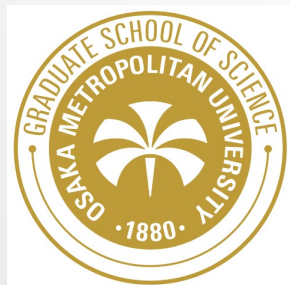


# 機械学習を用いた 加速器運転調整システムの開発

2023/11/28

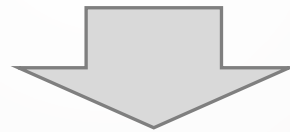
岩崎昌子 (阪公大, 阪大RCNP/IDS)



# 大型加速器制御

## 大型加速器実験における加速器制御

- 膨大な制御点数 数千-数万点以上
- 高度な要請 位置、エネルギー、輝度、、
- 高額な運転経費 例) 年間数十億円@SuperKEKB



**高精度・高効率で安定な加速器運転  
の実現が重要**

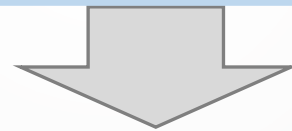
例: 10%の向上 → 年間数億円の費用効果

情報分野で開発された

# 機械学習の適用が有効

従来より**高性能**、**高速**なデータ処理を期待

強力なデータ処理ツール



従来より**高精度**・**高効率**で**安定な**  
加速器制御が期待される

# 機械学習プロジェクト

素粒子・原子核物理研究者と情報科学研究者が  
部局、大学、機関の枠を超えてグループを形成し、  
加速器実験および関連分野へ**深層学習を適用させ、**  
さらにその**研究結果を発展させる**

素粒子・  
原子核物理



情報科学

- 阪大RCNP研究プロジェクト / 阪大IDS学際研究プロジェクト
- FY2018 -

# プロジェクトの柱

## 主な研究項目

### 生データを用いた 機械学習手法開発

- 物理解析手法の開発
- 測定器較正
- Vertexing
- Clustering

### 加速器制御への 機械学習の導入

### 機械学習を用いた トリガーレス データ収集システム

# プロジェクトの柱

## 主な研究項目

### 生データを用いた 機械学習手法開発

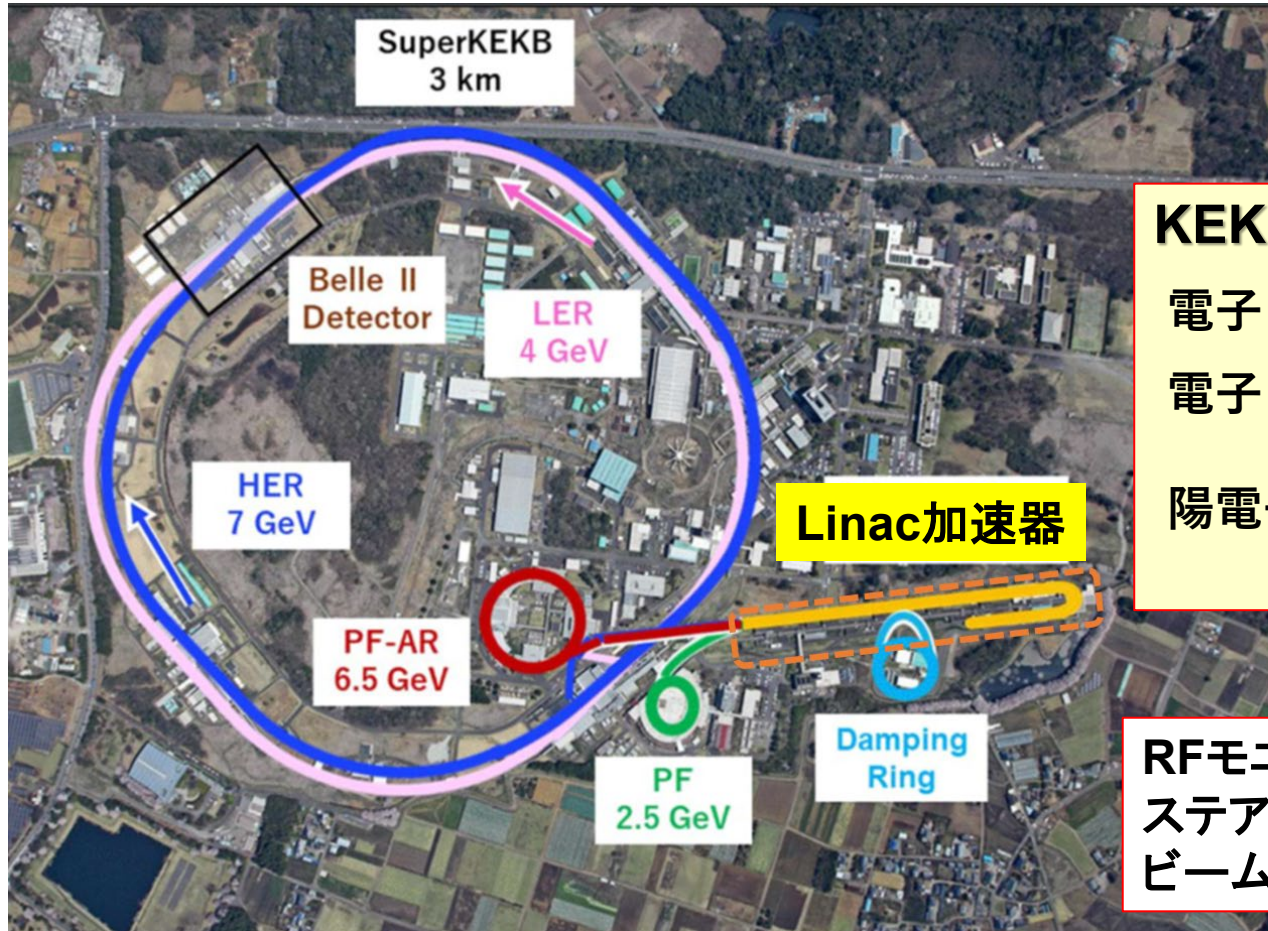
- 物理解析手法の開発
- 測定器較正
- Vertexing
- Clustering

### 加速器制御への 機械学習の導入

### 機械学習を用いた トリガーレス データ収集システム

# 機械学習を用いた KEK Linac加速器制御の開発

阪公大、KEK  
阪大IDS、阪大RCNP



## KEK Linac加速器

電子・陽電子線形加速器 (600m)

電子 3つのリングへ入射  
(PF, PF-AR, KEKB-HER)

陽電子 1つのリングへ入射  
(KEKB-LER)

RFモニター: 60台  
ステアリング電磁石: 200台  
ビーム位置モニター(BPM): 100台



# 開発に用いた加速器データ

Linac加速器の実運転データを使用して開発をおこなった

## 使用した加速器データ

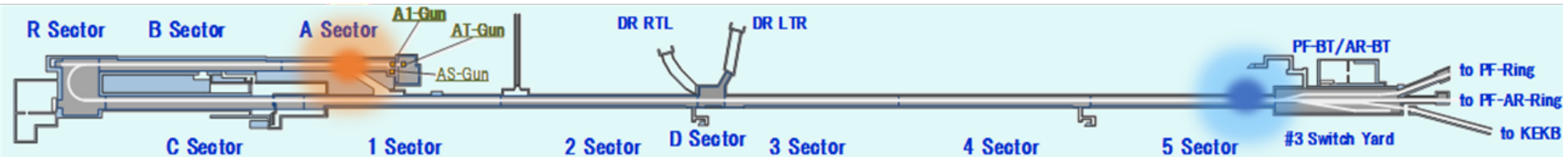
- Super KEKB入射用電子ビームデータ(2018/11~2021/06)

環境パラメータ(環境温度、冷却水温等) 732個  
運転パラメータ(電磁石励起電流読み値) 500個

入射効率の指標(Linac上流と下流の電荷量比) 1個

合計1233個

$$Q_{ratio} = \frac{\text{Linac 加速器下流のBPM(SP\_58\_0)での電荷量}}{\text{Linac 加速器上流のBPM(SP\_A1\_M)での電荷量}}$$





# 加速器制御の問題点

## 問題点① 制御システムが複雑

構成要素が多い  $\sim O(1000)$

→ 参照するパラメータが多数で複雑

→ 調整速度が個人の技量に依存

## 問題点② 運転状況が変化する

温度変化や振動、潮汐力等

**周囲の環境が変化する**

→ 常時調整が必要

# 加速器制御の問題点

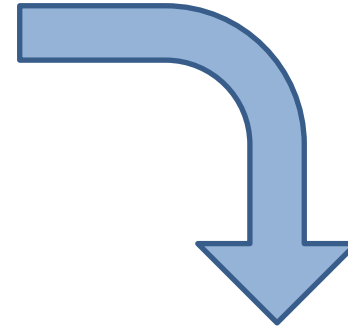
10

## 問題点① 制御システムが複雑

構成要素が多い  $\sim O(1000)$

→ 参照するパラメータが多数で複雑

→ 調整速度が個人の技量に依存



## 機械学習を用いた加速器の可視化

教師なし学習を用いた次元削減(特徴抽出)

## 問題点② 運転状況が変化する

温度変化や振動、潮汐力等

**周囲の環境が変化する**

→ 常時調整が必要

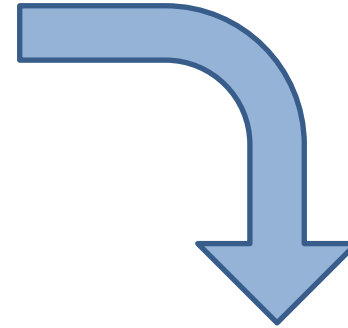
# 加速器制御の問題点

## 問題点① 制御システムが複雑

構成要素が多い  $\sim O(1000)$

→ 参照するパラメータが多数で複雑

→ 調整速度が個人の技量に依存



## 機械学習を用いた加速器の可視化

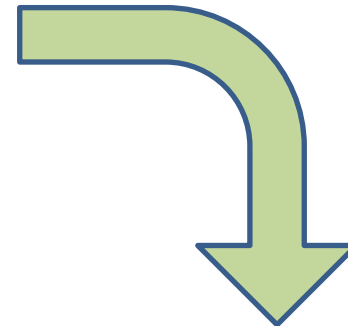
教師なし学習を用いた次元削減(特徴抽出)

## 問題点② 運転状況が変化する

温度変化や振動、潮汐力等

周囲の環境が変化する

→ 常時調整が必要



環境適応型機械学習(強化学習)  
を用いた加速器制御

# 機械学習を用いた加速器運転調整システムの開発

阪公大理<sup>A</sup>, 阪公大NITEP<sup>B</sup>, 阪大IDS<sup>C</sup>,  
阪大RCNP<sup>D</sup>, 九工大<sup>E</sup>, KEK加速器<sup>F</sup>

**度会龍**<sup>A</sup>, 岩崎昌子<sup>A, B, C, D</sup>, 中島悠太<sup>C</sup>, 武村紀子<sup>C, E</sup>,  
長原 一<sup>C</sup>, 中野貴志<sup>C, D</sup>, 佐藤政則<sup>F</sup>, 佐武いつか<sup>F</sup>

# イントロダクション

我々は、KEK Linac加速器の運転調整用システムの開発を行っている  
本研究では、機械学習を用いた運転調整のための  
加速器シミュレータを開発した

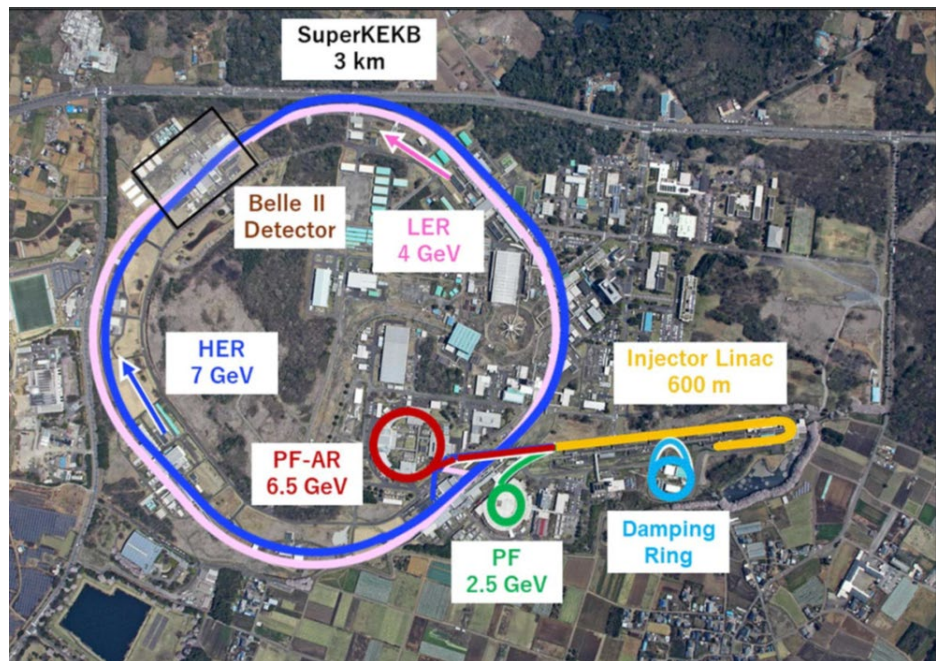
## 先行研究により

- 変分オートエンコーダ(VAE)を使用した次元削減により、GAN特有の問題(モード崩壊)が解決できる
- ただし、VAEによる信号復元が不完全なため、別の手法の開発が必要であることが分かった。(度会龍他7名、日本物理学会2023年春季大会、2023年)

## 本研究では

1. 新しい次元削減手法の開発を行った。
2. 本研究で開発した加速器シミュレータを用いて  
Linac調整に重要なパラメータを推定した。

# イントロダクション

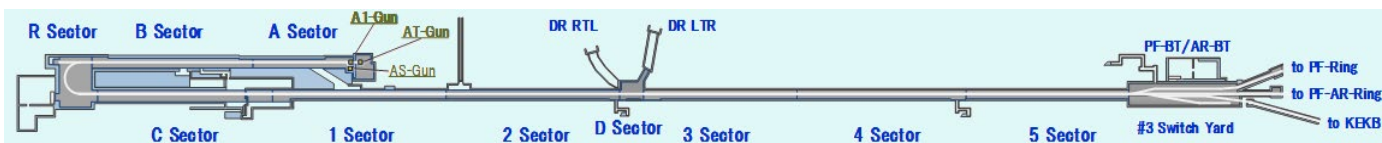


## KEK Linac加速器

RFモニター：60台

ステアリング電磁石：115台

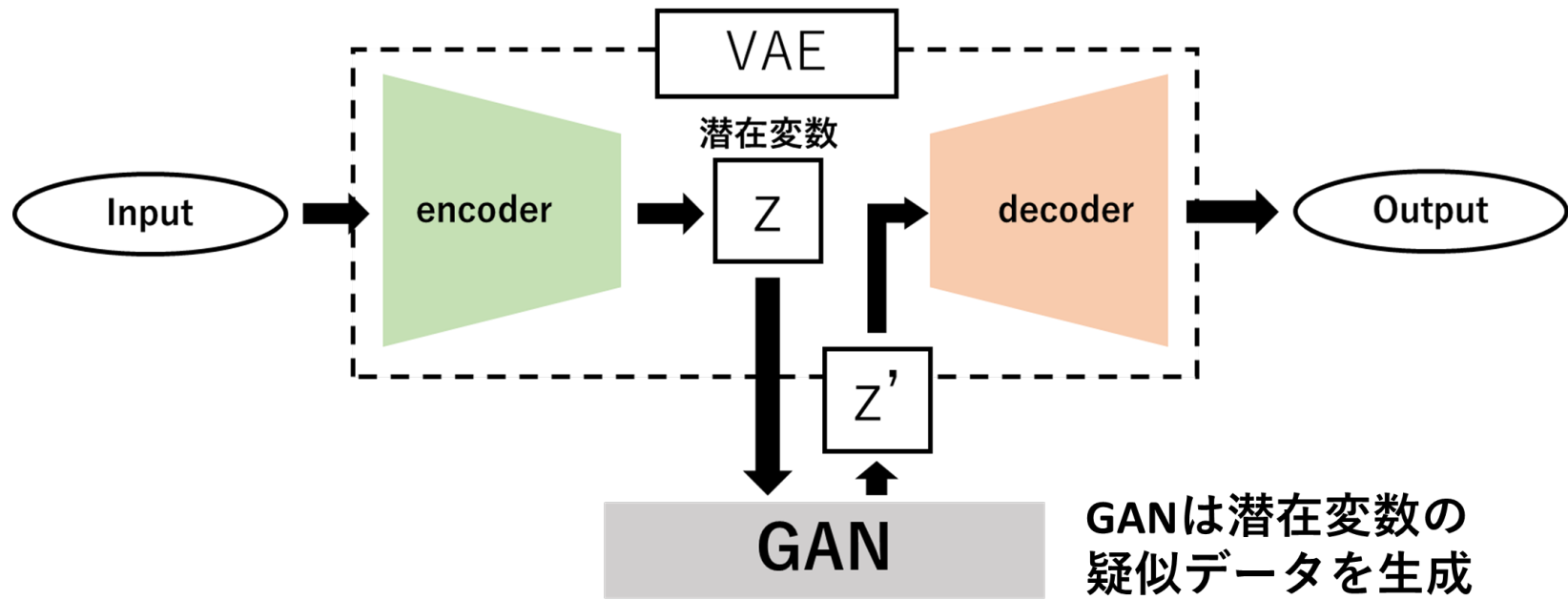
ビーム位置モニター(BPM)：100台



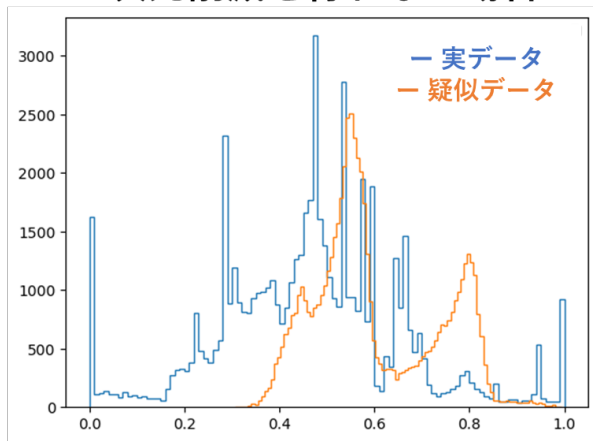
## 加速器制御の問題点

- ・ 構成要素が多く、システムが複雑→調整速度がオペレータの技量に依存
- ・ 周囲の環境が変化する→常時調整が必要

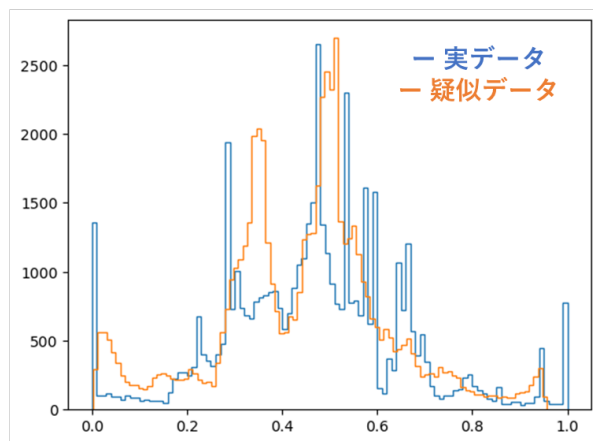
# イントロダクション



次元削減を行わない場合



次元削減を行った場合

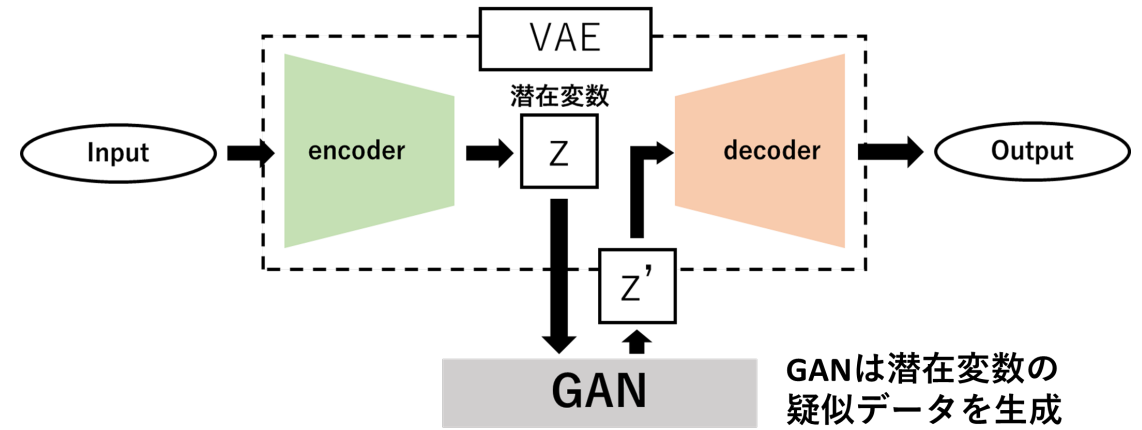


電磁石パラメータ(PY-32-4)

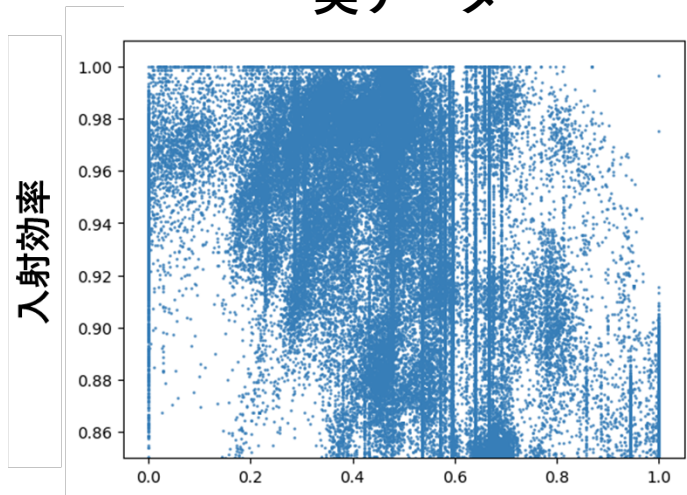
次元削減を行わないと、  
疑似データのデータ分布に  
偏りが生じた  
→モード崩壊

次元削減により、  
モード崩壊を回避

# イントロダクション



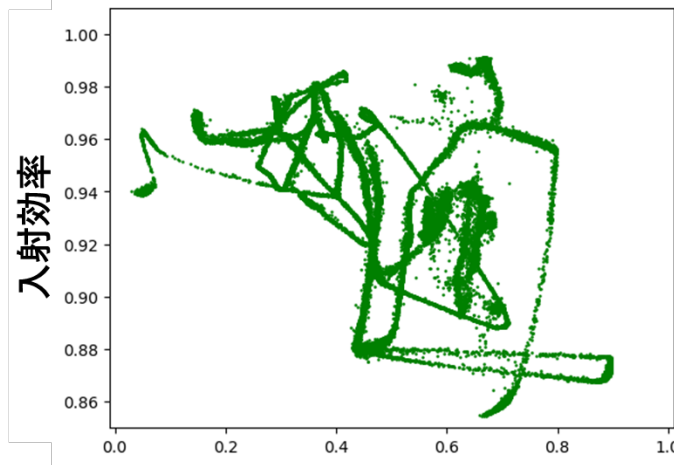
実データ



電磁石パラメータ(PY-32-4)

使用データ期間：2018-11-12～2021-06-23

VAEによる復元データ



電磁石パラメータ(PY-32-4)

VAEでは、実データの相関を  
復元できない

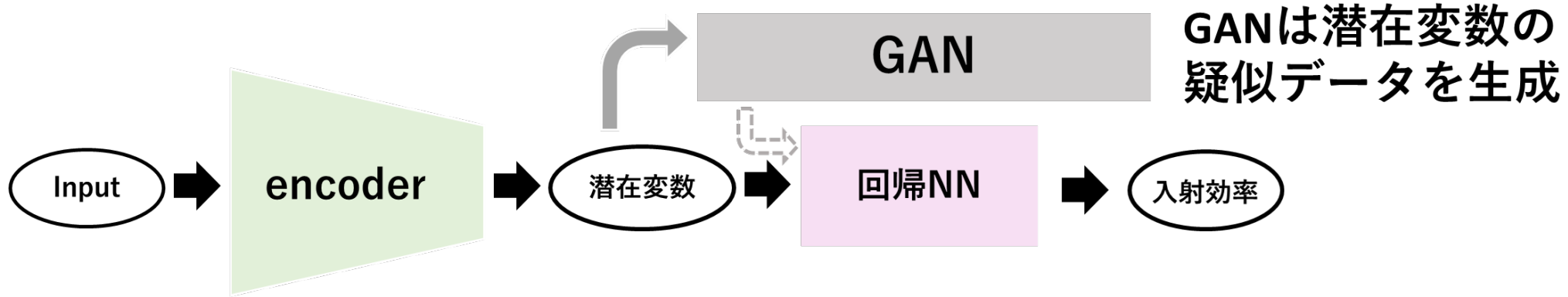


VAEに代わる次元削減手法の  
開発が必要



# DNNによる加速器パラメータの予測

新しい次元削減手法として、以下のようなモデルをデザインした。



- 回帰をタスクとしたネットワークを分断し次元削減した潜在変数を出力
- 実データを用いてencoderと回帰NNを同時に学習させる
- 学習から得られたネットワークを用いて、加速器パラメータと入射効率データを再現  
→加速器シミュレータとして使用可能

GANによる疑似データ作成を行う前に、新しい手法で得られた入射効率や加速器パラメータが実データを再現できるか調べた。

# DNNによる加速器パラメータの予測

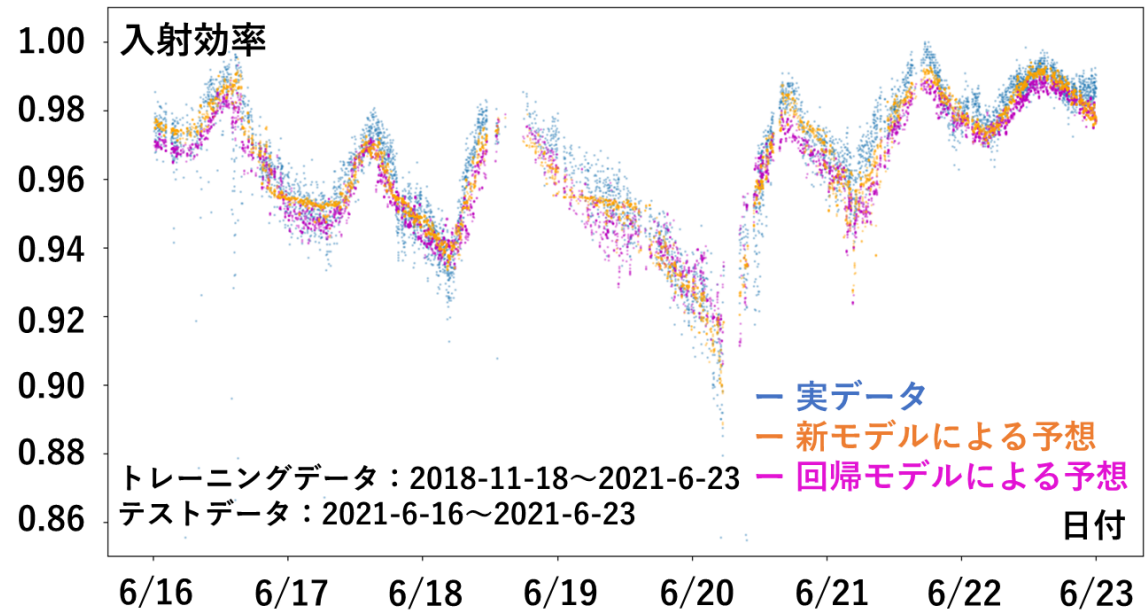
単一パラメータ（入射効率）の予測

新しくデザインしたモデルで、入射効率データを回帰させた。

新しくデザインしたモデルと、回帰NNのみのモデルで、回帰性能を比較した。



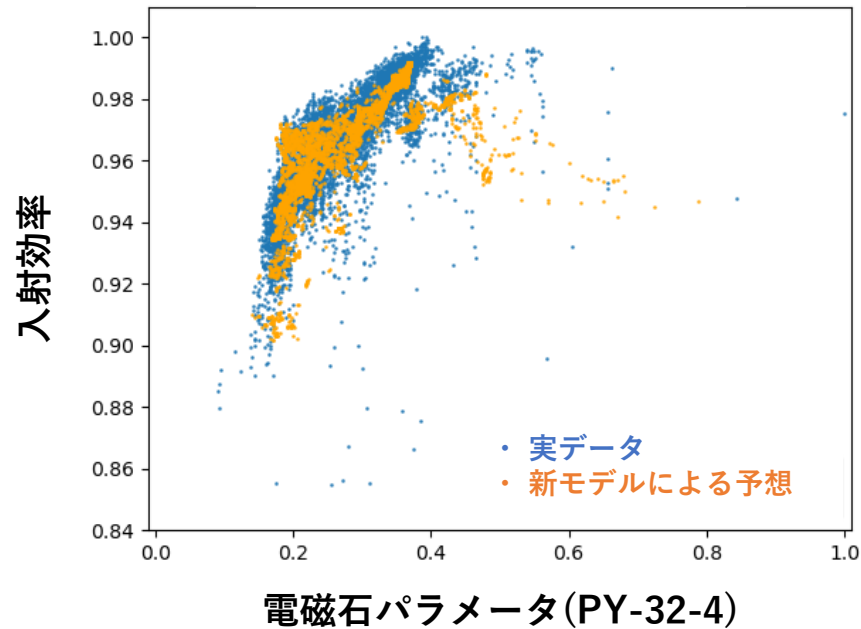
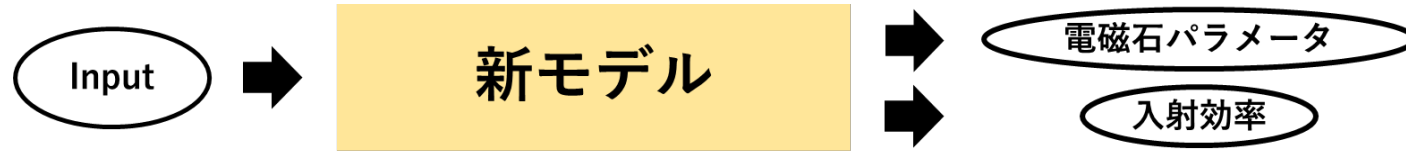
Datetime vs Injection eff.



# DNNによる加速器パラメータの予測

複数パラメータの同時予測（2パラメータの予測）

新しくデザインしたモデルで、入射効率データと電磁石パラメータ(PY\_32\_4)を予測した。

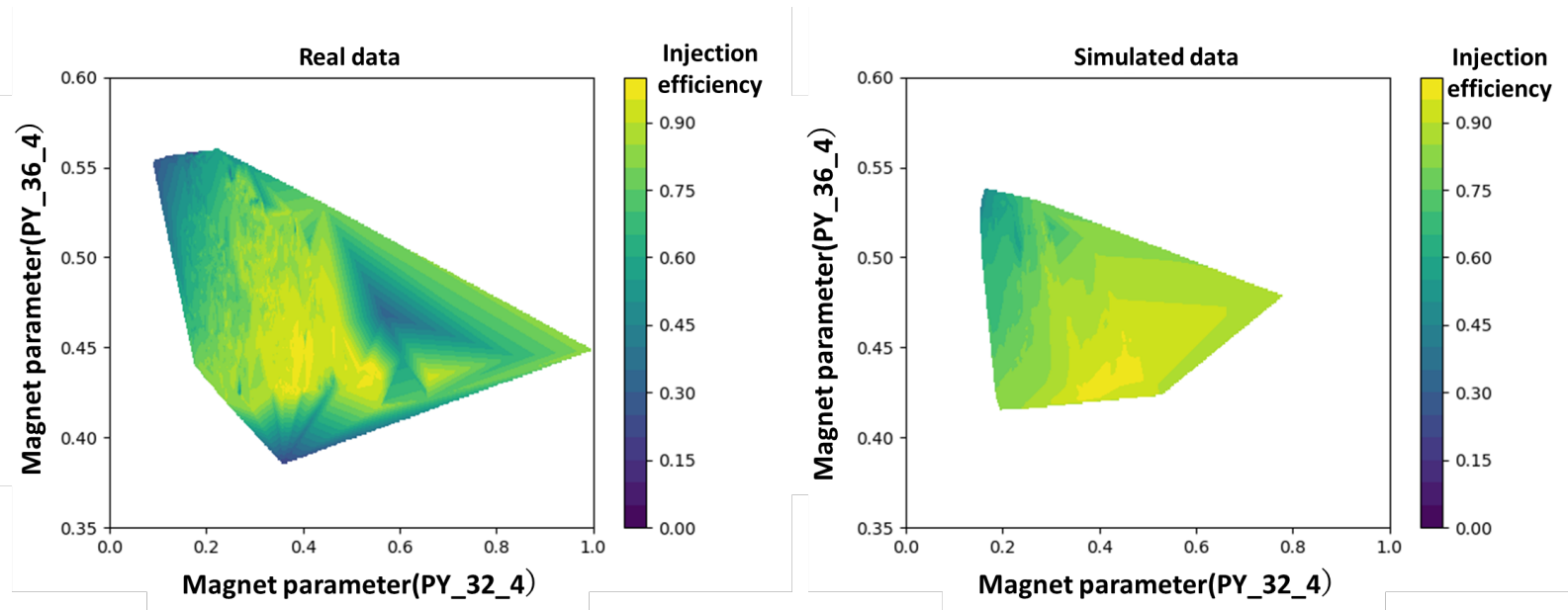
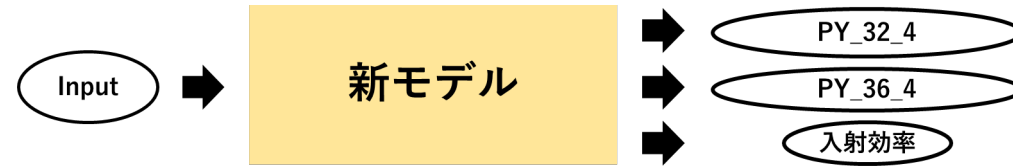


新しくデザインしたモデルによる出力は、実データを再現できている

# DNNによる加速器パラメータの予測

複数パラメータの同時予測（3パラメータの予測）

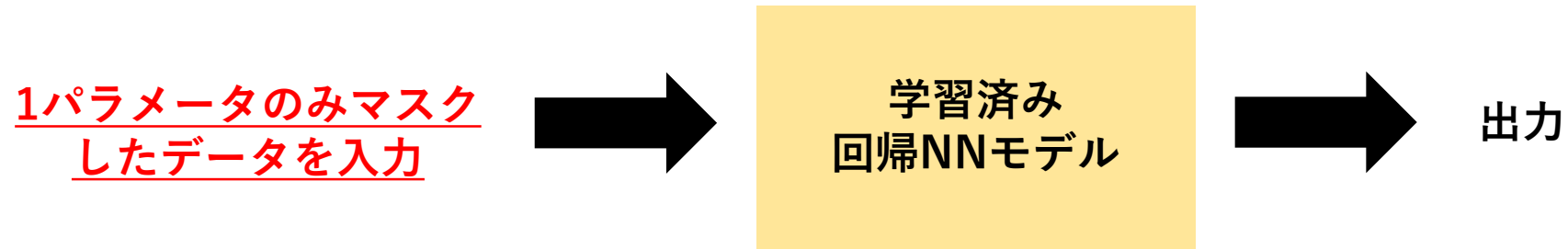
新しくデザインしたモデルで、入射効率データと電磁石パラメータ(PY\_32\_4, PY\_36\_4)を予測した。



新しくデザインしたモデルによる出力は、実データを再現できている

# 寄与の大きい加速器パラメータの予測

新しくデザインしたNNモデルを使って  
KEKLinac 加速器調整に重要な役割を果たすパラメータを推定した



1. 入射効率を回帰するモデルを用いる
2. 実データで学習済みのモデルに、1パラメータだけマスクしたデータを入力

回帰精度(mse)の低下が大きいほど  
マスクされたパラメータが回帰に寄与していると考えられる

# 寄与の大きい加速器パラメータの予測

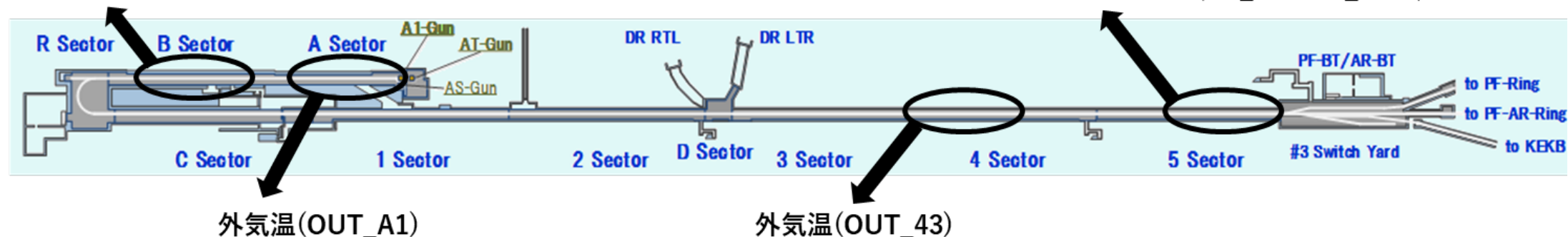
入射効率を予測する上で寄与が大きいと考えられるパラメータ

## 環境パラメータ

KLY 冷却水温(KL\_B7:KLY\_WAT)

VXIラック外部温度(VXI\_B4:OUT)

KLY 冷却水温(KL\_57:KLY\_WAT)

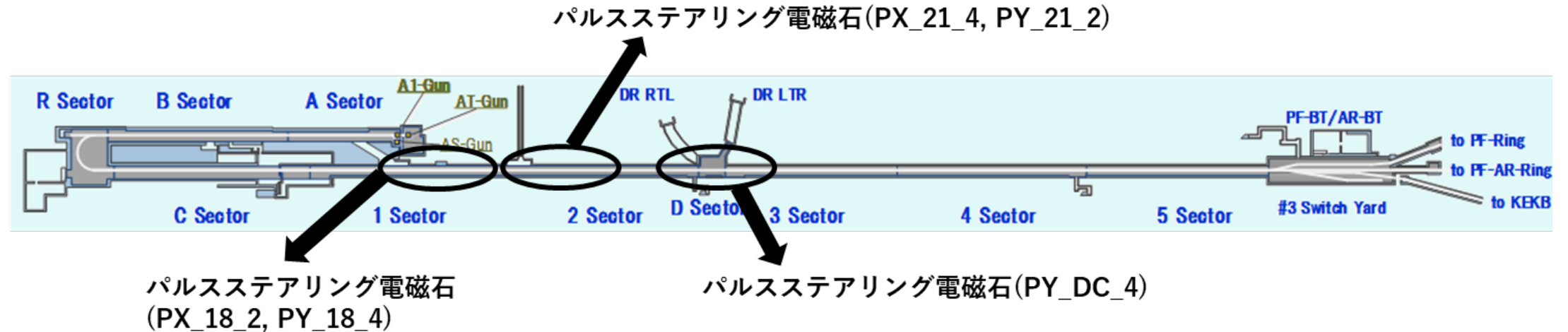


pv名	パラメータの種類	mseの差
KL_57:KLY_WAT	KLY 冷却水 (C系統) の温度	6.05E-04
KL_B7:KLY_WAT	KLY 冷却水 (C系統) の温度	3.69E-04
VXI_B4:OUT	VXIラック外部温度 (ギャラリー内気温)	2.44E-04
OUT_A1	外気温	1.57E-04
OUT_43	外気温	1.43E-04

# 寄与の大きい加速器パラメータの予測

入射効率を予測する上で寄与が大きいと考えられるパラメータ

## 電磁石パラメータ

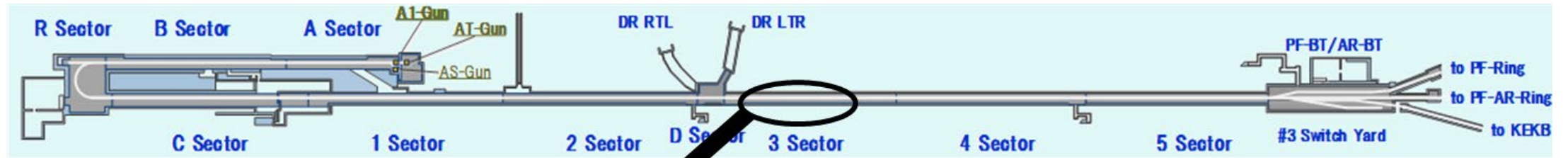


pv名	パラメータの種類	mseの差
PX_21_4	パルスステアリング電磁石パラメータ	4.84E-04
PY_DC_4	パルスステアリング電磁石パラメータ	1.59E-04
PY_21_2	パルスステアリング電磁石パラメータ	1.12E-04
PY_18_4	パルスステアリング電磁石パラメータ	7.80E-05
PX_18_2	パルスステアリング電磁石パラメータ	7.50E-05

# 寄与の大きい加速器パラメータの予測

入射効率を予測する上で寄与が大きいと考えられるパラメータ

## 電磁石パラメータ(軌道フィードバック)



パルスステアリング電磁石(PX\_32\_4,PY\_32\_4,PY\_38\_4)

pv名	パラメータの種類	mseの差
PY_32_4	パルスステアリング電磁石パラメータ	2.05E-04
PX_32_4	パルスステアリング電磁石パラメータ	7.43E-05
PY_38_4	パルスステアリング電磁石パラメータ	6.33E-05



# 寄与の大きい加速器パラメータの予測

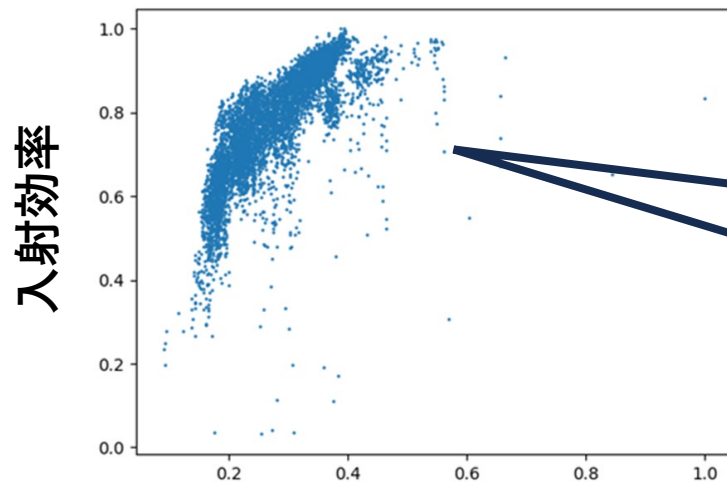
入射効率を予測する上で寄与が大きいと考えられるパラメータ

## 電磁石パラメータ(軌道フィードバック)



パルスステアリング電磁石(PX\_32\_4, PY\_32\_4, PY\_38\_4)

PY\_32\_4 vs Injection eff.



軌道フィードバックにより得られた入射効率は、必ずしも高くはない。

深層学習を適応することで、入射効率をより高められる可能性がある。

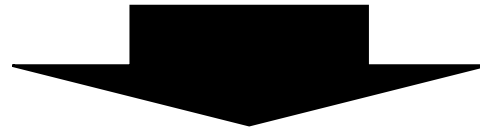
PY\_32\_4

## まとめ、今後の展望

- 機械学習を用いた運転調整のための加速器シミュレータを開発した。

新しい次元削減手法の開発を行うことで、実データを精度良く再現可能なシミュレータを開発した。

開発した加速器シミュレータを用いてLinac調整に重要なパラメータを推定した。



今回得られた知見を基に、機械学習を用いた運転調整の開発を進めたい。