

ベイズ最適化を用いたKEK Linac ビーム調整とSuperKEKBへの展望

三塚 岳 (KEK加速器)

飯田 直子, 夏井 拓也, 佐藤 政則 (KEK加速器), 加藤 臣之輔 (東京大学)

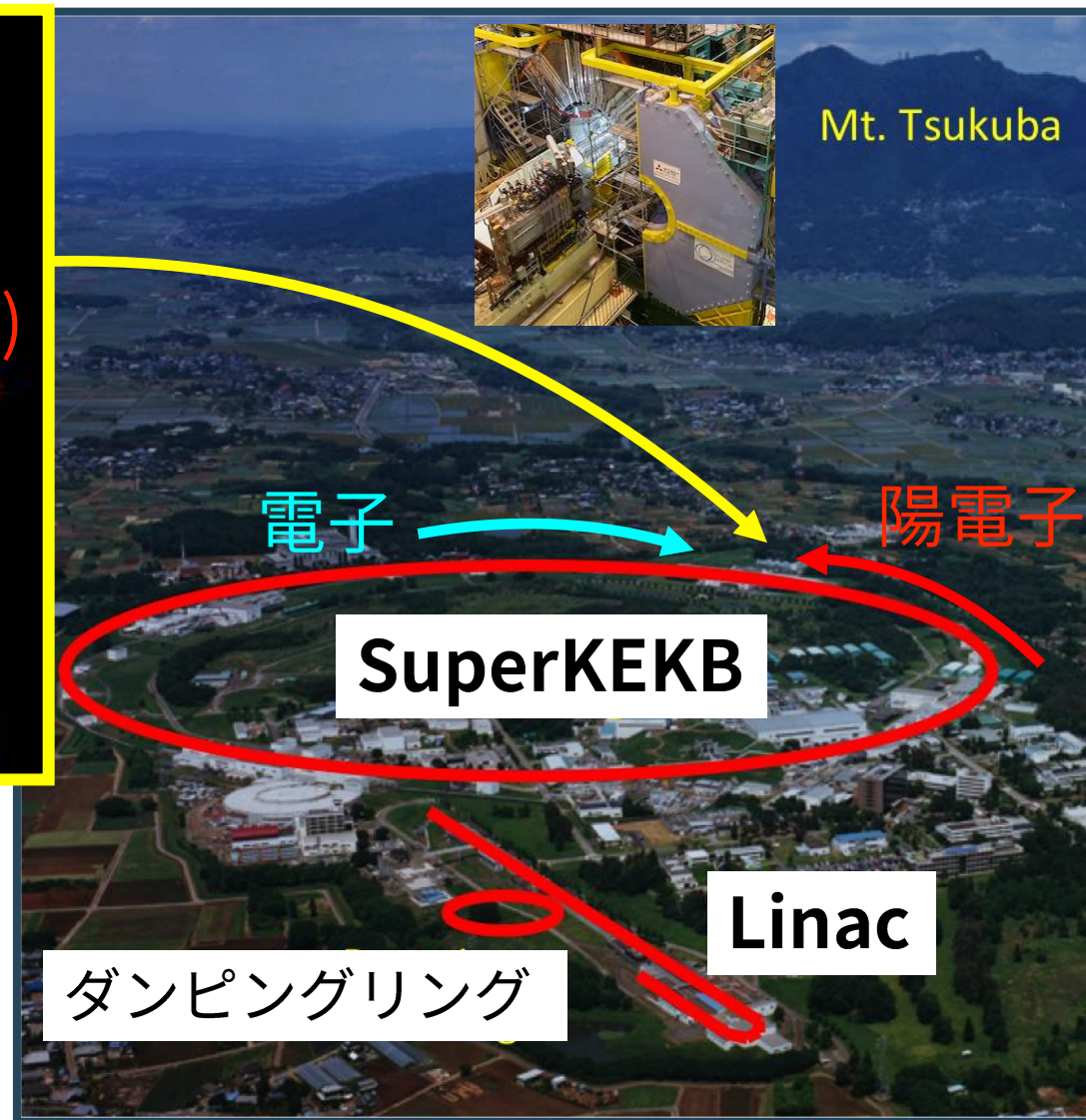
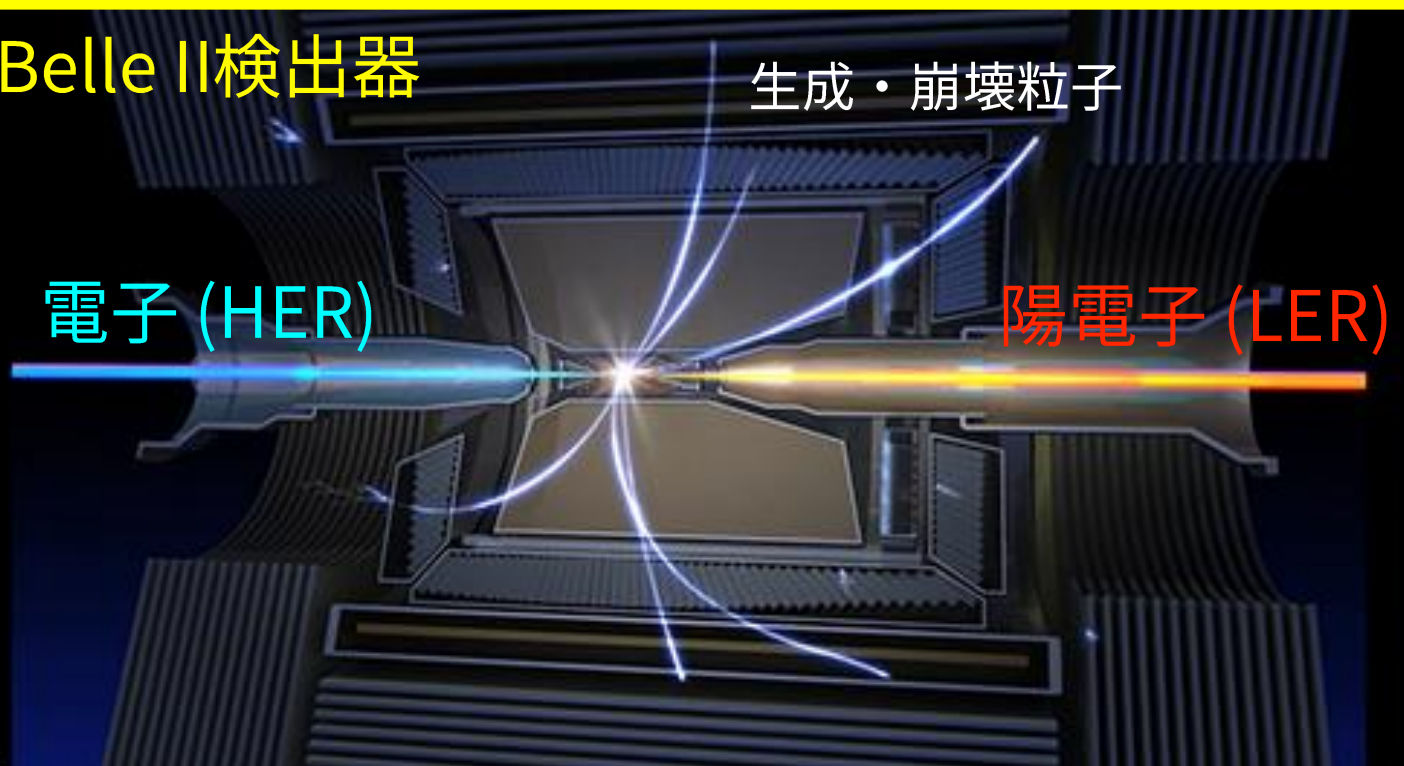
第20回日本加速器学会年会

日本大学理工学部船橋キャンパス 2023年 8月29日 - 9月1日



Belle II実験とSuperKEKB加速器

Belle II検出器

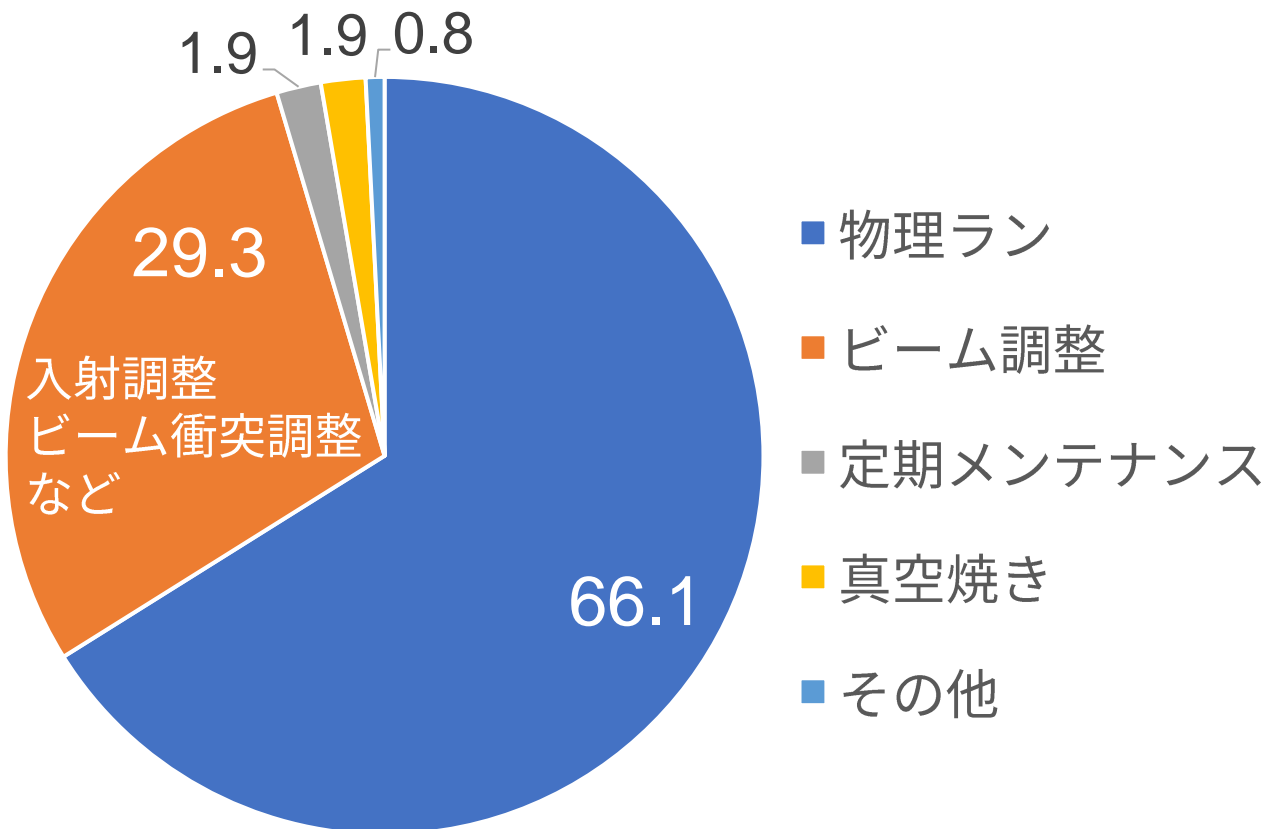


$$N = \sigma [\text{cm}^2] \int L [\text{cm}^{-2}\text{s}^{-1}] dt [s]$$

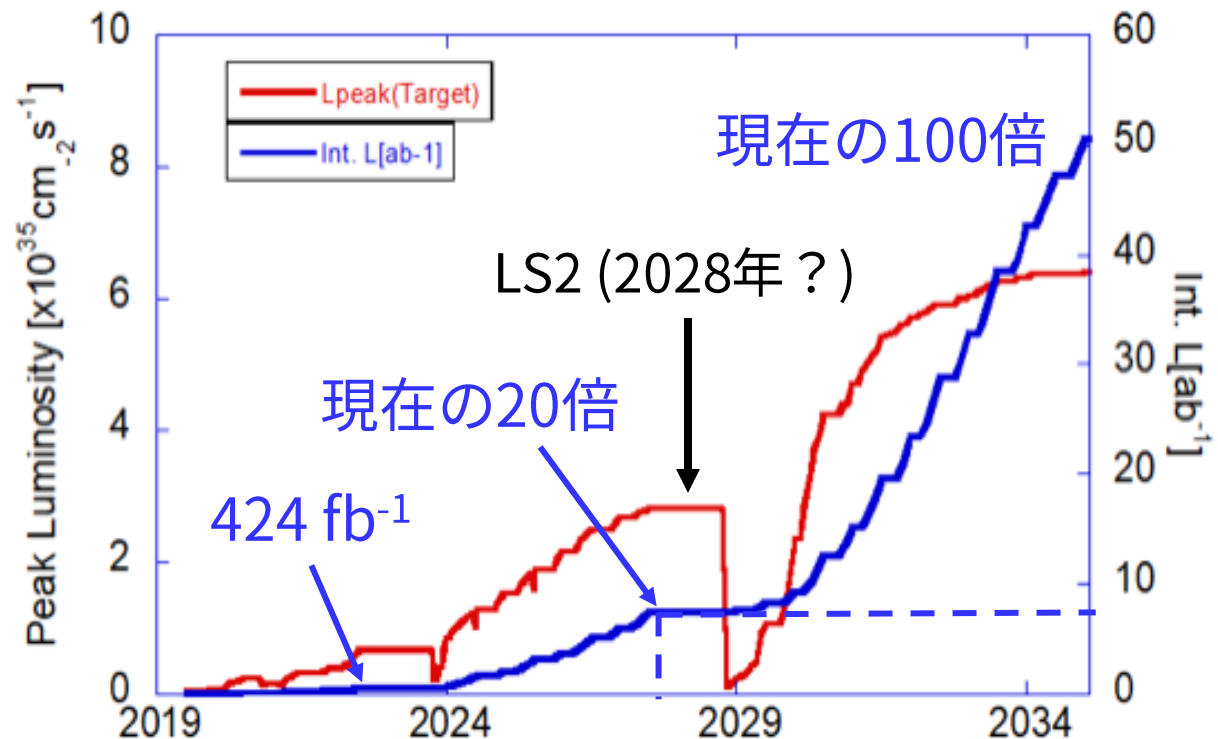
物理反応数Nを増やして新物理探索
→高ルミノシティかつ長時間運転が必要。

SuperKEKB加速器の運転状況

2022年のSupreKEKB運転状況 (%)



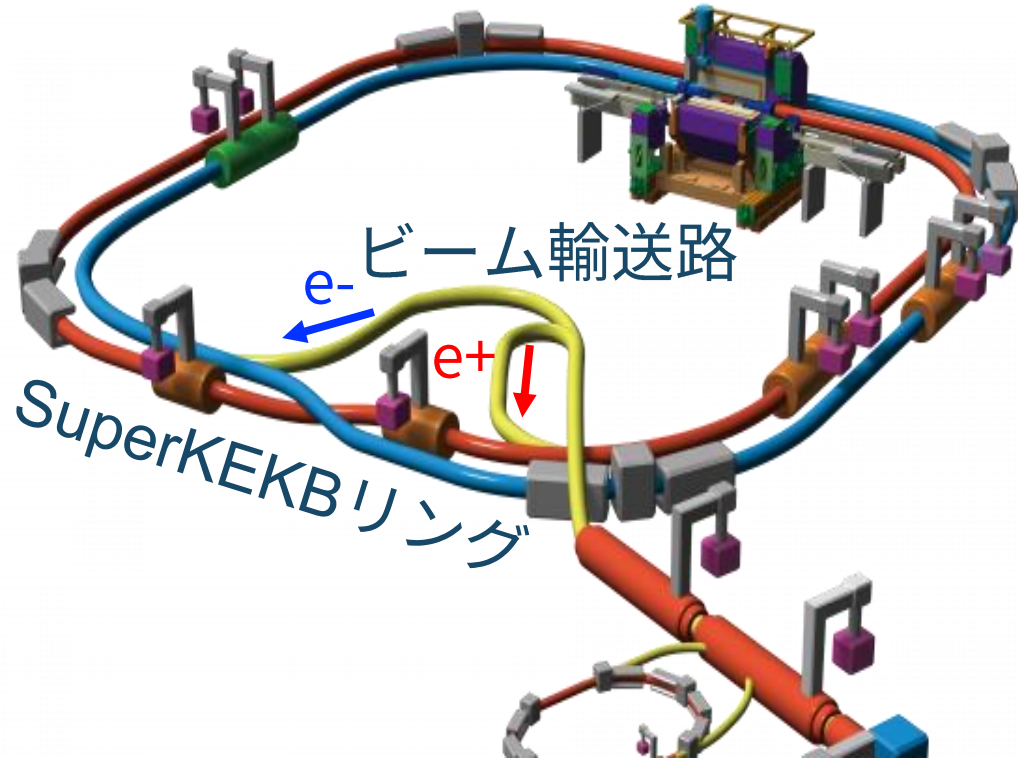
積分ルミノシティ目標チャート



- 積分ルミノシティ向上には、ビーム調整の効率化が欠かせない。
- 研究の動機：機械学習で効率化を達成できる？エキスパートを超える？

機械学習へ置き換え出来そうなビーム調整

ビーム輸送路からSuperKEKBリングへのビーム入射調整

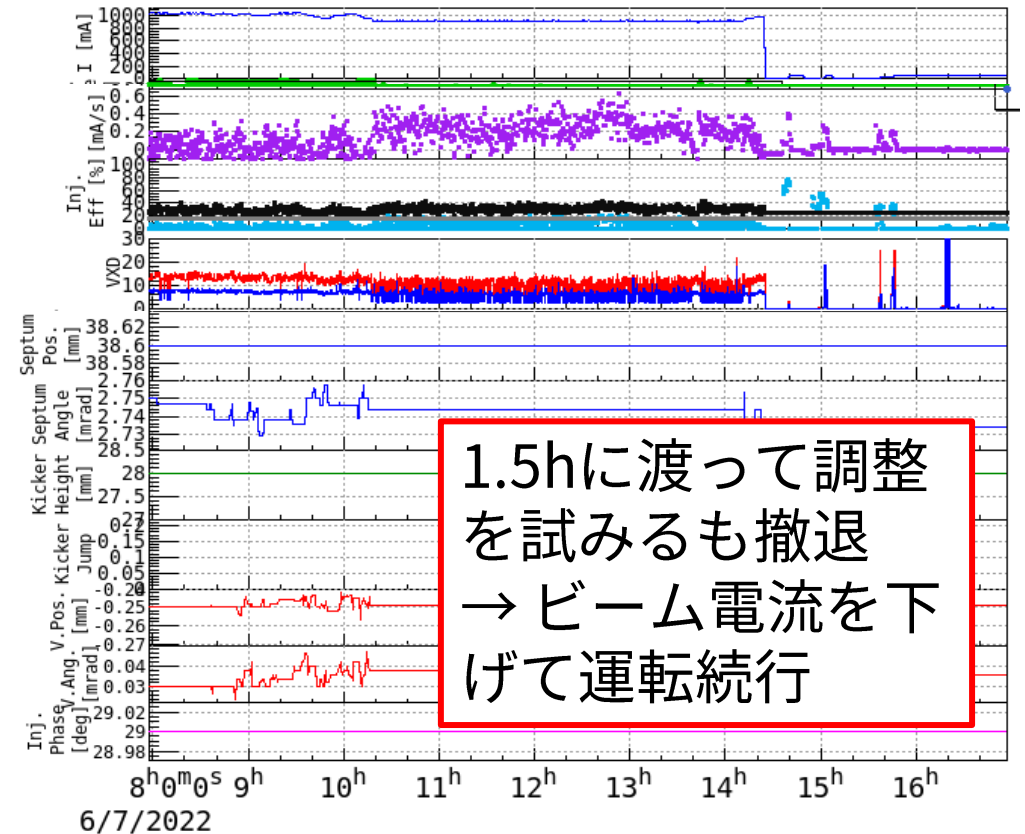


ビーム電流

入射効率

Belle 2 BG

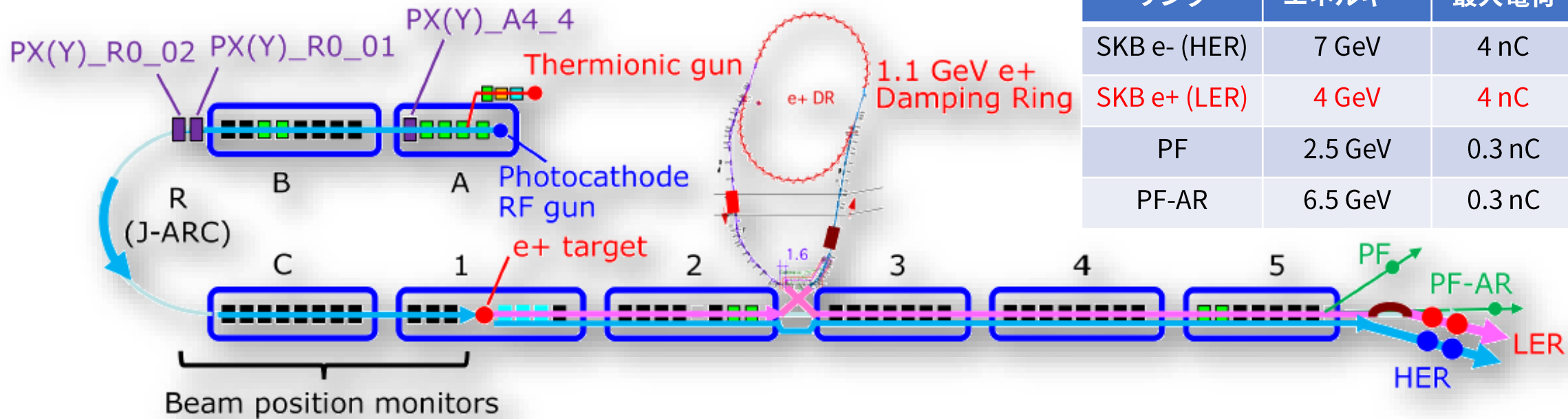
調整パラメータ
(ステアリング,
セプタム, キッカー)



- 大電流・低エミッタンス運転になるにつれ、しばしば入射に苦戦している。
- 今回の目標：機械学習を使ったビーム調整の可能性を見極める。

機械学習を用いたLinacビーム調整試験

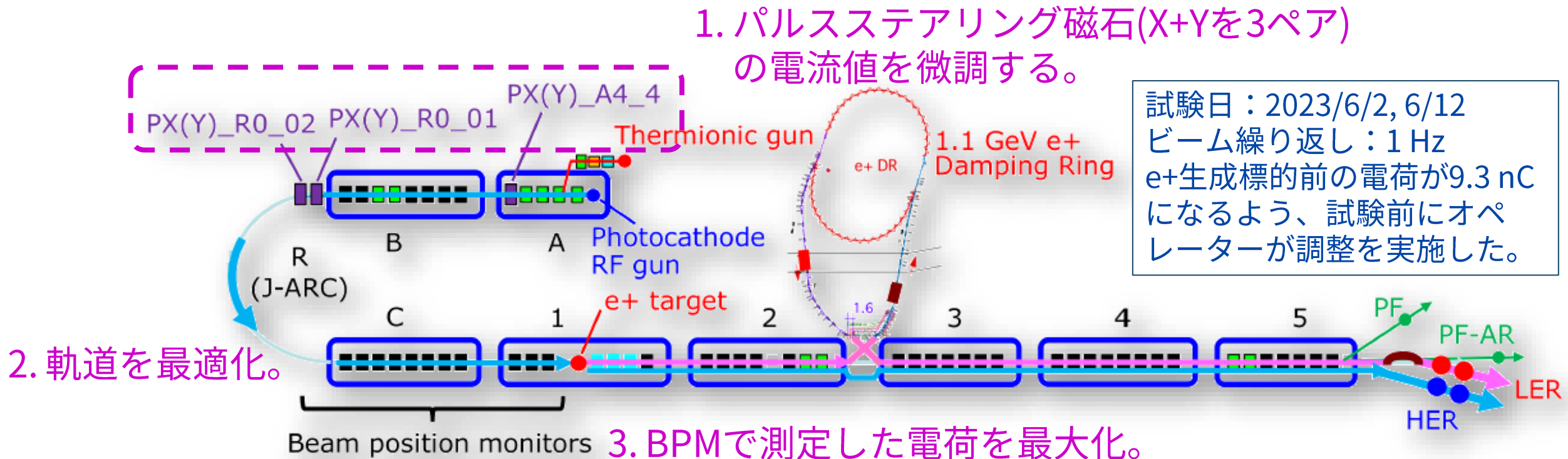
- SuperKEKBは休止中。KEK Linac電子ビーム(陽電子生成用)を題材に使用。
- まずは単純な軌道最適化→電荷最大化の流れを機械学習に行わせてみる。
- パルスマグネットを使っているので他のビームに影響なく調整・試験可能。
(SuperKEKB e-/e+, PF、PF-ARを50Hzで打ち分けるため)



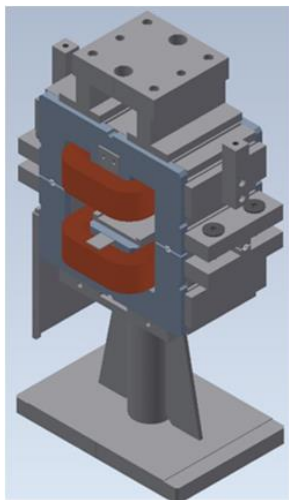
リング	エネルギー	最大電荷
SKB e- (HER)	7 GeV	4 nC
SKB e+ (LER)	4 GeV	4 nC
PF	2.5 GeV	0.3 nC
PF-AR	6.5 GeV	0.3 nC

機械学習を用いたLinacビーム調整試験

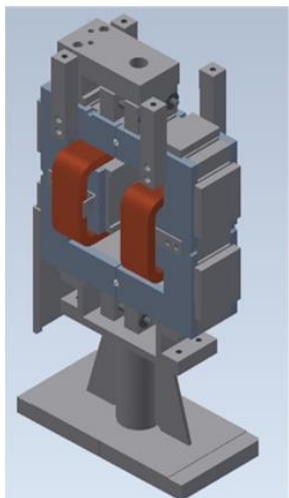
- 今回はパルスステアリングのみを使用した軌道調整(パルスQは使用せず)。
- パラメータが増えると収束に時間がかかり、理解も難しい。
- 日常の調整でも陽電子の収量向上に軌道調整が一番効く。



パルスステアリング磁石とBPM



PX_RO_0



PY_RO_0
2023/8/31



今回はヒステリシスは無視した。
設定 A → 0 A → 設定 A → 0 A…
というループ回っているのでDC
マグネットとは効き方が異なる。



BPM信号処理システム

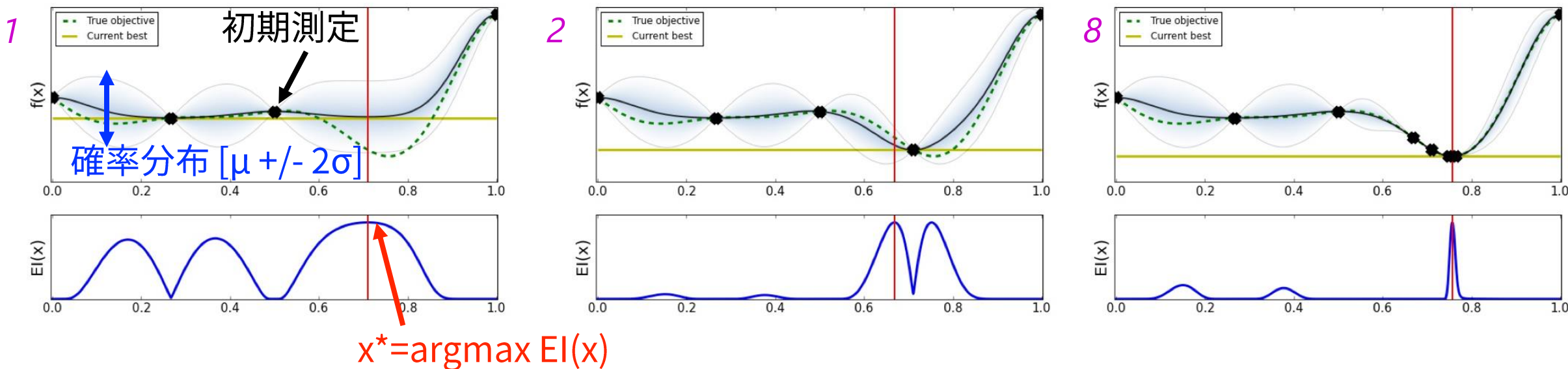


BPMの電荷測定精度は5% (位置精度は <math>< 10 \mu\text{m}</math>)。
今回は3回測定の平均値を最終的な測定値とした。

機械学習アルゴリズム：ベイズ最適化

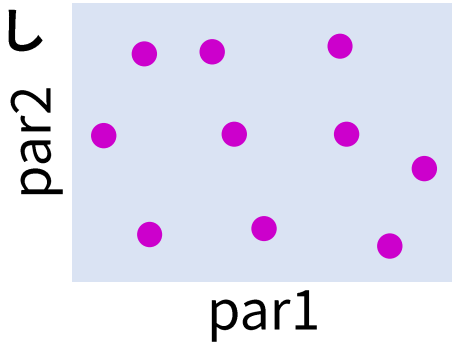
- 最初のn回分の測定(初期値)はランダムに取得する。大まかな様子を探るため。
- 測定履歴 $H_t = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^n$ とカーネル関数から任意の位置 x における確率分布 $p(y|x, H_t)$ を得る。
- $p(y|x, H_t)$ の期待値が”より良く”になるような位置 x^* を決める($x^* = \arg \max EI(x)$)。
- 決めた位置 x^* で測定を行い測定値 y を得て、最後に測定履歴 H_t を更新。以下繰り返し…

$$p(y | x, \mathcal{H}_t) = \mathcal{N}(\mu_t(x, \mathcal{H}_t), \sigma_t(x, \mathcal{H}_t)^2) \quad \alpha_{EI}(x; \mathcal{H}_t) = \int \max(y_t^* - y, 0) p(y | x, \mathcal{H}_t) dy$$

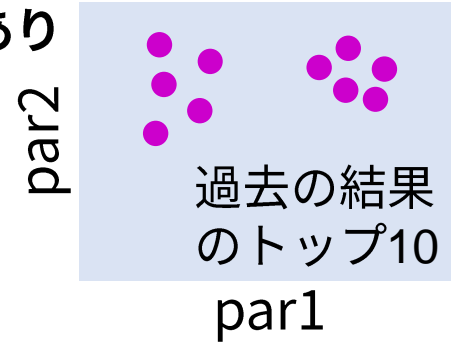


ピークホールド電荷分布

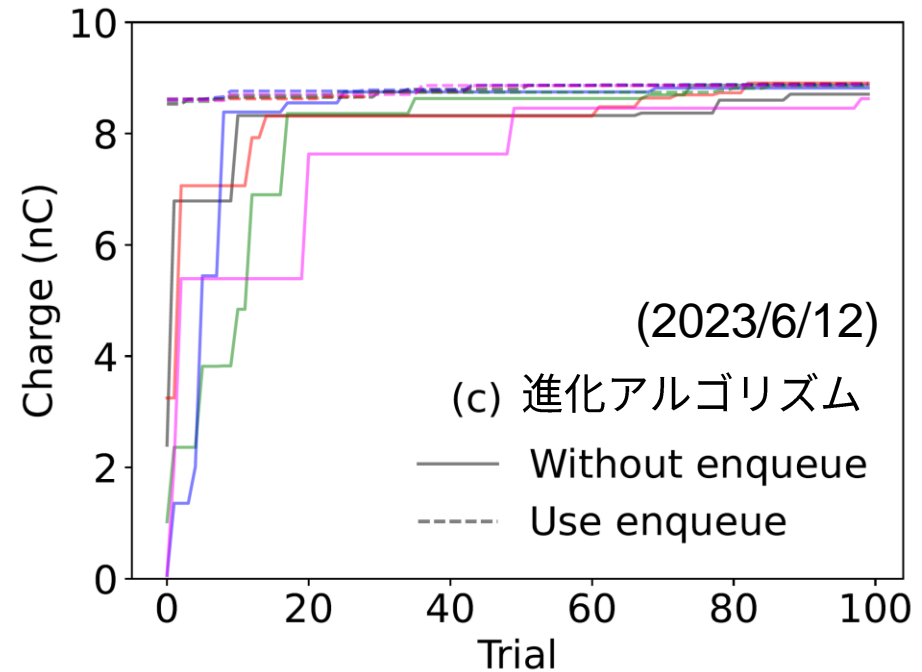
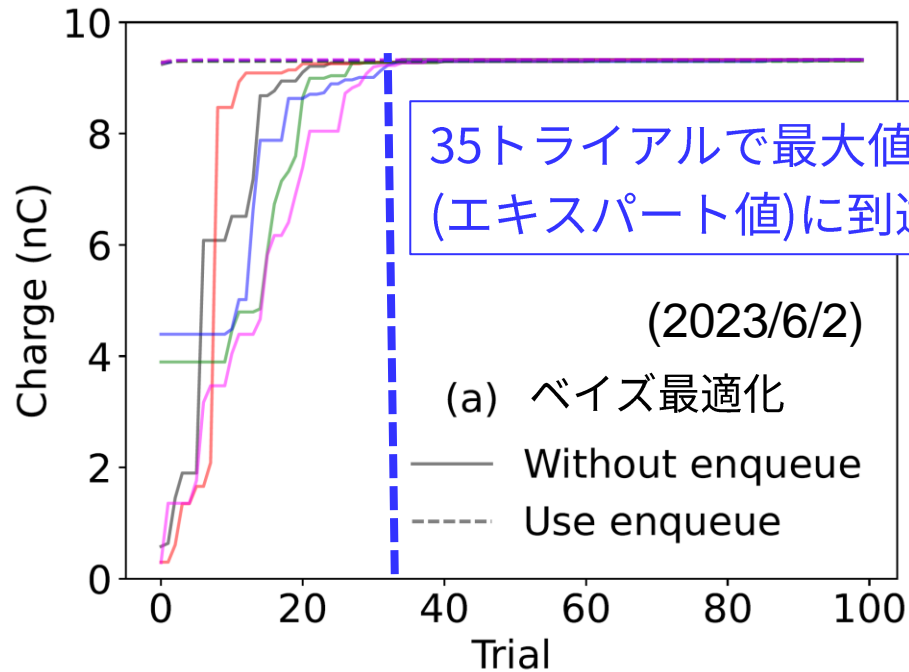
Enqueueなし
(ランダム)



Enqueueあり

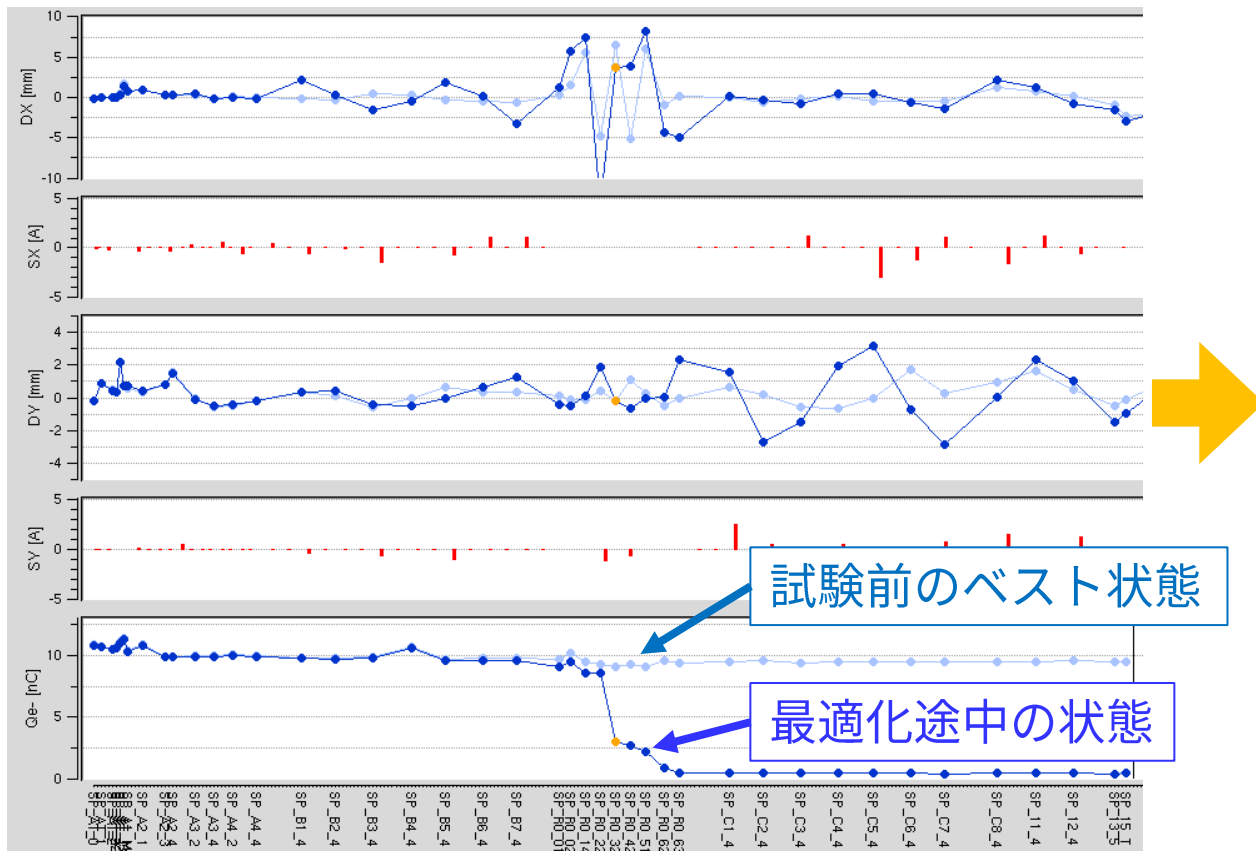


- 初期値のenqueue有無、2種のアロリズムに対して各5ラン試験を行った。
- 別の日の結果をenqueueしてうまく動くのかという問題は、今後の宿題。



初期化直後と最適化終了時のビーム軌道

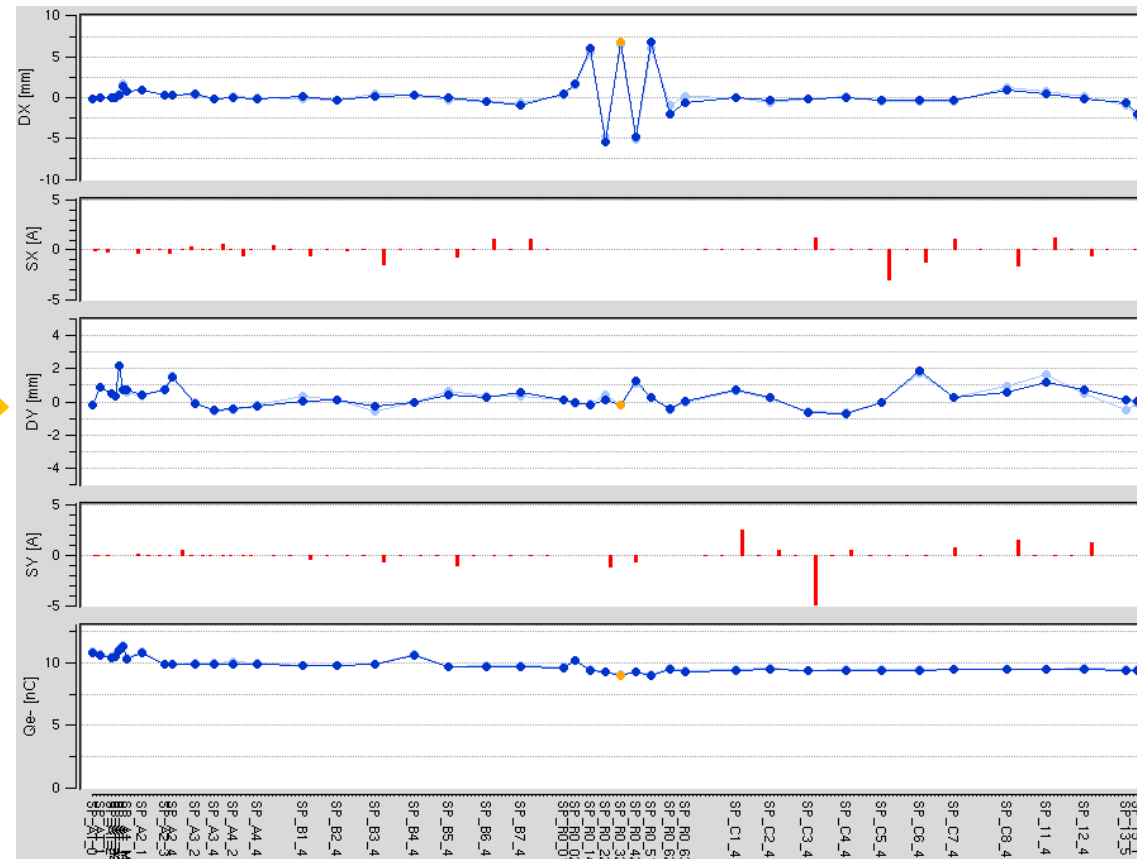
初期化直後の状態



試験前のベスト状態

最適化途中の状態

最適化終了時の状態

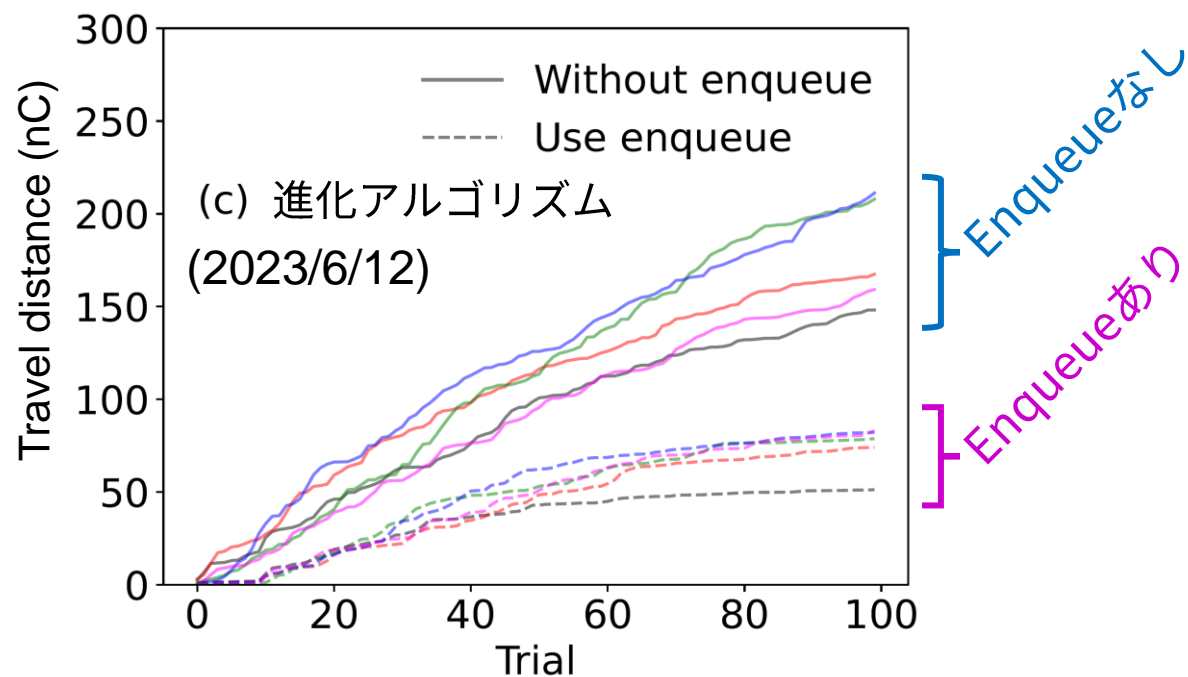
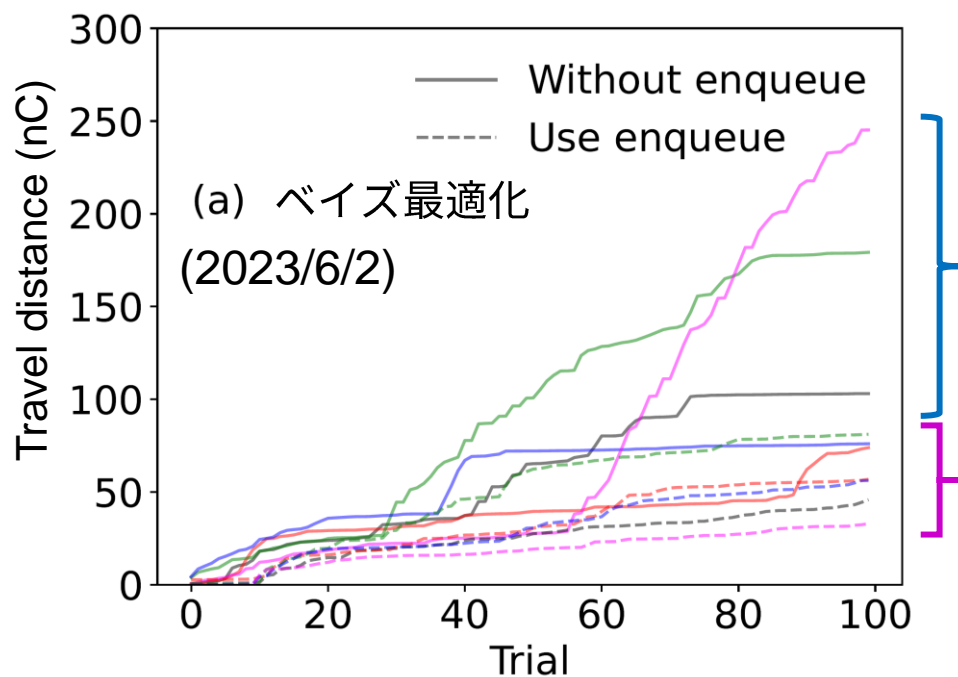


- β が大きくビームサイズが膨らんだ箇所で、ビームパイプに当たってロスしている模様。
- 電荷のみを評価対象としているが、確かに軌道が最適化された結果、電荷が最大化。

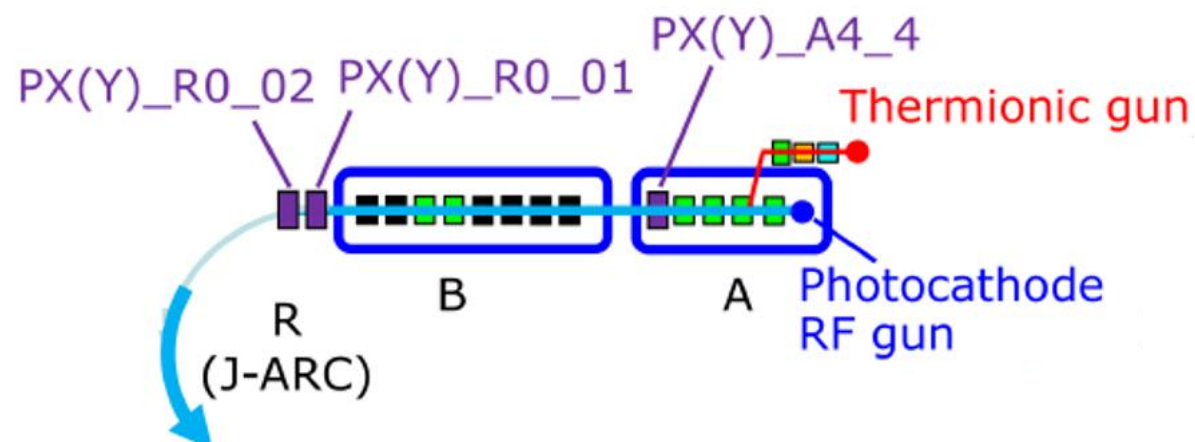
電荷の走行距離 (travel distance)

$$D = \sum_{t=1}^{100} |q(t) - q(t-1)|$$

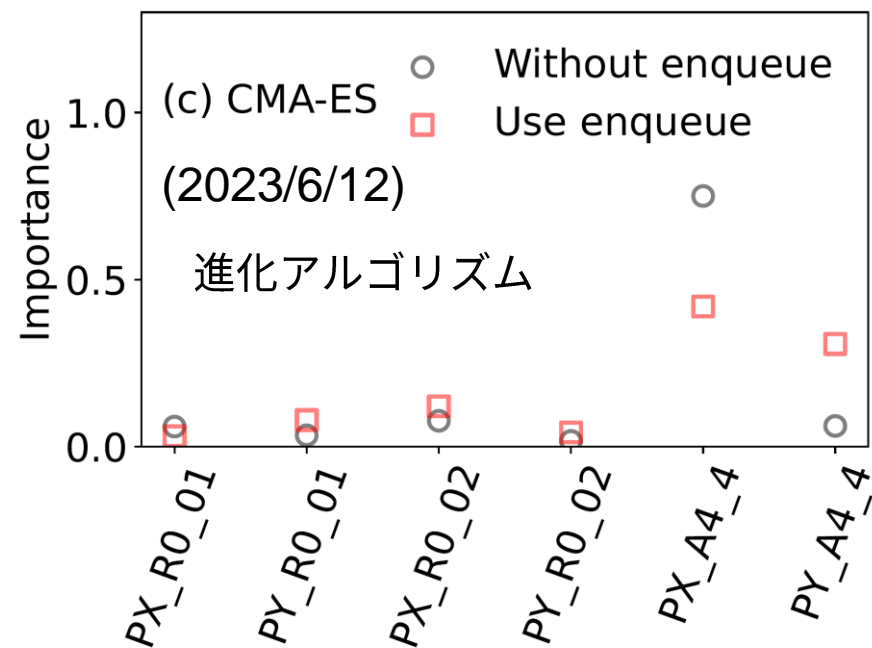
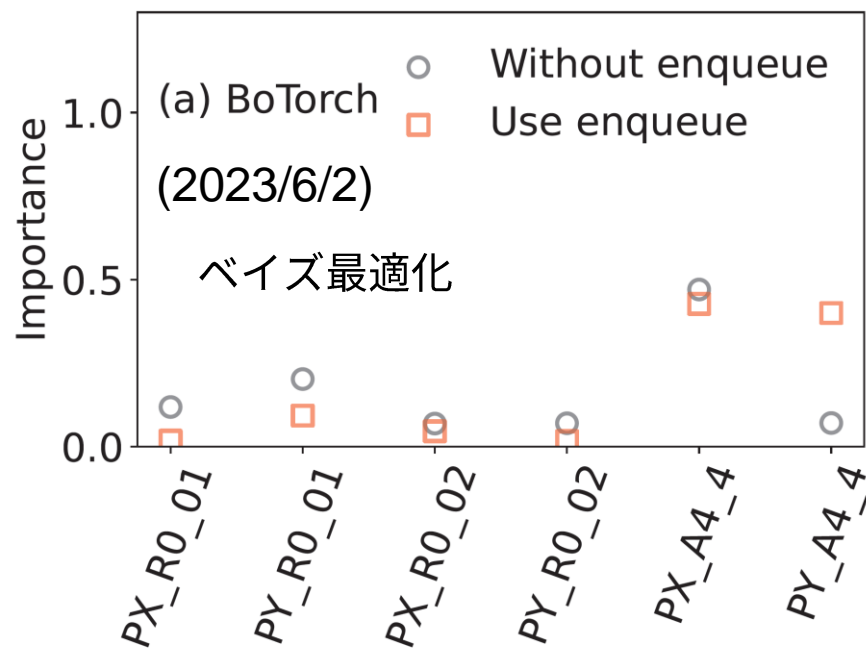
- 結果が行き来する量(travel distance)も最適化の効率性を測る重要な指標。
- SuperKEKBでは物理ラン中にルミノシティを調整。
- Enqueueすると最適値付近を活用する傾向が見える。
→ 実はアルゴリズムの差はあまり重要でなくなる？



パラメータ重要度の定量化

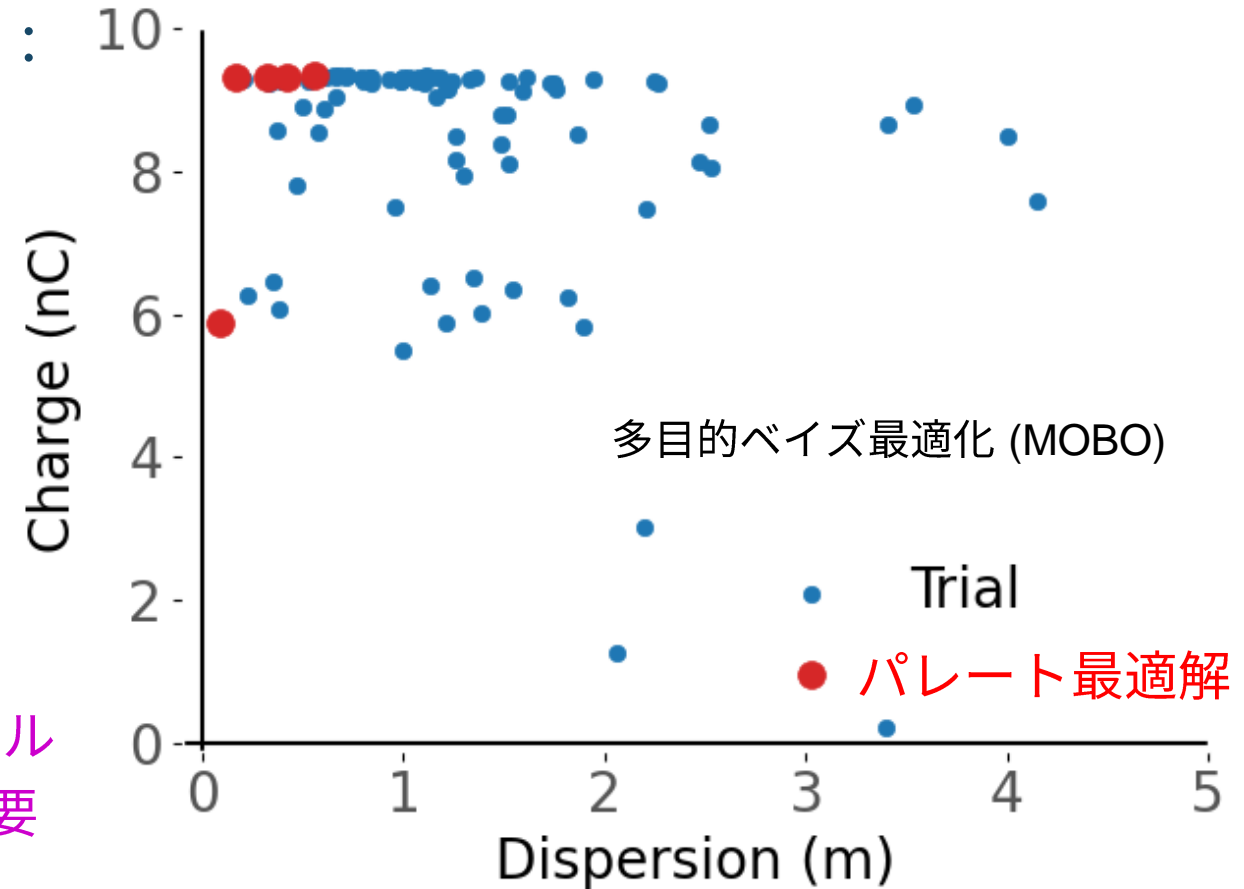


- どのステアリングがどの程度重要かを定量化。
- 定量化にはfunctional ANOVA(fANOVA)を使用。
- 最上流のX+Y二台(A4_4)が最も重要~0.5。
- 「上流から調整する」という定石と一致。



複数の目的を同時に最適化できるか？

- 複数の目的を同時に達成したい調整のケース：
 - 電荷最大化とディスパージョン低減
 - ビーム入射最大化とBG低減
 - ルミノシティ最大化とBG低減
 - などなど
- 多目的ベイズ最適化(MOBO)を試した。
- 2次元のためトライアルは200回とした。
- 単目的ベイズ最適化に比べ効率が悪い。
- パレート最適解を得るために膨大なトライアル(時間)を費やしている。制限付き最適化が必要と思われる。



まとめ

- 積分ルミノシティの目標達成へむけ、ビーム調整と運転の効率化が欠かせない。
- Linac電子ビームを用いて、機械学習を用いたビーム調整の可能性を探った。
- 最もシンプルなパルスステアリングを用いた軌道最適化→電荷最大化は成功した。
- 今年12月のSuperKEKB運転再開後にSuperKEKBでビーム調整試験を行う予定。

“KEK Injector Linacにおけるビーム自動調整試験について” (夏井、佐藤、9/1 FRP47) ではパルスQも含む自動調整の結果を発表。