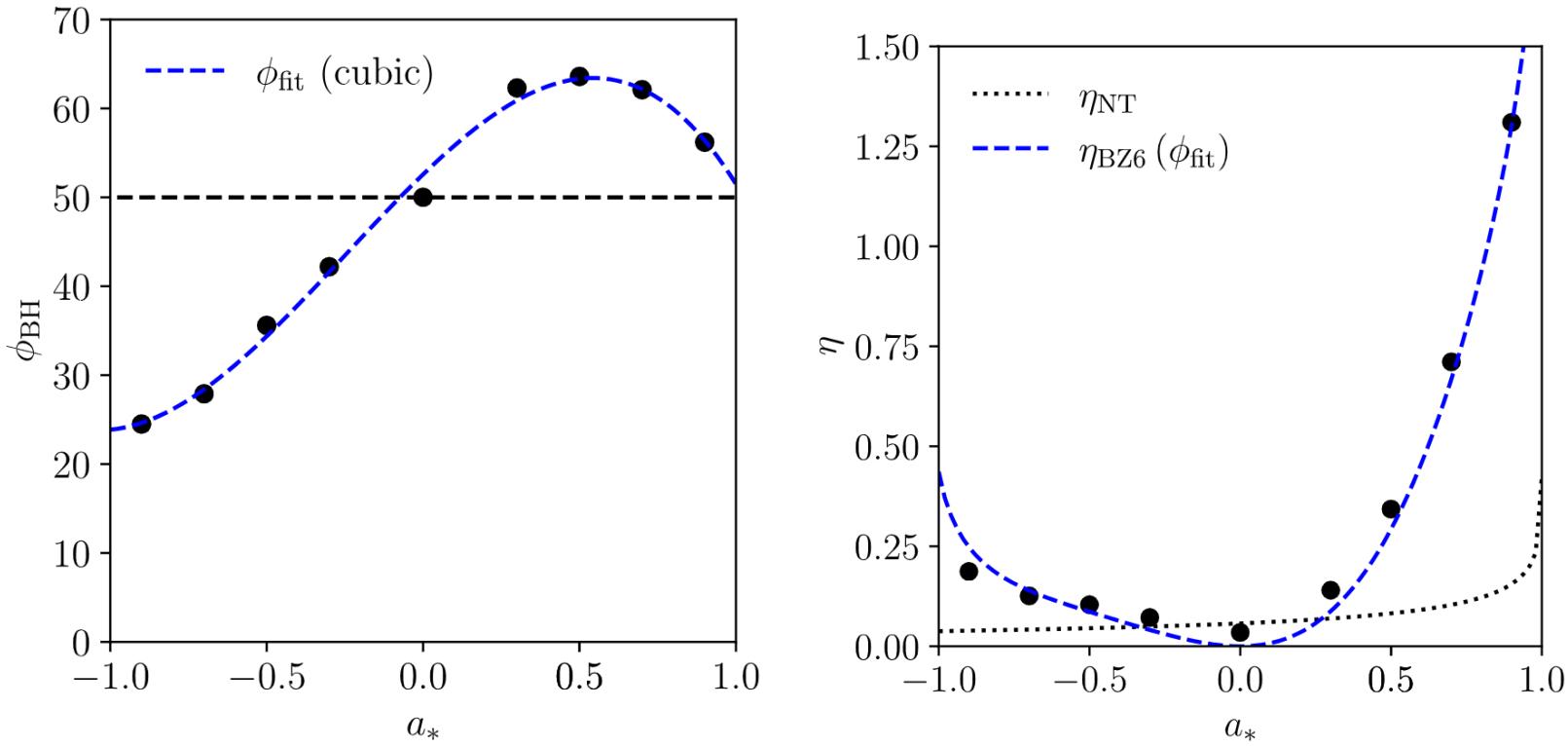


Figure 4. (Left) We show the time-averaged saturated magnetic flux parameter ϕ_{BH} as a function of BH spin a_* (black dots) for the nine simulations described in this paper. The horizontal dashed line, $\phi_{\text{BH}} = 50$, is typically taken as the saturation value of the magnetic flux parameter, but note that ϕ_{BH} is substantially smaller for counter-rotating discs ($a_* < 0$). The dashed blue line is a third-order polynomial fit to $\phi_{\text{BH}}(a_*)$ (equation 9). (Right) We show the outflow energy efficiency factor $\eta = P_{\text{out}}/\dot{M}_0 c^2$ (black dots). For $a_* \gtrsim 0.8$, we find $\eta > 1$, which means that the jet power exceeds the entire rest mass energy flow $\dot{M}_0 c^2$ into the BH. For a given \dot{M}_0 , the jet is much less powerful in the case of a counter-rotating disc. The dotted black line shows the efficiency of a standard [Novikov & Thorne \(1973\)](#) thin accretion disc. The dashed blue line is the BZ6 (equation 10) prediction for the jet power (from [Tchekhovskoy, Narayan & McKinney 2010](#)), obtained by substituting the fitting function for magnetic flux $\phi_{\text{fit}}(a_*)$ from the left-hand panel. The result agrees with the simulations in [Tchekhovskoy et al. \(2012\)](#).

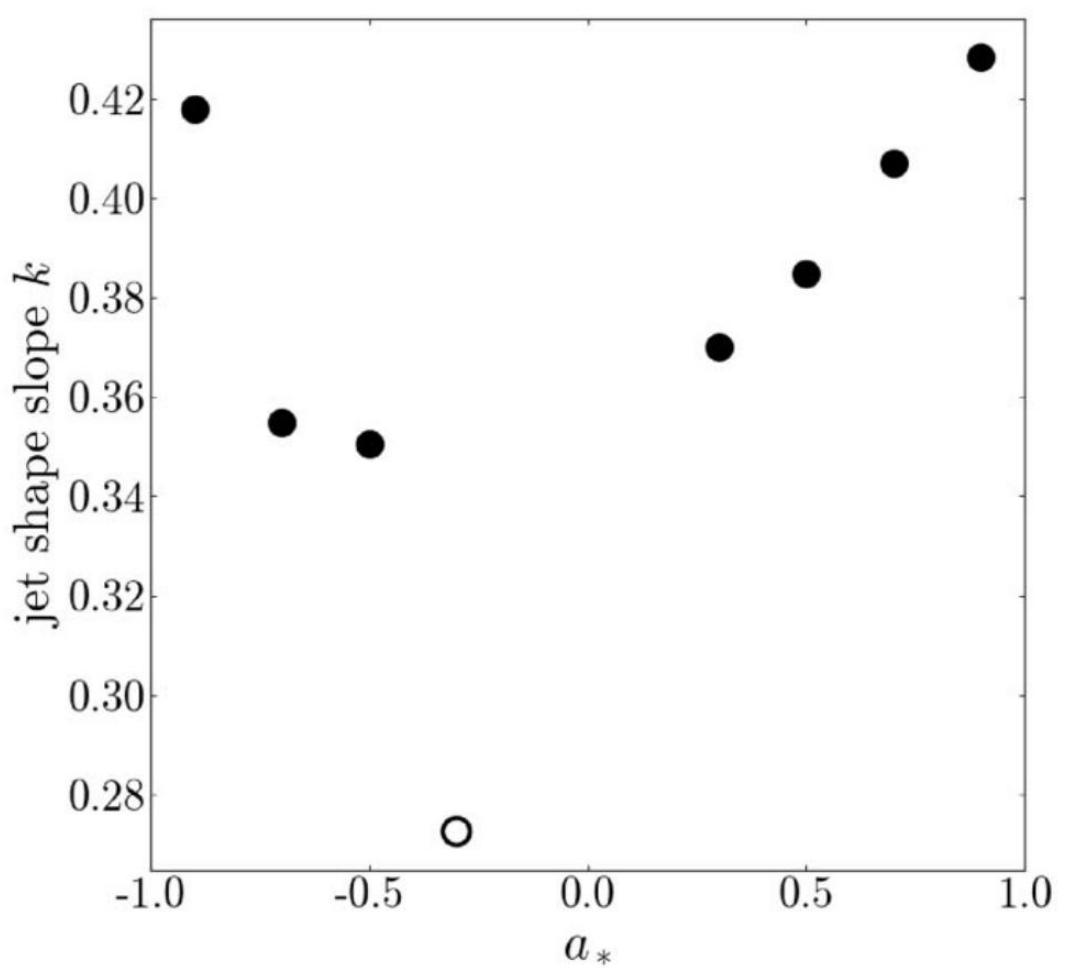
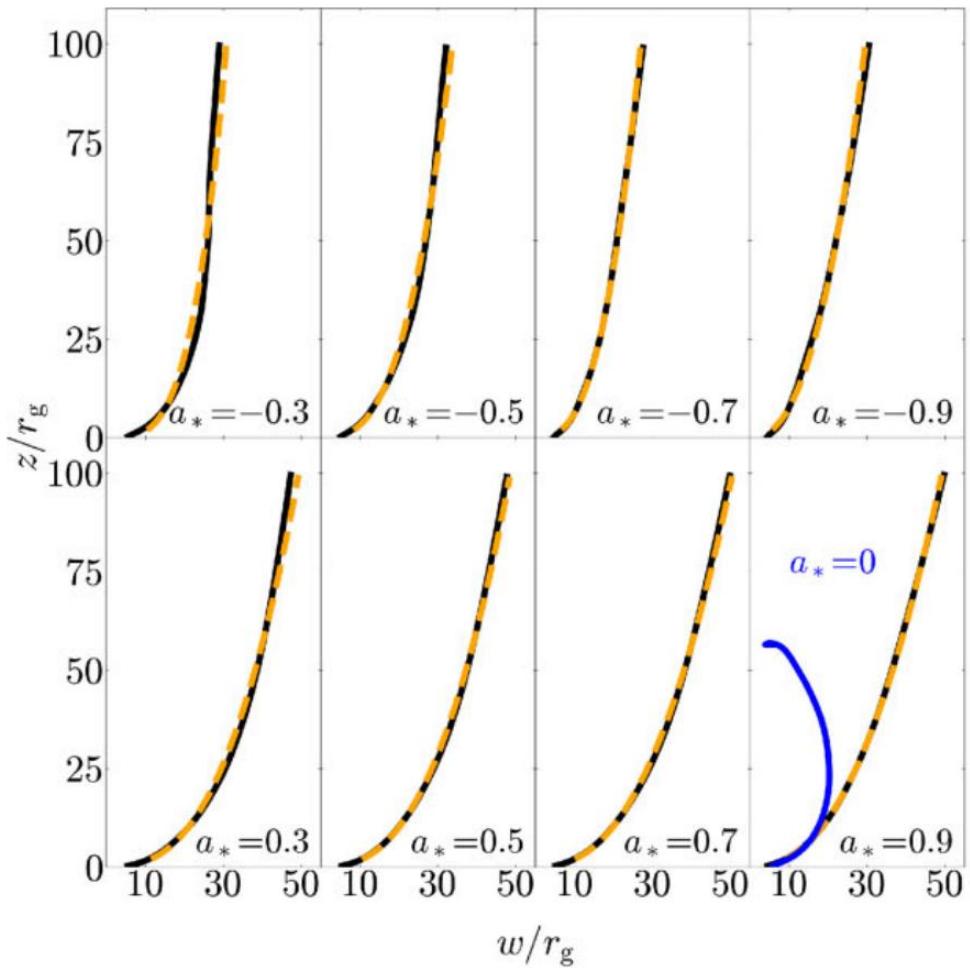


Figure 8. (Left) Time- and azimuth-averaged jet boundary (in black), defined by magnetization $\sigma_M = 1$, for all simulations; we additionally average the jet shape over the upper and lower jet. We fit the jet shape assuming a power-law relationship between the jet width w and height z : $w \propto z^k$ (orange-dashed). The $\sigma_M = 1$ contour for $a_* = 0$ (blue, lower right panel) collapses on to the grid polar axis at $z \approx 60 r_g$, indicating the lack of an extended jet. (Right) The best-fitting jet shape index k as a function of a_* . We indicate spin $a_* = -0.3$ with an open circle to indicate that the fit for k is not well constrained. We do not fit for k in the case of $a_* = 0$.

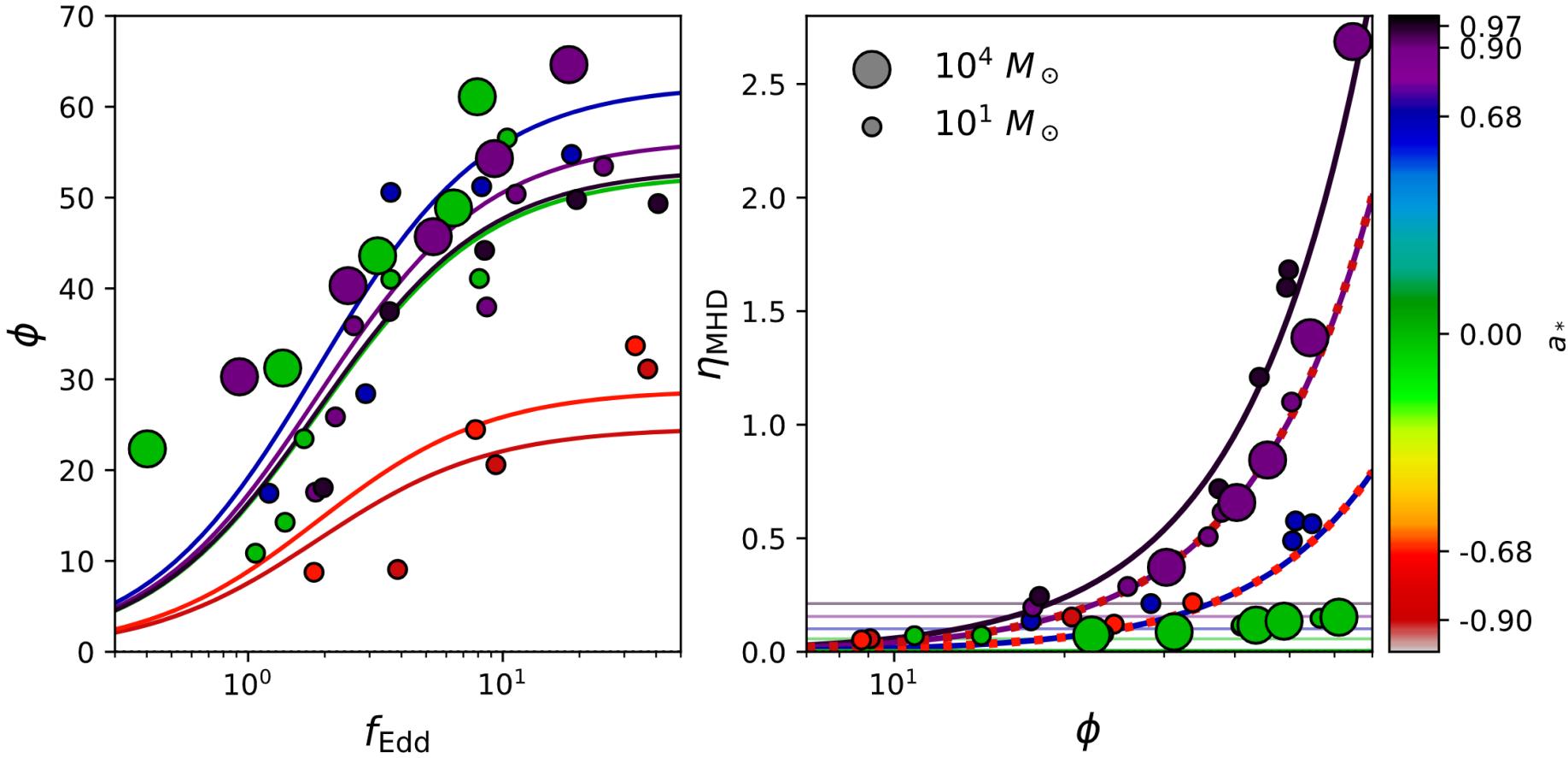
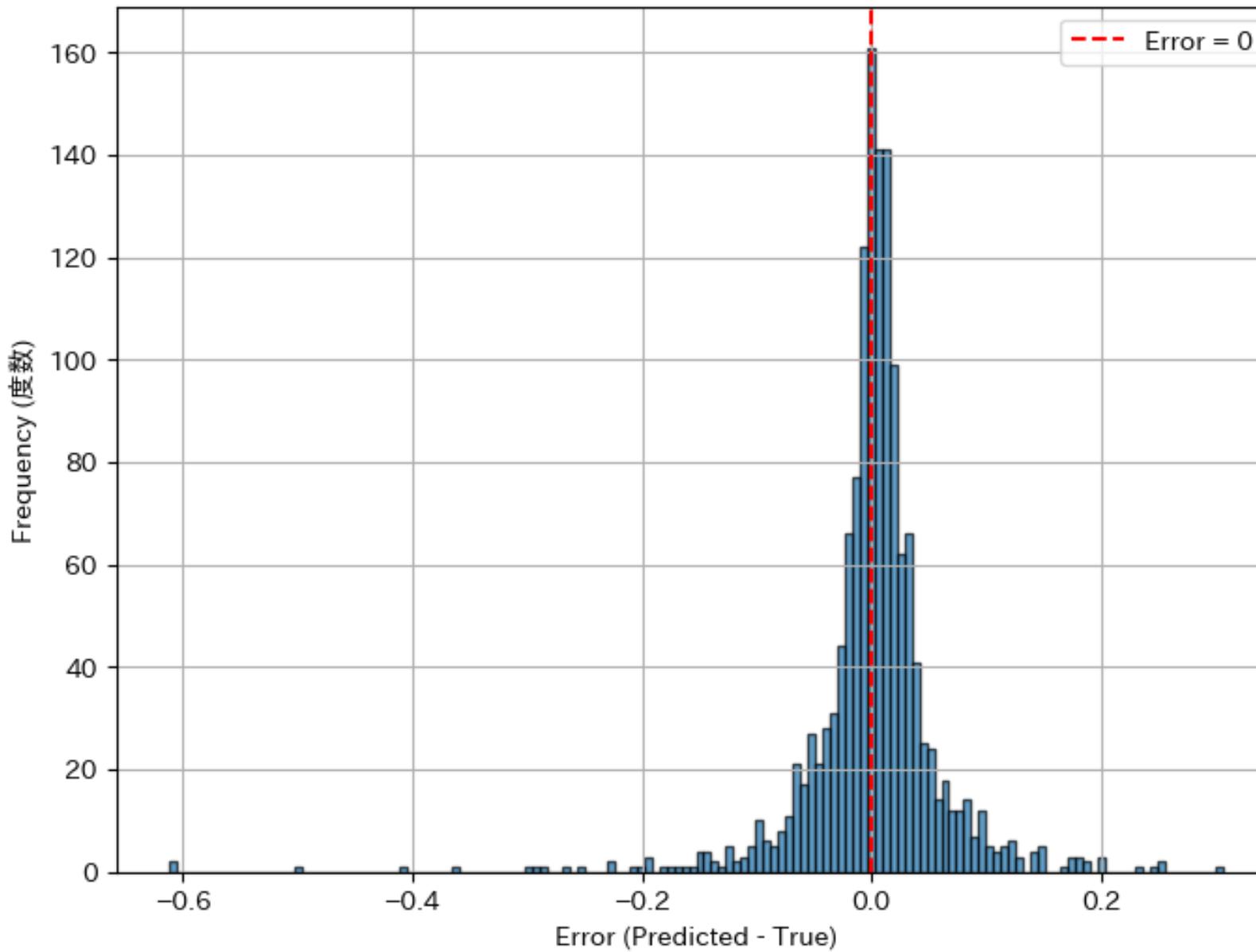


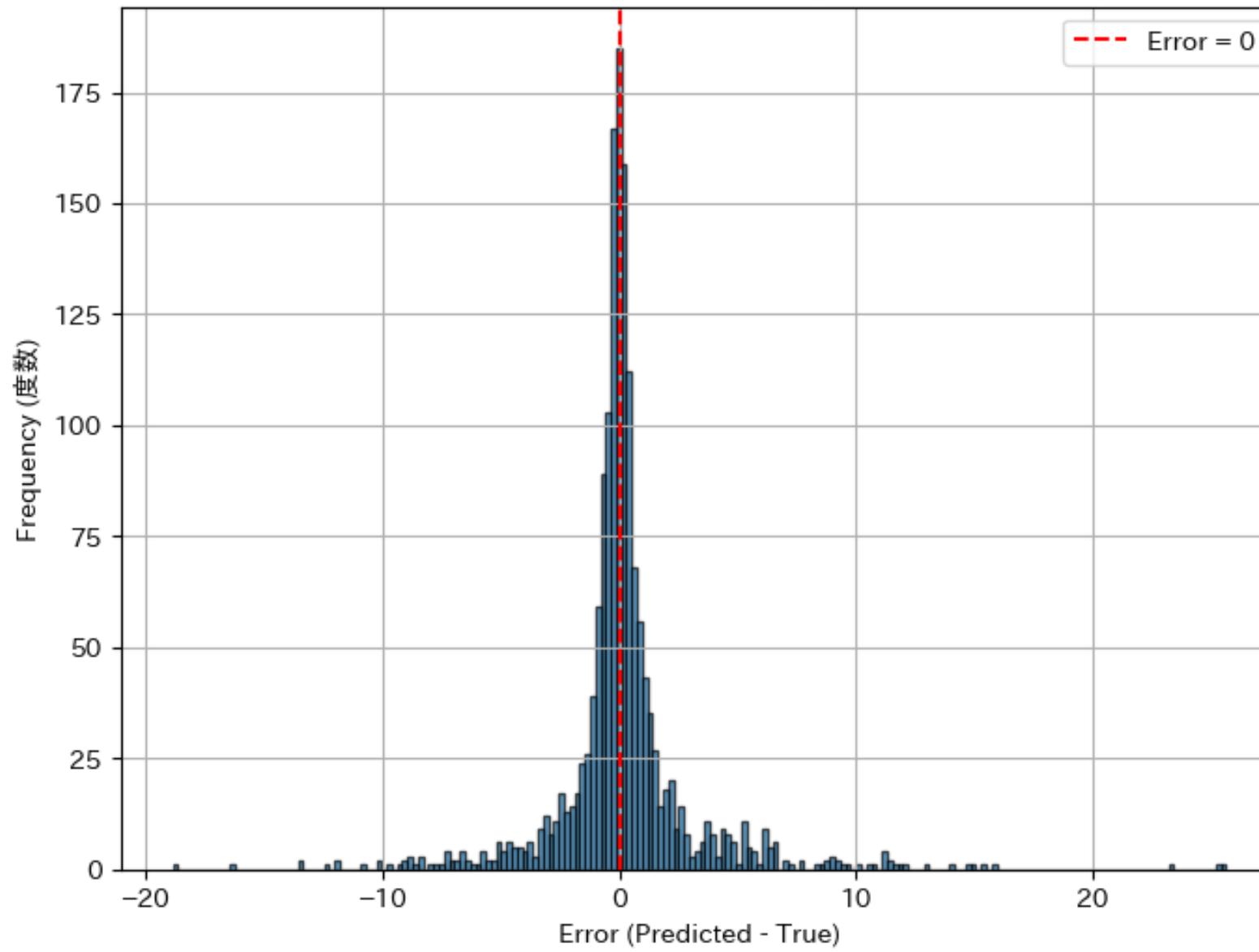
Figure 2. *Left:* Magnetic flux parameter ϕ as a function of Eddington ratio f_{Edd} , where color encodes different values of the BH spin a_* . For each spin sampled by our simulation library, we plot our fitting function (Equation 3) in the appropriate color. *Right:* MHD energy outflow efficiency η_{MHD} as a function of magnetic flux parameter for each of our models. For each spin sampled by our simulation library, we plot the BZ prediction η_{EM} (Equation 5) as colored lines. The agreement is excellent, implying that a BZ-like electromagnetic jet dominates the outflow energy in most of the simulations, except for $a_* = 0$, which features a weaker hydrodynamic outflow. As a point of reference, we plot the radiative efficiencies of thin disks with $a_* \in \{0, 0.68, 0.9, 0.97\}$ as horizontal lines.

Histogram of Prediction Errors_Min (残差のヒストグラム)



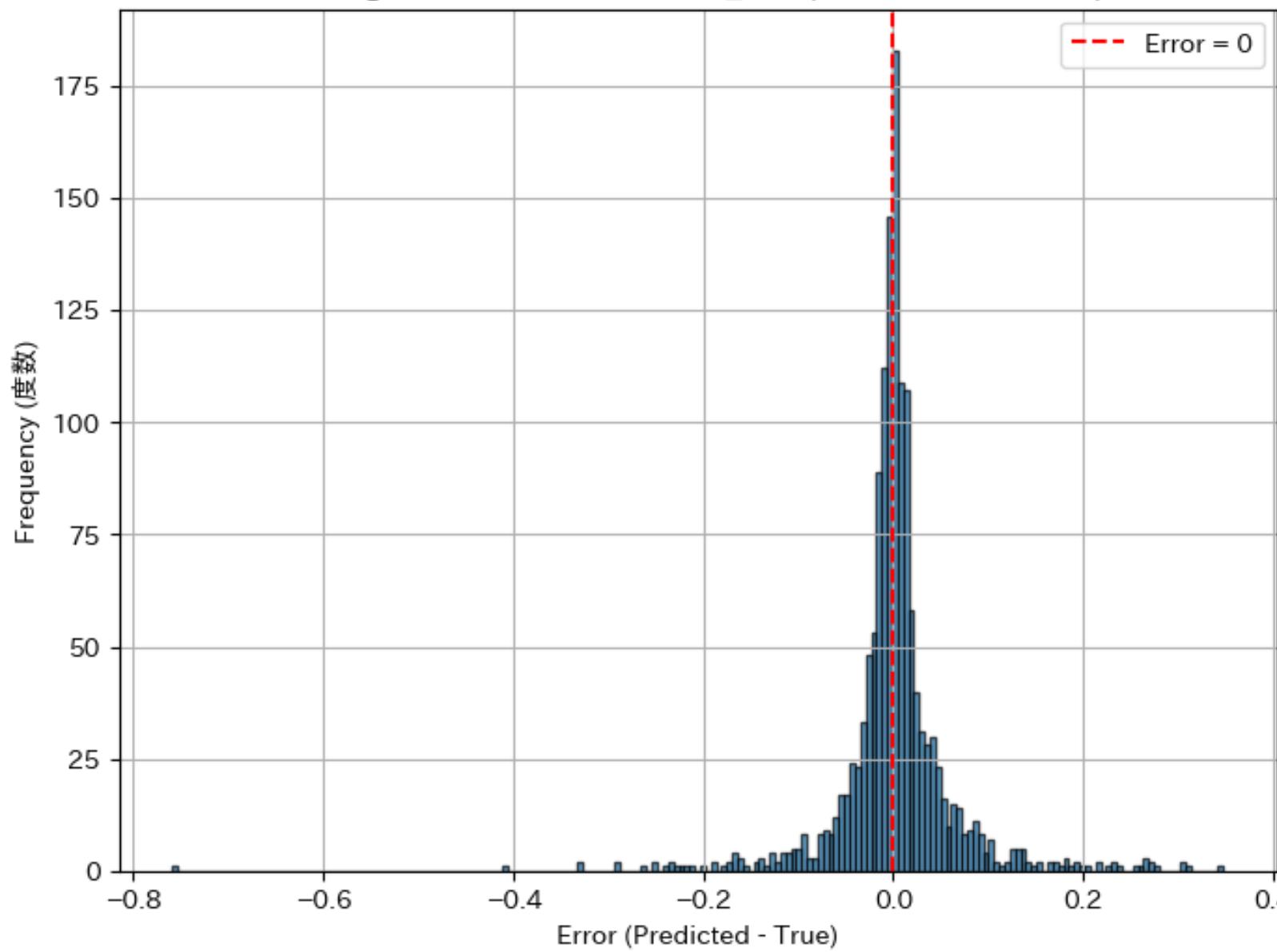
降着率

Histogram of Prediction Errors_Min (残差のヒストグラム)



MADパラメータ

Histogram of Prediction Errors_Min (残差のヒストグラム)



磁束