

# ベイズ最適化を用いたサイクロトロン調整 CYCLOTRON TUNING USING BAYESIAN OPTIMIZATION

江原悠太<sup>#, A)</sup>, 中島秀<sup>A)</sup>, 高橋祐輝<sup>A)</sup>  
Yuta Ebara<sup>#, A)</sup>, Shu Nakajima<sup>A)</sup>, Yuki Takahashi<sup>A)</sup>  
<sup>A)</sup> Sumitomo Heavy Industries, Ltd.

## Abstract

We report the results of a cyclotron tuning test using Bayesian optimization. Accelerators require the adjustment of multiple parameters. Manual adjustments are time-consuming. In recent years, in the field of accelerator control, active research has been conducted on automatic tuning methods using machine learning techniques such as deep learning and Bayesian optimization. In this study, we used Bayesian optimization to determine search points and conducted tuning tests using an AVF cyclotron for proton therapy.

## 1. はじめに

近年、加速器の自動調整や最適化において、機械学習の応用研究が活発に行われている。加速器パラメータの手動調整は、複雑かつ非線形な応答を示す複数のパラメータをもつため、時間を要し、設定値の再現性が低いことが課題とされている。機械学習を用いることで効果的な自動化の実現が期待される。加速器調整に適用される最適化アルゴリズムとしては、深層学習や深層強化学習、ベイズ最適化などがある。ベイズ最適化は学習データが乏しい場合やばらつきのある大きなデータについても有効な調整が可能であるとされる。

本研究では、陽子線治療向け超電導サイクロトロン SC230 を対象に、ベイズ最適化の適用可能性を検証した。

## 2. 加速器パラメータ調整とベイズ最適化

### 2.1 加速器パラメータの調整

加速器内部には多くの調整機構が存在しており、装置に精通した熟練者が加速器に関する知見に基づき、調整を実施している。通常、手動調整においては、上流から下流に向けて、1つまたは2つのパラメータ探索を順次実施していく。パラメータへの応答を確認しながら調整を行うため、時間を要する作業である。調整者の習熟度によって調整時間が異なることや、設定値の組合せが異なるなど調整の再現性が課題となっている。

### 2.2 機械学習の適用

加速器調整においては、最適化アルゴリズムとして深層学習、ベイズ最適化が注目され、実用化に向けた検討・評価が進められている。

深層学習は、蓄積された運転データをもとにビーム状態の予測に利用され、高い予測精度が実現できる可能性がある。特に大規模な学習データが取得可能な既存システムでは有効に機能するとされる。また、強化学習と組合せた深層強化学習は、試行錯誤を通じてリアルタイム適応に強いとされる。

一方、ベイズ最適化は、逐次的な試行を通じて探索

する逐次最適化であり、事前の大規模な学習データを必要としない。また、データのばらつきに対して堅牢であるという特徴をもつ。データの収集が難しい非定常環境で好まれる傾向にある。

新規に製造された加速器の調整において、最適化アルゴリズムの「少数データへの適用性」および「データばらつきに対する堅牢性」は重要な要件と考えられる。この目的においては、ベイズ最適化が特に適した手法であると考えられる。

## 3. 加速器調整におけるベイズ最適化適用

### 3.1 試験方法

ベイズ最適化により探索点を決定し、パラメータ調整の適用可能性を評価した。本試験では、ベイズ最適化の実行およびグラフ描画には BOXVIA を使用した[1]。探索点決定以外の工程（パラメータの反映、測定データの更新および最適化完了の判定）は、すべて手動で実施された。試験時の調整手順を Fig. 1 に示す。獲得関数（Acquisition Function）には、代表的な獲得関数である期待改善量（EI: Expected Improvement）、カーネル関数には Matern 5/2 を用いた。トレードオフとなる局所最適化と大域探索の度合いを決定するパラメータである Jitter は 0.01 に設定した。完了条件は、同一点を連続して探索する場合とした。

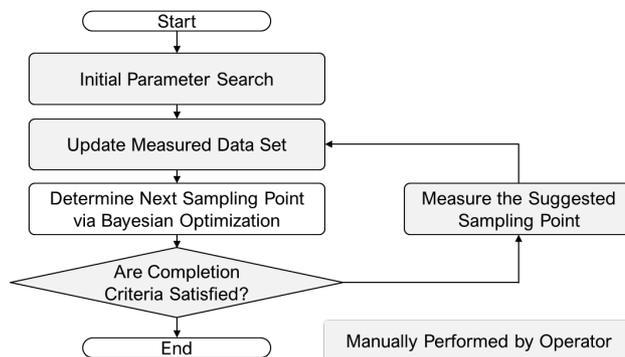


Figure 1: Tuning procedure in a demonstration test of applying Bayesian optimization to cyclotron tuning.

# yuta.ebara@shi-g.com



Figure 2: Photograph of superconducting AVF cyclotron SC230[2].

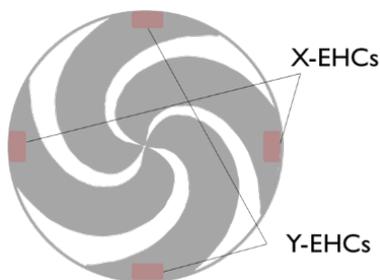


Figure 3: Schematic of the external harmonic coils (X-, Y-EHCs) in SC230.

### 3.2 調整対象

今回、陽子線治療向け超電導サイクロトロン SC230 を対象に調整試験を実施した。SC230 は、利用が拡大する陽子線治療向けに開発された加速器である[2, 3]。本装置はスパイラルセクター型 AVF サイクロトロンであり、2021 年に開発された。Figure 2 に SC230 の写真を示す。陽子線治療向け加速器として現時点で世界最高水準のビーム電流を達成している。また、陽子線治療向け AVF

サイクロトロンの中で世界最小サイズである。同型機として唯一、液体ヘリウムを用いず、極低温冷凍機による伝導冷却方式を採用している点も大きな特徴である。

SC230 について調整すべきパラメータは、静電デフレクタの電圧やハーモニックコイルの電流値など、20 以上に及ぶ。今回、調整パラメータについては、ビーム引き出し用ハーモニックコイル(X-EHCs、Y-EHCs)の電流値を調整対象とした。加速器内部に配置されたこれらのコイルは、任意の1次のハーモニック磁場成分 $B_{z1}$ を生じさせ、共鳴による引き出し(歳差引出法)を実現する。上下2つのコイルが磁極中心軸の周りに4回対象で4組配置された。これらを対向するコイルについて、上下逆向きで等しい磁束密度分布を発生させることで $B_{z1}$ を生じさせる。X-EHCs、Y-EHCs によって、 $B_{z1}$ を2方向につくることで、任意の位相、大きさで $B_{z1}$ を発生させることが可能になる。Figure 3 にハーモニックコイル(X-EHCs、Y-EHCs)の配置を示した概念図を示す。

1 パラメータ調整の実証試験では、X-EHCs の電流値、  
2 パラメータ調整の実証試験では、X-EHCs、Y-EHCs の電流値を調整対象とし、引き出されるビーム電流値が最適となるように調整がおこなわれた。調整範囲はそれぞれ 0~125 A である。

## 4 結果

### 4.1 1 パラメータ調整

X-EHCs 電流の調整を行った結果を Fig. 4 に示す。各試行回数において、上下2枚のグラフを示す。上段のグラフにはガウス過程回帰によって推定された平均関数(Mean)と標準偏差(StDeV)を、下のグラフに獲得関数(Acquisition Function)を示す。各試行回数において、平均関数と標準偏差から獲得関数が算出され、その最大値が探索点として決定された。試行回数とともに、パラメータ依存性の様子が明らかになり、標準偏差も小さくなっていく様子が確認できる。

この調整における試行回数は 8 回であった。パラメー

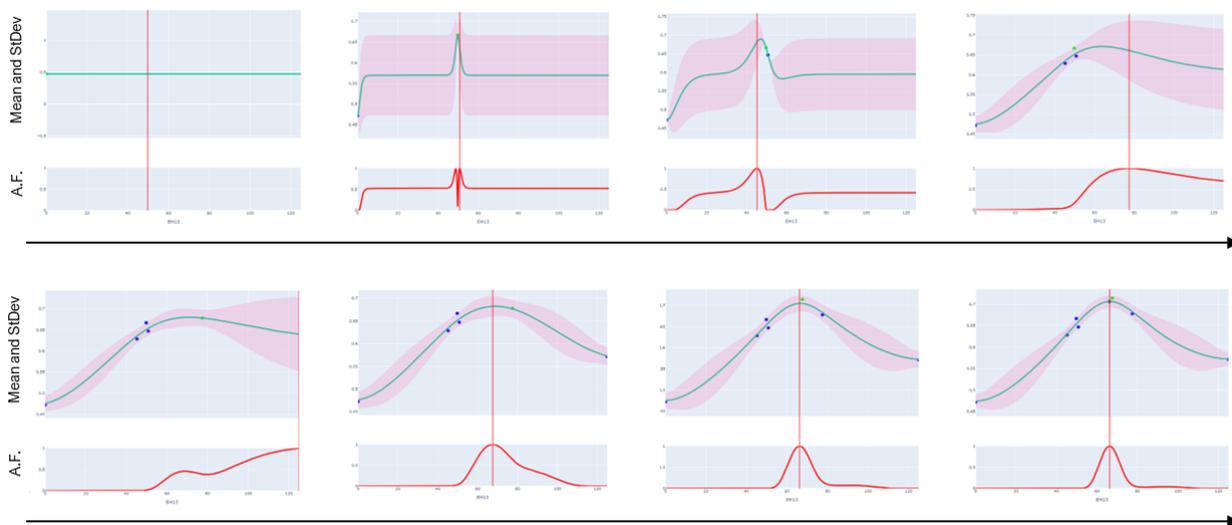


Figure 4: Sequential changes during Bayesian optimization for X-EHCs tuning: (Top) measured beam characteristics, posterior mean, and uncertainty band of the Gaussian process as a function of X-EHCs current; (Bottom) acquisition function guiding the next sampling point.

タのピッチや完了条件にもよるが、パラメータを掃引する場合と比較して少ない試行回数で調整できた。また、データにばらつきがあっても局所最適解に陥ることなく、効果的に探索できていることがわかる。

詳細は割愛するが、反復性についても検証を行い、データのばらつきがある中でも、同程度の試行回数で調整できることを確認した。さらに、ハイパーパラメータや獲得関数を変更した場合の影響を調査した。若干の差異はあるものの最適化の挙動に劇的な変化は確認されなかった。

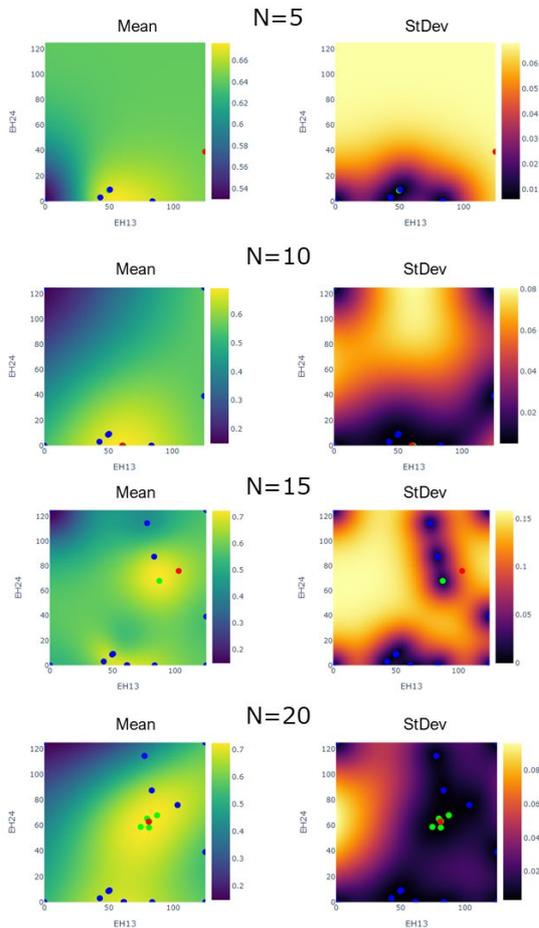


Figure 5: Bayesian optimization progress for simultaneous tuning of X-EHCs and Y-EHCs currents: (Left) posterior mean of the Gaussian process, (Right) corresponding standard deviation (uncertainty), shown for selected iterations ( $n = 5, 10, 15, 20$ ).

## 4.2 2パラメータ調整

X-EHCs および Y-EHCs の2つのパラメータを対象に調整を行った結果を Fig. 5 に示す。図には、試行回数が5、10、15、20について、左右2枚のグラフを示した。左に各試行回数における平均関数(Mean)、右に標準偏差(StDev)を示す。約20回の試行回数で最適値の探索に成功した。こちらも、局所最適解に陥らずに探索ができています。

手動調整でも約20回の試行で調整を完了している[4]。ただし、今回のベイズ最適化による調整は、手動調整と比較して小さい掃引ピッチで実施した。すなわち、ベイズ最適化による調整では同じ回数でより最適解に近づける可能性が示された。

## 5. まとめ

本研究では、陽子線治療向け超電導サイクロトロン SC230 を対象に、ベイズ最適化の加速器パラメータ調整への適用可能性を検証した。1 パラメータ調整では、パラメータ掃引法と比較して少ない試行回数で最適値を探索でき、データのばらつきが存在していても局所最適解に陥らず安定した探索が可能であることを確認した。2 パラメータ調整においても、手動調整と同程度の試行回数で最適解に到達しつつ、より小さい掃引ピッチでの調整が可能であり、同回数でより最適解に近づける可能性が示された。これらの結果は、ベイズ最適化が新規加速器の立ち上げや非定常条件下での効率的な調整に有効であることを示している。ただし、更に広域の最適値探索を望む場合には、より多くのパラメータを同時に探索する必要がある。その場合、試行回数は指数関数的に増大するため、適切な獲得関数選択や慎重なハイパーパラメータ設定が必要になると考えられる。今後は、実用化に向けた調整システムとしての実装が課題である。

## 参考文献

- [1] A. Ishii *et al.*, “BOXVIA: Bayesian optimization executable and visualizable application”, *SoftwareX* 18, 2022.
- [2] 江原悠太, and 筒井裕士, “陽子線治療向け超電導加速器の技術動向”, *低温工学* 60.3, 2025, 60-67.
- [3] Y. Ebara *et al.*, “First beam extraction from a superconducting azimuthally varying field cyclotron for proton therapy”, *NIM A*, 1056, 168629, 2023.
- [4] Y. Ebara *et al.*, “Commissioning of the Sumitomo superconducting AVF cyclotron SC230”, *CYCLOTRONS'22*, 2022. JACOW Publishing, 2023.