

## クエストのプラズマ制御システムと機械学習による プラズマ形状の高速同定

長谷川, 真  
九州大学応用力学研究所

QUEST group

<https://hdl.handle.net/2324/7183077>

---

出版情報 : pp.1-22, 2024-03. Advanced Fusion Research Center, Kyushu University  
バージョン :  
権利関係 :



# クエストのプラズマ制御システムと 機械学習によるプラズマ形状の高速同定

Makoto Hasegawa, and QUEST group  
RIAM, Kyushu Univ.

第19回QUEST研究会  
日時:2024年3月5日(木)、6日(水)  
場所:クエスト実験棟2階会議室

## 内容

- プラズマ形状の高速同定をする目的
- クエストのプラズマ制御システムの紹介
- 機械学習のためのデータセットの作成
- 機械学習モデルとデータ処理の方法
- モデルの予測精度
- モデルの妥当性と実験への適用
- まとめ

# プラズマ位置・形状の高速同定をする目的

- プラズマ放電の**長時間維持**をするには、粒子制御や熱負荷制御が重要。
- この制御には**ダイバータ配位**での維持が適しており、そのプラズマ位置・形状を制御するために、**位置・形状の高速同定**が必要になる。
- プラズマ位置・形状を求めるために、一般に**力学的平衡計算**を行うが、その計算は負荷が高く**計算に時間がかかる**( $\sim$ sec)。

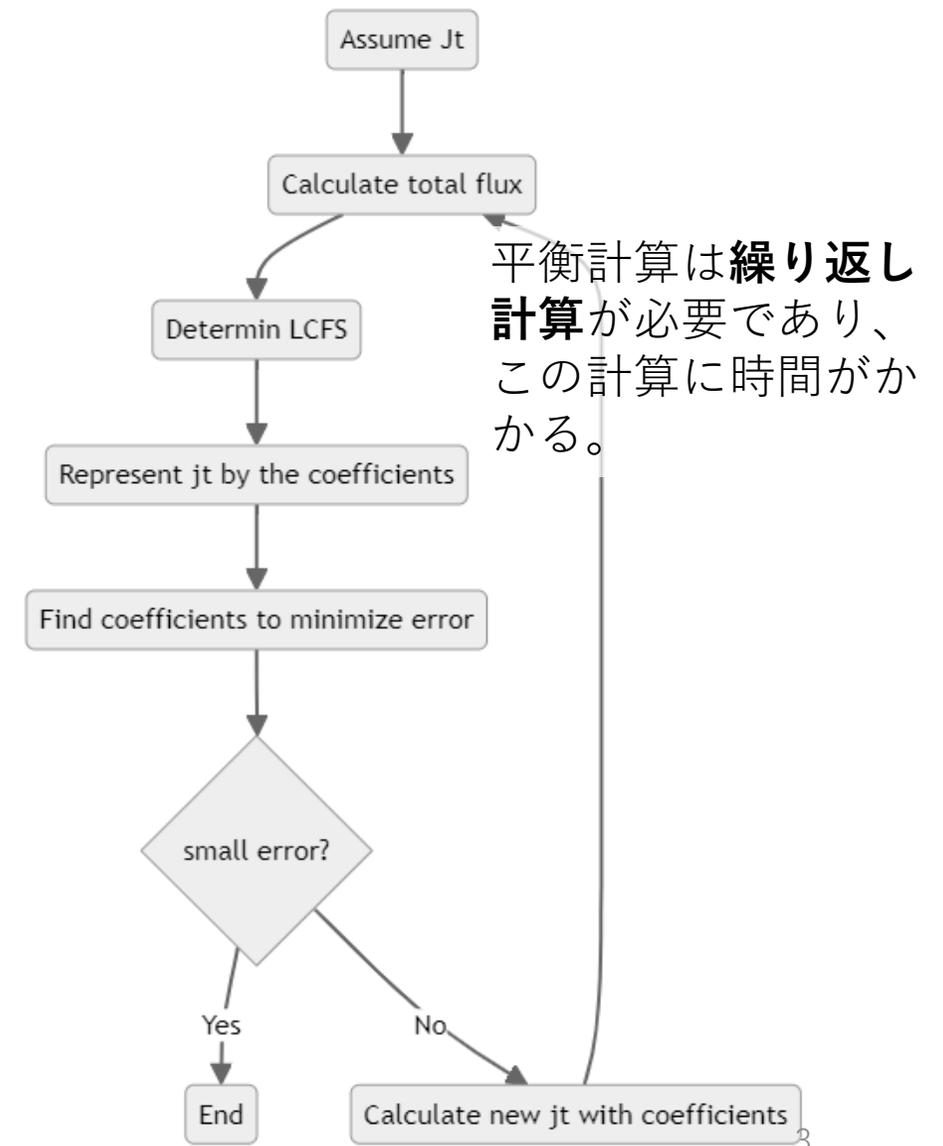


目的：

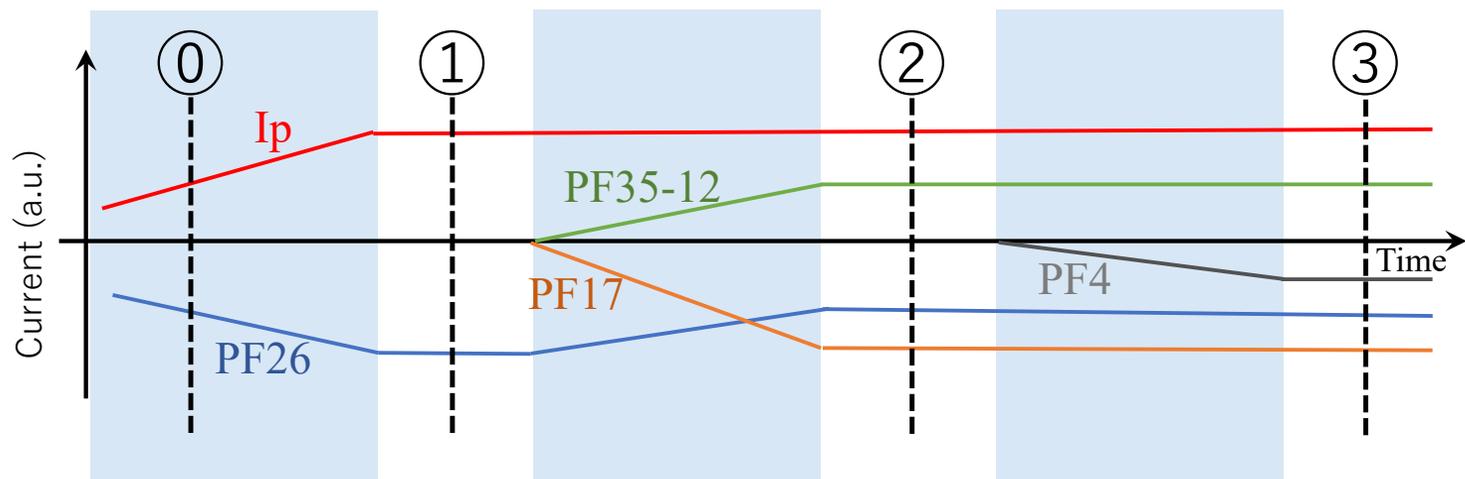
**高速にプラズマ形状を同定**できる機械学習モデルの作成

- 大量の平衡計算のデータセットを作成
- ニューラルネットワークによる機械学習

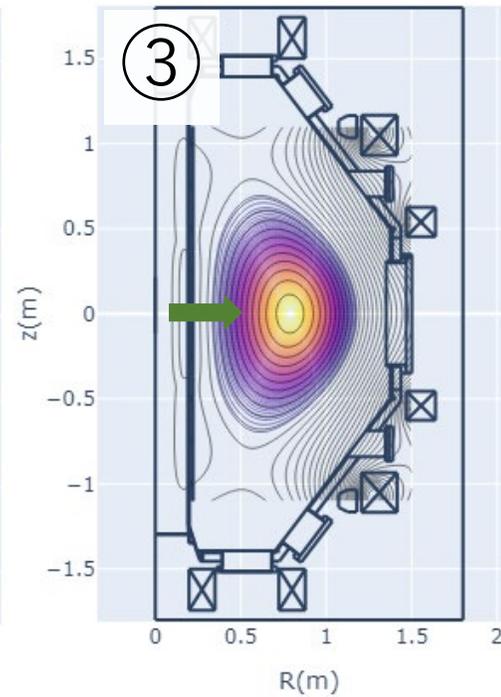
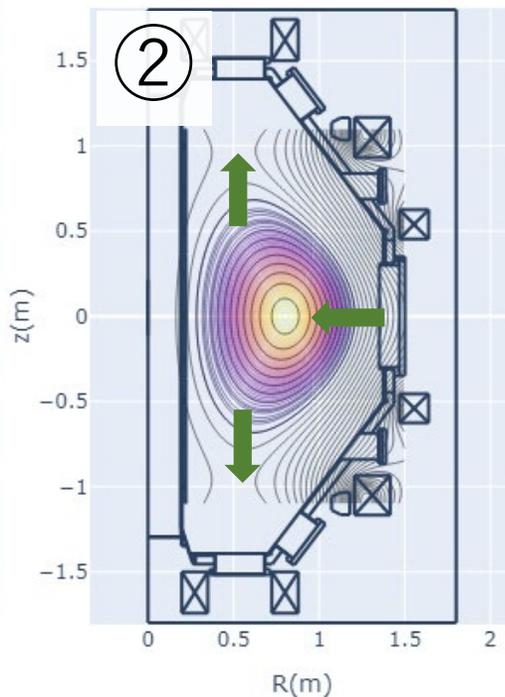
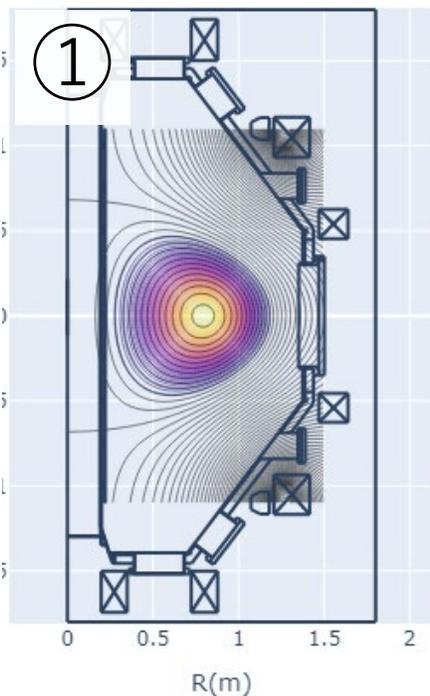
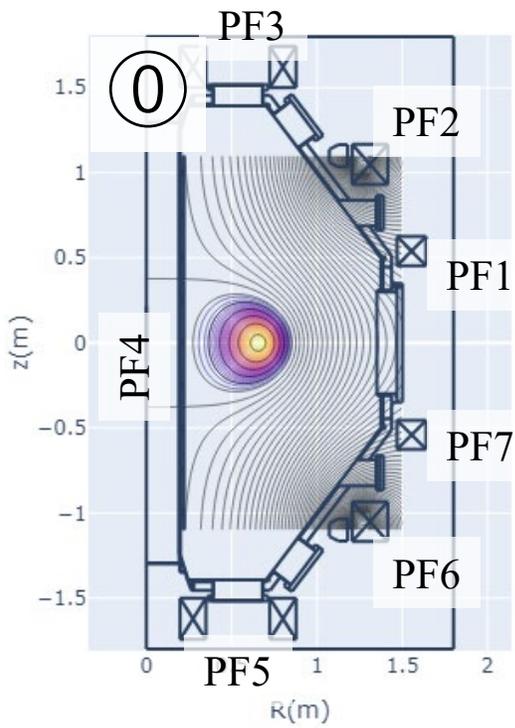
## 平衡計算の手順



# ダイバータ配位の生成手順



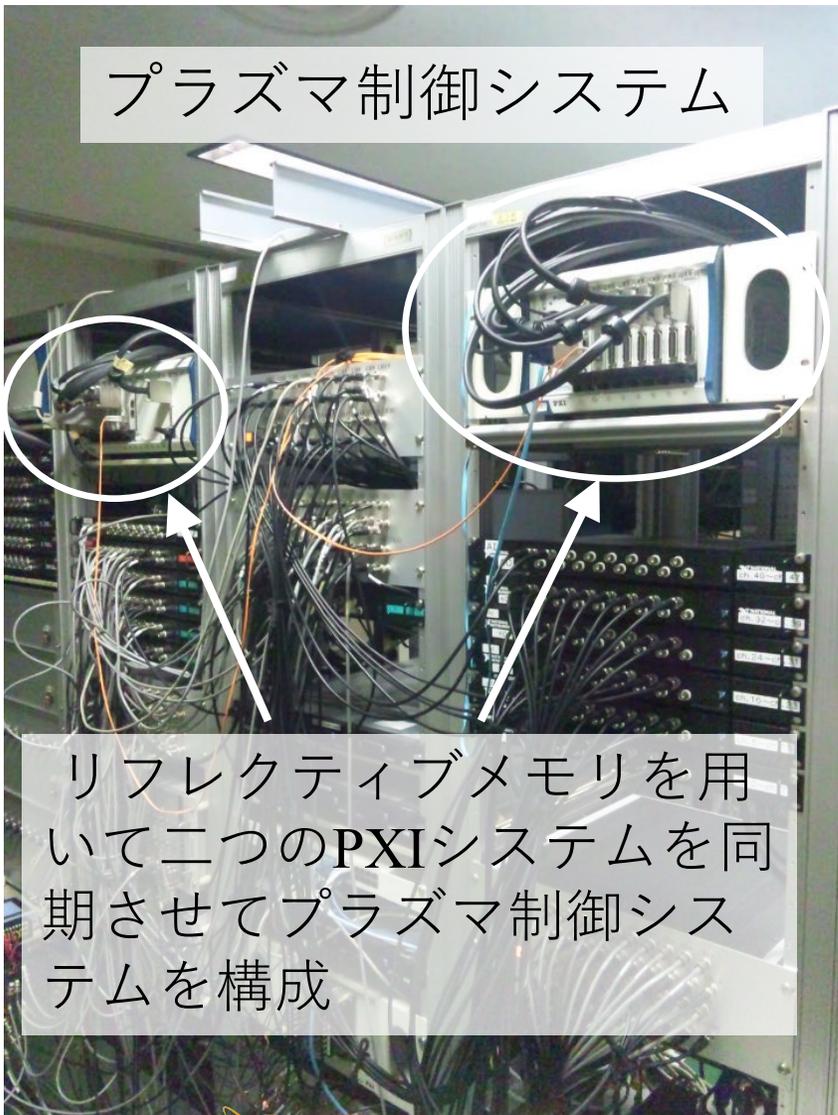
- ①→②：大きなdecay indexをもつPF26コイルによる**安定なプラズマ立ち上げ**
- ②→③：PF4コイルを用いて内側から押し、プラズマを真空容器から離すことにより、**ダイバータ配位**を形成



垂直位置が制御可能な範囲に収まるようにPF4コイルの電流を調整

# QUESTのプラズマ制御システム

## プラズマ制御システム



リフレクティブメモリを用いて二つのPXIシステムを同期させてプラズマ制御システムを構成

Name	Value
OS	LabVIEW Realtime OS
制御周期	4 kHz
入力内容	TF&PF電流, 磁気計測 (ホール素子), 可視光, 等.
制御内容	TF&PFコイル, 粒子供給, 加熱パワー

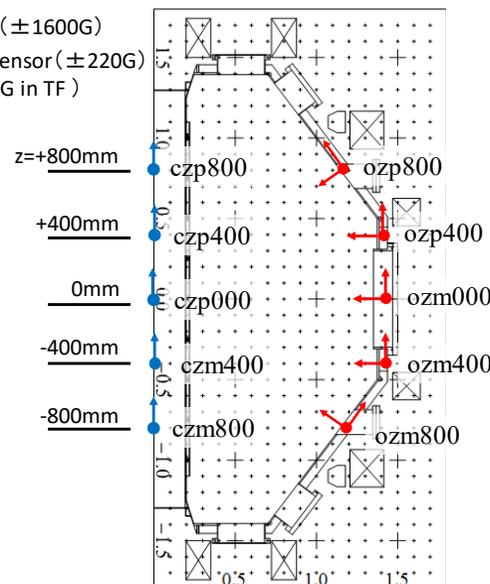
クエスト計画の目的：  
高温壁を用いた**定常運転**の実現



定常磁気計測が可能なホール素子を真空容器の外に設置

## ホール素子の設置位置

- Z sensor ( $\pm 1600\text{G}$ )
- Triaxial sensor ( $\pm 220\text{G}$ ) ( $\pm 1600\text{G}$  in TF)



(左): プロトタイプのセンサー  
(下): 現在の3軸センサー

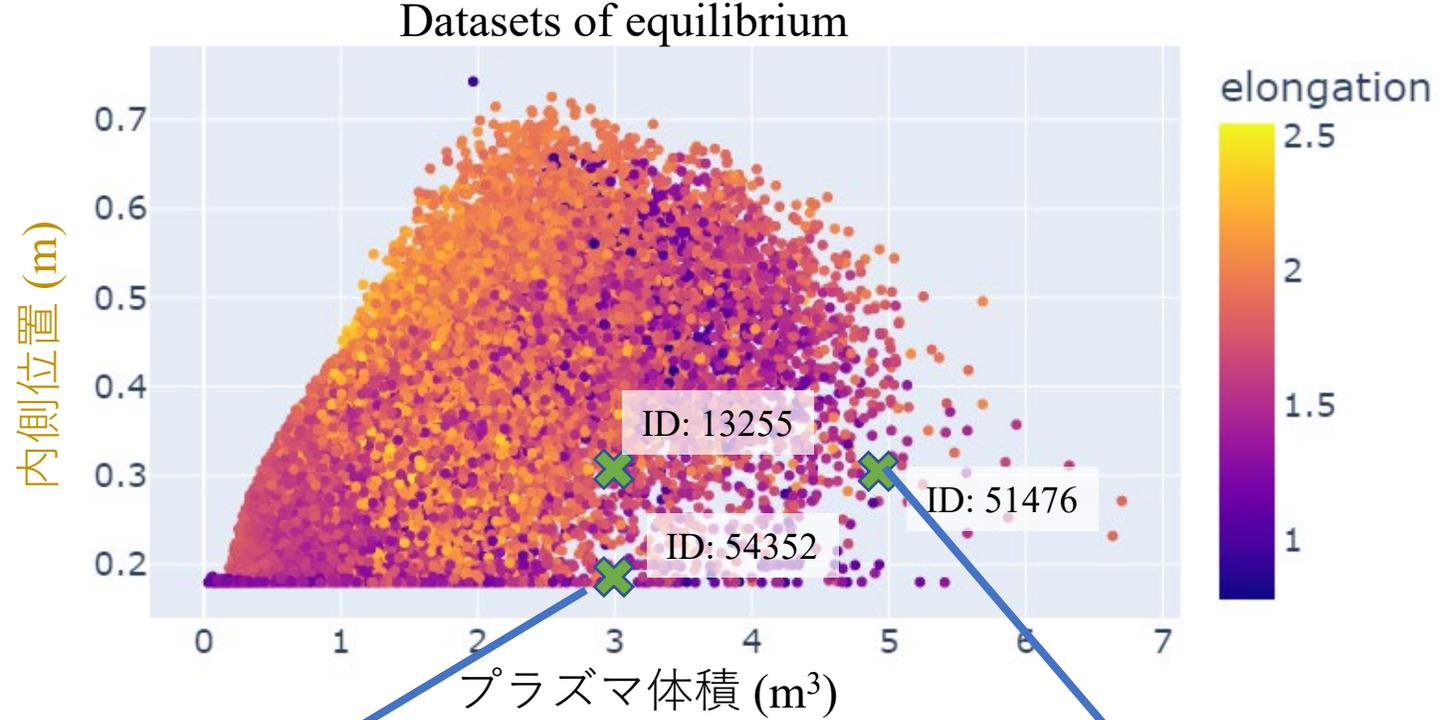
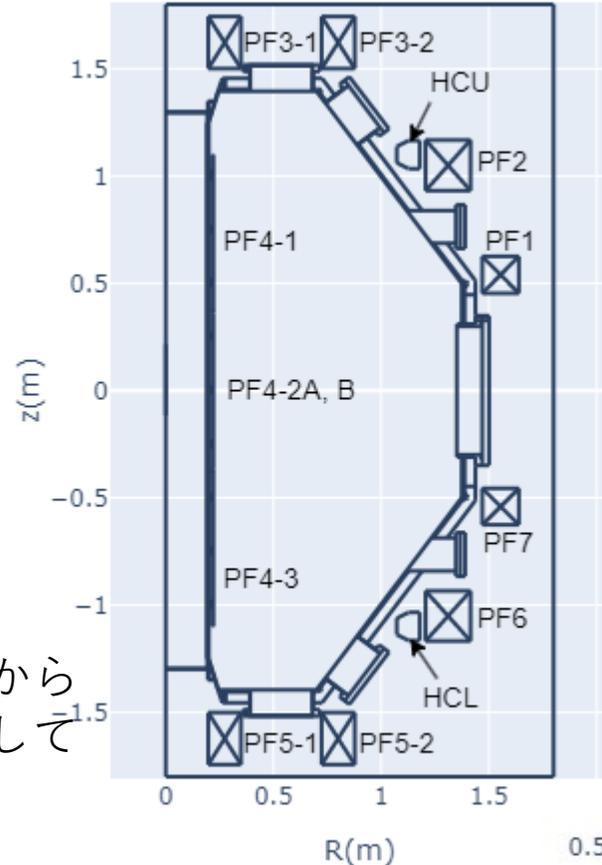


# 機械学習のためのデータセットの作成

## パラメータ範囲

Plasma current:  
 $I_p$ : 100kA (Fix)  
 $R_p$ : 0.5~1.0m

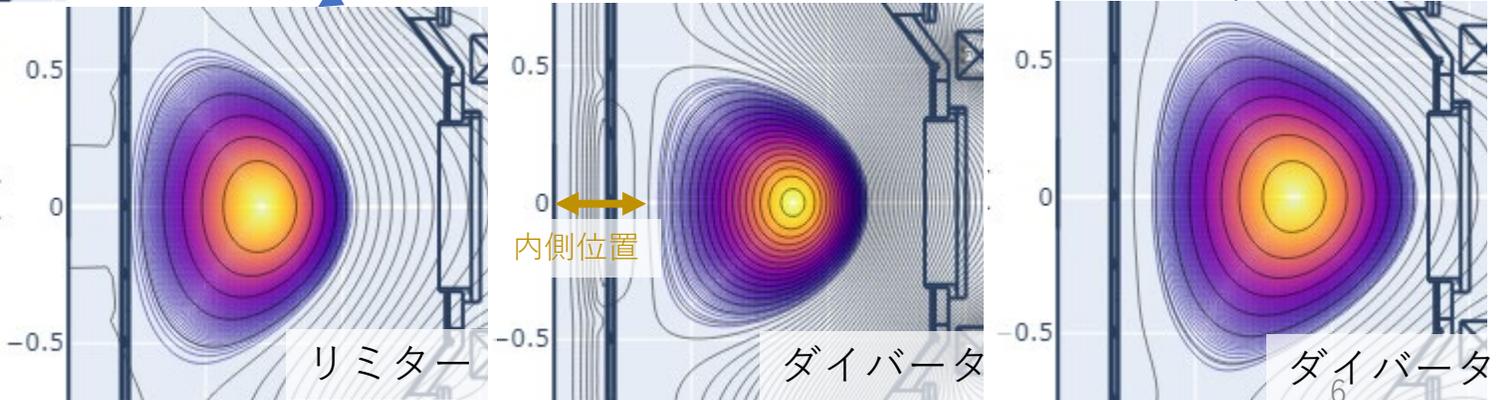
PF coils:  
PF17: -8.0~0.0 kA  
PF26: -8.0~0.0 kA  
PF4: -8.0~0.0 kA  
PF351: 0.0~8.0 kA  
PF352: 0.0~8.0 kA



このパラメータ範囲からランダムに値を抽出して平衡計算を行う。

95,000個のデータのうち、39,000個のデータがリミター配位、またはダイバータ配位として計算が収束

全データ数: ~39,000



# プラズマ形状を同定する機械学習の手順

## ニューラルネットワーク回帰によるプラズマ形状同定

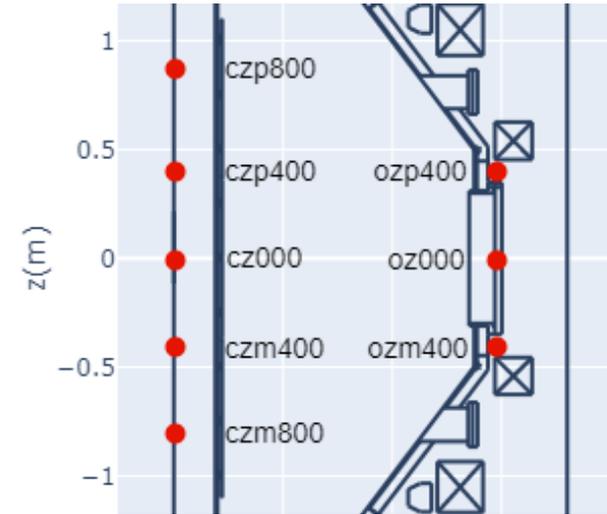
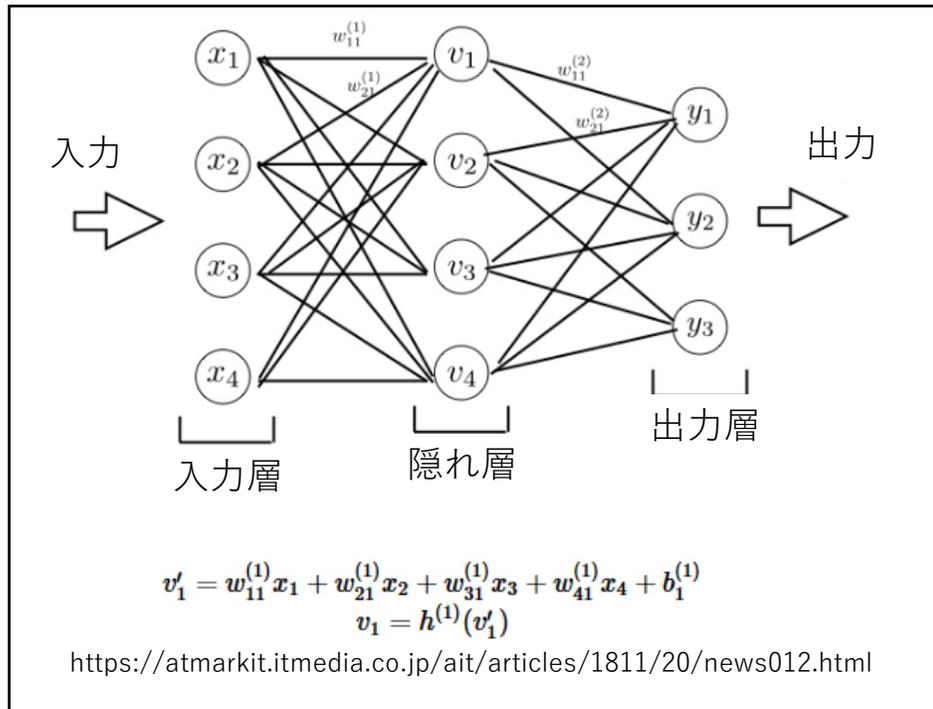
### ニューラルネットワークモデル

入力数: 13 (5 PFコイル電流, 8 ホール素子)

出力数: 15 (プラズマ電流, 4 形状パラメータ,  
5 代表点 (R, z))

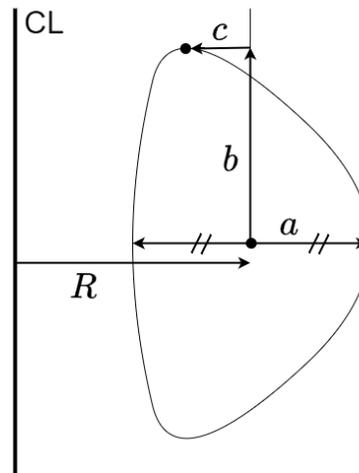
隠れ層: 2 層

ノード数: 32 ノード/層



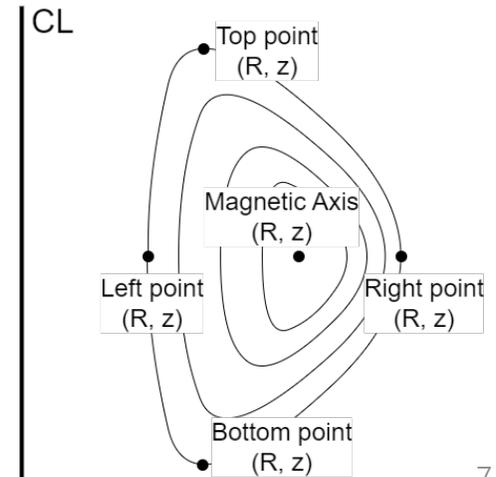
Bzを計測する8つの  
ホール素子位置

### 形状パラメータ



形状パラメータ  
大半径:  $R$   
小半径:  $a$   
楕円度:  $\kappa (=b/a)$   
三角度:  $\delta (=c/a)$

### 5 代表点

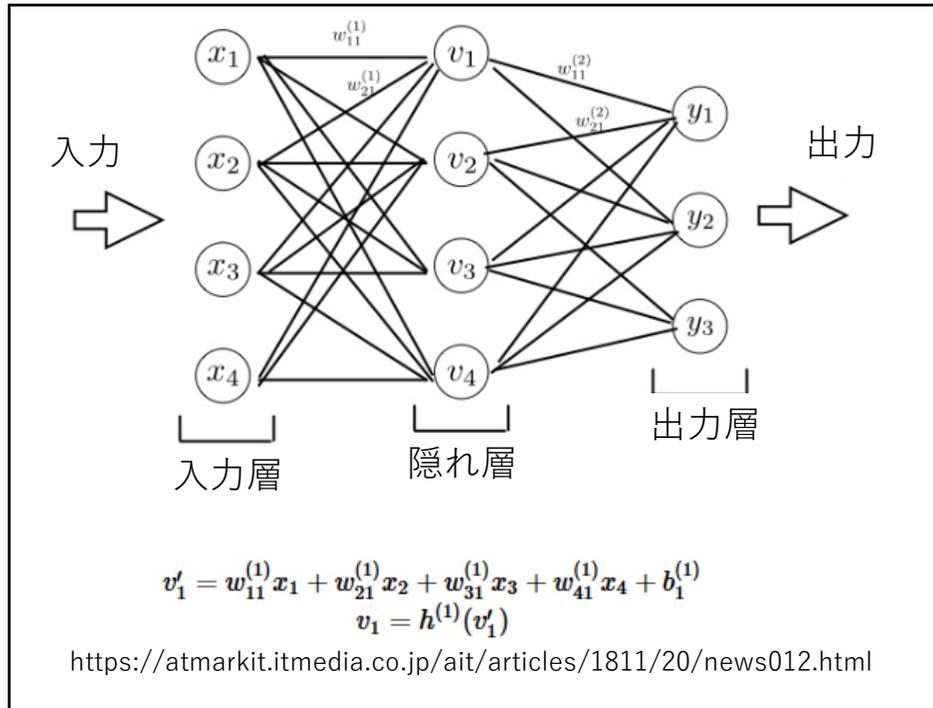


# プラズマ形状を同定する機械学習の手順

## ニューラルネットワーク回帰によるプラズマ形状同定

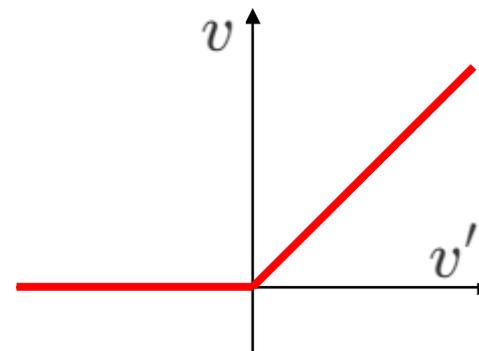
### ニューラルネットワークモデル

入力数: 13 (5 PFコイル電流, 8 ホール素子)  
出力数: 15 (プラズマ電流, 4 形状パラメータ,  
5 代表点 (R, z))  
隠れ層: 2 層  
ノード数: 32 ノード/層



### ニューラルネットワークの順伝搬

- 重み係数:  $w_{j,k}^{(i)}$   
(i-1)層k番目のノードから(i)層j番目のノードへの重み
- 伝搬値:  $v_j^{(i)} = \sum_k w_{j,k}^{(i)} v_k^{(i-1)}$   
(i)層j番目のノードへの伝搬値
- 出力値:  $v_j^{(i)} = \phi(v_j^{\prime(i)})$   
(i)層j番目のノードへの伝搬値 ( $\phi$ : 活性化関数)



2つの隠れ層では

$\phi$ : Rectified Linear Unit (ReLU)  
を用いた。

# プラズマ形状を同定する機械学習の手順

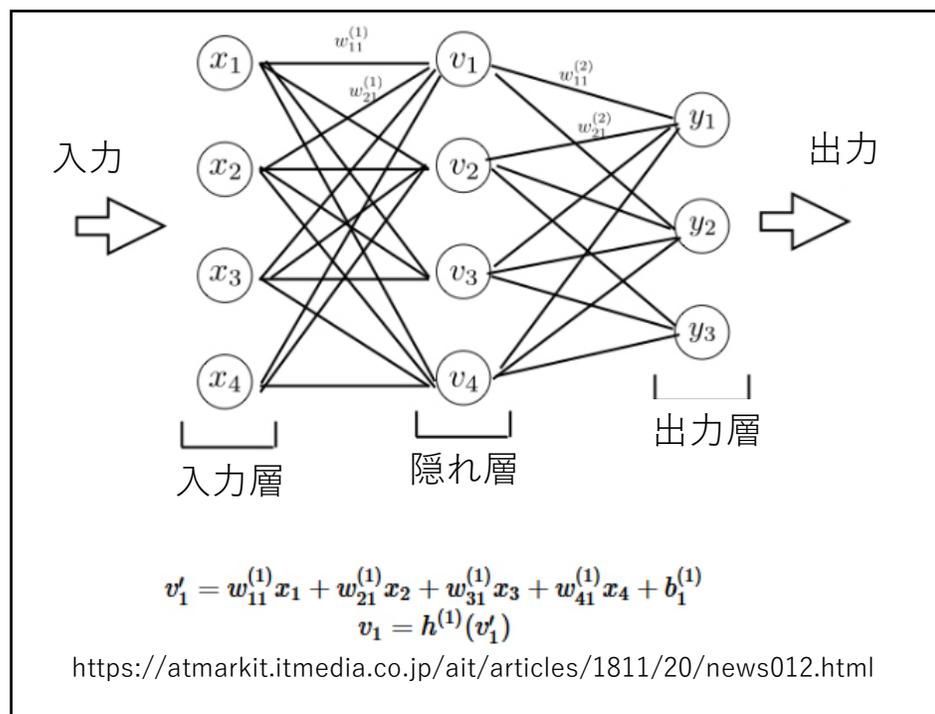
## ニューラルネットワークモデル

入力数: 13 (5 PFコイル電流, 8 ホール素子)

出力数: 15 (プラズマ電流, 4 形状パラメータ,  
5 代表点 (R, z))

隠れ層: 2 層

ノード数: 32 ノード/層



## 機械学習前のデータの前処理

### 0. データセットの作成

#### 1. 規格化

単位PFコイル電流による規格化

- 規格化定数  $nf$   
= 5つのPFコイル電流の絶対和  $\left( nf = \sum_{i=1}^5 |I_{PFi}| \right)$
- 規格化の対象とする変数:  
5 PFコイル電流, 8 ホール素子, プラズマ電流  
(例  $I_{PFi\_normalized} = I_{PFi}/nf$ )

#### 2. 標準化

- 全てのパラメータの標準化 (平均ゼロ、標準偏差 1)

理由:

- 重み係数が同程度の範囲に収まるようにするため。
- 出力値を全て同じ重要度で評価するため

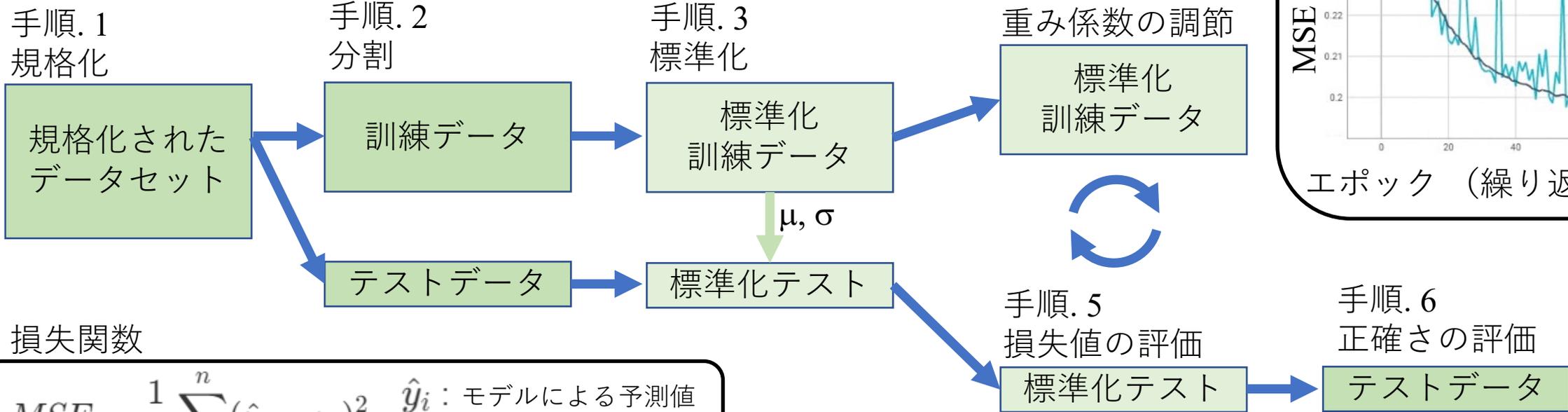
$$z = \frac{x - \mu}{\sigma}$$

$x$ : オリジナルパラメータ  
 $z$ : 標準化パラメータ  
 $\mu$ :  $x$ の平均  
 $\sigma$ :  $x$ の標準偏差

# プラズマ形状を同定する機械学習の手順

## 典型的な機械学習のデータ処理手順

0. データセットの作成
1. 単位PFコイル電流による規格化
2. 全データを8:2の割合で訓練データとテストデータに分割
3. 訓練データの平均値と標準偏差から訓練データとテストデータを標準化
4. 訓練データでMSEが小さくなるように重み係数を調節
5. その重み係数でテストデータを評価。損失が小さくなるまで4.を繰り返す。
6. テストデータで予測の正確さを評価



損失関数

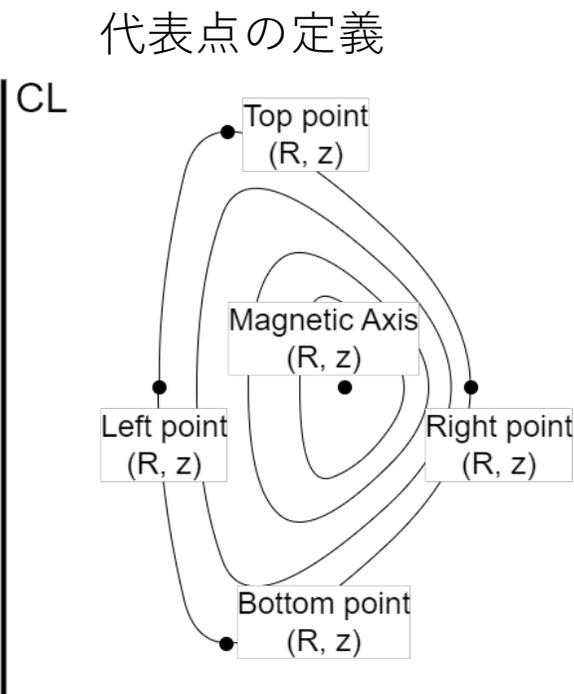
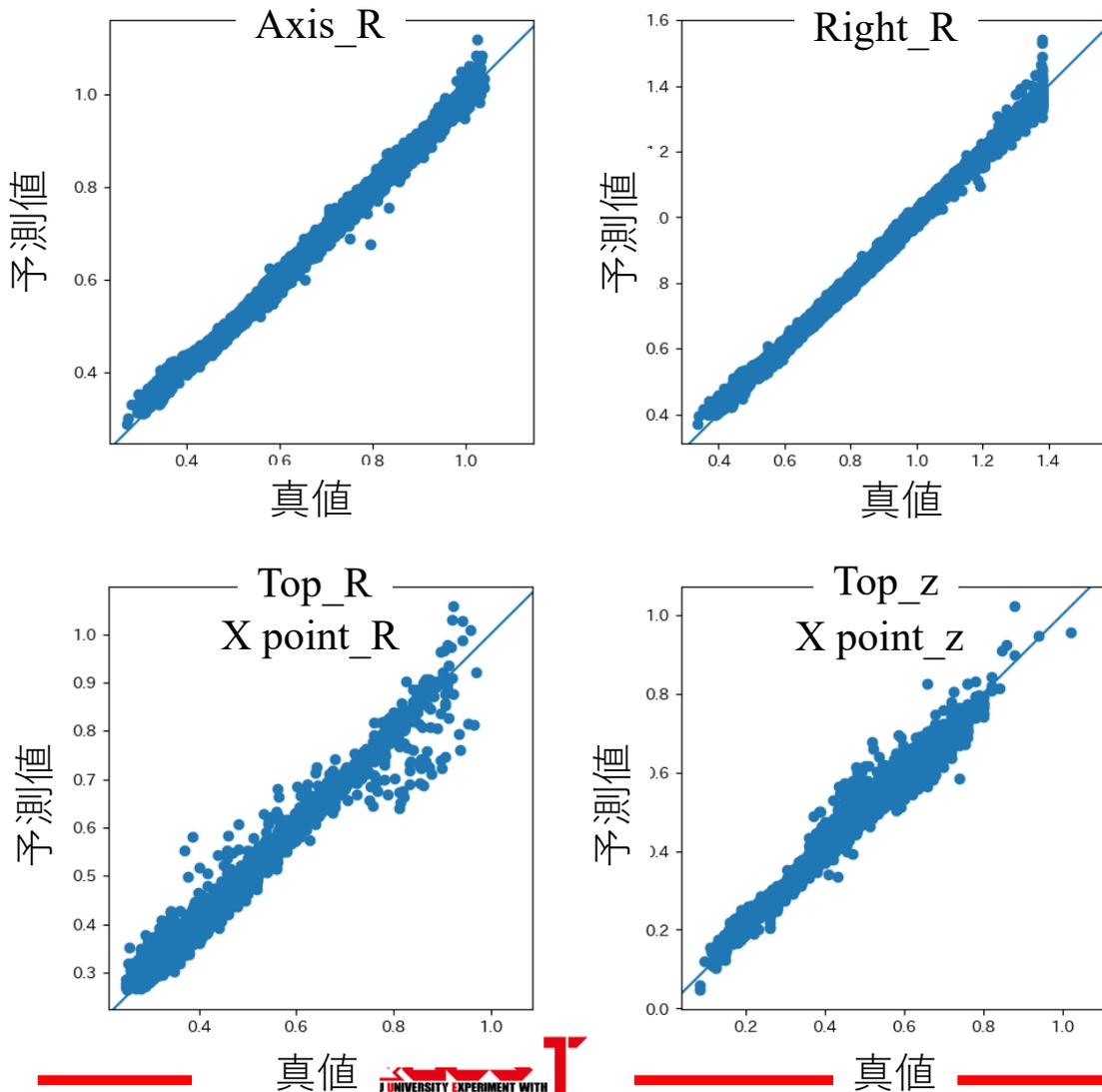
$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2$$

$\hat{y}_i$ : モデルによる予測値  
 $y_i$ : データの正解値



# 代表点に対する訓練モデルの予測精度

代表点（右端座標、上端座標、磁気軸、など）に対する予測精度の評価



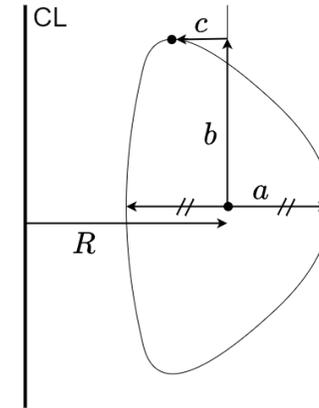
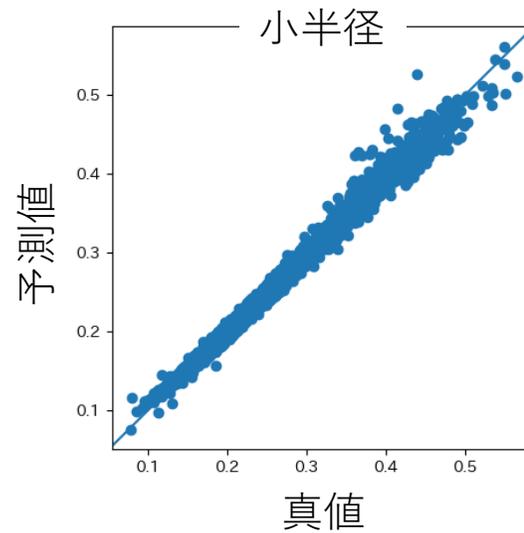
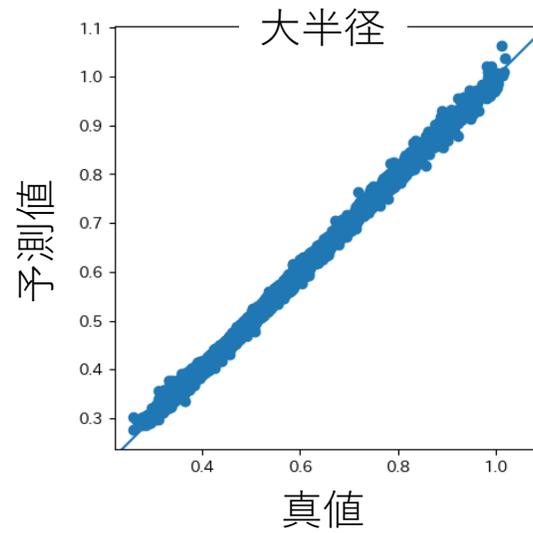
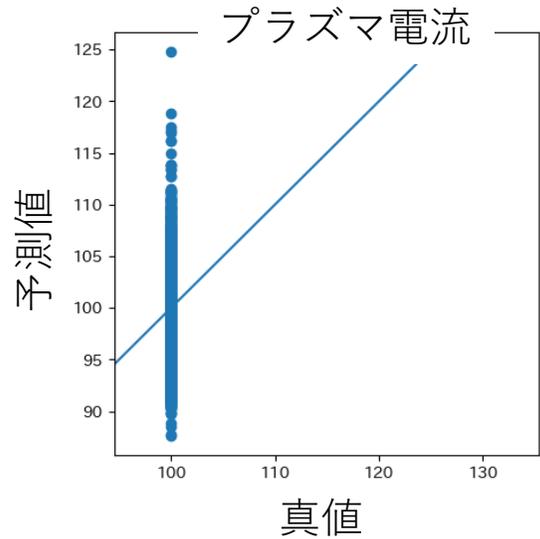
予測精度  
(真値と予測値との差の標準偏差)

	R (mm)	z (mm)
Magnetic axis	12.28	0.14
Right point	14.26	0.38
Left point	10.76	7.55
Top point	18.61	18.65
Bottom point	18.42	18.57

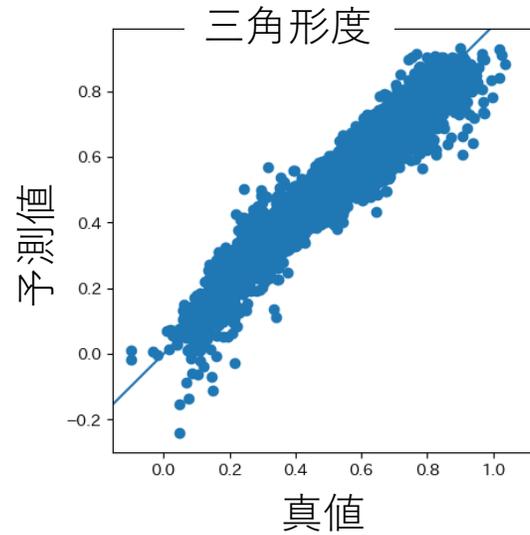
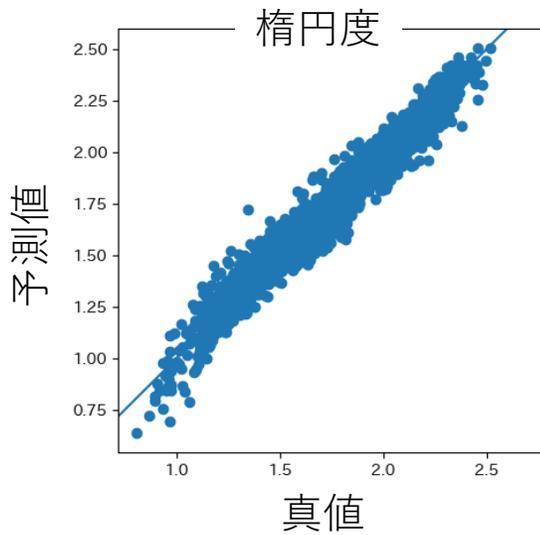
Topポイントとbottomポイントの予測精度が若干低い。

ダブルヌル配位であって、topとbottomポイントは、ヌル点(x点)に相当する。これは鞍点(saddle point)なので、そもそも計算誤差が大きくなる傾向にある。

# Prediction accuracy of trained model for $I_p$ & shape parameters



Shape parameters  
 Major Radius:  $R$   
 Minor Radius:  $a$   
 Elongation:  $\kappa$  ( $=b/a$ )  
 Triangularity:  $\delta$  ( $=c/a$ )



予測精度  
 (真値と予測値との差の標準偏差)

名称		標準偏差
プラズマ電流	$I_p$	3.3 kA
大半径	$R$	7.65 mm
小半径	$a$	6.33 mm
楕円度	$\kappa$	0.048
三角形度	$\delta$	0.049

- $\kappa$  と  $\delta$  の標準偏差は代表的範囲 ( $\kappa$ : 1 ~ 2,  $\delta$ : 0 ~ 1) の 5 % 程度に収まった。
- ホール素子のデータ (計算値) から予測したプラズマ電流の標準偏差は 3 % 強であった。

# 機械学習モデルの妥当性の評価

## 予測に要する計算時間

規格化、標準化、及び予測するという一連の手順に要する計算時間の評価を行った。

計算条件

- バッチプロセス  
(7835個のデータで計265ms)  
⇒ 34 usec/data
- Python言語の直接呼出し  
(非コンパイル言語)



計算時間の詳細な評価は必要であるものの、十分に**高速に計算**を行うことが可能であり、プラズマ位置・形状のリアルタイム同定に適用可能。

## 規格化に関する事柄

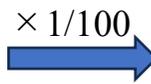
既出の通り、データセットの総量を少なくするため規格化を行っている。

単位PFコイル電流による規格化

- 規格化定数  $nf$   
= 5つのPFコイル電流の絶対和  $\left( nf = \sum_{i=1}^5 |I_{PFi}| \right)$
- 規格化の対象とする変数:  
5 PFコイル電流, 8 ホール素子, プラズマ電流  
(例  $I_{PFi\_normalized} = I_{PFi}/nf$ )

ケース 1.

$I_p: 100\text{kA}$   
 $PF17: 1.0\text{kA}$   
 $PF26: 1.0\text{kA}$



ケース 2.

$I_p: 1\text{kA}$   
 $PF17: 0.01\text{kA}$   
 $PF26: 0.01\text{kA}$

規格化によって2つのケースは**同じデータ**として扱われる。

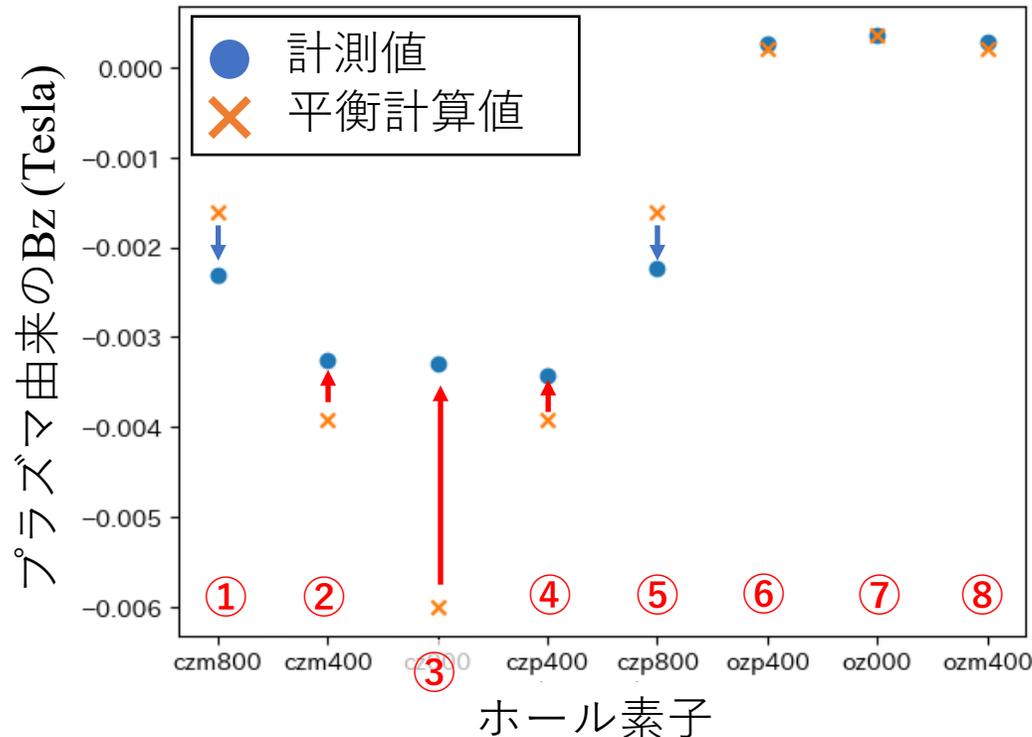
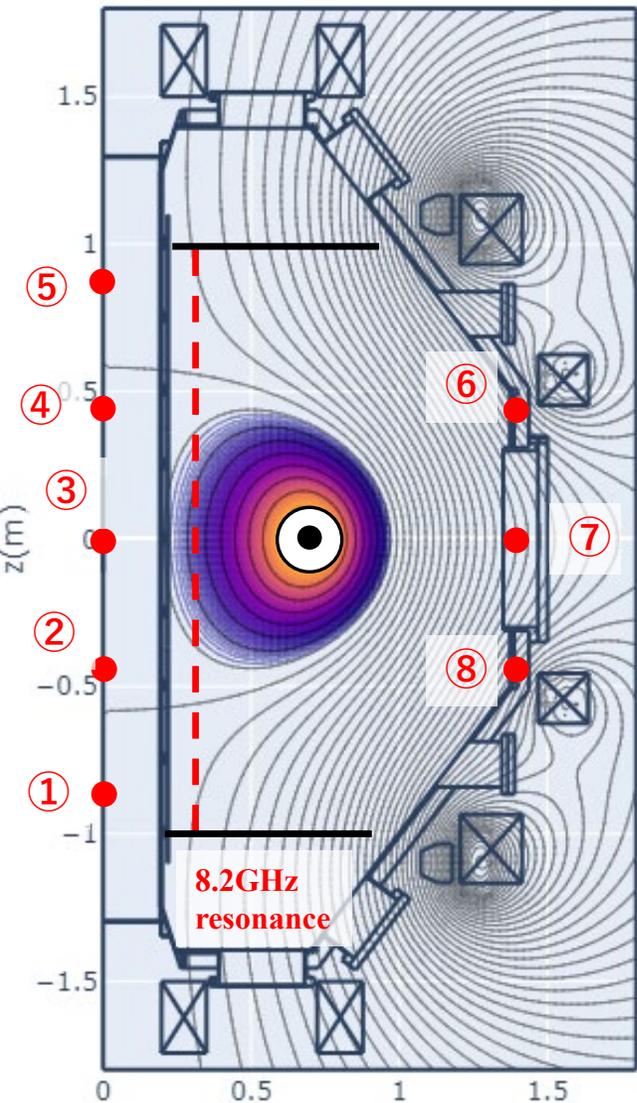
- この規格化は、プラズマ位置・形状の同定には有効であり、データセットの総数を削減するのに有効。
- プラズマ圧力やベータ値などは取り扱えない？



他のパラメータを入出力する場合は、新たな手法を考案する必要。

# Bzの計測値と平衡計算値との相違

#27207 @t=2.0sec



内側リミター配位の際の計測値と平衡計算値の比較

- 外側ホール素子:  
計測と計算値がよく一致
- 内側ホール素子:  
両者に系統的な相違

大きな**正**の相違: ③  
 小さな**正**の相違: ②, ④  
 小さな**負**の相違: ①, ⑤

- ホール素子の近傍 (つまりz方向) に (現状の平衡計算から外れる) 局所的なトロイダル方向の電流成分があることを示唆
- 計測値と平衡計算値との相違はBzの値に依存しているように見える。

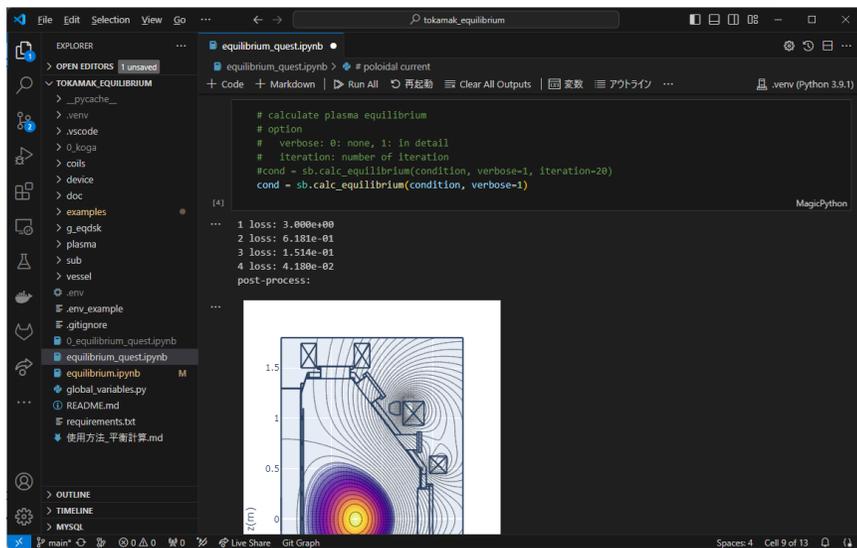


プラズマ位置・形状を同定する機械学習モデルでも、この系統的な相違を考慮したデータセットを用いて学習する必要がある。

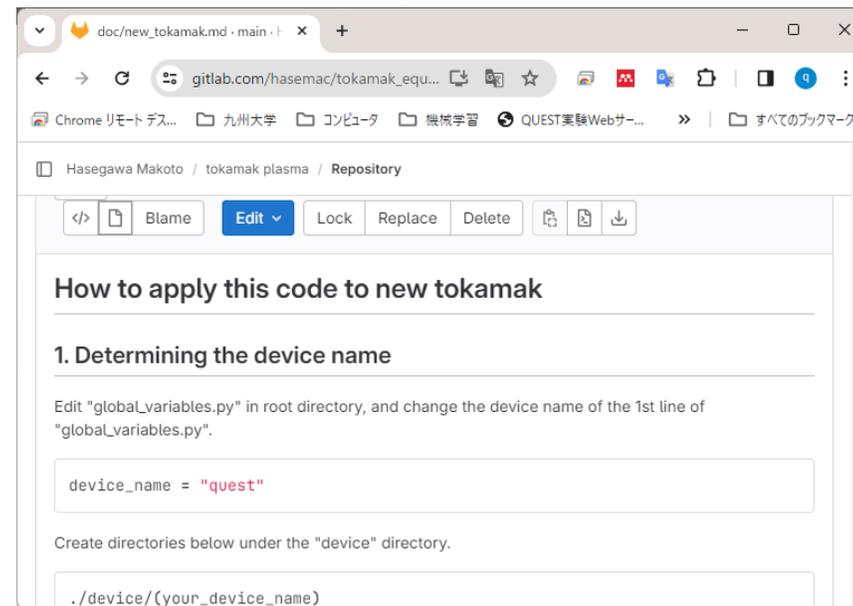
- 中心加熱であれば局所的な電流成分は見えなくなる?
- 生成されたプラズマ電流が充分大きい場合は相違がなくなる?

# データセットを作成した平衡計算コード

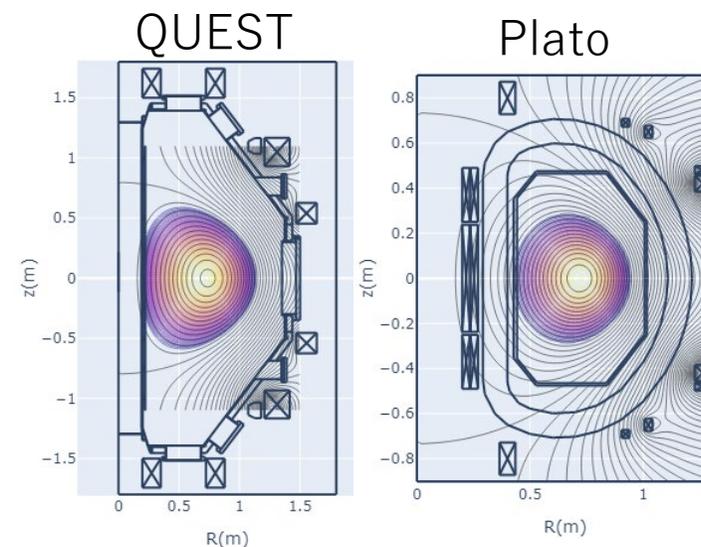
- 無償で環境構築が可能  
(ex. Python + Git + VScode)
- 他のトカマクへの適用が容易
- g-fileへの出力をサポート
- Jupyter Notebook (.ipynb)によるCUI



リポジトリ内の多彩なドキュメント

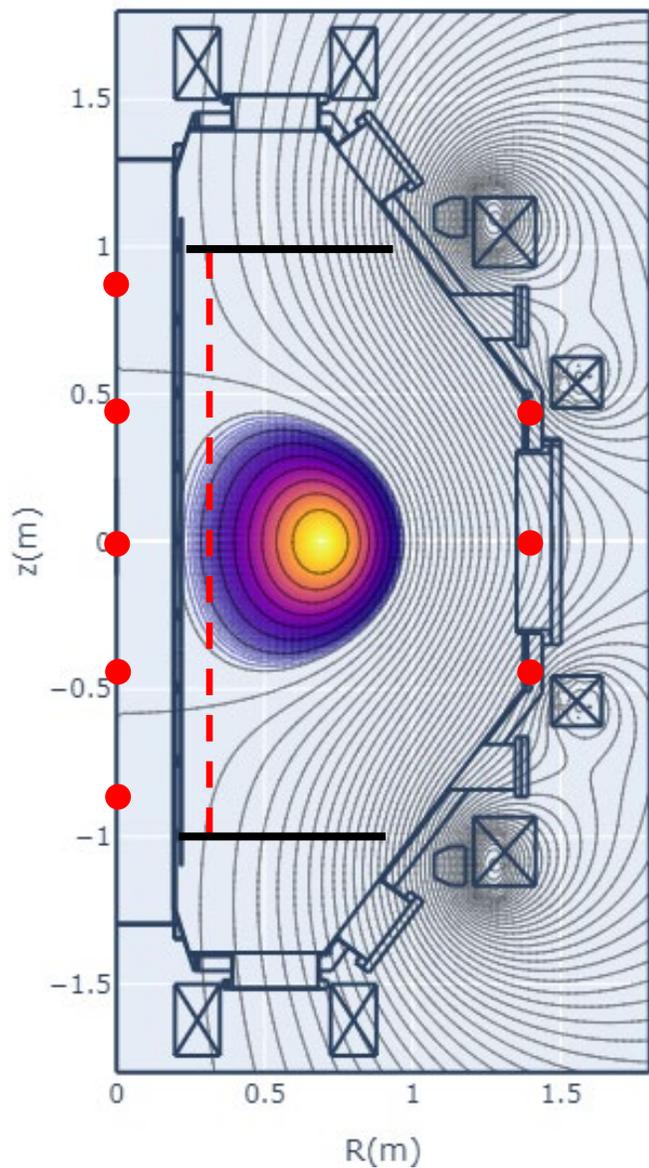


Gitlab上に公開 (Googleで「gitlab tokamak」で検索)  
[https://gitlab.com/hasemac/tokamak\\_equilibrium](https://gitlab.com/hasemac/tokamak_equilibrium)

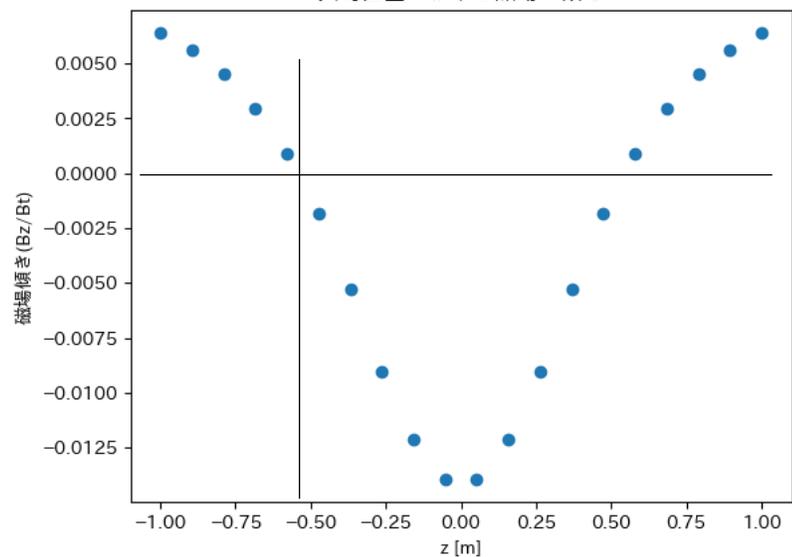


# まとめ

- Deep Neural Network (DNN)を用いて、プラズマ位置・形状を高速に精度よく予測できるようになった。
- 圧力やベータ値など他のパラメータを入力・予測するには別途手法を考案する必要がある。
- 実際への適用では、 $z$ 方向に分布する局所的なトロイダル方向成分の電流の効果を組み込む必要がある。



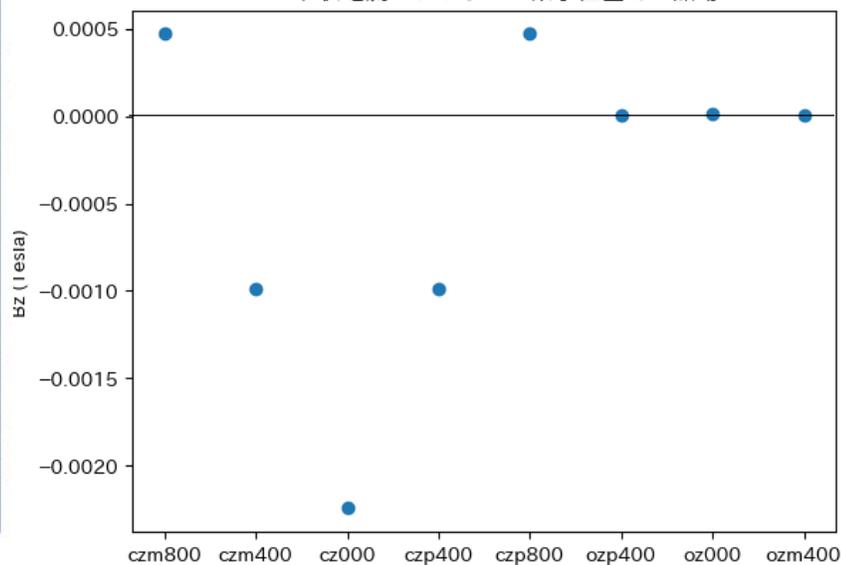
共鳴位置における磁場の傾き



「共鳴層において、  
磁場傾きに比例した電流が、  
トロイダル方向に流れている」と仮定。

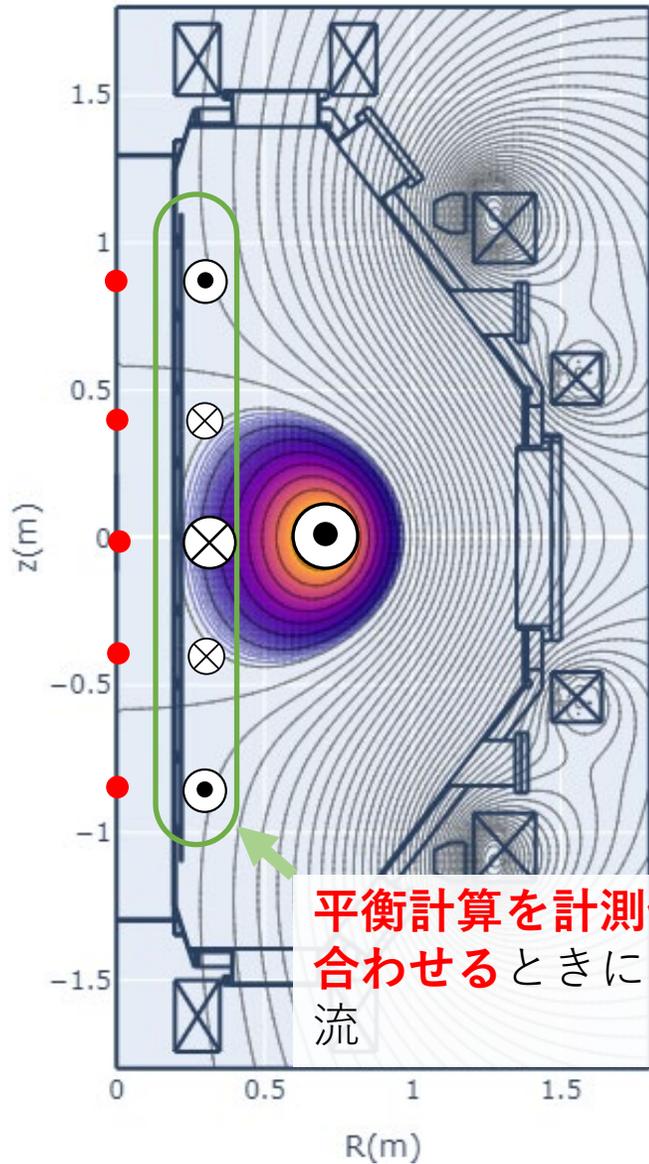
このとき、この共鳴層に流れている  
トータルトロイダル方向の電流値：  
約-0.87kA (Ip: -6.5kA)

シート状電流によるホール素子位置での磁場

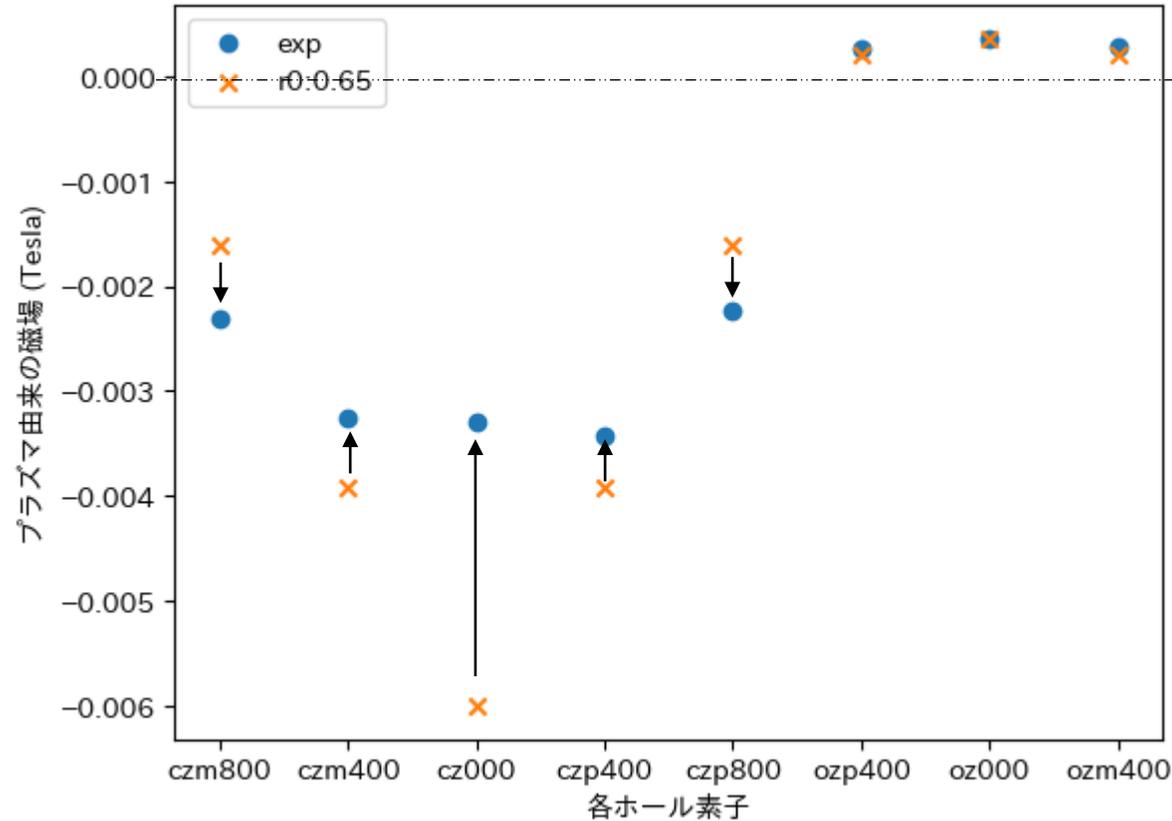


共鳴層に流れている仮定の電流により、  
内側のホール素子は強く影響を受ける。  
外側のホール素子は、場所が離れている  
ので、この電流の影響をほとんど受けない。

外側位置のホール素子の計測値を束縛条件として平衡計算に追加  
 (内側のホール素子の計測結果は用いない。)

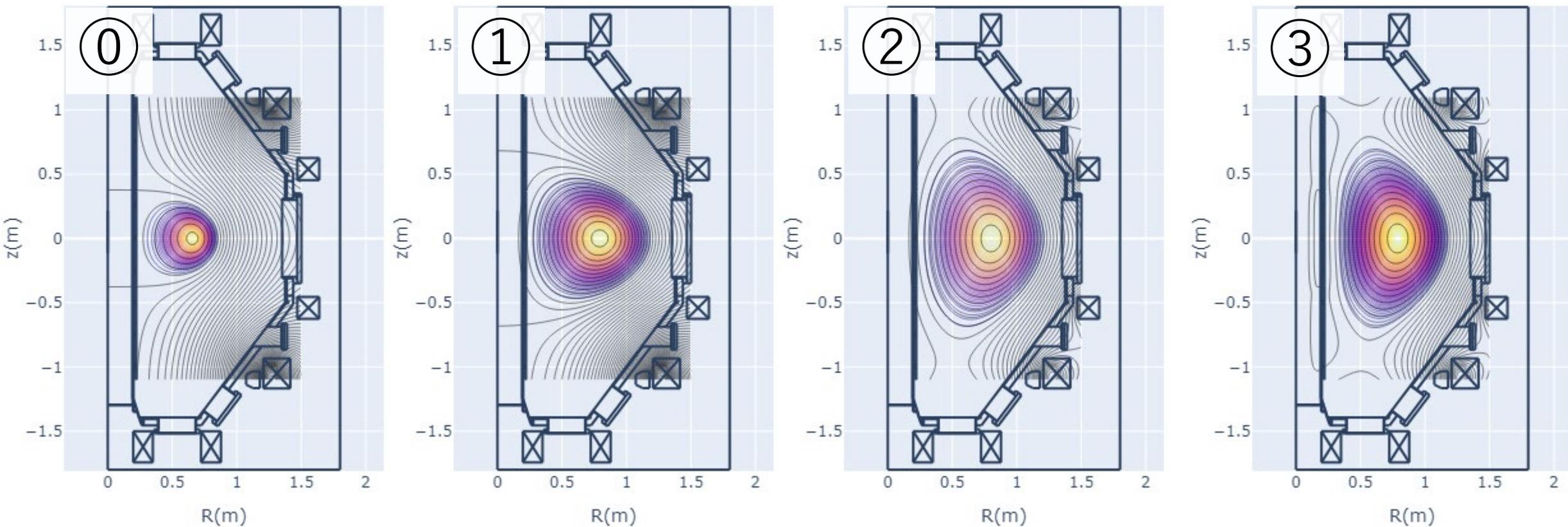


平衡計算を計測値に  
 合わせる時に必要な電  
 流

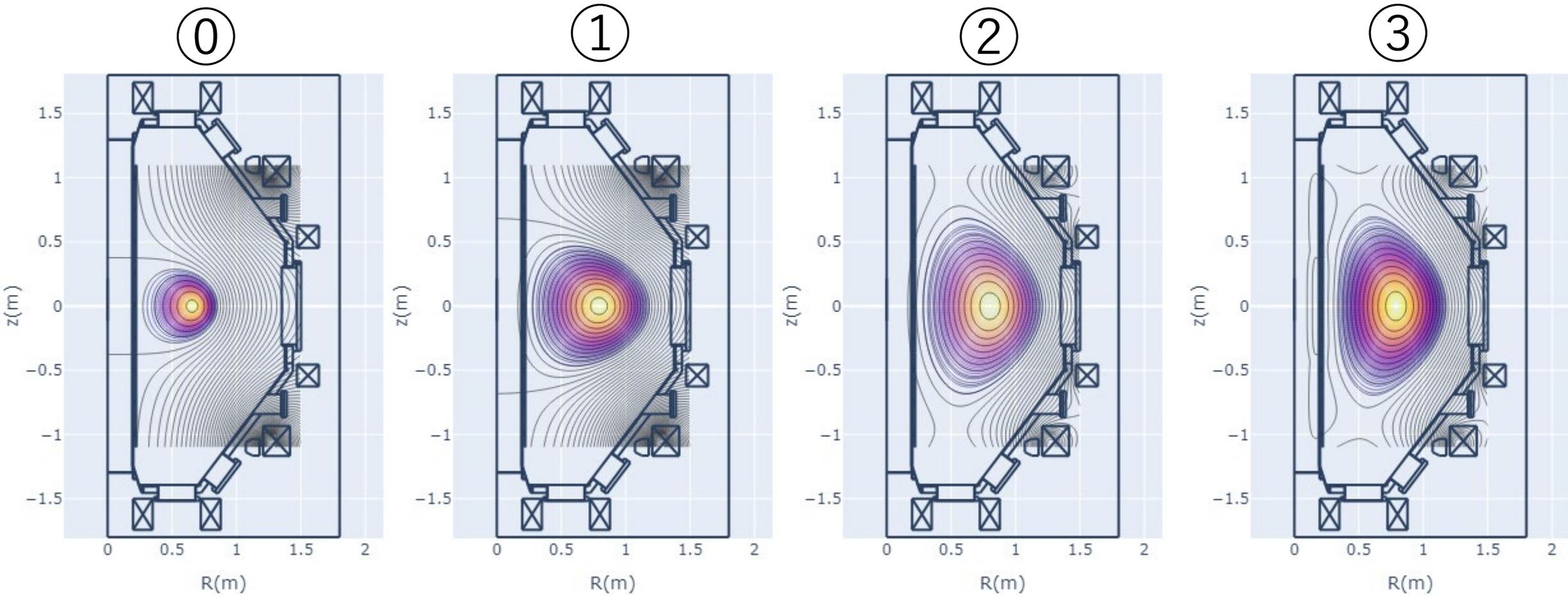


$l_p < 0$ なので  
 外側ホール素子  $> 0$   
 内側ホール素子  $< 0$

- 共鳴層ではトロイダル方向に電流が流れる。その向きと大きさは  $B_z$  に依存する。
- 内側ホール素子は共鳴層が近いために、この局所電流まで計測してしまっている。



Contour図はflux分布と圧力分布。  
 磁気軸と圧力ピーク的位置は一致しますが、  
 描画ツールの所為で、最外殻磁気面のきわまでには色がついていないです。



Contour図はflux分布と圧力分布。  
 磁気軸と圧力ピーク的位置は一致しますが、  
 描画ツールの所為で、最外殻磁気面のきわまでには色がついていないです。

# Machine learning procedure to recognize plasma shape

## Normalization

Normalize to the value per unit PF coil current.

- Normalization Factor  $nf$   
= Sum of 5 PF abs. coil currents  $\left( nf = \sum_{i=1}^5 |I_{PFi}| \right)$
- Normalize values:  
5 PF coils, 8 hall sensors,  $I_p$   
 $(ex. I_{PFi\_normalized} = I_{PFi}/nf)$

## Standardization

- Standardize all parameters so that the mean is zero and the standard deviation is one.

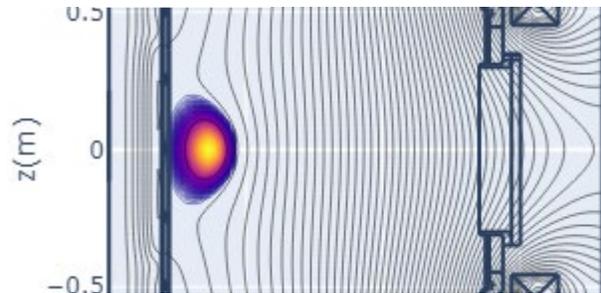
Reason:

- To make all weighting factors similar in size.
- To evaluate all outputs with equal importance.

$$\left( \begin{array}{l} z = \frac{x - \mu}{\sigma} \\ x: \text{original param.} \\ z: \text{standardized param.} \\ \mu: \text{mean of } x \\ \sigma: \text{std. dev. of } x \end{array} \right)$$

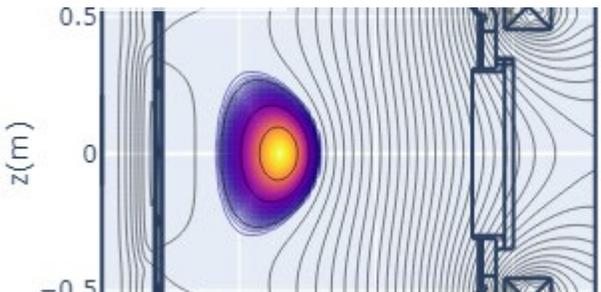
15kAの制限の時の勾配？

ID: 68187



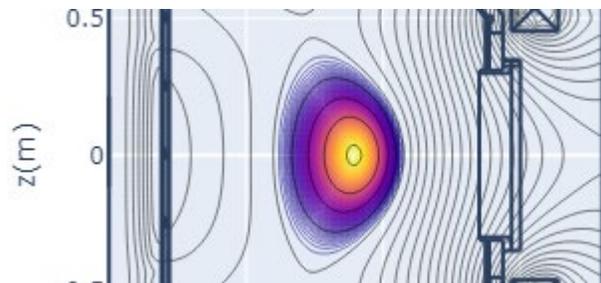
```
{'pf17t12': -7801.49,
'pf26t36': -7046.18,
'pf4_1ab3_cc2': -7890.17,
'pf35_1': 7505.76,
'pf35_2': 7651.32}
```

ID: 24260



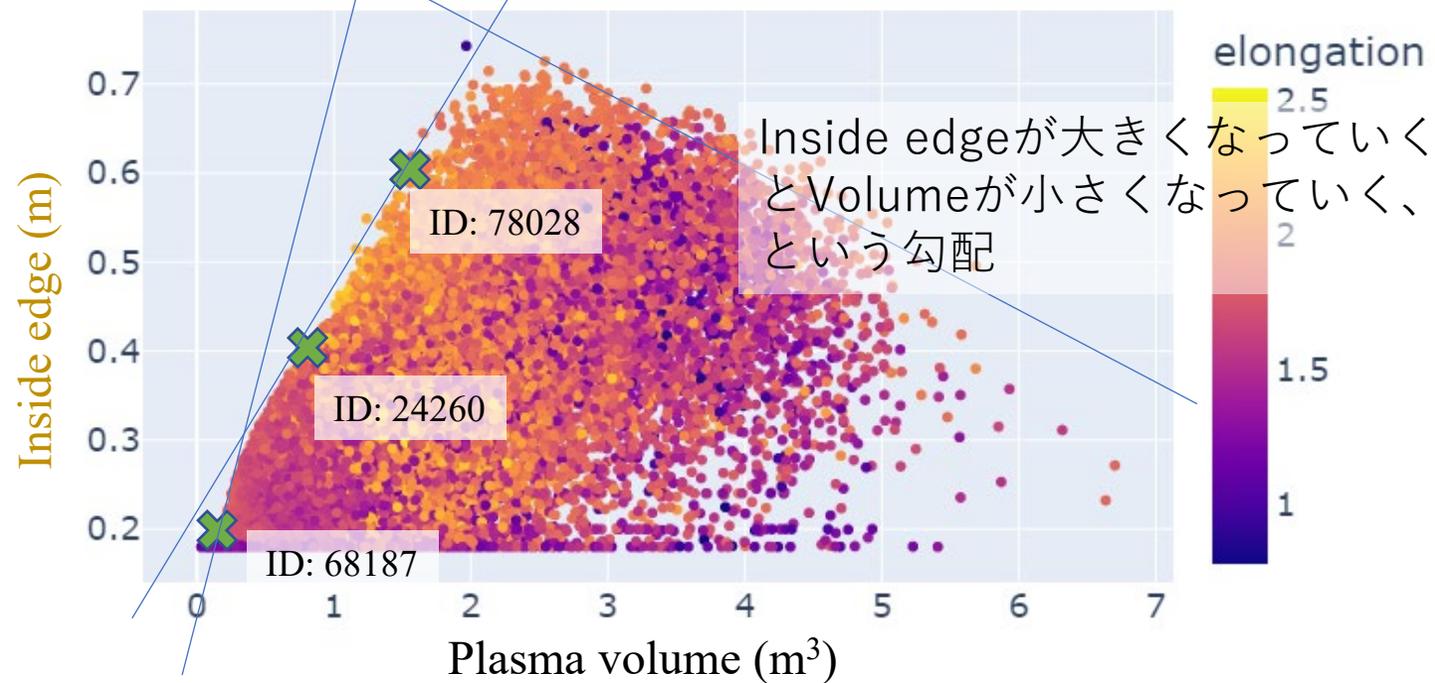
```
{'pf17t12': -7442.1,
'pf26t36': -2774.29,
'pf4_1ab3_cc2': -7986.99,
'pf35_1': 4675.33,
'pf35_2': 7444.28}
```

ID: 78028



```
{'pf17t12': -7683.2,
'pf26t36': -400.216,
'pf4_1ab3_cc2': -7623.94,
'pf35_1': 7946.08,
'pf35_2': 6606.5}
```

8kAの制限の時の勾配



$I_p$ が100kA固定であって、勾配個所の配位は、どの配位も乱数の範囲の最大値8kAに近い値になっている(特にPF17コイル)。

乱数の範囲を例えば15kAまでとすれば、更にvolumeの小さい配位が得られると予想される。