

ベイズ最適化を用いたイオン源制御手法の開発

DEVELOPMENT OF ION SOURCE CONTROL SYSTEM USING BAYESIAN OPTIMIZATION

森田 泰之^{#, A)}, 福田 光宏^{A)}, 依田 哲彦^{A)}, 神田 浩樹^{A)}, 畑中 吉治^{A)}, 斎藤 高嶺^{A)},
田村 仁志^{A)}, 安田 裕介^{A)}, 鷲尾 隆^{B)}, 中島 悠太^{C)}, 岩崎 昌子^{D)}, 武田 佳次郎^{A)}, 原 隆文^{A)},
荘 浚謙^{A)}, ZHAO HANG^{A)}, 橘高 正樹^{A)}, 松井 昇大朗^{A)}
Yasuyuki Morita^{#, A)}, Mitsuhiro Fukuda^{A)}, Tetsuhiko Yorita^{A)}, Hiroki Kanda^{A)}, Kichiji Hatanaka^{A)}, Takane Saitou^{A)},
Hitoshi Tamura^{A)}, Yusuke Yasuda^{A)}, Takashi Washio^{B)}, Yuta Nakashima^{C)}, Masako Iwasaki^{D)}, Keijiro Takeda^{A)},
Takafumi Hara^{A)}, Tsun Him Chong^{A)}, Hang Zhao^{A)}, Masaki Kittaka^{A)}, Shotaro Matsui^{A)}

^{A)} Research Center for Nuclear Physics, Osaka University

^{B)} Osaka City University

^{C)} Institute for Dataability Science, Osaka University

^{D)} Department of Reasoning for Intelligence, Osaka University

Abstract

In recent years, accelerators have been implemented in the medical and industrial fields, but the difficulty of adjusting and controlling the accelerator itself and the ion source has become an issue. Since it is difficult to assign a dedicated operator to operate all accelerators, it is necessary for accelerators to be able to provide beams of a certain intensity and quality in a short period of time and to be extremely easy to operate, no matter when or who adjusts them, in order for them to be widely used in society. Therefore, we have developed a new tuning method using Bayesian optimization, a type of machine learning, aiming at the advancement and automation of ion source tuning. In this experiment, 14 parameters of the beam transport line were adjusted. As a result, we achieved in 20 minutes more than 90% of the beam intensity that took an experienced operator more than one hour to adjust, and achieved the same beam intensity as the operator in one hour, showing that it was practical enough.

1. はじめに

加速器運転時には膨大な数のパラメータ調整を行っている。機器の状態などによって毎回最適なパラメータが変化し得ることもあり、この調整は非常に困難であり、オペレーターは知識や経験をもとに調整を行っている。しかし加速器の社会実装を考えると、オペレーターをすべての加速器に専属で配置することは困難である。また、加速器を用いた研究の観点で見てもオペレーターによってビームの質や量の変動し得るため、より高度で安定した調整技術の開発が必須である。

近年急速に発達した機械学習技術は加速器運転にも応用され始めており、すでに制御の成功例なども発表されている[1-3]。我々はより高速かつ高度な調整を実現し、ビーム強度の増加を目指すとともに、社会への加速器の実装を念頭に調整の簡略化、自動化を目指して機械学習を用いた制御手法の開発を行った。

2. ベイズ最適化

ベイズ最適化[4]とはガウス過程回帰[5]を活用した最適化手法の一つである。ベイズ最適化の特徴として少ないデータ数から予測を立て、最適解の可能性の高い箇所に絞って探索することができる。そのため効率的に最適化することができ、またローカルミニマムに囚われるリスクも少ない。ベイズ最適化は事前学習も可能ではある

が、リアルタイムでデータを取得しながら進めることが一般的である。そのため、状態が変動しやすい場合や過去のデータが十分にそろっていない場合でも活用することができるという強みがある。一方でベイズ最適化ではヒステリシスなどの時系列データを扱うことが困難である。また入力値の次元に影響されないが、実際にはデータ数 N に対して計算コストは N^3 になるため計算コストの面から取り扱える入力値の次元数には限りがあり、過去の実績等のデータ数が膨大にあっても生かしきれないことがある。

加速器の調整ではビームの状態などが変動しやすいため、過去のデータから調整パラメータの予測が困難であり、またビームモニターなどの診断器ごとにビームラインを段階的に調整することでパラメータ数が必要以上に膨大になることを防ぐことができる。そのため、ベイズ最適化は加速器の制御に非常に有効であると考え今回はイオン源から加速器までのビーム輸送ライン調整への応用を行った。

3. 実験セットアップ

本実験は大阪大学核物理研究センターのイオン源'NEOMAFIOS'から引き出された He^{2+} ビームを使用し、後続加速器である AVF サイクロロン入射口までの四重極電磁石 2 台、ソレノイド電磁石 4 台、ステアラー電磁石 8 台の計 14 台の電磁石の調整を行った。輸送ビームライン (Low Energy Beam Transport, LEBT) の概略図を Figure 1 に示す。

[#] morita16@rcnp.osaka-u.ac.jp



Figure 1: Schematic of ion source and LEBT at RCNP.

LEBTの調整の良し悪しはFigure 1のF0はファラデーカップで測定された加速後のビーム電流量によって判断する。ただし AVF サイクロトロンの設定に関してはオペレーター調整した状態から一切変更せず、LEBTのみの調整によって AVF サイクロトロンのアクセプタンスにマッチするように調整を行った。実際に調整するパラメーターの種類を Table 1 に示す。ただしステアラーの H,V はそれぞれ Horizontal、Vertical を示している。最大最小の値は電磁石の電流値に関係した設定値であり、1 step は最小変更単位に相当している。調整の中心値はオペレーターによる調整結果になるようにしており、そこから微調整を行うといったコンセプトで調整範囲を決定した。

Table 1: Type of Magnets and Setting Value

Parameter	Minimum	Maximum	1 step
Q Magnet	3100	3600	50
Steerer (H)	400	900	50
Steerer (V)	-600	-100	50
Solenoid	10000	10300	30
Q Magnet	1400	1600	20
Steerer (H)	-1500	-800	70
Steerer (V)	-600	100	70
Solenoid	9250	9350	10
Steerer (H)	1000	1300	30
Steerer (V)	-1200	-600	60
Solenoid	8700	8900	20
Steerer (H)	-150	150	30
Steerer (V)	-700	0	70
Solenoid	10200	10600	40

調整実験は Table 2 に示す 2 パターンで行った。調整範囲に関しては全て同じとしている。

実験 1 では最大試行回数は 200 回、調整後 5 秒待ってからビーム強度を測定している。この実験ではオペレーターの調整よりも短時間でどこまで性能を上げられるかを検証する。

実験 2 では最大試行回数を 600 回に変更した。調整回数を増やし、オペレーターの調整時間と同程度にした際にビーム強度をより高めることができるのかの検証を行った。

Table 2: Experimental conditions

	初期データ数	最大回数	測定時間 (s)
実験 1	16	200	5
実験 2	16	600	2

実験前はオペレーターによる調整を終えた状態であり、F0 でのビーム強度は $1.2\mu\text{A}$ であった。このビーム強度と実験 1,2 での調整結果と比較をすることで調整の良し悪しに関して検討を行う。なお本実験ではベイズ最適化のライブラリとして GPyOpt を使用した。

4. 結果

実験 1 では最大試行回数 200 回、パラメーター調整後 5 秒後に測定を行ったところ、調整時間は約 20 分であった。調整時のビーム強度の最大値の推移を Figure 2 に示す。Figure 2 の横軸はパラメーター調整回数、縦軸は F0 でのビーム強度を示している。

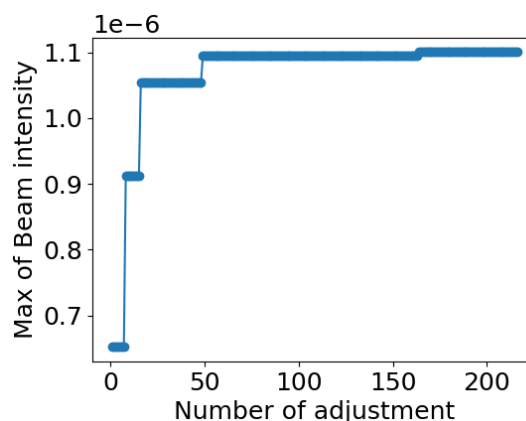


Figure 2: Maximum beam intensity in Experiment 1.

今回の調整では初期データ含めて 164 回目の $1.1\mu\text{A}$ が最大であり、20 分の調整でオペレーターの約 92%までビーム強度を高めることができた。

次に実験 2 のビーム強度の最大値の推移を Figure 3 に示す。

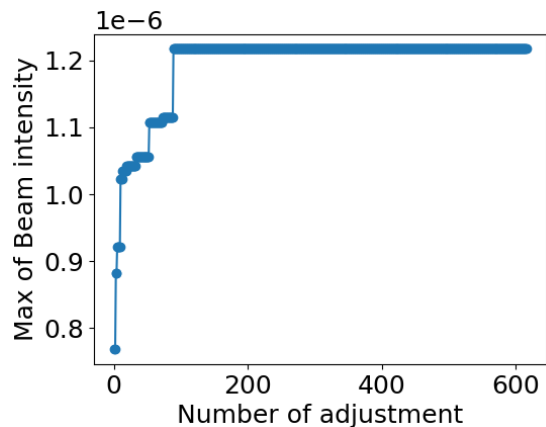


Figure 3: Maximum beam intensity in Experiment 2.

今回の調整では初期データ含めて 89 回目の $1.22\mu\text{A}$ が最大であった。調整時間は約 1 時間であり、オペレーターと同じ時間でオペレーターと同等のビーム強度を得ることができた。

今回の二つの実験では、調整結果に関して言えばオペレーターとそんな色ない調整が可能であり、十分実用可能であるといえる。調整時間に関しても社会実装等を念頭に置いた場合、現実的な範囲内に収まっており十分実用可能であるといえる。

5. 終了条件の検討

今回の実験では十分実用可能であるレベルの調整を行うことができた。一方でビーム強度に関しては時間をかけた実験 2の方が高くなったが、実験 1よりも実験 2でより早くそのパラメーターの組み合わせを発見している。すなわち最適なパラメーターの組み合わせを発見するまでの時間にはばらつきがあり、調整終了条件によっては不必要に調整時間を延ばしてしまう可能性がある。そこで調整時間の短縮、ビーム強度の安定性向上を目指し、終了条件の検討を行った。

終了条件としては以下のような候補があげられる。

1. 調整時間・調整回数
2. 調整の目標値の設定
3. パラメーターの変化量
4. 獲得関数の評価
5. ガウス過程回帰の変数

今回は 1.の調整回数を終了条件として実験を行った。この手法では調整時間が毎回同じになり、また確実に終了させることができる。一方で今回の実験のようにオペレーターとそんな色ないビーム強度に達していてもさらなる改善を求めて調整を続けてしまう。そのため、改善の可能性が限りなく低いにも関わらず続けてしまうことが起こり得る。また、調整時間を短縮しようと回数を減らした場合にはビーム強度が必要な量に達しない可能性もある。

2.の調整の目標値を設定する手法は毎回最低限度の性能を保証することができる。一方で条件次第で改善の余地が残されているにもかかわらず終了してしまう可能性や、逆にどれだけ調整しても目標値に達することがで

きずに調整が終了できない可能性がある。

3.のパラメーター変化量に関しては、調整が進むと最適と思われるパラメーターの組み合わせ近辺を集中的に探すようになるため、変化量が少なくなる。その後、再び大きな変化を見せるようになるため、どのようなタイミングで最適解近傍を調べ始めいつそれが終了したかを判断することができる。したがって 1,2 の条件で終了し、後からどのあたりで調整を終了すべきだったかの議論に使用することができる。しかし、この手法ではパラメーター数が増加すると、一部のパラメーターでしか変化量が減少せずに判別が困難になることがある。また数回だけ変化量が減少し、すぐにまた大きくなることも珍しくない。そのため調整の終了条件として設定するためにはパラメーターの変化量の絶対値や、何回変化量が少ない状態が続いたかなど恣意的になりやすい点もデメリットとしてあげられる。

4.の獲得関数の評価では、数学的な根拠をもって終了することができる。改善の期待値や改善確率をもとに判断することができるため調整後のビーム強度の値が常に同等になることが期待できる。一方で計算コストが大きく、特に調整パラメーターの数が増加するにつれて計算コストは大きくなる。特にパラメーター数が多い場合には収束せずに、現実的な時間何に終了しない可能性もある。

5.のガウス過程回帰の変数に関しては獲得関数と同様に数学的根拠をもとに終了することが可能である。さらに計算コストも低く、計算時間をとらずに終了すべきかの判断が可能である点もメリットである。一方で改善の確率や期待値そのものではないため直感的に理解しにくく、終了条件として値を設定するのが困難になる。実際にシミュレーション問題を対象として変数の変化を調べた結果を Figure 4, 5 に示す。

これらの結果より、最適化する対象の測定値によりその振る舞い、収束する値が異なることが分かる。そのため調整対象ごとに特性を正しく把握し、適切に設定する必要がある。そのためシミュレーションによって絶対値を正確に評価ができる場合には非常に高い性能を発揮することができるが、シミュレーションによって絶対値を正確に計算できない場合には過去のデータを活用せざるを得ず、実用までに時間がかかってしまう。

今回例に上げた終了条件はそれぞれ一長一短であり、適切に活用する必要がある。加速器制御では実用上調整にかけられる時間には限界がある。そのため調整時間を終了条件としつつも、獲得関数やガウス過程回帰の変数などを駆使して時間になる前でも終了することができるシステムの開発を今後行っていく。

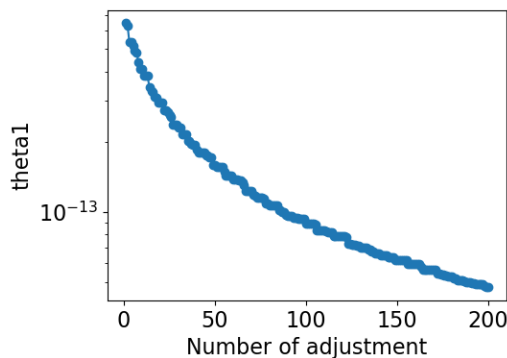


Figure 4: Transition of variables in Gaussian process regression (measured values are about 10^{-7} to 10^{-6}).

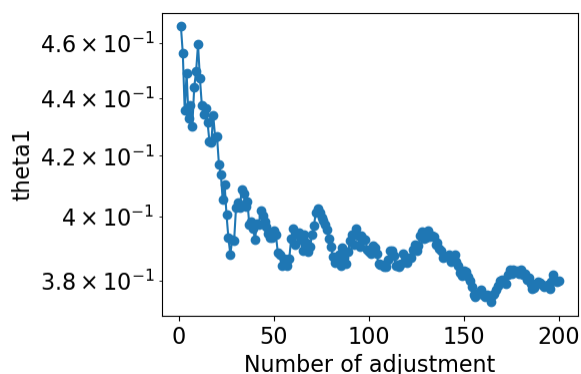


Figure 5: Transition of variables in Gaussian process regression (measured values are about 10^{-1} to 1).

6. まとめ

今回、加速器の自動制御を目指しLEBTの電磁石14パラメーターの調整をベイズ最適化を用いて行った。約20の調整ではオペレーターの調整時間の1/3の時間ながらオペレーター調整時の90%を超えるビーム強度まで高めることができたオペレーターと同等の1時間の調整時にはオペレーターと遜色ないビーム強度まで高めることができ、十分実用可能であることを示した。

今後は実用に向けて終了条件について検証を行い、調整時間の短縮や調整の安定性向上を行う。

参考文献

- [1] Y. Morita *et al.*, J. Phys.: Conf. Ser. 2244 012105(2022).
- [2] 高エネルギーニューズ Vol.39 No.2 P54, E. Iwai *et al.*, proc. of PASJ2021 WEOB02.
- [3] T. Nishi *et al.*, proc. of PASJ2021 TUOA03.
- [4] M Pelikan, D E Goldberg, E C Paz, 'BOA: The Bayesian Optimization Algorithm', Proceedings of the 1999 Genetic and Evolutionary Computation Conference, (GECCO-99), Morgan Kaufmann, San Francisco, CA (1999).
- [5] C. E. Rasmussen: Gaussian processes in machine learning; Advanced Lectures on Machine Learning, Springer (2004).