



東京大学HyperECRイオン源機械学習制御 に向けたビーム電流予測モデルの開発

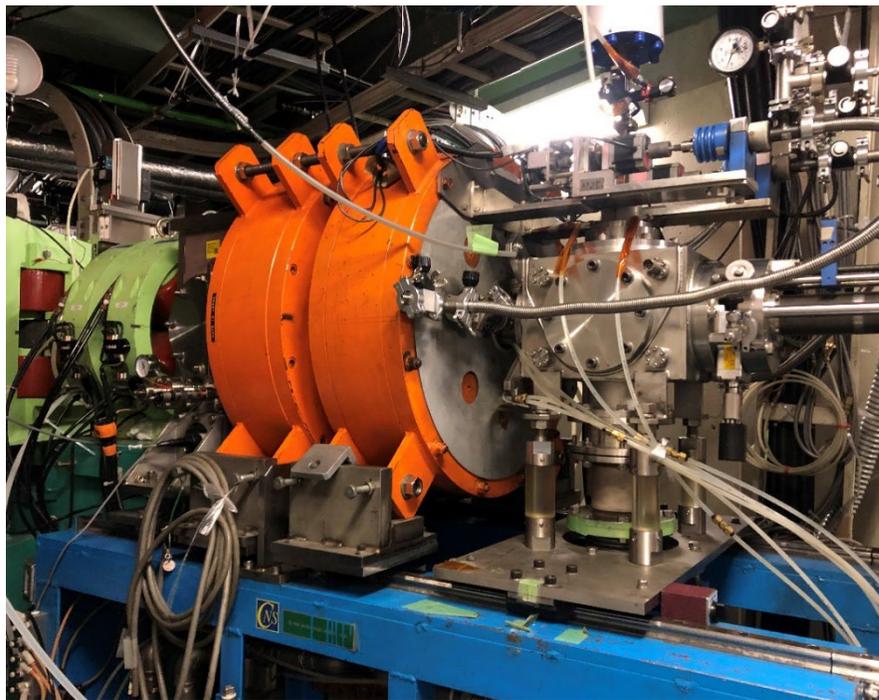
鎌倉恵太^{*A)}, 森田泰之^{B)}, 笠置歩^{C)}, 岡直哉^{D)},
西隆博^{B)}, 中川真菜美^{E)}, 小高康照^{A)}, 酒見泰寛^{A)}

A) 東京大学 原子核科学研究センター,

B) 理研仁科センター, C) 立教大学AI, D) NICT, E) 理研CPR

HyperECRイオン源の概要

- 1991年, 東京大学原子核研究所(田無・現在の西東京市)で完成.
低速イオン実験室で原子物理実験に利用.
- 2001年, 理研仁科センター偏極イオン源室へ移設. CNSが管理.
- 2002年～現在, 理研AVFサイクロトロンへビームを供給.



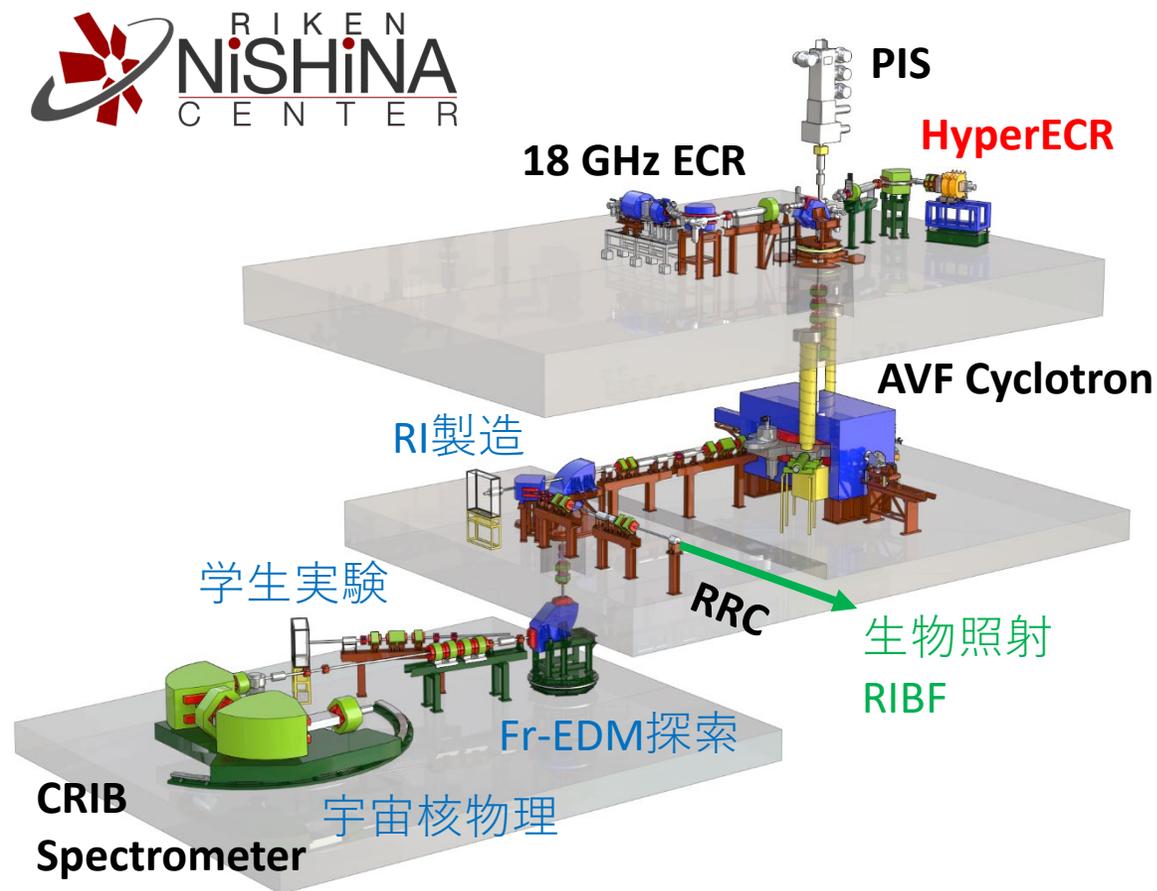
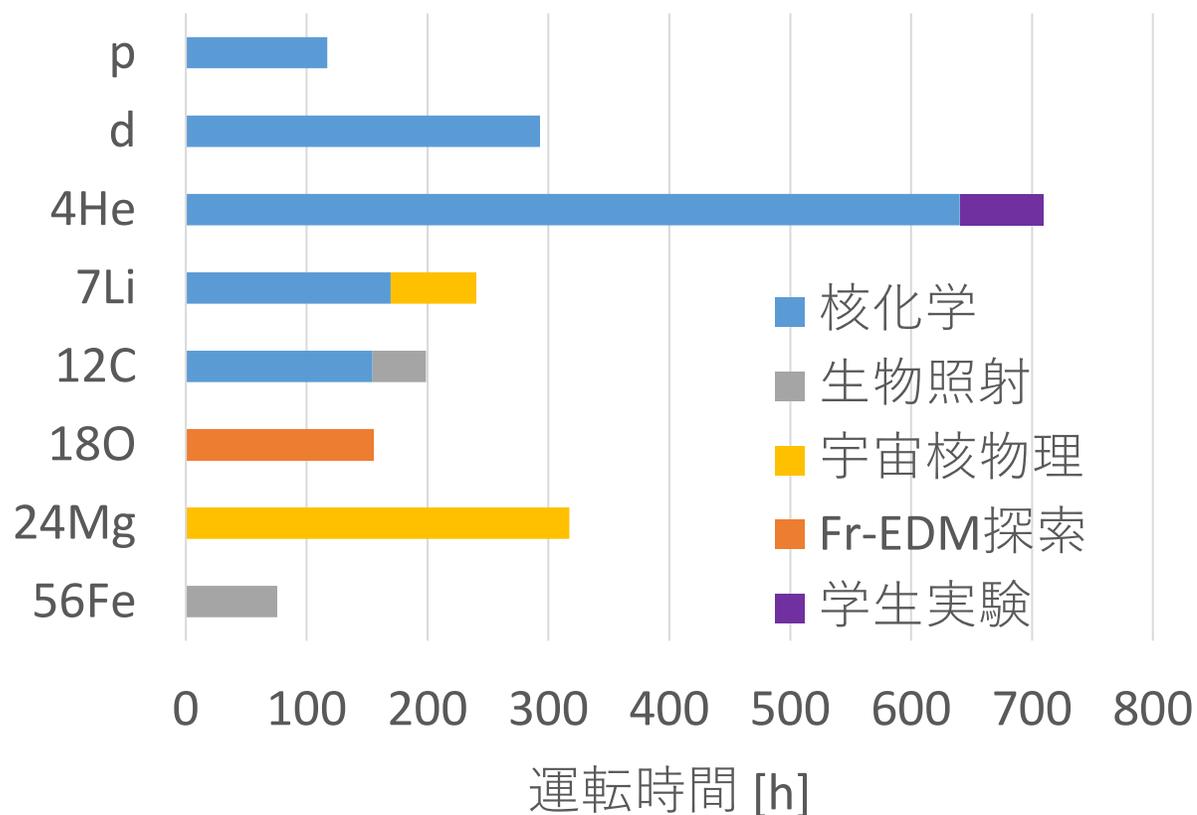
HyperECR外観

HyperECR 諸元	
RF周波数	14.25 GHz
マイクロ波出力 (TWTA)	650 W
ミラーコイル磁場	~1.2 T
六極磁場 (永久磁石)	~0.9 T
ECR磁場	0.5 T
プラズマチェンバー	Φ50 x 195 mm
真空度	$10^{-4} \sim 10^{-5}$ Pa
最大引出電圧 (実績)	15.44 kV
ビーム強度 ($^{40}\text{Ar}^{11+}$)	~80 eμA

HyperECRイオン源の運転状況

2022年AVF入射実績

2022年はAVF総運転時間の3,310時間の63.6%に
当たる**2,107時間**をHyperECRから供給.

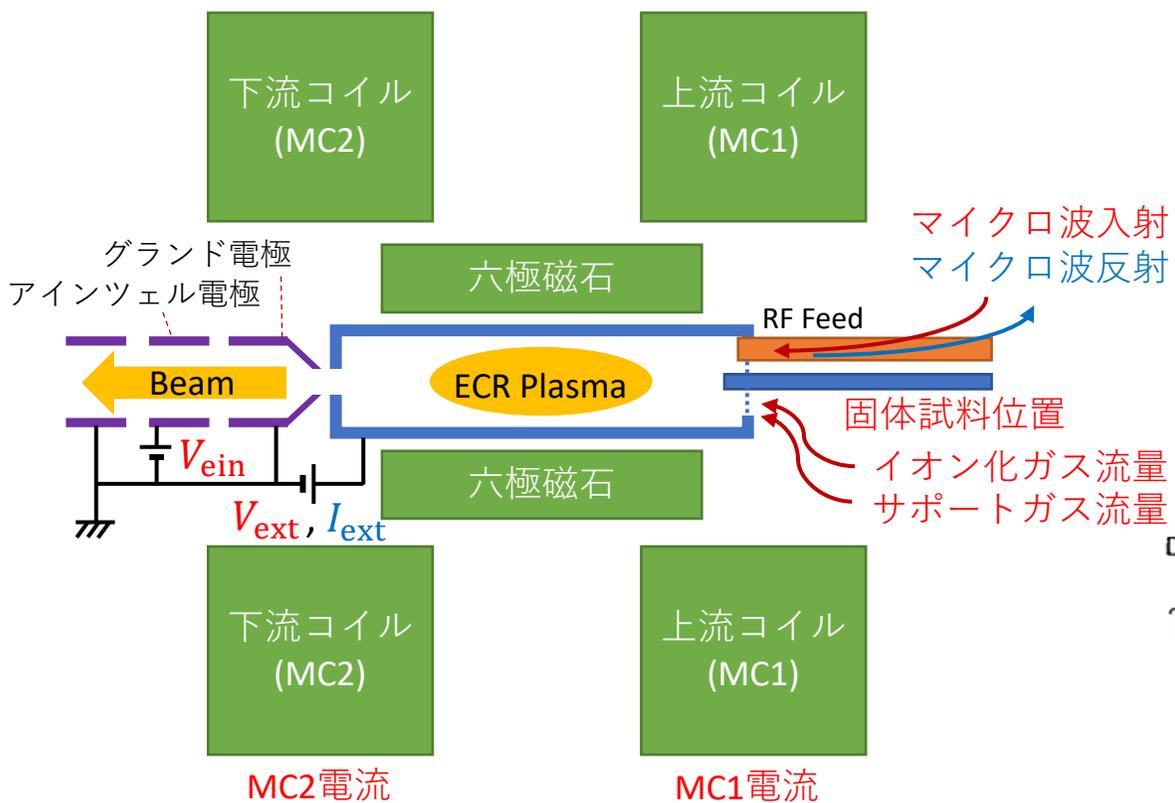


理研AVFサイクロトン施設

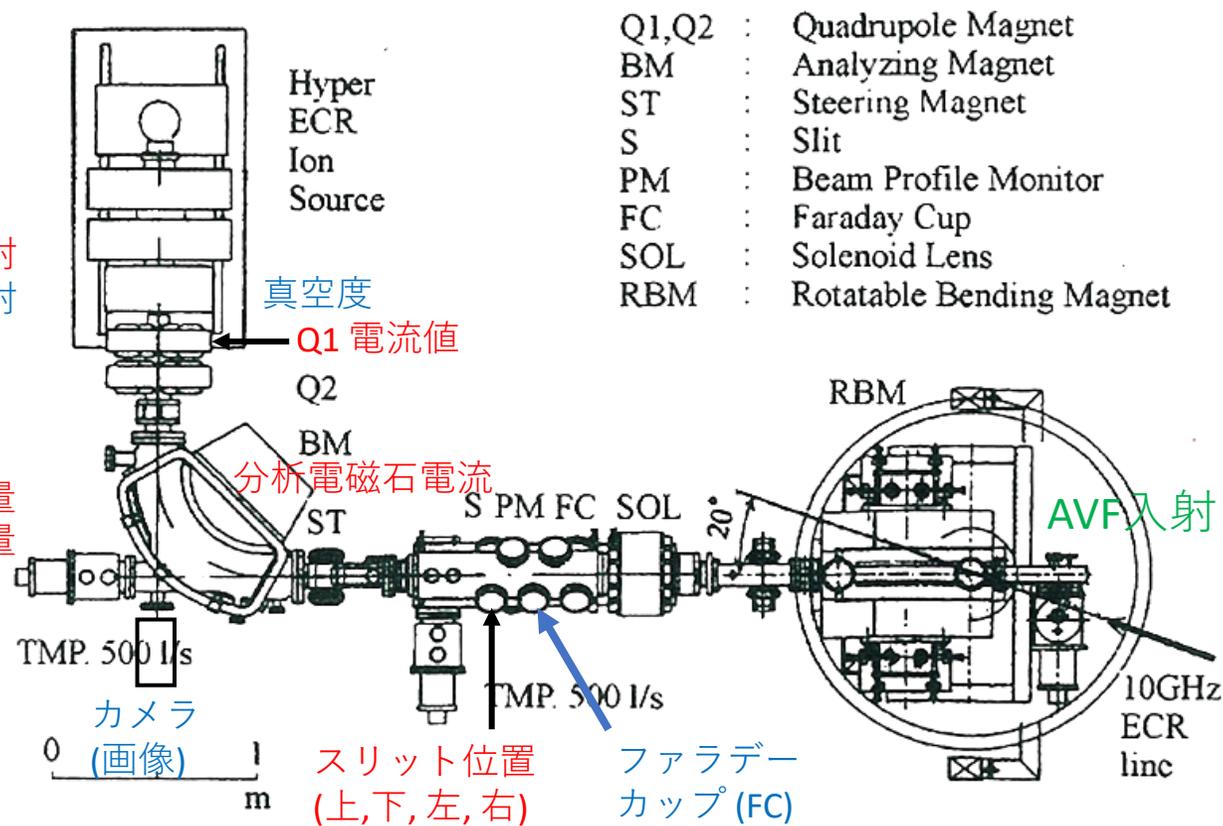
イオン源 + LEBT制御パラメータ

制御可能な値, 観測できる情報

HyperECRイオン源



低エネルギービーム輸送系(LEBT)



- Q1,Q2 : Quadrupole Magnet
- BM : Analyzing Magnet
- ST : Steering Magnet
- S : Slit
- PM : Beam Profile Monitor
- FC : Faraday Cup
- SOL : Solenoid Lens
- RBM : Rotatable Bending Magnet

ECRイオン源運転の課題

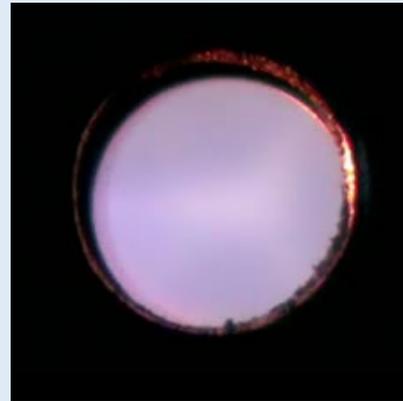
運転パラメータ

(制御可能な値)

1. マイクロ波入力
2. メインガスバルブ開度
3. サポートガスバルブ開度
4. 上流側ミラーコイル電流
5. 下流側ミラーコイル電流
6. 固体試料位置
7. スリット位置 (上下左右)
8. 収束用四重極電磁石電流
9. アインツェル電圧
10. 引き出し電圧 (要請)
11. 分析電磁石電流 (要請)

(観測できる情報)

1. マイクロ波反射
2. 引出チェンバ真空度
3. ドレイン電流
4. 引き出し口の画像



ビーム生成の物理量

- プラズマの電子密度
- プラズマの電子温度
- イオン閉じ込め時間
- ...

ビーム品質

- ビーム量
- ビーム安定度

- 運転パラメータとビーム生成に関わる物理量が一対一対応しない。
- 運転者の**経験**頼み。固体試料等, イオン種によっては安定した**長期安定供給が困難**。
- ビーム入射中はファラデーカップ退避するため, **ビーム量のモニター**できず。

機械学習でビーム品質を予測

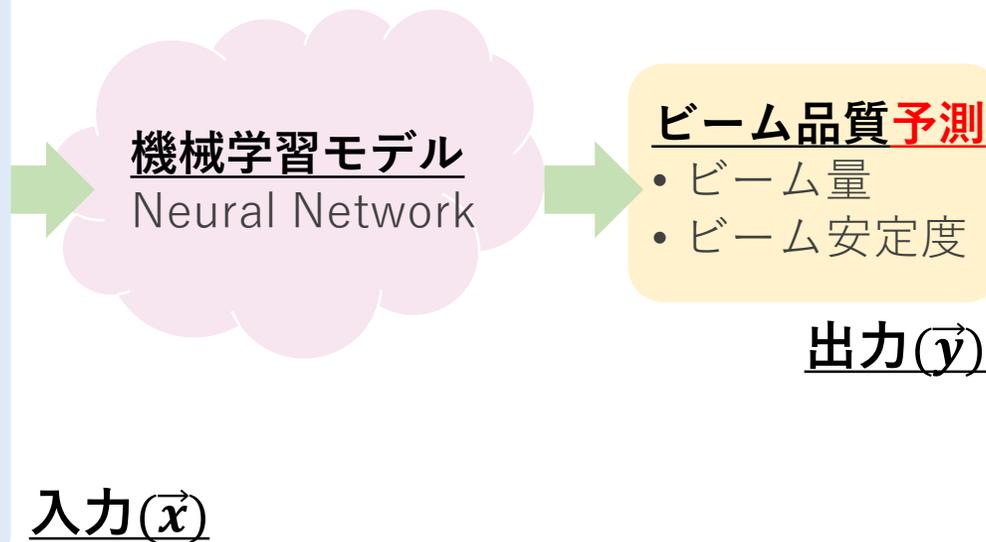
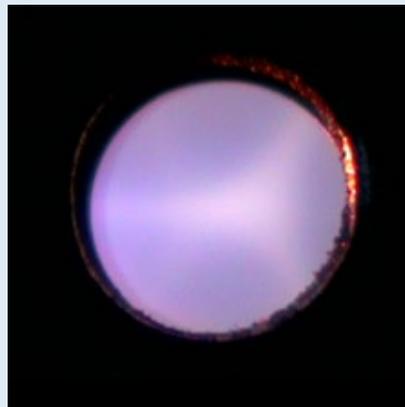
運転パラメータ

(制御可能な値)

1. マイクロ波入力
2. メインガスバルブ開度
3. サポートガスバルブ開度
4. 上流側ミラーコイル電流
5. 下流側ミラーコイル電流
6. 固体試料位置
7. スリット位置 (上下左右)
8. 収束用四重極電磁石電流
9. アインツェル電圧
10. 引き出し電圧 (要請)
11. 分析電磁石電流 (要請)

(観測できる情報)

1. マイクロ波反射
2. 引出チェンバ真空度
3. ドレイン電流
4. 引き出し口の画像

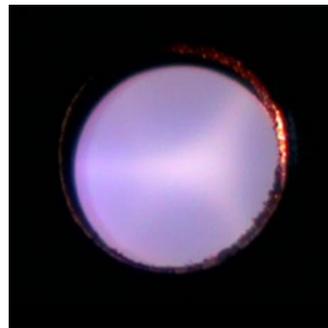


- 入力と出力が記録された運転データを学習させて、**機械学習モデルを訓練**する。
- ビーム品質を予測するモデルは、**イオン源の監視**に利用できる。
- ほしいビーム品質を与える運転パラメータ（観測値は実測値を使用）を見つけられれば、イオン源の**自動ビーム維持**制御も可能となる。

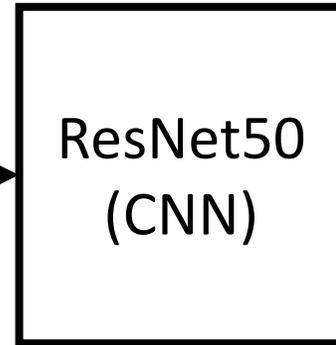
ニューラルネットワークモデル

まずは入力(\vec{x})からビーム量を予測するモデルを構築する。

画像データ



224 x 224 pixels
x3 (RGB)



2048



512



64



1

予測

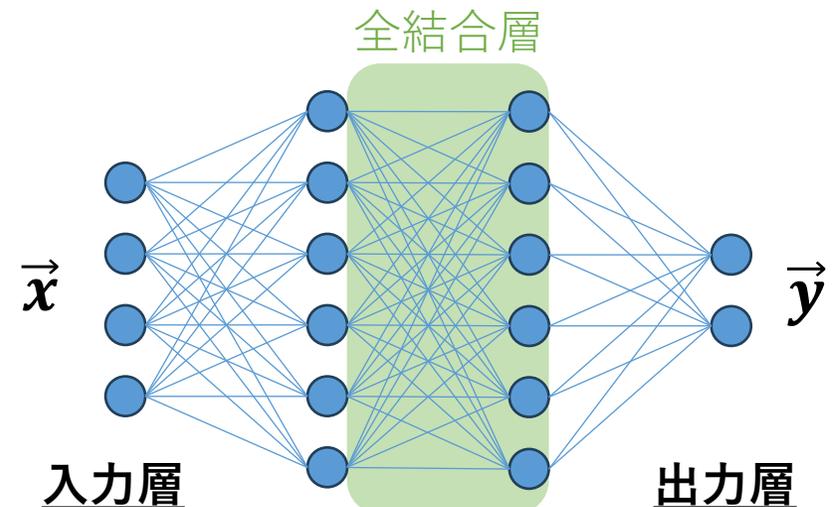
ビーム量

数値データ

マイクロ波入力
メインガスバルブ開度
サポートガスバルブ開度
上流側ミラーコイル電流
下流側ミラーコイル電流
固体試料位置
スリット位置 (上下左右)
収束用四重極電磁石電流
アインツェル電圧
引き出し電圧 (要請)
分析電磁石電流 (要請)

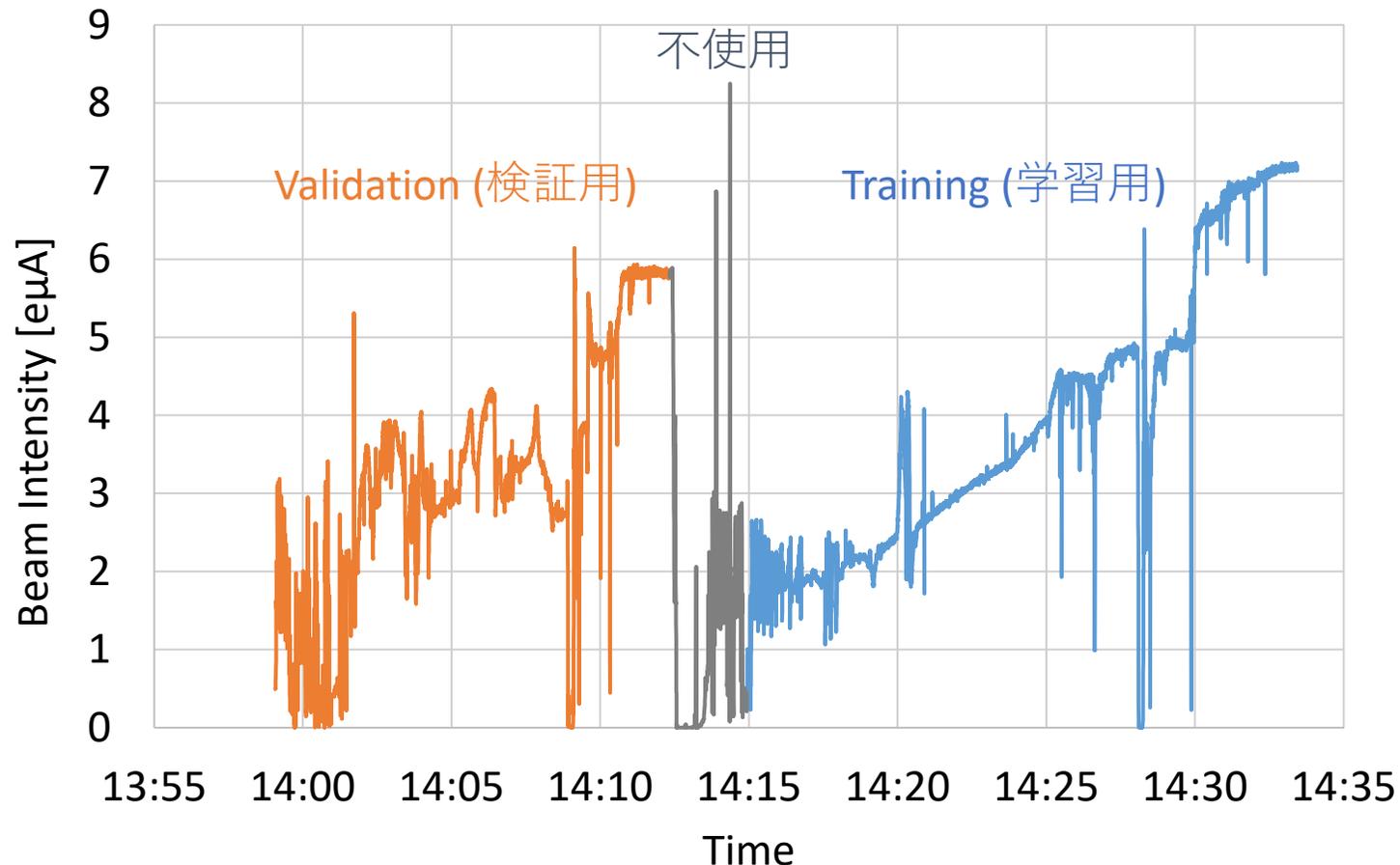
マイクロ波反射
引出チェンバ真空度
ドレイン電流

17



機械学習に用いたサンプルデータ

- 2023/09/19, $^{56}\text{Fe}^{15+}$ ビーム
- 実験終了後, 2回同様のビーム調整を繰り返した.
- データ量の多い2回目を訓練に, 1回目のデータを学習モデルの検証に用いた.



1回目調整

測定時間: 13分16秒

データ数: 4,900

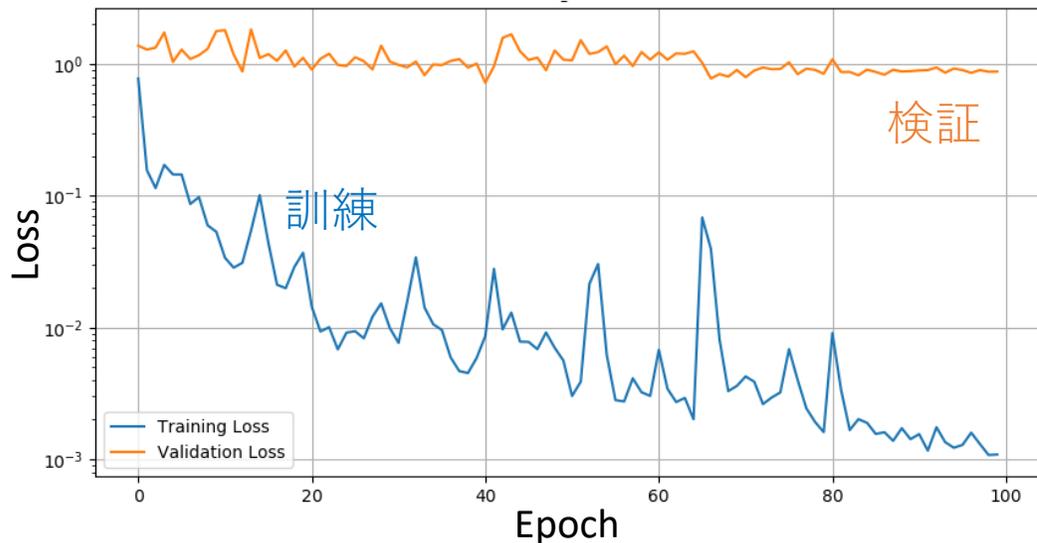
2回目調整

測定時間: 18分31秒

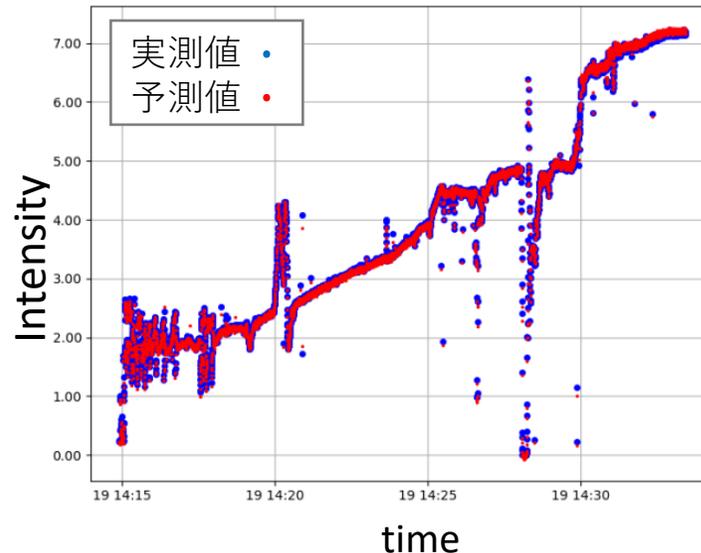
データ数: 6,850

モデルの訓練と検証

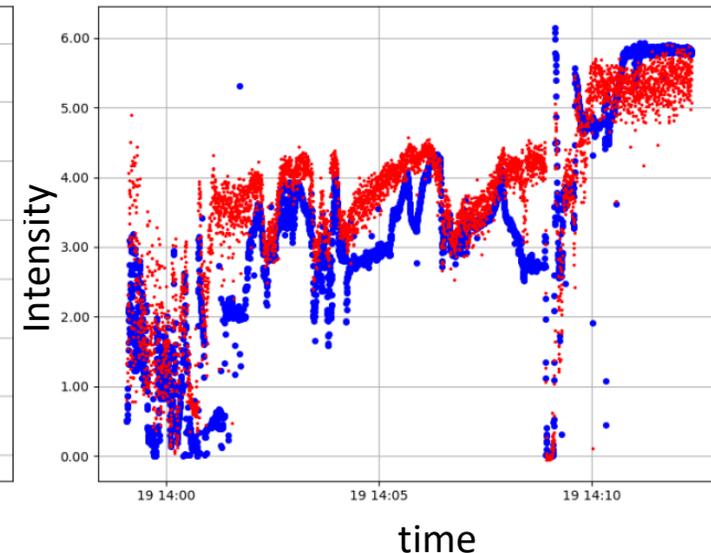
学習曲線



訓練



検証



損失(Loss)は正解(実測値)と学習モデルが出した予想値の平均二乗誤差.

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

訓練データ: 実測値と予測値が一致.

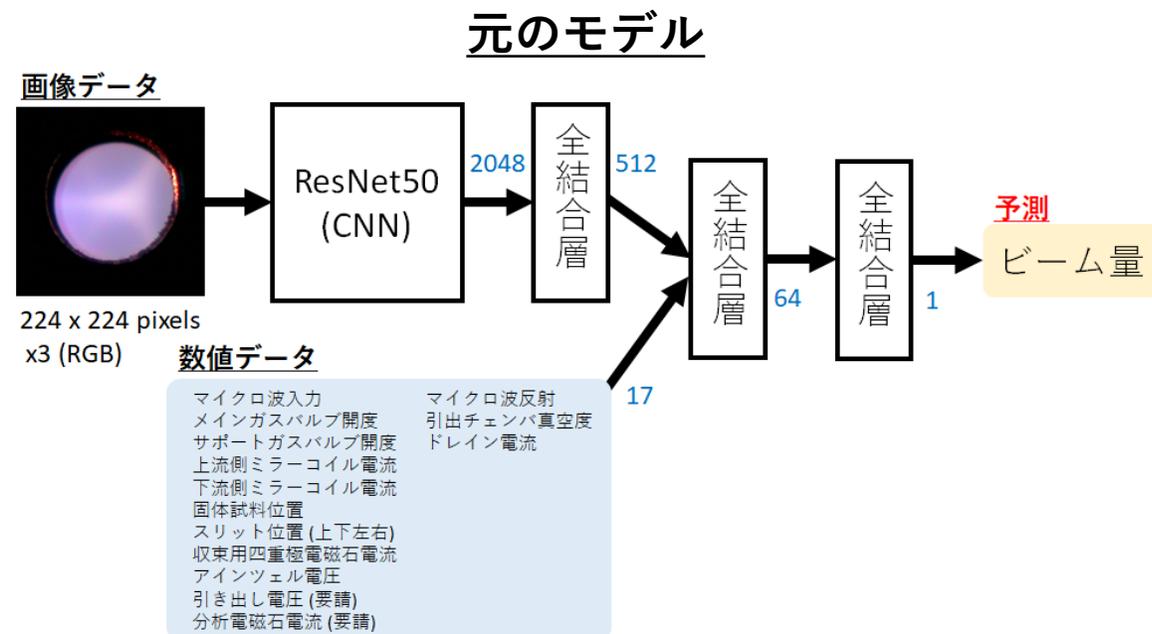
検証データ: 実測値と予測値はよく一致しないが
全体の傾向や放電時など特徴的な部分
は予測できている.

訓練データが不足している?

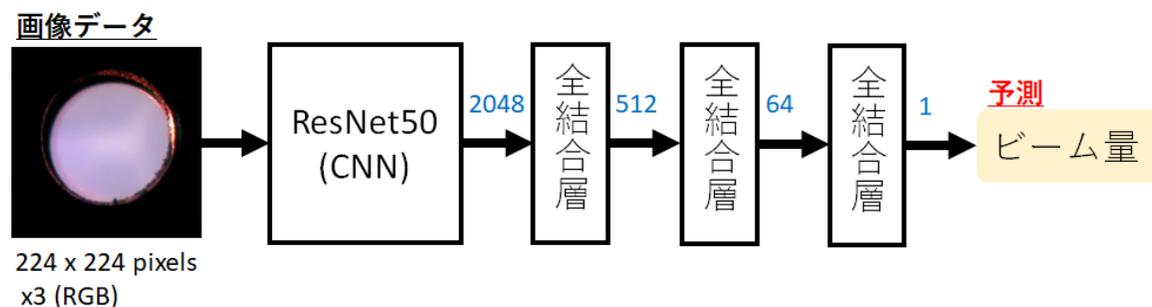
訓練データにゴミが入っている?

Ablation Study

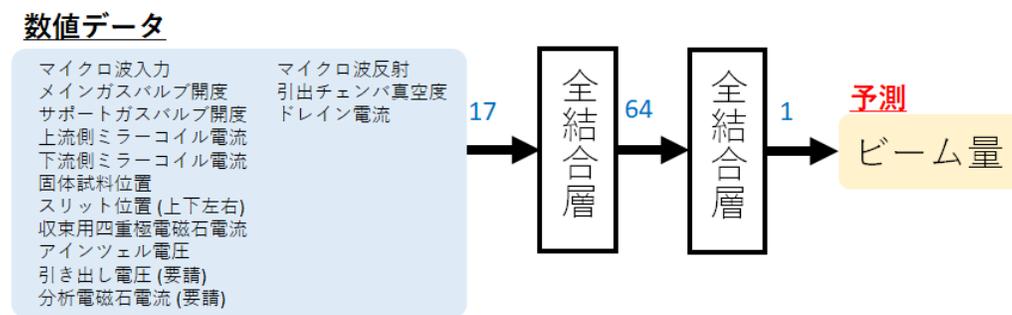
- モデルやデータの**構成要素を削り**予測がどう変わるか調べる。
- 数値と画像はどっちが大事か？
 - ① 数値データを入れないモデル
 - ② 画像データを入れないモデル



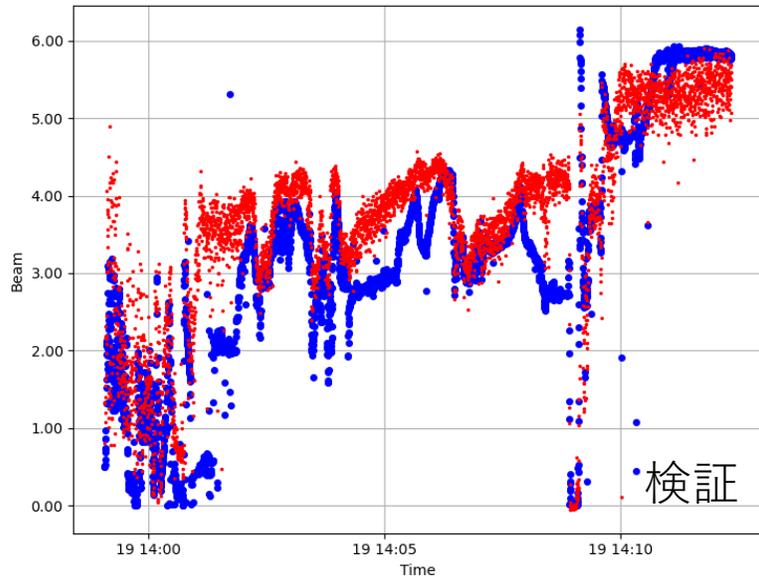
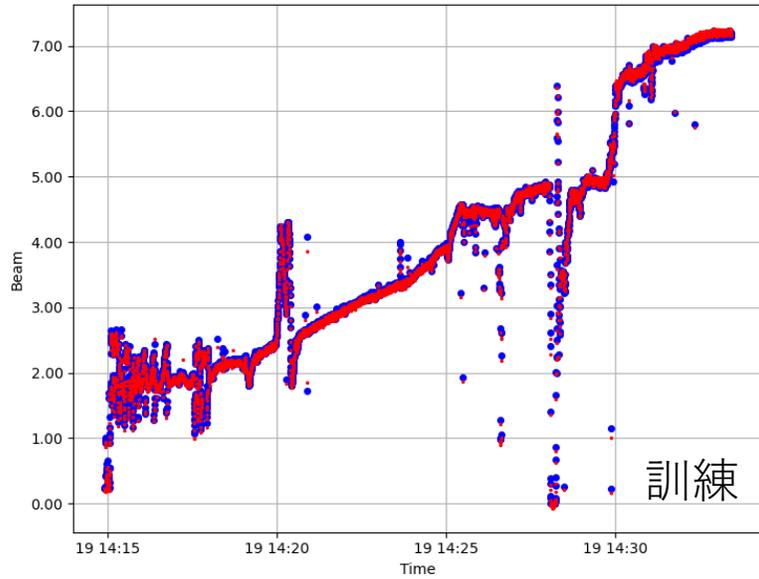
① 画像のみモデル



② 数値のみモデル

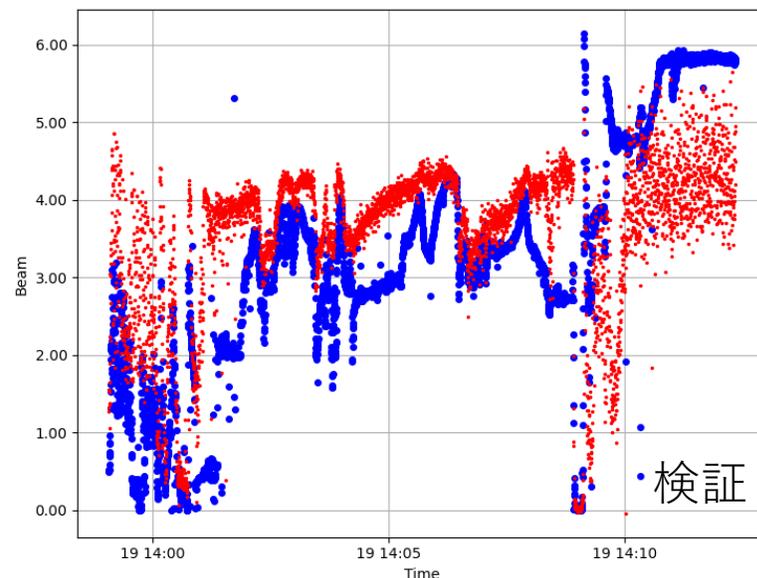
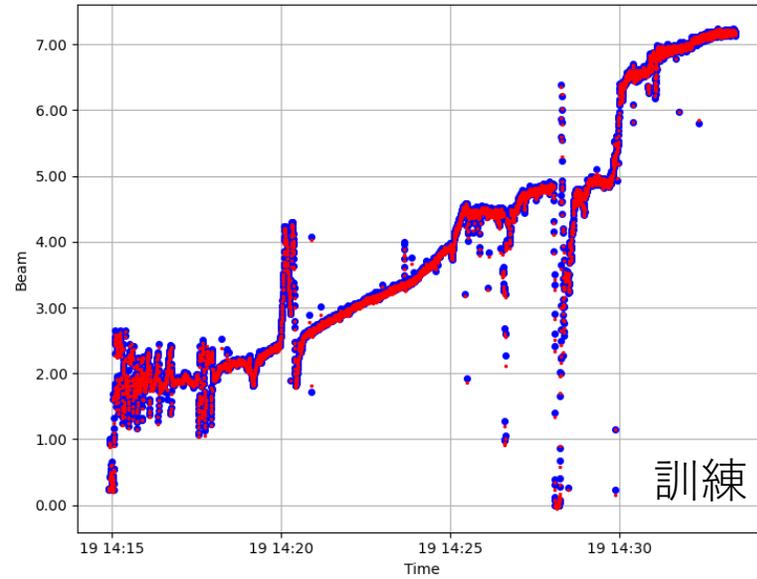


画像+数値データ



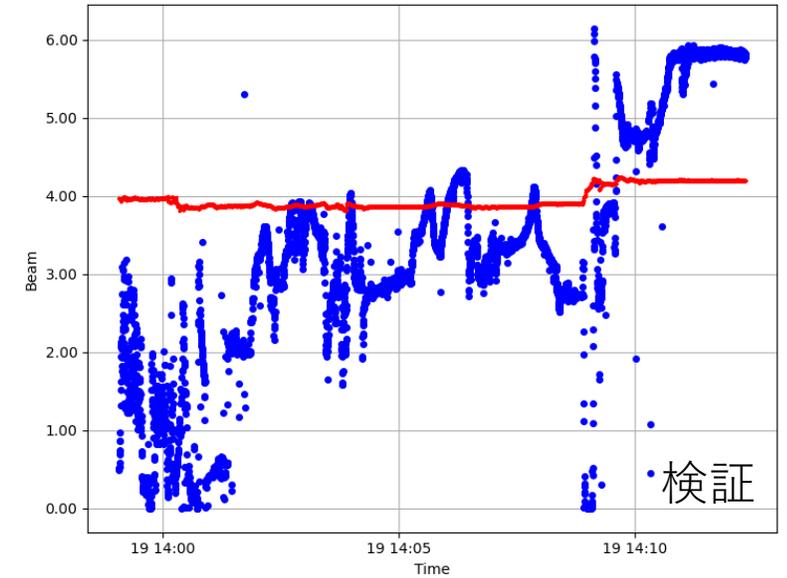
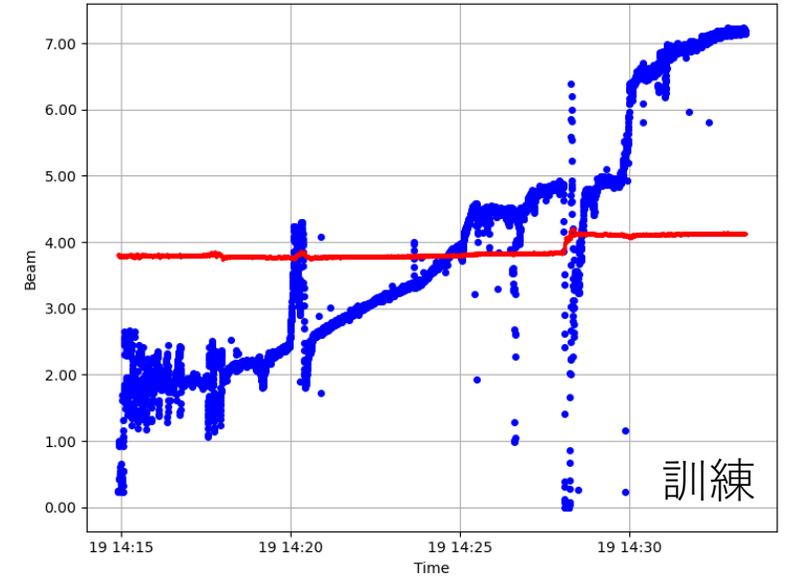
[Loss] 訓練: $1.07E-3$, 検証: **0.877**

①画像のみ



[Loss] 訓練: $8.48E-4$, 検証: **1.75**

②数値データのみ



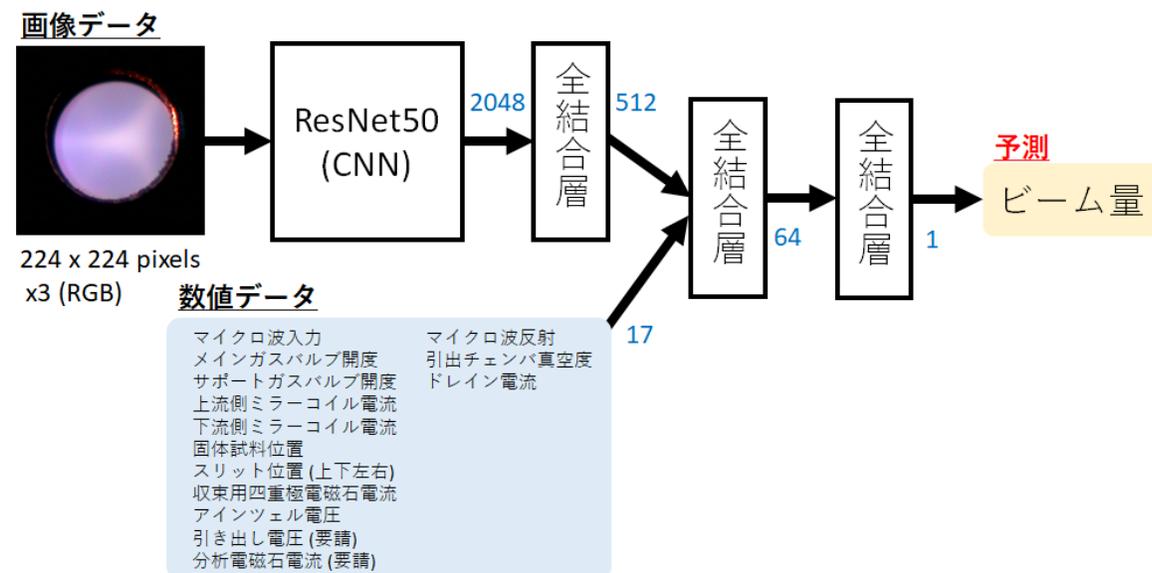
[Loss] 訓練: 2.65, 検証: **2.86**

Ablation Studyまとめ

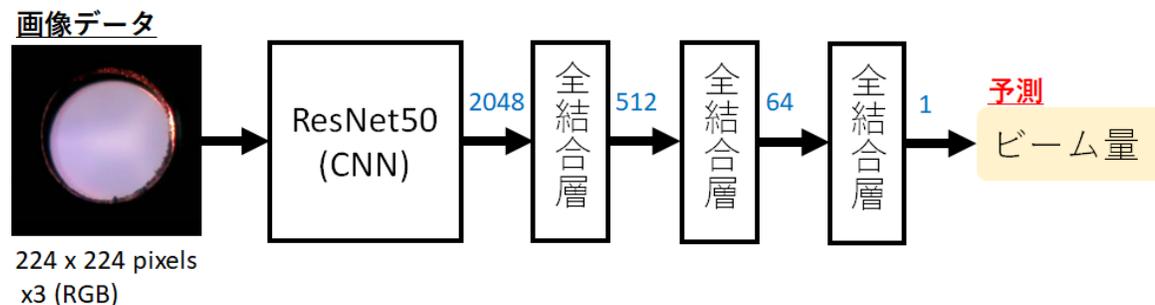
- 精度に対して画像データが支配的.
- 数値データを足すと予測精度向上.
→ 数値を処理するモデルの改良.

Loss	画像+数値	①画像のみ	②数値のみ
訓練	0.00107	0.000848	2.65
検証	0.877	1.75	2.86

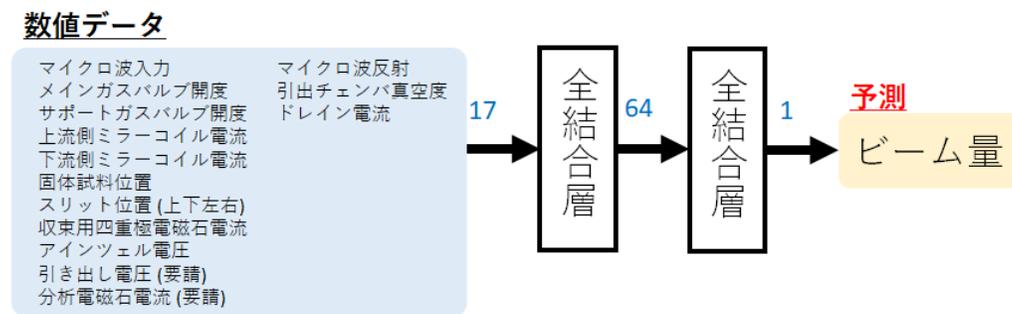
元のモデル



① 画像のみモデル



② 数値のみモデル



今後の予定

データ

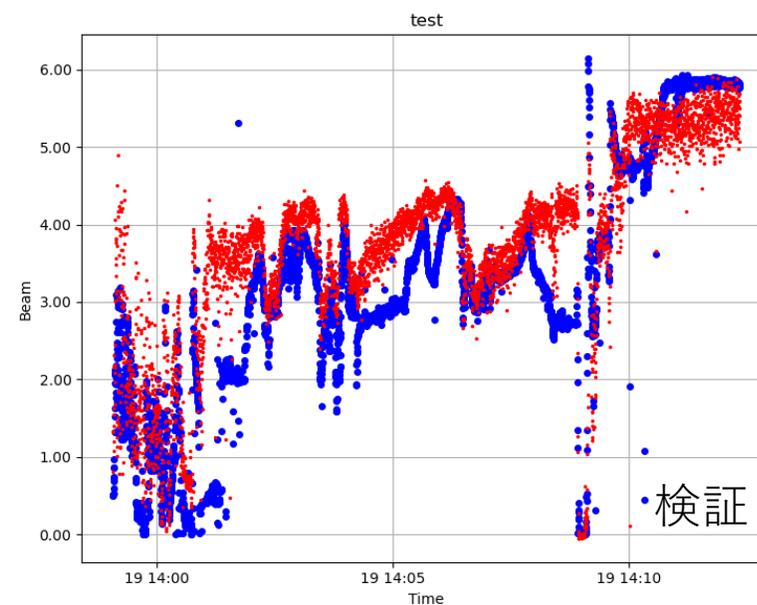
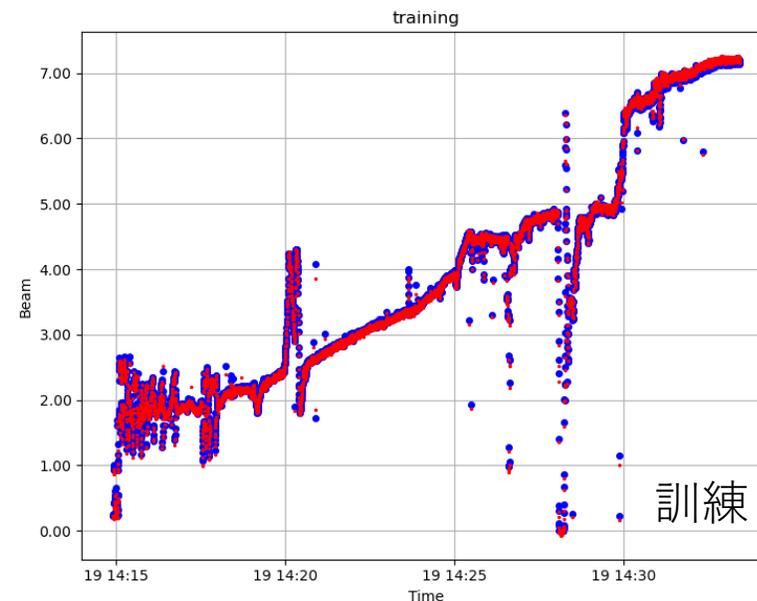
- 追加の実験を行い, データ量と多様性を向上させる.
- 運転データの解析を行い学習データのクリーニング.

モデル

- 数値データをさらに活用できるようにモデルのアーキテクチャを改善.
- 時系列モデリング.

自動運転

- 訓練したモデルを用いて, 運転パラメータ最適化を行うプログラムの開発.
- 日によってイオン源の調子が変わることはすでに知られている. (数値化できていないパラメータがある)
→強化学習?



WWWAI (Wako Weekday Workshop on Artificial Intelligence)

- 大学のサークルのような形式で2週間に一度勉強会.
- 和光市民センターを借りて平日19時より開催.
- 画像認識, 強化学習, 自然言語処理, 制御などの専門家が参加.



まとめ

- ECRイオン源は非常に複雑な系. 特に固体試料ビームなどの安定供給は運転者の**経験**頼み.
- 運転者に依存せず, 長期運転時にも**安定したビーム供給を可能にするような自動運転システム**を, 機械学習のフレームワークを用いて構築することが**最終目標**.
- 現在イオン源の制御値・観測できる情報から**ビーム電流を予測するモデル**を開発中. イオン源**ビームの監視にも利用可能**.