

素粒子・原子核実験および関連分野への深層学習の適用と発展

Application of deep learning to elementary particle and nuclear physics experiments

(日本物理学会推薦)

代表研究者 大阪市立大学 岩崎 昌子 Osaka City University Masako Iwasaki

協同研究者 なし

One of the important approaches of the recent elementary particle and nuclear physics experiments is the precise measurement based on the high statistics data to probe the new physics phenomena beyond the standard model. “Big-data” processing becomes the important key for such high statistics colliding experiments. The modern machine learning techniques developed in the information science, are expected to be powerful tools to provide the precise and efficient data processing in the colliding experiments. As applications of the modern machine learning to the particle physics experiments, several research and developments on the deep learning (DNN, Deep Neural Network) applications to 1) the signal selection and the flavor-tagging in physics data analyses, 2) the energy calibration for the Si-W electromagnetic calorimeter, and 3) the accelerator operation tuning, have been carried out. The DNN architectures to handle the experimental low-level data (particle 4-momentums, positions, and detector hits) have been developed. By applying DNN using the low-level data, the better signal selection performance and the better energy calibration resolution are obtained. In the accelerator tuning, the accelerator status monitoring using the dimensional reduction with unsupervised learning, and the environment driven tuning based on the continuously updated supervised learning using the past operation data have been developed, and the first results of the basic feasibility studies have been obtained.

研究目的

本研究では、深層学習、環境駆動型機械学習（強化学習）等、情報分野における最先端機械学習技術を素粒子・原子核物理実験、およびその関連分野に導入し、広く発展させることを目指している。深層学習、機械学習は、車の自動走行や、医療画像の自動診断などで注目されている、AIの基盤技術である。素粒子・原子核物理実験の大量データ処理へ適用することで、従来の物理データ解析手法を上回る、より高性能なツールとして期待できる。ここで、大型加速器を用いた素粒子・原子核物理実験では、実験の巨大化や高度化に伴い、ビッグデータの収集・処理と解析技術が、重要な研究基盤となる。また、実験遂行費用が高額であるため、高精度で実験装置を制御し、実験の効率化を図ることが必須である。

本研究では、最先端機械学習の導入により、加速器実験における識別処理（信号識別、フレーバー識

別）や回帰処理（パラメータ値決定）、実験装置制御など基盤データ処理技術の性能向上、効率化を目指す。そのために、加速器実験データへ機械学習を適用させるための手法を開発し、具体的なアプリケーションを用いた研究開発を行う。

ここで、加速器を用いた素粒子・原子核実験では、

- 1) 加速器によりビーム加速・衝突実験を行い、実験で生成された大量の粒子を測定器で測定する、
- 2) 測定された膨大な実験データを蓄積する、
- 3) 蓄積された測定データを、粒子のエネルギー情報、位置情報へ変換するための較正処理、再構成処理を行う、
- 4) 蓄積・較正・再構成された実験データのなかから、データ解析により極微な信号事象を抽出、を行い、物理パラメータを測定、決定する。本研究では、上記の1)、3)、4)における機械学習の適応研究として、加速器制御技術、およびデータ処理

技術（測定データ較正，データ解析）の開発を行い，性能向上を目指す。本研究は，大阪大学核物理研究センター(RCNP)研究プロジェクトにおける原子核実験，原子核理論研究者との連携，および大阪大学データビリティフロンティア機構(IFS)の情報科学研究者との連携をいかして遂行する。多方面の知識を融合させることで，飛躍的な発展が期待される。

研究経過

本研究では，下記の研究開発を実施した。

1) 実験データ解析における信号識別手法の開発

高エネルギー電子陽電子衝突実験，Belle 実験における B 中間子稀崩壊過程 ($B^0 \rightarrow \gamma\gamma$) 物理解析のための信号識別手法を開発した。 $B^0 \rightarrow \gamma\gamma$ 過程は，標準理論では tree レベルで禁止され，強く制約されている(分岐比約 10^{-8})。一方，ループを含んだ素過程で記述されるため，荷電ヒッグス等，新物理由来の量子効果の検出が可能である。膨大な背景事象から，わずかな信号事象抽出するために，深層学習による信号識別能力の向上を目指す。

これまでも高エネルギー実験においては，様々な機械学習によるデータ処理，解析カットによる選別や，中間層が 1-2 層のニューラルネットワーク (NN) 等による識別が行われてきた。これらが特徴を示す物理量（特徴量，high-level データ，人が経験的に設定した物理量）を用いて機械学習を行ってきたのに対して，本研究では，特徴量の計算等データの事前処理を行わず，低特徴データ（low-level データ，生データ，またはそれに近いデータ）を用いた深層学習による信号識別手法を開発した。

深層学習は多層ニューラルネットワーク (DNN) を用いた機械学習である。深層学習で低特徴データを直接処理することで，より豊富な情報をデータから引き出すことが期待される。

低特徴データを用いた深層学習による信号識別の有効性は，海外の LHC 実験でも報告されている[1]。ただし，LHC 実験では画像データ処理用の機械学習手法を用いているため，実験データを画像データ（低特徴データ）に変換してから，機械学習を適応させている。しかし，加速器実験による生データを画像データに変換する方法だと，測定精度劣化の問題が懸念される。本研究では，低特徴データとして，測定器で測定された粒子の 4 元運動量と生成位置データを入力とした機械学習手法を新規に開発した。

結果を図 1 に示す。BG rejection が高い領域では，従来の識別手法に比べて検出効率を約 2-3 倍改善できた。特に，特徴データと低特徴データを同時に使用した深層学習が，最も良い識別性能を示している。さらに，開発された信号識別手法を ILC 実験計画でのフレーバー識別に適用し，性能評価を行ったところ，従来の手法に比べて，背景事象を半分以下に低減できた。

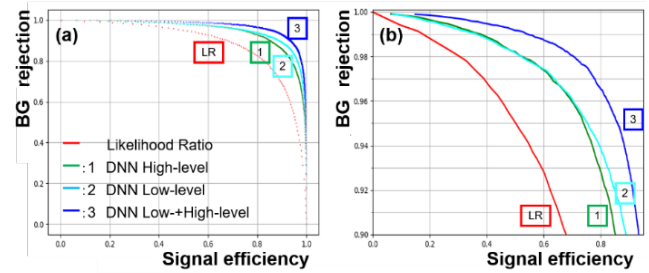


Figure 1: Signal selection and BG rejection performance of $B^0 \rightarrow \gamma\gamma$ analysis for (a) whole region, and (b) BG rejection > 0.9 .

2) 機械学習を用いた測定器較正の開発

本研究では，ILC 実験計画での SiD 測定器用電磁カロリメータのエネルギー較正手法の開発を行った。電磁カロリメータは，入射された粒子のエネルギーを測定する測定器である。測定器からの出力データを較正して，入射粒子のエネルギー値を得る。

一般的に，入射粒子のエネルギーの値は，測定器の出力データの値と比例，つまり線形性を仮定してエネルギー較正を行うが，先行研究により，入射粒子の種類，入射位置での測定器の形状等により測定器の応答が非線形になることで，エネルギーの測定精度が悪化することが明らかになった。そこで，深層学習（回帰問題）によるエネルギー較正手法を開発して，エネルギー測定精度の向上を目指した。

SiD 電磁カロリメータは，シリコン-タングステン層で構成されるサンドイッチ型のカロリメータである。入射粒子による測定器ヒットデータが，ハニカム構造のシリコン読み出し層から出力される。この開発において，測定器ヒット情報を低特徴データ，ヒットをクラスタリングして得られるクラスターデータを特徴量データとした。前節で述べた，信号識別用に開発された，低特徴データを用いた機械学習の手法を本研究にも適用させて，電磁カロリメータのエネルギー較正を行った。

エネルギー較正性能評価の結果を図 2 に示す。深層学習によるエネルギー較正を行うと，従来の方法

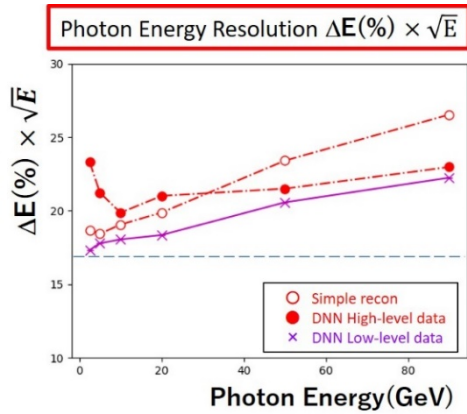


Figure 2: Photon energy resolution for simple reconstruction (open circle), DNN with high-level data (solid circle), and DNN with low-level data (cross). Dash line indicates the design value of 17%.

(線形性を仮定した較正方法)に比べて、エネルギー分解能が向上することが示された。また、低特徴データを用いた機械学習の手法を使用すると、さらにエネルギー分解能が向上することが示された。

3) 機械学習を用いた加速器制御の開発

高エネルギー加速器研究機構(KEK)で稼働中の、電子・陽電子入射器、Linac 加速器の入射効率向上を目標として、機械学習を用いた運転調整システムの開発(加速管のRF位相調や、ビーム位置補正のためのステアリング電磁石の調整)を行った。

Linac 加速器の運転調整には以下の問題がある。

- 加速器構成機器の温度変化や振動、潮汐力による影響等、環境変化に応じて、常時運転調整を行う必要がある。
- 調整に関連するパラメータの数が多く(数百~数千程度)、相関が複雑であるため、パラメータ調整が困難である。パラメータ調整の最適化の速さや精度が、加速器運転員の経験・技能によって異なる。

以上の問題点を解決するために、複数パラメータ間の相関関係の記述に強みを持つ機械学習の適用が有効であると考えられる。

我々は、加速器調整時間の高速化や調整性能の向上、安定化を行うために、以下で述べるような機械学習を導入した加速器運転調整手法の開発を行った。開発は全て、Linac 加速器運転時に収集された実データを用いて行った。

1. 変分オートエンコーダー (Auto-Encoding Variational Bayes, VAE) [2]を用いた次元削減を行うことで、810 パラメータの加速器環境データを二次元出力データで可視化した。変分オートエンコーダー

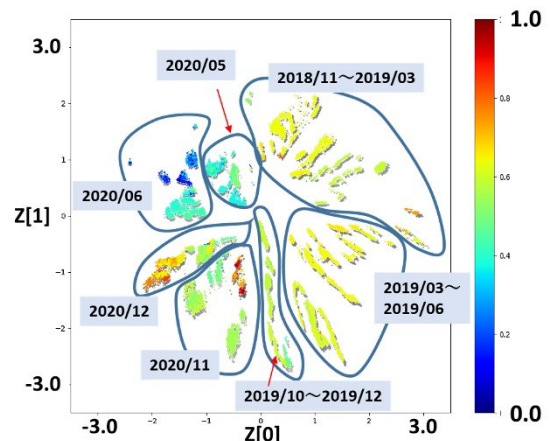


Figure 3: 2D Latent Variable $Z(0, 1)$ obtained from the 815 KEK Linac accelerator operation parameters.

は教師なし学習の一種であり、入力データよりも少ない次元数で、入力データの特徴(潜在変数)を抽出することが出来る。

図3に結果を示す。二次元の潜在変数 $Z(0), Z(1)$ で表される加速器環境データの振る舞いが、短期的には連続的に分布しているが、長期的には非連続であり、時期によって異なる分布になることが明らかになった。したがって、加速器運転調整を行うためには、周囲の環境変化に応じた運転調整手法の開発が重要であることが示された。

2. 機械学習を導入した加速器調整手法の開発を行った。この開発では、過去の加速器運転データで学習を行い、直近の加速器環境データを入力すると最適な運転パラメータ値を出力するニューラルネットワークをデザインした。図4に性能評価の結果を示す。学習データを更新しない場合は、加速器の状況の変化に追従することが不可能であるが、直近10000 event の加速器データ(直近約1日分のデータ)で随時学習更新を繰り返すことで、周囲の環境変化

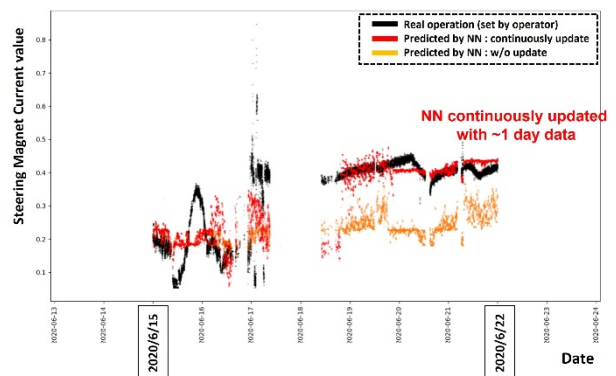


Figure 4: Steering magnet current value (3 sector 2nd) for the data with injection efficiencies of more than 0.8, for real operation (black), predicted by NN continuously updated with ~ 1 day data (red), and predicted by NN w/o update (orange).

に対応して、最適な運転パラメータ値を予測可能であることがわかった。

考察

本研究では、加速器を用いた素粒子・原子核実験への最先端機械学習技術の適用研究を行った。具体的なアプリケーションとして、データ解析における信号識別手法開発、機械学習を用いた測定器校正の開発、機械学習を用いた加速器制御の開発を行った。

信号識別手法の開発、および、測定器校正の開発においては、加速器実験における低特徴データを用いた深層学習手法を開発し、その手法を適用することで、従来よりも高性能な識別精度、校正精度を得ることが出来た。機械学習を導入した加速器制御の研究においては、教師なし学習である変分オートエンコーダーを導入することで、約 800 パラメータの加速器の状態を可視化し、さらに、周囲の環境変化に適応可能な加速器制御手法の基礎的研究を行った。これらの研究成果を国際学会、国内学会において口頭発表、ポスター発表を行った。

本研究において原理を確立させた、低特徴データを用いた機械学習手法については、今後さらに実証研究を進め、素粒子・原子核実験での様々なデータ処理へ適用し、発展させたい。また、機械学習を導入した加速器制御開発については、今後、環境適応型機械学習（強化学習）等、最新機械学習技術を導入することで、高精度で安定な加速器制御技術の確立を目指す。

参考文献

1. D. Guest, K. Cranmer, D. Whiteson, “Deep Learning and Its Application to LHC Physics”, *Annu. Rev. Nucl. Part. Sci.* **68** 1-22 (2018), arXiv:1806.11484 [hep-ex].
2. D. P. Kingma, and M. Welling, “Auto-Encoding Variational Bayes”, arXiv:1312.6114, 2014.

研究の発表

口頭発表

1. 岸田 直也, 岩崎 昌子, 石川 明正, 中島 悠太, 武村 紀子, 長原 一, 中野 貴志, 他 Belle Collab., RCNP 深層学習プロジェクトグループ, “Belle 実験における $B^0 \rightarrow \gamma\gamma$ 崩壊過程の研究—機械学習を用いた新しい解析手法の開発—”, 日本物理学会

2019 年秋季大会, Sept. 2019.

2. 城庵 颯, 岩崎 昌子, 佐藤 政則, 佐武 いつか, 中島 悠太, 武村 紀子, 長原 一, 中野 貴志, “機械学習を使用した KEK Linac 加速器運転調整システムの開発”, 日本物理学会 2019 年秋季大会, Sept. 2019.
3. M. Iwasaki, “Application of the Machine Learning to the collider experiments” [Invited], International Workshop on Future Linear Colliders (LCWS 2019), Oct. 2019.
4. N. Kishida, M. Iwasaki, Y. Nakashima, N. Takemura, H. Nagahara, T. Nakano, “R&D of the flavor-tag method based on Machine Learning for high energy experiments” [Invited], International Workshop on Future Linear Colliders (LCWS 2019), Oct. 2019.
5. M. Iwasaki, Y. Naka, J. Brau, M. Breidenbach, K. Morikawa, H. Nagahara, Y. Nakashima, A. L. Steinhebel, J. F. Strube, N. Takemura, “R&D of the Energy Calibration for the SiD EM Calorimeter based on Machine Learning” [Invited], The 3rd edition of the Calorimetry for High Energy Frontier conf.(CHEF 2019), Nov. 2019.
6. 岩崎 昌子, “ILC が切り拓く機械学習とその応用”[招待講演], 日本物理学会第 75 回年次大会, Mar. 2020.
7. 中 祐介, 岩崎 昌子, J. Barkeloo, J. Brau, L. Braun, C. Potter, A. Steinhebel, J. Strube, M. Breidenbach, 武村紀子, 中島悠太, 長原 一, “機械学習を用いた ILC SiD 測定器電磁カロリメータエネルギー校正の開発(2)”, 日本物理学会第 75 回年次大会, Mar. 2020.
8. 岩崎 昌子, “ILC が切り拓く機械学習とその応用”[招待講演], 日本物理学会 2020 年秋季大会, Sept. 2020.
9. 中 祐介, 岩崎 昌子, J. Barkeloo, J. Brau, L. Braun, C. Potter, A. Steinhebel, J. Strube, M. Breidenbach, 武村紀子, 中島悠太, 長原 一, “機械学習を用いた ILC SiD 測定器電磁カロリメータエネルギー校正の開発(3)”, 日本物理学会 2020 年秋季大会, Sept. 2020.
10. 久野 彰浩, 岩崎 昌子, 佐藤 政則, 佐武 いつか, 中島 悠太, 武村 紀子, 長原 一, 中野 貴志, “強化学習を用いた KEK Linac 加速器運転調整システムの開発”, 日本物理学会第 76 回年次大会,

Mar. 2021.

11. M. Iwasaki, “R&D of the Machine Learning Application to the Collider Experiments” [Invited], International Workshop on Future Linear Colliders (LCWS 2021), Mar. 2021.

ポスター発表

1. 城庵 颯, 岩崎 昌子, 佐藤 政則, 佐武 いつか,

中島 悠太, 武村 紀子, 長原 一, 中野 貴志, “機械学習を使用した KEK Linac 加速器運転調整システムの開発”, 第 16 回日本加速器学会年会, Aug. 2019.

2. 久野 彰浩, 岩崎 昌子, 佐藤 政則, 佐武 いつか, 中島 悠太, 武村 紀子, 長原 一, 中野 貴志, “強化学習を用いた KEK Linac 運転調整のための準備研究”, 第 17 回日本加速器学会年会, Sept. 2020.