

SAGA-LS 蓄積リングにおける機械学習を用いたビーム診断

BEAM DIAGNOSIS AT THE SAGA-LS STORAGE RING USING MACHINE LEARNING

竹田晴信^{#A)}, 高林雄一^{A)}, 岩崎能尊^{A)}

Harunobu Takeda^{#A)}, Yuichi Takabayashi^{A)}, Yoshitaka Iwasaki^{A)}

^{A)} SAGA Light Source

Abstract

The SAGA Light Source (SAGA-LS) is a synchrotron radiation facility with 1.4 GeV storage ring. The daily user operation is carried out in decay mode at a stored current of 300 mA and 1.4 GeV. Recently, machine operations have suffered frequent post-13:00 full-beam losses and sharp lifetime drops attributed to RF cavity reflections. To detect early warning signs, we trained a fully connected variational auto-encoder on 2.68×10^5 storage ring records collected between Sep. 2021 and Dec. 2024. With the trained model, records of 27 user days in Feb.–Mar. 2025 were tested, that the anomaly score achieved an ROC-AUC of 0.887 and highlighted specific vacuum-pressure spikes as strong precursors. Upgrades now target higher time resolution and added magnet and cooling-water inputs for real-time beam-stability surveillance.

1. はじめに

SAGA Light Source (SAGA-LS)は九州地域における放射光の産業利用と地域発展を目的として佐賀県に建設された電子シンクロトロン加速器施設である[1]。2006年2月にユーザー運転を開始し19年が経過した現在は、週4日で蓄積電流値300 mA、1.4 GeVの減衰モードでのユーザー運転を実施している(Fig. 1)。しかしながらコミショニングから20年が経過しており電源や冷却設備、加速空洞など各種装置の老朽化による電子ビームと放射光の供給の信頼性低下が懸念されている[2]。特に近年は13:00以降の運転でRF空洞反射を伴ったビーム全ロスやビーム寿命の急落(ir積1500 mAh→100 mAh程度)などが頻発しており、運転上の課題とな

っている。本発表では、このようなビームロスの予兆検出と原因究明のため、SAGA-LSの蓄積リングのデータベースについて、全結合ニューラルネットワークの変分オートエンコーダを用いた機械学習を利用してビーム診断システムを構築し、検証した結果について述べる。

2. データ収集と解析手法

2.1 運転条件とデータ収集環境

SAGA-LSのユーザー運転期間中の基本的な運転サイクルは緊急時のスタディ運転などを除くと、月曜日にマシンスタディ、火曜日–金曜日はユーザー運転(火曜2回入射、水曜–金曜1回入射)となっている(Fig. 2)。1日のユーザー運転時間は、1回入射11時間(10:00–21:00)、2回入射9.5時間(前半10:00–15:00、後半16:30–21:00)である(2回入射日では15:00にビームダン

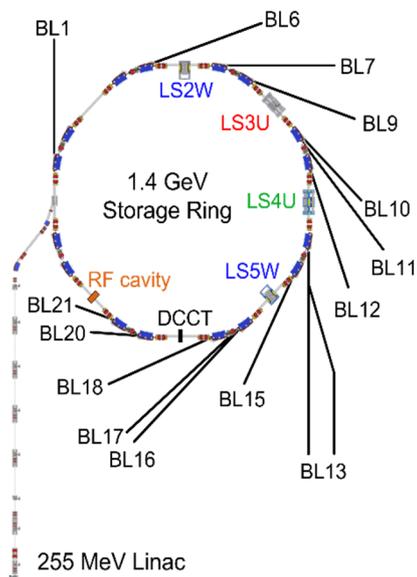


Figure 1: SAGA-LS Accelerator.

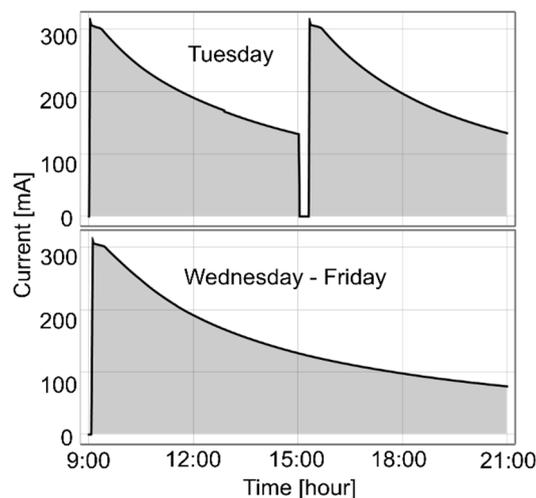


Figure 2: Daily operation of SAGA-LS.

[#] takeda@saga-ls.jp

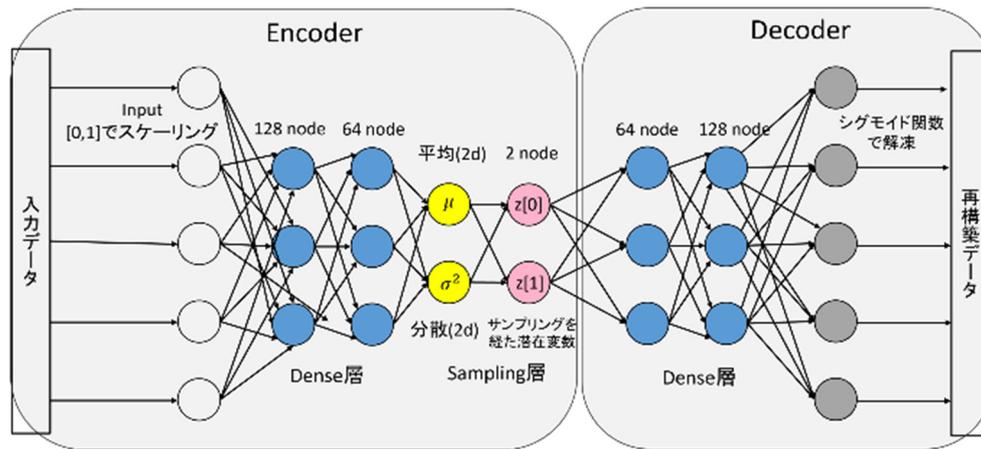


Figure 3: VAE model for beam diagnosis of SAGA-LS accelerator.

プを行いウィグラー 2 台の消磁後、1 回目と同様の手順で再入射)。ユーザー運転開始時の蓄積電流値は、300 mA であり、蓄積電流値×ビーム寿命(it 積)は 1500 mAh 程度である。入射手順は次のとおりである。まずリニアックで 255 MeV まで電子を加速し蓄積リング内に所定の電流値(300 mA)まで入射させ、その後蓄積リング内で 1.4 GeV まで加速させる。1.4 GeV 到達後、軌道補正とアンジュレータギャップの変更及び 4T 超電導ウィグラーの励磁を行う。励磁ののちベータatronチューン、ビーム軌道、カップリング等のビーム補正を行い、Decay モードでのユーザー運転を 10:00 より開始する。

SAGA-LS の加速器制御機器、計測機器は EPICS を介して制御されており、制御パラメータ、計測パラメータは PV(Process Valuable)としてネットワーク上に流れている。この PV のレコードをとるデータベースは MySQL で構築されている。真空度、電磁石電流値、BPM 信号などカテゴリごとのテーブルはあるものの、データベース容量の制約の問題から統一的なテーブルは用意していない。加速器の常時確認用として PV のうち蓄積電流値、BPM 信号、真空度、アンジュレータギャップ、加速空洞のパラメータなどのうちから 60 個ほど選択したパラメータを 0.1 Hz で収集するデータベースを常時運転監視に用いている。

2.2 変分オートエンコーダによる診断モデル

変分オートエンコーダ (VAE, Variable Autoencoder) とは教師なし機械学習の一種である。ニューラルネットを介して入力次元の削減と自己再現を学習するオートエンコーダにデータの隠れた分布として確率分布を学習する要素を加えたものである。VAE ではエンコーダは入力データを低次元の確率分布として表現し、再パラメータ化トリックによってその分布からサンプリングした潜在変数をデコーダへ渡す。学習時の損失関数は「再構成誤差」と潜在分布の正規分布からの差異を表す「KL ダイバージェンス」の和で構成されている。学習済みの VAE に未知のデータを入れたとき、この再構成誤差が大きくなりやすく、これを異常検知に利用できる。

2.3 データセットと VAE モデル構成

VAE を用いた機械学習のための学習データおよびビ

ーム診断のためのテストデータとして、加速器の常時監視用レコードを取っているテーブルから、減衰モードでのユーザー運転時に影響がないリニアックのパラメータを除いた以下のデータを学習に用いている。

- 学習データ
 - ✓ 期間:2021 年 9 月-2024 年 12 月のユーザー運転日
 - ✓ 時刻帯: 11:00-13:00
 - ✓ 件数: 2.68×10^5 サンプル
 - ✓ 入力パラメータ 55 (蓄積電流値、真空度、BPM 信号、冷却水温度、加速空洞電圧等)
 - ✓ 備考:空洞反射に起因したビームロスが起きにくい時間帯の運転データ
- テストデータ
 - ✓ 期間:2025 年 2-3 月のユーザー運転日 (27 日)
 - ✓ 時刻帯: 11:00-13:00
 - ✓ 件数: 2.68×10^5 サンプル
 - ✓ 備考:シャットダウン明けのビーム異常発生が多い。診断のため異常発生日を 1、その他を 0 とラベリング。

ユーザー運転時は特に 13:00 以降にビーム異常が生じることが多い。11:00-13:00 までの運転データの学習と診断を行うことで、以後に発生しうるビーム異常の予兆検出を行うところにこのビーム診断システムの狙いがある。

VAE のモデル構成としては、Fig. 3 のような構成である。Dense 層をそれぞれ 128 ノード、64 ノードの全結合ニューラルネットワークを用いており、潜在変数は二次元、エポック数: 50、バッチサイズ: 128、最適化アルゴリズム: Adam としている。このモデルを用いて 2021 年 9 月から 2024 年 12 月までのユーザー運転時のデータを学習させ、運転モデルを構築する。得られたモデルについて、テストデータとしている日のデータを入力し、再構築誤差の大きさとビームの正常・異常を判別するシステムを構築、診断する。

3. ビーム診断と考察

3.1 正常・異常閾値の決定

VAE による学習で得られた運転モデルについて、入力するテストデータと得られる再構築データの二乗平均

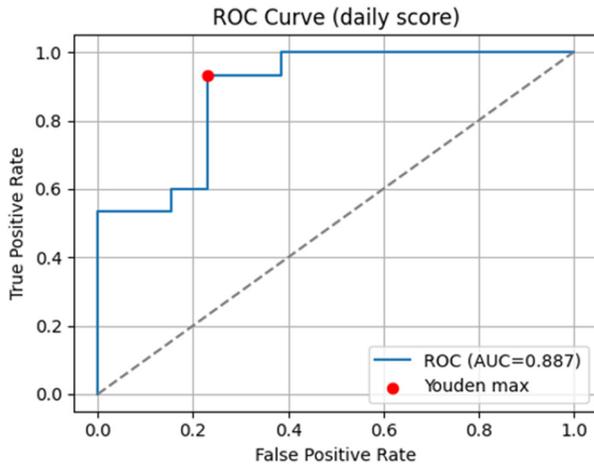


Figure 4: ROC curve of VAE diagnosis system.

誤差の大小をビーム診断に用いる。

$$MSE = \sum_{k=1} (x_k - \hat{x}_k)^2 \quad (1)$$

ここで判別のために必要な閾値には、ラベル付けしたモデルの分類に用いられる一般的な手法である ROC 解析で得られる値を利用した。ROC 解析した結果が Fig. 4 である。閾値 (Youden 閾値) が 0.00606 のとき AUC (Area Under the (ROC) Curve) が 0.887 であり、学習モデルが高性能でテストデータの正常・異常を識別できることが分かった。

この閾値を用いて再構築データの再構成誤差を図で示したのが Fig. 5 である。図では先に決めた閾値 0.0606 を用いて、それ以上を異常 (赤点)、以下を正常 (青点) としてプロットしている。黒二重線は特に RF 空洞反射によるビーム全ロスが発生した日 (2/12、2/14、3/27、3/28) を示している。2 月中は特にビーム寿命の急落が多かった月であったが、図からも 2 月中のビーム異常が多いことが見て取れる。逆に 3 月中は加速電圧の調整などで安定的に運転できていた月であったが、これもまた青点のまとまりから観察できる。この分類により恣意的に決めたビーム異常 (寿命急落およびビームロス発生を 1 とし

ベル付けしたもの) について、88% の高い割合で判定することが出来ている。

3.2 入力パラメータの寄与度

異常判定されている入力のパラメータの再構築誤差を大きくしている原因の推定のため、各インデックスごとに再構築誤差を日で総計してまとめた図が Fig. 6 である。横軸をインデックス番号、縦軸を日付としている。図では城に近いほど再構築誤差が大きいことを表している。入力パラメータが 55 個しかないので、ビーム異常の直接的な起因を見出すのは難しいものの、ビームロス発生に関連のありそうなパラメータをいくつか見出すことが出来る。Figure 6 で白色に近い点を示しているインデックスとしては、5:RING-LS3U-GAP (アンジュレータ LS3U ギャップ)、8:RING-LS4U-GAP (アンジュレータ LS4U ギャップ)、31:RING-VAC-LS3 (アンジュレータ LS3U 真空槽真空度)、33:RING-VAC-LS5 (超伝導ウィグラー LS5W の真空度) など SAGA-LS 挿入光源 [3, 4] に関連したパラメータの寄与があることがわかる。

SAGA-LS では真空槽の性能面からしばしばアンジュレータのギャップの変動に伴ったビーム寿命低下を起こしているが、ギャップの可動域の制限もあり ir 積を一桁下げるほどの急落を引き起こすことは考えにくい。

SAGA-LS ではアンジュレータに起因する不整磁場について、COD をアンジュレータ上流及び下流のステアリングで、チューンを四極で、ビームサイズを真空槽に設置したストリップラインの skew コイルでそれぞれ補正を行っている。このため、ビーム異常、ビーム全ロスに関して、アンジュレータ周りの変動が原因であることは考えにくい。3/27、3/28 のビーム全ロス発生あたりで寄与の大きいウィグラーの真空度について、特に Fig. 5 で見られるようなビーム異常の多かった 2 月にかけて大きな変動がなかった。

そのほか継続的に変動している成分として 13:RING-VAC-BM1、19:RING-VAC-BM7 などがある。これらはビーム異常に付随した変動か、また各部に設置しているスパッタイオンポンプの電源不調による変動が考えられる。これらのことから、11:00-13:00 の間で集計したデータの VAE 学習モデルが、13:00 以後に発生しうるビーム異常を予測し得ることが分かった。

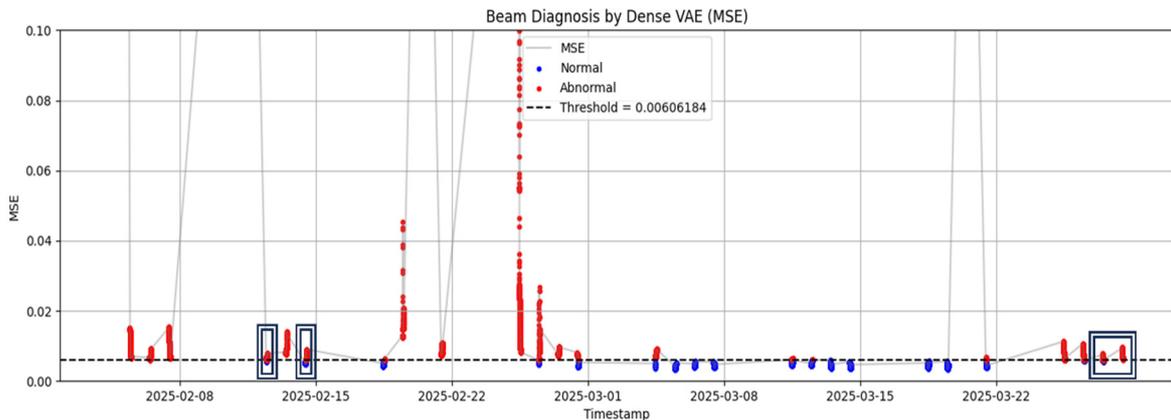


Figure 5: VAE reconstruction error for user-operation data collected from February to March 2025.

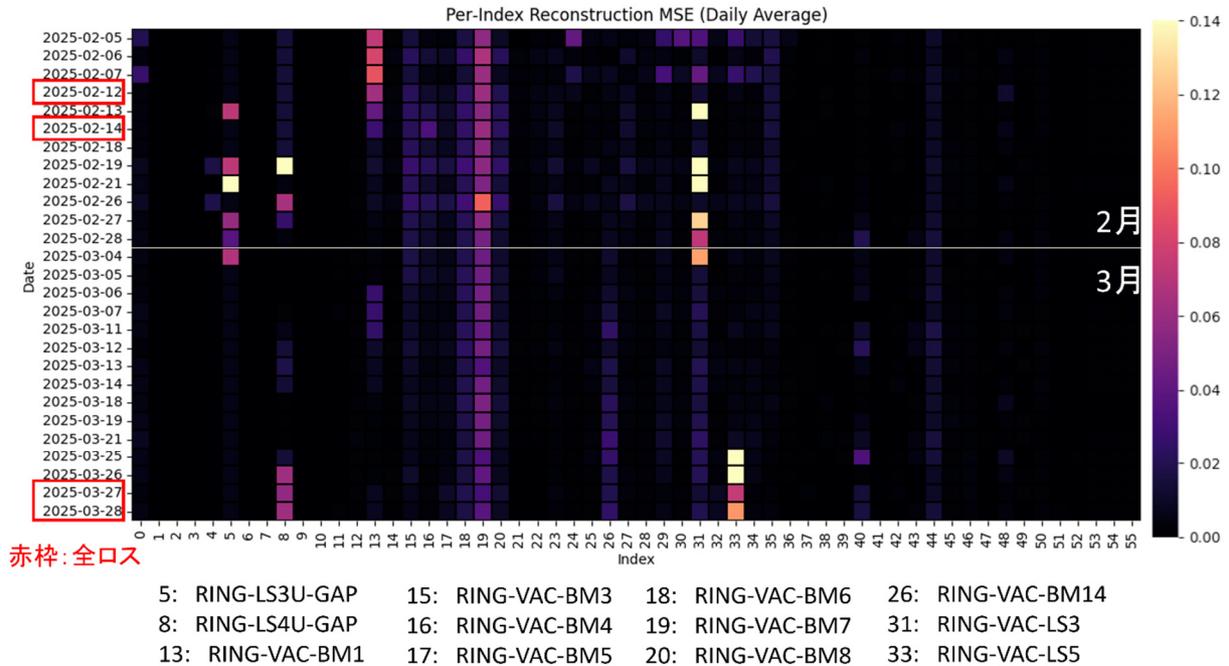


Figure 6: Per-index, per-day VAE reconstruction error.

4. まとめと今後の展望

2021年9月から2024年12月の間で収集した SAGA-LS 加速器蓄積リングの 11:00-13:00 の 55 パラメータ、0.1 Hz のデータについて、VAE を用いた学習実施してモデルは、13:00 以降に発生し得るビーム寿命急落、ビーム全ロスなどのビーム異常を実用的な精度(ROC 解析で得た閾値を使うことで正常・異常診断率 88%)で予測できた。パラメータの少なさから原因の特定には至らなかったが、今回のビーム診断システムでは PV として何百と流している計測パラメータから 55 個を抜き出したデータベースを用いたが、原因特定のためにはより多くの計測データを含む必要がある。このため、今後はデータベース構築に関して以下の三点を検討する。

- 電磁石電流値、BPM 信号値などより多くのパラメータを含んだデータベース作成
- 0.1 Hz 以上のより高頻度なレコード作成
- 空洞各部の温度、振動、各配管の冷却水流量など

環境データ取得システムの構築

診断システムについても、他の教師なし学習手法を用いたモデルの構築や、安定的な運転を目指して強化学習による運転パラメータの最適化なども検討する。

参考文献

- [1] T. Tomimasu *et al.*, “Current Status of the SAGA Light Source”, *AIP Conf. Proc.*, vol. 879, pp. 184–187, 2007. doi:10.1063/1.2436036
- [2] H. Takeda *et al.*, “Twenty years of operation of the SAGA Light Source”, *J. Phys.: Conf. Ser.*, vol. 3010, no. 1, art. no. 012013, 2025.
- [3] S. Koda *et al.*, “Design of a superconducting wiggler for the SAGA Light Source storage ring”, *IEEE Trans. Appl. Supercond.*, vol. 21, no. 1, pp. 32–38, 2011. doi:10.1109/TASC.2010.2090658
- [4] S. Koda *et al.*, “Effects of a hybrid superconducting three-pole wiggler on the stored beam at the SAGA-LS storage ring”, *Nucl. Instrum. Methods Phys. Res., Sect. A*, vol. 682, no. 1, pp. 1–7, 2012. doi:10.1016/j.nima.2012.04.047