

J-PARC RCS における機械学習を用いたペイントバンブ電源用任意波形の生成 MACHINE LEARNING APPROACH FOR CONTROLLING A WAVEFORM PATTERN OF THE PAINT BUMP POWER SUPPLY AT J-PARC RCS

杉田萌^{#, A)}, 野村昌弘^{A)}, 植野智晶^{B)}, 栗山靖敏^{A)}, 堀野光喜^{B)}, 高柳智弘^{A)}, 篠崎信一^{A)}

Moe Sugita^{#, A)}, Masahiro Nomura^{A)}, Tomoaki Ueno^{B)}, Yasutoshi Kuriyama^{A)},

Koki Horino^{B)}, Tomohiro Takayanagi^{A)}, Shin-ichi Shinozaki^{A)}

^{A)} Japan Proton Accelerator Research Complex (J-PARC)/Japan Atomic Energy Agency (JAEA)

^{B)} Japan Proton Accelerator Research Complex (J-PARC)/NAT corporation (NAT)

Abstract

Four horizontal paint bump magnets and two vertical paint bump magnets are used for painting injections to produce a high-intensity beam at J-PARC RCS. These paint bump power supplies are consisted of IGBT chopper units, and allowing the required waveforms to be controlled with high precision less than 1%. By using software that automatically generates input voltage (IV) patterns according to the characteristics of the power supply and direct manual adjustment of IV patterns, the current deviation of the painting pattern (PP) is suppressed to less than $\pm 0.2\%$. The adjustment of a single PP requires about one hour and several days and needed to adjust a total of 90 patterns for the six paint bump magnets. Thus, a reduction in adjustment time is required. Therefore, by describing the nonlinear relationship between the command voltage waveform and the output current waveform using a neural network (NN), making it possible to instantly obtain the appropriate command voltage waveform for any output current waveform. In this presentation, we will report on the configuration of the NN used, the training data, and the results of applying the command voltage waveforms predicted by the NN into the actual system.

1. はじめに

J-PARC[1]の RCS[2]では、大強度ビームを生成するペイント入射[3]に、4 台の水平ペイントバンブ電磁石と 2 台の垂直ペイントバンブ電磁石を用いる。ペイントバンブ電源[4]は、IGBT ユニットを使用した整流器とチョッパ回路による間接変換装置で構成されている。励磁電流の波形を台形波形や減衰関数波形など任意に設定して出力することができ、現在の運転では、設定値と出力値の偏差が $\pm 0.2\%$ 以下の高精度制御を達成している。しかし、電磁石の負荷インピーダンスは入力波形に対して非線形性を有するため、1 つの波形パターン調整に 1 時間程度を必要とする。大強度ビーム生成試験などでは、6 台のペイントバンブ電源にそれぞれ 15 パターンで全 90 種の波形パターンが求められるため、パターンを作成するために数日の調整時間を要することから、ペイントバンブ波形パターンの調整時間短縮が求められる。そこで、指令電圧波形と出力電流波形における非線形な関係をニューラルネットワーク(NN)で記述することにより、任意の出力電流波形に対して適切な指令電圧波形を瞬時に求められるようにした。本論文では、使用した NN の構成や学習に使用した波形データ、及び、評価結果について報告する。

2. 背景

2.1 J-PARC RCS ペイントバンブ電源

ペイントバンブ電磁石電源は、ビーム試験で使用する台形型や、ペインティング入射で使用する減衰関数型な

ど、様々な形状の励磁波形が要求される。波形の形状の例を Fig. 1 に示す。これらの任意波形を発生させるために、ペイントバンブ電源は 54 kHz で動作する IGBT ユニットのアセンブリを 12 多重化し、648 kHz の高速スイッチングによる波形合成で要求励磁波形を出力する[5]。ペイントバンブ電磁石電源の基本構成を Fig. 2 に示す。ペイントバンブ電源の出力電流は、指令電圧波形値を変換した IGBT 制御信号によってアナログ制御される。この制御信号は、電流フィードバックと電圧フィードフォワードによって生成される。電流フィードバックの応答時定数は 20 μs 程度であるため、ビーム入射時間 500 μs という短い時間で電流値が連続的に大きく変化する場合、出力電流が指令電流波形から逸脱しないように、電圧フィードフォワードに調整した指令電圧波形値を直接入力している。さらに、MLF 用と MR 用に要求される異なるペイ

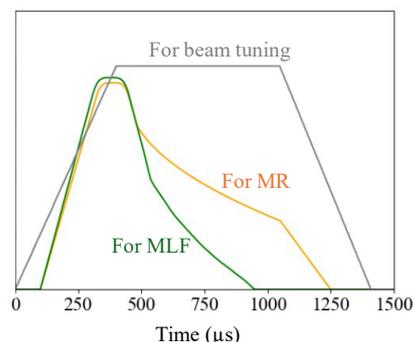


Figure 1: Examples of decay waveforms and trapezoidal waveforms for MLF and MR.

[#] moe.sugita@j-parc.jp

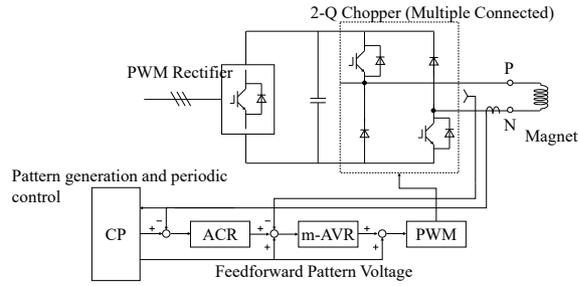


Figure 2: Configuration of paint bump magnet power supply.

ントエリアでの入射スキームには、それぞれに要求された励磁波形用の指令値を入力して対応する。

2.2 ペイントパターン調整

ペイントバンプ電源用の波形パターンは、12 bit のデジタル信号として、指令電圧波形と指令電流波形を 500 kHz (2 μs 毎) で作成する。出力する電流と電圧が定格の範囲内であれば、任意の波形形状での出力が可能である。現在、ペイントパターンの調整は、ソフト[6]と出力電流偏差を確認しながら指令電圧波形値をその都度調整する手動調整を組み合わせで行っている。調整の手順は、まず指令電流と指令電圧を入力し、出力された電流をモニタし、指令電流と出力電流の偏差が ±1.0% 以内に収まるように指令電圧を調整して偏差を確認するという段階を踏む。指令電圧の調整と偏差の確認を繰り返すことで、要求精度を達成している。しかし、電磁石の負荷インピーダンスは入力波形に対して非線形性を有するため、1つの波形パターン調整に1時間程度を必要とする。そして、RCS の大強度ビーム生成のための加速器ビーム試験では、1台当たり15種の波形パターンを使用するため、6台のペイントバンプに対して全部で90種の波形パターンが必要となる。そのため、運転に必要な波形パターンを全て作成するには数日の波形パターン調整時間を要しており、限られたビーム試験時間において、調整時間の短縮が求められる。さらに、波形パターンの調整はペイントバンプ電源の挙動を把握しているエキスパートのペイントバンプ担当者に限られる。そこで、より容易に短時間かつ様々な波形パターン調整が可能であることが求められる。

3. ニューラルネットワークの開発

波形パターン調整に多くの時間を有し、かつ、調整者が限られている現状から、出力電流波形と指令電圧波形の非線形な関係を学習させることにより、出力電流波形を入力すると指令電圧波形が得られる畳み込み NN をデザインした。

3.1 台形波形の学習

簡単のため、NN に台形波形について学習させた。手順を Fig. 3 に示す。まず、学習データを作成するために、ペイントバンプ電源に指令電圧波形を入力し出力電流波形を測定した。本研究で使用したデータは次の通り。

- 指令電流波形は一定とし、出力電流と指令電圧をそれぞれ入力データ、出力データとして用いた。

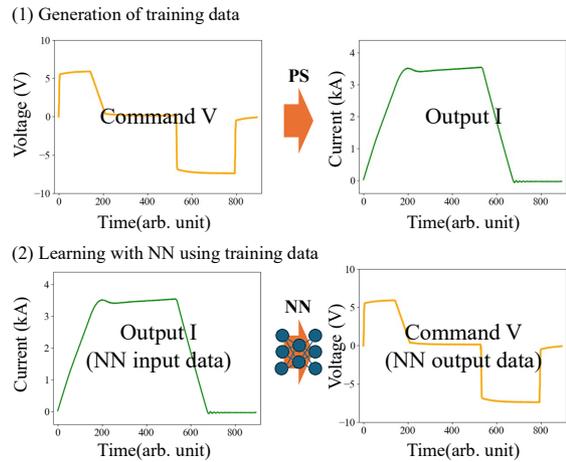


Figure 3: Learning steps.

- データ長は、ビーム入射期間に相当する $t=0\sim 1190 \mu\text{s}(\text{dim}=595)$ を使用した。
- 入力データと出力データは共に1次元で、0から1に規格化した。
- 学習用データ数は450個、検証用データ数は50個とした。

次に、測定した出力電流波形を NN に入力し指令電圧波形を出力できるように学習させた。使用した NN について以下に記述する。NN の実装は TensorFlow[7]を用いた。

- ネットワークは8層から構成され、2層の1次元の畳み込み層、1層の"Dropout"層を含む。
- 予測時にも Dropout を適用した。
- 活性化関数は"tanh"、"relu"、"sigmoid"を採用した。
- optimizer としては"Adam"を採用し、損失関数としては"mse"を採用した。
- エポックスは8000、バッチサイズは32とした。

学習の評価にあたり、損失関数は平均二乗誤差(Eq. 1)を用いた。

$$Loss_{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2 \quad (1)$$

\hat{y} : 予測データ
 y : 教師データ
 n : データセット数

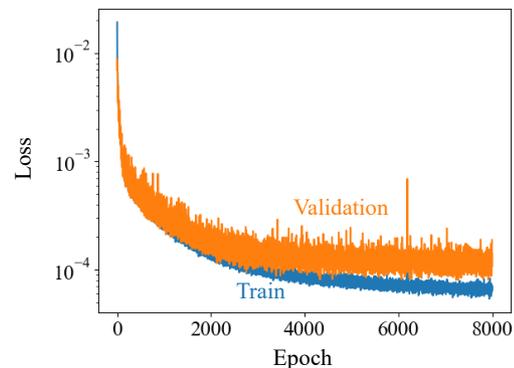


Figure 4: Learning process of trapezoidal waveforms.

Figure 4 に学習過程を示す。学習回数を重ねることで損失関数が減少した。これは、予測データと教師データが一致したことを示す。また、学習データと検証データの損失関数はいずれも飽和しているため、過学習が生じていないといえる。よって、指令電圧波形と出力電流波形の間に生じる非線形の関数を NN で表現することができた。

3.2 台形波形予測と確認

NN の予測精度について確認を行う。手順を Fig. 5 に示す。まず、学習済み NN に目標とする電流波形を入力し、指令電圧波形を予測させる。次に、予測された指令電圧波形をペイントバンブ電源に実際に入力し、出力電流波形を確認する。

波形パターン調整を想定し、ビーム試験に使用可能な台形波形を目標とする電流波形とした。NN が予測した指令電圧波形をペイントバンブ電源に実際に入力した場合の出力電流波形と、目標とする電流波形の比較を Fig. 6 に示す。ビーム入射時間における偏差は、 $\pm 0.2\%$ 以内に収まっており、現行の調整と同程度の精度を達成していることが分かる。また、出力電圧波形の予測に要した時間は数秒で、これまで 1 時間要していた調整を数秒程度まで短縮することができた。

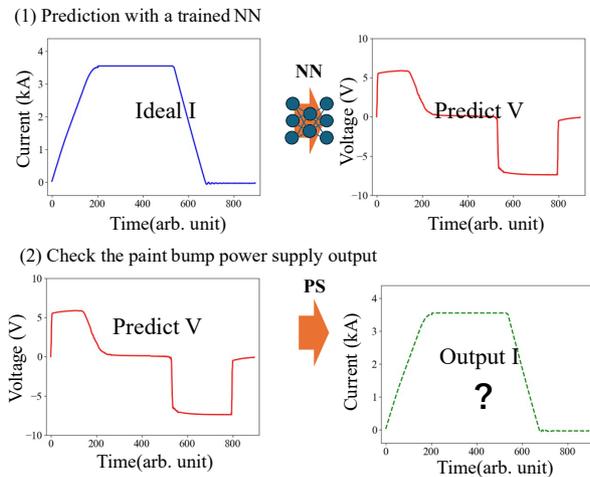


Figure 5: Verification procedure.

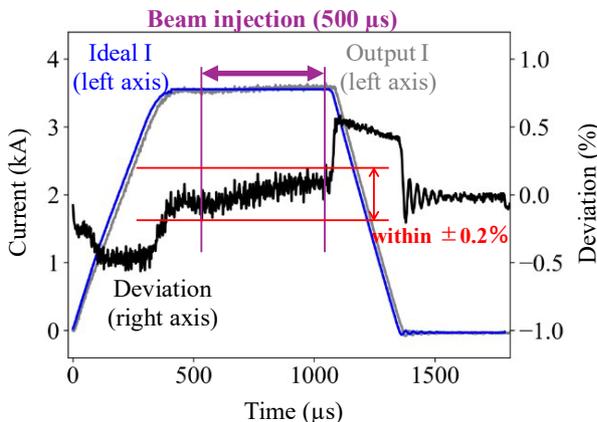


Figure 6: Confirmation results for trapezoidal waveform.

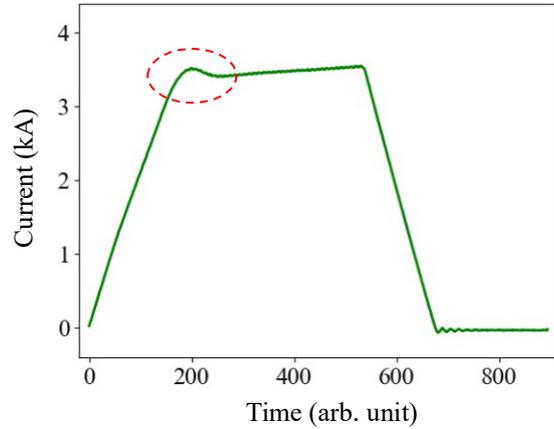


Figure 7: An example of NN input data (output current waveform) has a protrusion exist at the location of the circle mark.

Figure 7 に学習に使用した出力電流波形の例を示す。学習に使用したすべての出力電流波形は、立ち上がりきった直後に凸部が存在していた。一方で、Fig. 6 の Ideal I に示すように、理想電流には凸部が存在しない。それにも関わらず、凸部の無い台形出力電流波形を出力する指令電圧波形を生成することができた。

3.3 減衰関数波形の学習と確認

減衰関数波形についても、台形波形と同様に学習をさせた。データの加工方法や NN の構成について、台形波形と異なる点のみ下記に挙げる。

- 学習用データ数は 444 個、検証用データ数は 50 個とした。
- エポックスは 2500、バッチサイズは 32。

学習結果を Fig. 8 に示す。損失関数の減少が確認されたため、学習済み NN が予測した電圧をペイントバンブ電源に入力した。結果を Fig. 9 に示す。ビーム入射期間における目標とする電流波形と出力電流波形の偏差は $\pm 2.0\%$ 以内という結果となった。

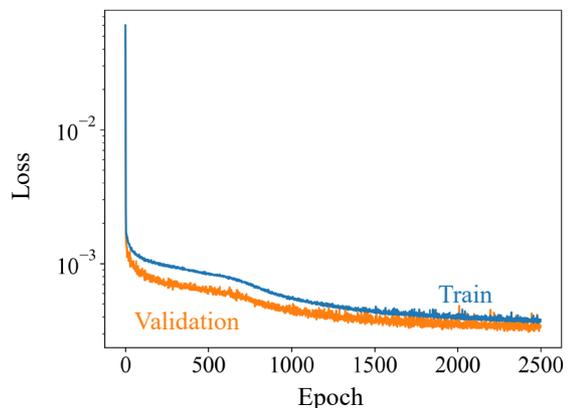


Figure 8: Learning process of decay waveforms.

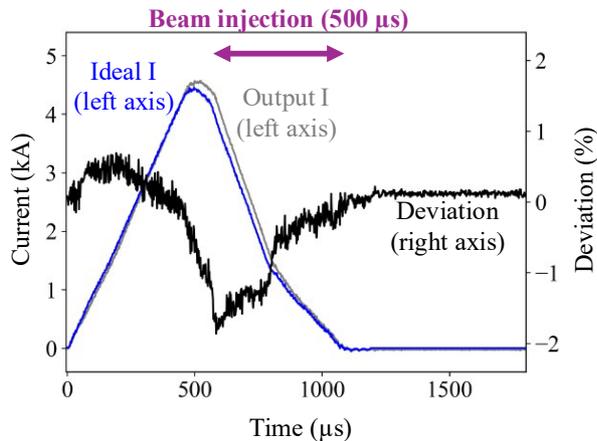


Figure 9: Confirmation results of decay waveforms.

4. 考察

減衰関数波形について要求精度を達成するために、原因について考察する。Figure 10 に、NN が予測した指令電圧波形(Predict V)と、目標とする電流波形を実際に出力する際に電源に必要な入力電圧波形(Command V)を示す。Predict V は、Command V と比較し立ち上がり直後の電圧値が低く、500 μs 付近の電圧立下りが再現できていないという差が見られた。そのため 500 μs 以降の電流値が低下したと考えられる。以上のことから、現在約 500 個使用している学習データ数を倍程度に増やして学習させたい。また、500 μs 付近の電圧立下りについて数パーセントの範囲で電圧値を矩形に振るなど、複数のパターン形状を学習させたい。

5. まとめ

NN を適用した J-PARC の RCS ペイントバンプ電源の波形パターン制御システムの開発を行っている。ビーム調整で使用する台形波形とペイントバンプ波形について検証を行った結果、NN によって出力電圧と入力電流の相関関係(モデル)を学習することで、出力電流波形から指令電圧波形を予測することが可能であることを示すことができた。特に、台形波形については、調整時間を 1 時間から数秒へ短縮し、要求精度 $\pm 1.0\%$ 以内に対して $\pm 0.2\%$ を達成することができた。

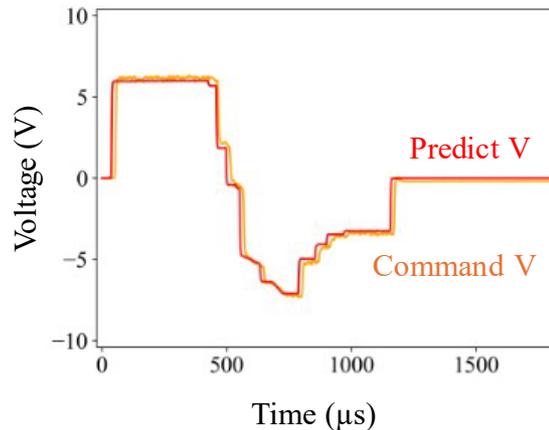


Figure 10: The command voltage waveform predicted by NN (Predict V) and the voltage waveform (Command V) required to output the target current waveform.

参考文献

- [1] Japan Proton Accelerator Research Complex J-PARC, <http://j-parc.jp/index.html>
- [2] K. Yamamoto *et al.*, “Design and actual performance of JPARC 3 GeV rapid cycling synchrotron for high-intensity operation”, *Journal of Nuclear Science and Technology*, (2022), 59:9, 1174-1205.
- [3] H. Hotchi *et al.*, “J-PARC RCS: high-order field components inherent in the injection bump magnets and their effects on the circulating beam during multi-turn injection”, *Journal of Physics: Conference Series*, Volume 1350, 10th International Particle Accelerator Conference 19–24 May 2019, Melbourne, Australia. doi:10.1088/1742-6596/1350/1/012102
- [4] T. Takayanagi *et al.*, “Measurement of the Paint Magnets for the Beam Painting Injection System in the J-PARC 3-GeV RCS”, in *IEEE Transactions on Applied Superconductivity*, vol. 18, no. 2, pp. 310-313, June 2008. doi:10.1109/TASC.2008.920771.
- [5] T. Takayanagi *et al.*, *IEEE Transactions on Applied Superconductivity*, VOL. 24, NO. 3, JUNE 2014, 3800905.
- [6] S. Kato *et al.*, “INJECTION PAINTING IMPROVEMENTS IN THE J-PARC RCS”, *Proceedings of HB2016*, Malmö, Sweden, pp.299-303.
- [7] TensorFlow, <https://www.tensorflow.org>