

説明可能 AI を用いた

KEK 電子陽電子入射器調整性能向上に寄与する重要パラメータの推定

ESTIMATION OF CRITICAL PARAMETERS FOR THE KEK ELECTRON/POSITRON INJECTOR LINAC TUNING USING EXPLAINABLE AI ALGORITHM

上村恒介^{#, A)}, 岩崎昌子^{A) B) C) D)}, 中島悠太^{C)}, 武村紀子^{D) C)}, 長原一^{C)}, 中野貴志^{B)},
佐藤政則^{E)}, 佐武いつか^{E)}, 宮原房志^{E)}, 末原大幹^{F)}
Kosuke Uemura^{#, A)}, Masako Iwasaki^{A) B) C) D)}, Yuta Nakashima^{C)}, Noriko Takemura^{D) C)}, Hajime Nagahara^{C)},
Takashi Nakano^{B)}, Masanori Satoh^{E)}, Itsuka Satake^{E)}, Fusashi Miyahara^{E)}, Taikan Suehara^{F)},

^{A)} Osaka Metropolitan University Graduate School of Science

^{B)} Research Center for Nuclear Physics, Osaka University (RCNP)

^{C)} Osaka University Institute for Dataability Science (IDS)

^{D)} Kyushu Institute of Technology (Kyutech)

^{E)} High Energy Accelerator Research Organization (KEK)

^{F)} Tokyo University (ICEPP)

Abstract

We have estimated the critical parameters based on the explainable AI (XAI) algorithm to improve the accelerator tuning performance, for the KEK electron-positron injector linac (Linac), which consists with $\sim O(1000)$ accelerator components. We proceed the study with the following steps: 1) We build a machine learning model using a regression neural network which predicts the beam transmittance or the beam loss, from inputs of the accelerator data including the environment data; and 2) We apply the XAI algorithm to build the regression model to estimate the critical parameters to improve the beam transmittance, or to reduce the beam loss. As for the XAI algorithm, we use SHAP in this study. In this paper, we report the results of the SHAP application to the regression model constructed from the accumulated real KEK Linac accelerator operation data.

1. はじめに

本研究では、高エネルギー加速器研究機構(KEK)で稼働中の電子陽電子加速器である KEK 電子陽電子入射器のビーム透過率向上とビームロス減少を目的として、説明可能 AI (Explainable AI, XAI) を用いた KEK 電子陽電子入射器調整性能向上に寄与する重要パラメータの推定を行った。

加速器の運転調整においては、以下の問題がある:

- 構成要素が 1000 パラメータ以上と多いため、参照するパラメータが多数で複雑である。
- 温度変化や振動、潮汐力等周囲の環境が変化するため、オペレーターによる常時調整が必要である。

本研究では機械学習を用いることで、約 1000 パラメータの加速器パラメータから、ビーム透過率向上、またはビームロス低減に寄与するパラメータを推定した。パラメータ推定は、以下の手順で行った。

- 1) 電磁石電流値や環境を含む加速器データを入力し、ビーム透過率、または、ビームロスを予測するモデルを、回帰 NN で構築する。
- 2) 1)で構築した回帰 NN に対して XAI の技術を適用し、ビーム透過率、または、ビームロスに寄与するパラメータを推測する。

2. KEK 電子陽電子入射器について

Figure 1 に、電子陽電子入射器及び、電子陽電子入射器から入射される種々の加速器の配置図を示す。Linac 加速器は長さ 600m の線形加速器で、最大 50Hz、2 バンチ (96ns 間隔) 運転が可能であり、電子・陽電子を 4 つのリング型加速器、Photon Factory (PF)、PF Advanced Ring (PF-AR)、SuperKEKB 電子リング(HER)、陽電子リング (LER)へ振り分け供給している[1]。

Figure 2 に電子陽電子入射器の全体図を示す。電子陽電子入射器にはビーム位置モニター (BPM) が 100 台、ステアリング電磁石が 30 台、RF モニターが 60 台配置されている。



Figure 1: Accelerator placement at KEK.

[#] se24404s@st.omu.ac.jp

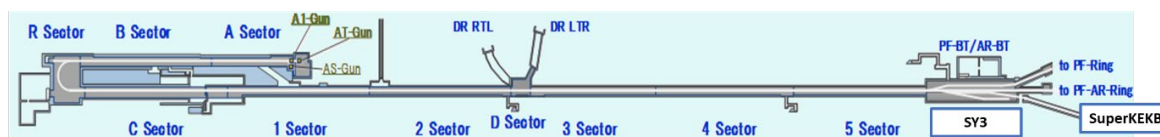


Figure 2: Layout of the KEK electron/positron injector linac.

3. XAI について

XAI (説明可能 AI, Explainable AI) とは、機械学習による出力決定の判断根拠や機械学習モデル全体の振る舞いを、人間が理解できるように説明する技術を指す。

XAI のアルゴリズムはいくつか存在するが、本研究では、SHAP (SHapley Additive exPlanations) [2] を使用した。SHAP は、機械学習モデルにおいて、各データに対して入力パラメータと予測結果の線形モデルを作り、入力パラメータが予測に与える影響を定量評価する手法である。以下に示す Eq. (1) により、機械学習モデル f に対して、SHAP 値の線形モデルである g を作り、評価している。

$$g(x) = \phi_0 + \sum_{i=1}^M \phi_i x_i \quad (1)$$

Equation (1) において、 $f(x)$ は入力パラメータ x_i に対して、機械学習モデル f からの出力、 x_i は入力パラメータ x_i の存在の有無を示すバイナリ値 (0 か 1)、 M は入力パラメータ数、 ϕ_0 は出力値の期待値を示す。 ϕ_i は i 番目のパラメータの SHAP 値で、最終的な出力結果にどれだけ影響があるかを示す。

4. 機械学習モデルの構築

KEK 電子陽電子入射器の実データを用いて、機械学習モデルの構築を行った。

本研究では、2021 年 6 月 16 日から 2021 年 6 月 23 日の期間における、SuperKEKB (SKB) 電子ビームの入射器運転データおよび、2023 年 11 月 1 日から 2024 年 1 月 31 日の第 3 スイッチヤード (SY3) ビームダンプ電子ビームの入射器運転データを使用した。これらのデータを使用し、以下の 3 つの回帰ニューラルネットワークモデル (NN) を作成した。

4.1 SKB ビーム透過率の予測

SKB 電子ビームデータを使用し、ビーム透過率の予測を行った。回帰 NN の入力パラメータは、以下の 1232 パラメータである：

- 電磁石パラメータ (電磁石電流値) : 500 パラメータ
- 環境パラメータ (環境温度、冷却水温等) : 732 パラメータ

ビーム透過率は、加速器上流部と下流部の BPM における電荷量比 Q_{ratio} として計算した。

$$Q_{ratio} = \frac{(5sector \text{ の BPM } (SP_58_0) \text{ の電荷量})}{(Asector \text{ の BPM } (SP_A1_M) \text{ の電荷量})}$$

実運転でのビーム透過率は高効率に偏った分布をしているが、NN の学習には、ビーム透過率に関して均一

になるようなデータセットが必要である。したがって、以下のビーム透過率領域のデータ数がほぼ均一になるようにデータを抽出し、学習用データセットを作成した。

- ビーム透過率 0.85 以上 0.90 未満
- ビーム透過率 0.90 以上 0.95 未満
- ビーム透過率 0.95 以上

加速器パラメータ 1232 パラメータを入力し、ビーム透過率 Q_{ratio} を出力する回帰 NN をデザインした。回帰 NN の実装は、Tensorflow [3] を用いた。

以下、本研究で構築した回帰 NN の構成を示す。

- Epoch 数 : 60
- 最適化関数 : Adam
- 損失関数 : mean squared error
- 中間層の数 : 3 層

Figure 3 に、回帰 NN が予測したビーム透過率 (オレンジ色) と実際のビーム透過率 (青色) を示す (2021 年 6 月 16 日から 2021 年 6 月 23 日までを表示)。Figure 3 の縦軸はビーム透過率、横軸は日時を示す。回帰 NN が予測したビーム透過率と実際のビーム透過率の平均二乗誤差 (MSE) は 0.00166 であり、非常に良く一致した。

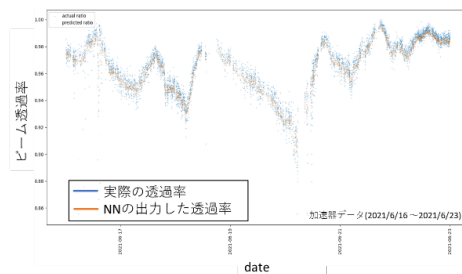


Figure 3: Beam transmittance (Q-ratios, vertical) vs date (horizontal) for the regression NN prediction (orange), and the real data (blue), for 2021/6/16-23 evaluation data.

4.2 SY3 ビーム透過率の予測

SY3 ビームダンプ電子ビームを使用し、ビーム透過率を予測した。回帰 NN の入力パラメータは、以下の 1499 パラメータである。

- 電磁石パラメータ: 661 パラメータ
- 環境パラメータ: 838 パラメータ

4.1 と同様に、以下の式を用いて、ビーム透過率 Q_{ratio} を計算した。

$$Q_{ratio} = \frac{(SY3 \text{ の BPM } (SP_61_A1) \text{ の電荷量})}{(A-sector \text{ の BPM } (SP_A1_M) \text{ の電荷量})}$$

また、以下のビーム透過率領域のデータ数が均一になるようデータを抽出し、学習用データセットを作成した。

- ビーム透過率 0.45 以上 0.60 未満
- ビーム透過率 0.60 以上 0.70 未満
- ビーム透過率 0.70 以上 0.85 未満

加速器パラメータ 1499 パラメータを入力し、ビーム透過率 Q_{ratio} を出力する回帰 NN をデザインした。構築した回帰 NN の構成は、Epoch 数が 200 であり、それ以外の NN 構成パラメータは、4.2 と同様である。

回帰 NN が予測したビーム透過率に対する検証として、Fig. 4 に、回帰 NN が予測したビーム透過率(橙色)と実際のビーム透過率(青色)を示す(2023 年 11 月 24 日から 2023 年 11 月 30 日までを表示)。回帰 NN が予測したビーム透過率と実際のビーム透過率の平均二乗誤差 (MSE)は 0.00711 であり、非常に良く一致した。

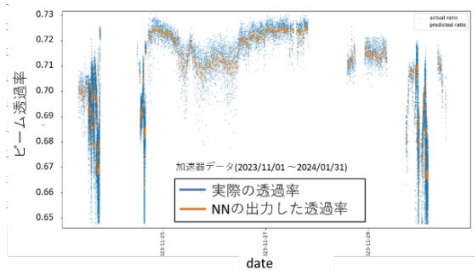


Figure 4: Beam transmittance (Q -ratios, vertical) vs date (horizontal) for the regression NN prediction (orange), and the real data (blue), for 2023/11/24-2021/11/30 evaluation data.

4.3 SY3 ビームロス

SY3 ビームダンプ電子ビームを使用し、SY3 におけるビームロスを予測した。回帰 NN の入力パラメータは、4.2 と同様として、SY3 のロスモニター値 (adc6) を予測させる回帰 NN を構築した。ロスモニターのノイズを排除するため、以下の領域で学習用データセットを作成した。

- ビームロス 2500 以上 16383 未満

4.2 と同様の構成で回帰 NN を作成し、加速器パラメータ 1499 パラメータを入力し、ビームロスを出力する回帰 NN を構築した。

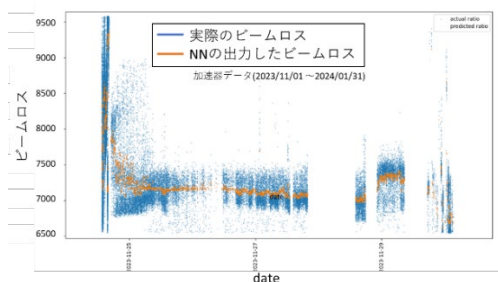


Figure 5: Beam-loss (beam-loss, vertical) vs date (horizontal) for the regression NN prediction (orange), and the real data (blue), for 2023/11/24-2021/11/30 evaluation data.

Figure 5 に、回帰 NN が予測したビームロス値(橙色)と実際のビームロス値(青色)の比較を示す(2023 年 11 月 24 日から 2023 年 11 月 30 日までを表示)。Figure 5 の縦軸はビームロスの ADC 値、横軸は日時を示す。回帰 NN が予測したビームロスと実際のビームロスの平均二乗誤差 (MSE)は 0.0129 であり、良い一致度が得られた。

Table 1: Critical Parameters for the SKB Beam Transmittance Estimated by SHAP (Top Two: Electromagnet and Environmental Parameters)

順位	パラメータ種類
(全重要度中の割合)	
1(4.6%)	パルスステアリング電磁石 (2-sector)
2(2.2%)	パルスステアリング電磁石 (3-sector,軌道フィードバック)
3(1.8%)	加速管出力冷却水の温度 (4-sector)
5(1.7%)	加速管入力冷却水の温度 (4-sector)

以上、4.1, 4.2, 4.3 で示された結果より、回帰 NN が加速器パラメータとビーム透過率、または、ビームロスとの相関関係(モデル)を学習し、ビーム透過率、および、ビームロスを予測可能であることが示された。

5. XAI の適用とその結果

4 で作成した回帰 NN に対して SHAP を適用させ、ビーム透過率、またはビームロス予測に重要なパラメータを予測した。

5.1 SKB ビーム透過率予測で重要なパラメータ

Figure 6 に SKB ビーム透過率予測に対して重要なパラメータを、重要度を大きいものから順に示す。縦軸はパラメータ名、横軸はパラメータの重要度 (SHAP 値の絶対値)を示す。

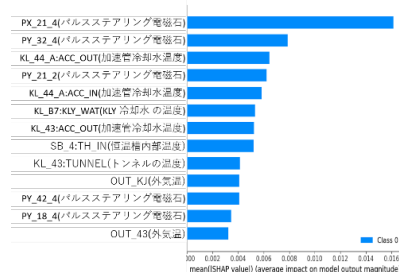


Figure 6: Critical parameters for the SKB beam transmittance predicted by SHAP. The top 13 out of 1232 parameters are shown.

Figure 7、および Table 1 に、重要だと予測された電磁石パラメータと環境パラメータの、それぞれ上位 2 個の場所と種類を示す。

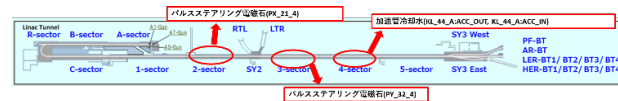


Figure 7: Location of the predicted critical parameters for the SKB beam transmittance.

重要と予測された環境パラメータは、4-sector の加速管出力、入力冷却水の温度である。また、重要と予測された電磁石パラメータは、2-sector と 3-sector にあるパルスステアリング電磁石である。

5.2 SY3 ビーム透過率予測で重要なパラメータ

Figure 8 に SY3 ビーム透過率予測に対して重要なパラメータを、重要度を大きいものから順に示す。

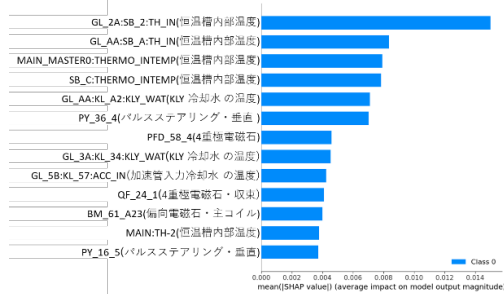


Figure 8: Critical parameters for the SY3 beam transmittance predicted by SHAP. The top 13 out of 1499 parameters are shown.

Figure 9、および Table 2 に、重要だと予測された電磁石パラメータと環境パラメータの、それぞれ上位 2 個の場所と種類を示す。

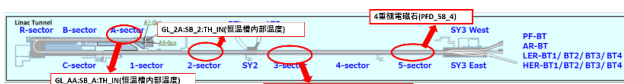


Figure 9: Location of the predicted critical parameters for the SY3 beam transmittance.

重要と予測された環境パラメータの種類は、A-sector と 2-sector にある恒温槽の内部温度である。この恒温槽

Table 2: Critical Parameters for the SY3 Beam Transmittance Estimated by SHAP (Top Two: Electromagnet and Environmental Parameters)

順位	パラメータ種類
(全重要度中の割合)	
1 (2.1%)	恒温槽内部温度(2-sector)
2 (1.1%)	恒温槽内部温度(A-sector)
6 (0.10%)	パルスステアリング電磁石(3-sector、垂直)
7 (0.65%)	4 重極電磁石(5-sector)

は、SB-booster 用の恒温槽であり、メインリガーステーションから光ファイバーで送っている RF 基準信号の O/E や、各セクターのサブブースタークライストロン用の小形励振器が入っている。

また、重要と予測された電磁石パラメータは 3-sector にあるパルスステアリング電磁石と 5-sector にある 4 重極電磁石である。

5.3 SY3 ビームロス予測で重要なパラメータ

Figure 10 に SY3 ビームロス予測に対して重要なパラメータを、重要度を大きいものから順に示す。

Figure 11 および Table 3 に、重要だと予測された電磁石パラメータと環境パラメータの、それぞれ上位 2 個の場所と種類を示す。

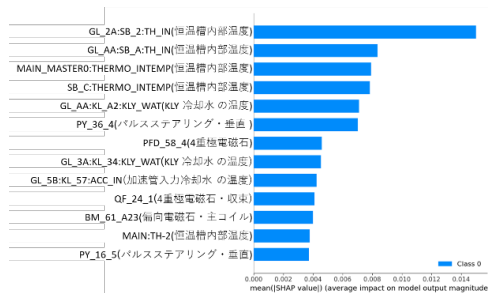


Figure 10: Critical parameters for the SY3 beam loss predicted by SHAP. The top 13 out of 1499 parameters are shown.



Figure 11: Location of the predicted critical parameters for the SY3 beam loss.

重要と予測された環境パラメータの種類は、4-sector にある位相フィードバック信号レベルとリファレンス信号レベルであった。位相フィードバック信号レベルは、恒温槽内に入っているリファレンス信号用のアナログの位相フィ

Table 3: Critical Parameters for the SY3 Beam Loss Estimated by SHAP (Top Two: Electromagnet and Environmental Parameters)

順位	パラメータ種類
(全重要度中の割合)	
1 (2.0%)	位相フィードバック信号レベル (4-sector)
2 (1.3%)	リファレンス信号レベル (4-sector)
3 (1.1%)	トンネルの温度 (5-sector)
10 (0.8%)	4 重極電磁石 (5-sector,パルス・集束)
20 (0.6%)	4 重極電磁石 (4-sector,パルス・集束)

ードバックモジュールの応答であるが、リファレンス信号レベルは現在使用していないパラメータで、何も入力されていないロガーからの出力値であった。したがって、ビームロスで揺らいでしまった電氣的なノイズの影響を観測したと考えられる。参考のため、Table 3 に、3 番目に重要な環境パラメータを示す。これは 5-sector でのトンネル内温度である。

また、重要と予測された電磁石パラメータは 4-sector と 5-sector の 4 重極電磁石である。

6. ビームを用いた実証試験 (Beam Dump)

XAI の予想を検証するため、3SY で 2024 年 7 月 6 日から 7 日にかけてビーム試験を行った。ビーム試験では、重要度が高いと予想された上位 12 個のパルス電磁石電流値を±10%でランダムに変え、その時のビーム透過率、

および、ビームロス測定した。

6.1 SY3 ビーム透過率で最も重要とされた電磁石パラメータ(PY_36_4)

SY3 ビーム透過率に、最も影響を与えると予測された電磁石パラメータ(PY_36_4)について、電磁石電流値とビーム透過率の関係を調べた。

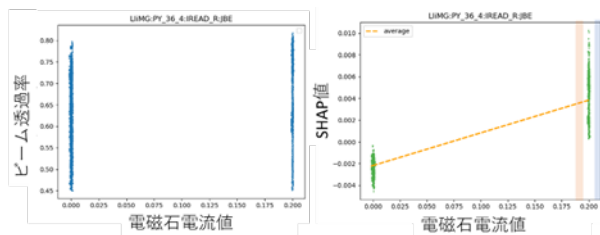


Figure 12: Correlation between beam transmittance and electromagnet current value (left), and correlation between SHAP value and electromagnet current value (right).

Figure 12 左に、電磁石電流値(横軸)とビーム透過率(縦軸)の二次元分布を示す。この分布からは、電流値とビーム透過率にどのような相関関係があるのか読みとることができない。一方、PY_36_4 電流値に対する SHAP 値とビーム透過率の二次元分布を Fig. 12 右に示す。この分布から、電流値を 0.18 から 0.21 まで変化させたとき、ビーム透過率が 0.09% 変化することが予想された(Fig. 12 右図に、橙色点線で示す)。

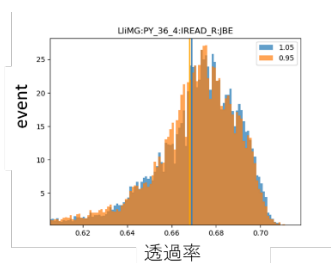


Figure 13: Beam transmittance distributions for +5% (blue) and -5% (orange) from the nominal-operation magnet value, obtained by the beam study in July 6th-7th in 2024.

Figure 13 に、ビーム試験で得られたビーム透過率分布を示す。電磁石電流値が+5%以上の時のビーム透過率をオレンジ、-5%以下の時のビーム透過率を青で示す。それぞれのビーム透過率の平均を比較した結果、電流値を 0.18 から 0.21 に変化させたとき、ビーム透過率が 0.08% 変化したことが分かった。XAI による予測結果 (0.09%) と良く一致した。

6.2 SY3 ビームロスで最も重要とされた電磁石パラメータ(PF_54_4)

SY3 ビームロスに最も影響を与えると予測された電磁石パラメータ(PF_54_4)について、電磁石電流値とビームロスの関係を調べた。

Figure 14 に電磁石電流値(横軸)とビームロス(縦軸)の二次元分布(左図)、および、電磁石電流値(横軸)と SHAP 値(縦軸)の二次元分布(右図)を示す。この分布

から、電磁石電流値を 130 A から 151 A まで変化させたとき、ビームロスは -50.58 変化すると予想した(Fig. 14 右図に、橙色点線で示す)。

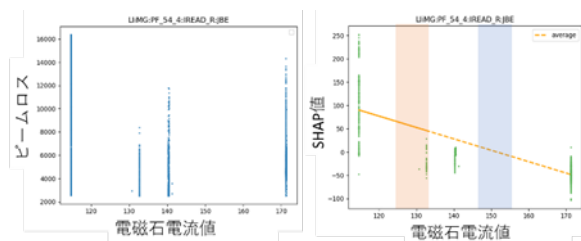


Figure 14: Correlation between beam loss and electromagnet current value (left), and correlation between SHAP value and electromagnet current value (right).

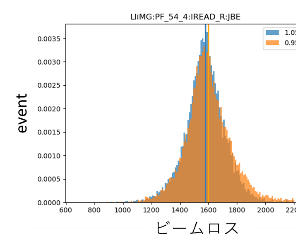


Figure 15: Beam loss distributions for +5% (blue) and -5% (orange) from the nominal-operation magnet value, obtained by the beam study in July 6th-7th in 2024.

Figure 15 に、ビーム試験で得られたビームロス分布を示す。電磁石電流値が+5%以上の時のビームロスをオレンジ、-5%以下の時のビームロスを青で示す。それぞれのビームロスの平均を比較した結果、電流値を 130A から 151A に変化させたとき、ビームロスが -22.11 変化したことが分かった。XAI による予測結果 (-50.58) よりも変化量が少ないが、それは、Fig. 14 右図に示されているように、実際に電流を変化させた区間(橙色と青色の領域で表示)での SHAP 値の変化は、橙色点線で示された変化よりも緩やかであることに起因すると考えられる。

以上 6.1, 6.2 の結果から、SHAP の予想とビーム試験の結果が、よく一致していることが分かった。

7. まとめ

説明可能 AI(SHAP) を用いて、KEK 電子陽電子入射器調整性能向上に寄与する重要パラメータを推定した。ビームを用いた実証試験(Beam Dump を用いた試験)により、XAI の有効性が確かめられた。今後、これらの検証結果をもとに、入射器調整性能の向上を目指す。

謝辞

本研究は、以下の助成により実施されました: 阪大 RCNP 研究プロジェクト、阪大 IDS 学際プロジェクト、東京大学 ICEPP 共同研究、日本学術振興会科学研究費助成事業学術変革領域研究(A)「学習物理」、日本学術振興会国際先導研究「スーパー-Bファクトリー研究による素粒子物理学フロンティアの開拓と若手研究者の育成」

参考文献

- [1] R. Zhang *et al.*, “KEK 電子陽電子入射器の現状”, Proc. 16th Annu. Meet. Part. Accel. Soc. Japan, pp. 1245–1249, 2019.
- [2] SHAP, <https://shap.readthedocs.io/en/latest/>
- [3] TensorFlow, <https://www.tensorflow.org/>