

New analysis method of TPC data using neural network

Takanobu Doi¹, Takahiro KAWABATA², Tatsuya FURUNO³, Yuki FUJIKAWA¹, Kento INABA¹, Motoki MURATA³, Shintaro OKAMOTO¹ and Akane SAKAUE¹

¹Department of Physics, Kyoto University, Kyoto, Kyoto 606-8502, Japan

²Department of Physics, Osaka University, Toyonaka, Osaka 540-0043, Japan

³Research Center for Nuclear Physics, Osaka University, Ibaraki, Osaka 567-0047, Japan

E-mail: doi.takanobu.68x@st.kyoto-u.ac.jp

(Received 2019/8/31)

In the experiments with TPC, we can detect trajectories. A 3-dimensional trajectory is projected into 2-dimensional planes. It is necessary to analyze 2-dimensional image data from TPC. Conventionally, the analysis is used Hough transformation. This analysis requires a lot of efforts. These days, neural networks are attracting attention. In this work, we develop new analysis method using neural networks. By using new method, analysis can be performed faster than the conventional method.

KEYWORDS: neural networks, time projection chamber (TPC), active target, MAIKo TPC

1. Introduction

近年、荷電粒子の飛跡を測定する検出器として Time Projection Chamber (TPC) が広く用いられている。我々は不安定核実験のために Micro Pixel Chamber (μ -PIC) [1] を用いた Mu-Pic based Active target for Inverse Kinematics . (MAIKo) TPC [2] を開発した。MAIKo の概観図を Fig. 1 に示す。TPC は検出器にガスを充填しておき、荷電粒子がガス中を通過するときに発生する電子をドリフト電場 (上向き矢印) により読み出し面方向 (下向き) にドリフトさせることで飛跡を検出する。The μ -PIC has 256 of anode strips and cathode strips which are arranged orthogonally. These strips are aligned at 400- μ m intervals. anode strip は Fig. 1 の x 軸の方向、cathode strip は z 軸の方向と平行である。The signals induced by the drifted electron are read out through the anode and cathode strips which provide the 2-dimensional position (x-axis and z-axis) of the particle tracks. The vertical position (y-axis) of the tracks are determined from the drift time of the electrons. x, y, z の座標が決定できるので、飛跡を 3 次的に再構成することが出来る。

MAIKo TPC は検出ガスを散乱の標的として用いるアクティブ標的である。アクティブ標的では散乱が検出器内部で起こるため、大立体角で低エネルギー粒子の測定を行うことが可能となる。広く標的ガスとして用いられるのは He や H₂ であるが、これらのガスは放電耐性が低いので、通常は放電耐性の高い CO₂ やイソブタンをクエンチングガスとして混合させて TPC を運用する。このとき、クエンチングガスからの散乱は背景事象となる。近年、大阪大学核物理研究センター (RCNP) において、MAIKo TPC を用いた ¹⁰C と ⁴He の非弾性散乱の測定が初めて行われた。この実験では標的ガスである He (96%) に、CO₂ (4%) をクエンチングガスとし

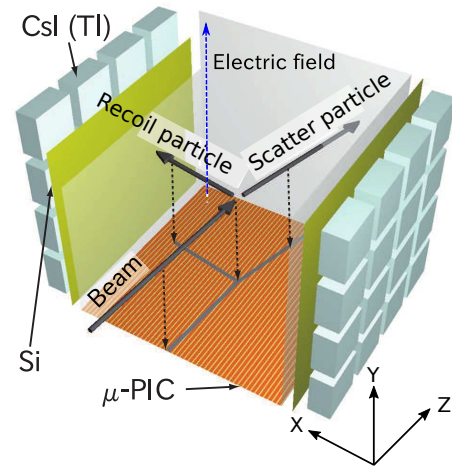


Fig. 1. MAIKo TPC の概観

て混合して測定を行った。

MAIKo TPC において荷電粒子の飛跡は、anode strip に垂直な面に射影された画像 (anode image) と cathode strip に垂直な面に射影された画像 (cathode image) の 2 つの画像として取得される。 μ -PIC の anode and cathode strips は 256 本あり、信号波高の時間変化は 100 MHz で 1,024 samples 測定されるので、取得される画像の解像度は $256 \times 1,024$ pixels となる。Figures 2 and 3 は RCNP で行われた実験で取得されたデータの一例である。Figure 2 は He ガスと散乱した事象、Fig. 3 はクエンチングガスと散乱した事象である。

散乱実験では、散乱粒子のエネルギーと放出角度を決定する必要がある。散乱粒子のエネルギーは散乱粒子がガス中で停止するまでの飛跡の長さから、放出角度は散乱前後の粒子の飛跡から決定することが出来る。飛跡情報の抽出を行うためには

- 標的との散乱事象と背景事象との選別
- 飛跡の長さや方向などの物理的情報の抽出

の大きくわけて 2 つの解析が必要になる。

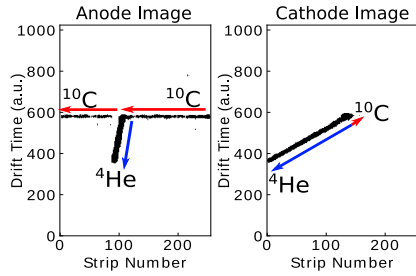


Fig. 2. $^{10}\text{C} + ^4\text{He}$ の散乱事象

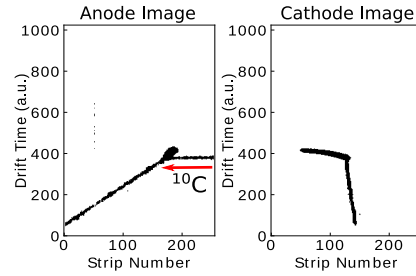


Fig. 3. ^{10}C とクエンチガスとの散乱事象

Figures 2 and 3 のような画像データに対して、事象の選別や飛跡情報の抽出には多くの労力が必要となる。そこで、我々は近年画像認識において多くの成果を出しているニューラルネットワークを用いることで、より高速な解析を行うことが出来る解析方法の開発を行った。

2. Conventional analysis method

従来は、得られたデータから背景事象の除去を行うために、画像中の直線を抽出する手法の 1 つである Hough 変換を用いたアルゴリズムによって行ってきた。In the Hough transformation, a hit pixel in the image at (x_i, y_i) is transformed into a curved line in the (θ, r) parameter space (Hough space) according to Eq. (1).

$$r = x_i \cos \theta + y_i \sin \theta. \quad (1)$$

A point at (θ_i, r_i) in the Hough space specify a straight line in the image as given by Eq. (2).

$$y = -\frac{x}{\tan \theta_j} + \frac{r_j}{\sin \theta_j}. \quad (2)$$

When the pixels in the anode or cathode image lie on a straight line, their transformed curves intersect at one point at (θ_j, r_j) in the Hough space. Thus, the intersection point in the Hough space gives the particle track according to Eq. (2).

抽出した直線の長さや角度、本数、配置に対して多くの条件を課すことによって、He との散乱事象を選別することが出来る。さらに、選別された事象における He の飛跡の長さや角度から、散乱角とエネルギーを決定することが出来る。しかし、事象選別に必要な条件には複雑

な分岐を必要とし、多くのパラメータを導入しなければならない。そのため、パラメータの最適化や画像識別に多くの時間を必要とする。

パラメータの最適化には 100 CPU を使用して約 1 日かかり、その後の画像識別には 1 event あたり 1 秒かかった。この手法による識別能力の評価には、画像データを人間が目で見えて散乱事象もしくは背景事象と判断した 3,000 イベントを評価用データとして用いて行った。全事象のうち、散乱事象または背景事象の区別を正しく判断することが出来た事象数の割合を正解率としたとき、この従来型の解析手法では 89% の正解率であった。

3. New analysis method

従来手法では識別に複雑な分岐条件や多くの計算機パワーが必要になるという問題点があった。そこで、我々は近年注目されているニューラルネットワークを用いることで、これらの問題点を克服する新しい解析方法の開発を試みた。ニューラルネットワークを用いることで、複雑な条件分岐を導入することなく、直線の位置、角度などの従来の解析手法ではまとめて扱うことの難しい多くの特徴量を同時に考慮した画像識別が可能になるかもしれない。また、ニューラルネットワークは一度構築するとその後は短時間で画像識別を行うことができる。このようなニューラルネットワークの特徴を活かすことで、従来のアルゴリズムでは実現が難しかった高い精度と短い識別時間を実現することが期待される。

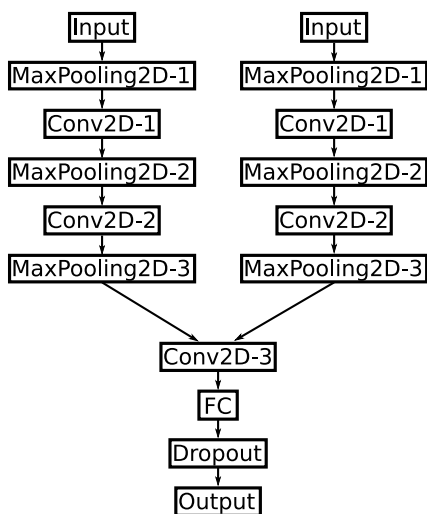


Fig. 4. データの選別を行うためのニューラルネットワーク

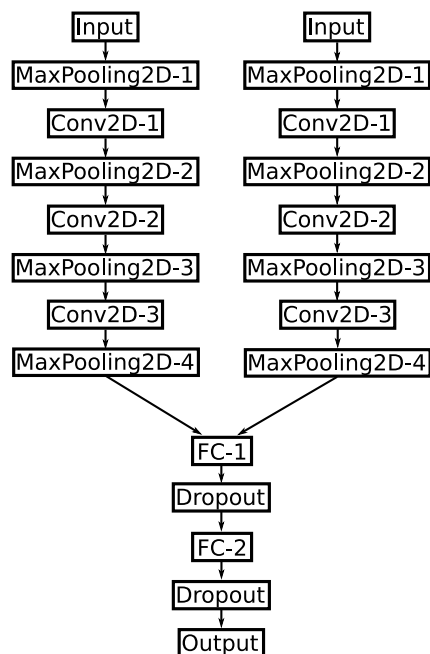


Fig. 5. 画像から情報を抽出するためのニューラルネットワーク

MAIKo TPC から得られるデータが画像であるため、画像認識に有用とされる Convolutional Neural Network (CNN) [5, 6] を用いた。CNN とはネットワーク内に畳み込み層を有するネットワーク構造である。解析には事象の選別と飛跡情報の抽出の 2 つの段階があるため、2 種類のニューラルネットワークを用いて解析を行った。事象の選別を行うニューラルネットワークと画像から飛跡情報を抽出するニューラルネットワークの構造をそれぞれ Figs. 4 and 5 に示す。

事象選別のためのニューラルネットワークは、MAIKo TPC から得られる 2 つの画像を入力し、その事象が標的と散乱した事象である確率を出力する。出力された確率が 50% 以上である場合にその事象を標的と散乱した事象であるとした。anode image と cathode image では飛跡が異なる特徴を持つため、2 つの入力が別れた構造を持つネットワークを構築した。人間が判断

したデータを用いて、学習および評価を行った。学習には 2,700 events、評価には 300 events を使用した。

飛跡情報を抽出するためのネットワークには、事象選別のときと同様に MAIKo TPC から得られる 2 つの飛跡画像を入力し、散乱が起こった座標と反跳した ^4He が停止した座標を出力させる。教師データには従来手法で決定した座標を用いた。学習には 3,012 events、評価には 1,554 events を使用した。

学習環境は Intel Core i7、Nvidia GeForce GTX 1080Ti、Ubuntu 18.04 LTS、TensorFlow [3]+Keras [4] を用いた。

4. Result

事象選別のためのニューラルネットワークは、2,700 events に対して 200 回学習を行った。学習にはおよそ 26 分、その後の推測には 300 events に対しておよそ 1 秒かかった。従来手法の評価に用いたのと同じ実験データのうち、300 events を用いて評価を行った結果、正解率は 96% であった。従来の手法と比較して高精度に事象選別を行うことが可能となった。また、パラメータチューニングおよび選別に要する時間も大きく短縮することができた。

座標の決定のためのニューラルネットワークは、3,012 events に対して 500 回学習を行った。学習にはおよそ 270 分、その後の推測には 1,554 events に対しておよそ 2 秒かかった。典型的なイベントにおいて、学習後にニューラルネットワークが予測した座標と従来手法によって決定した座標の比較を Fig. 6 に示す。学習データの散乱が起こった点を円、反跳粒子が停止した点を三角で示す。学習後に推論によって決定した散乱が起こった点を四角、反跳粒子が停止した点をひし形で示す。従来手法とニューラルネットワークを用いた手法のそれぞれで決定した座標は、ほぼ一致している。1,554 events に対して学習に用いた点とニューラルネットワークを用いて決定した点のズレは、平均二乗誤差で約 4 mm となった。従来の手法と比較してパラメータチューニングおよび情報の抽出にかかる時間を短縮することができた。

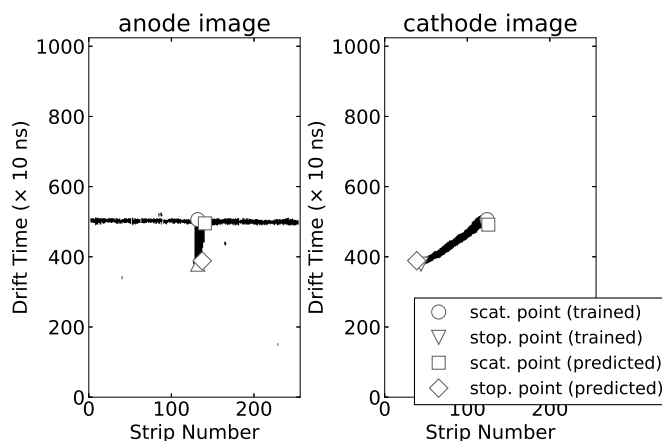


Fig. 6. ニューラルネットワークによって決定した座標と Hough 変換によって決定した座標との比較

5. Conclusion

従来の Hough 変換を用いた画像識別アルゴリズムに替わる、ニューラルネットワークを用いた新手法の開発を行った。新手法は従来のものよりも高速かつ高精度に事象の選別を行うことが可能となった。また、飛跡情報の抽出については従来の精度を保ちつつ、高速に行うことが可能となった。ニューラルネットワークを用いた解析手法は TPC の解析に有用であることがわかった。

References

- [1] A. Ochi, T. Nagayoshi, T. Tanimori, T. Nagae, and M. Nakamura, Nucl. Instrum. Methods Phys. Res. A **471**, 264 (2001).
- [2] T. Furuno, T. Kawabata, H. Ong, S. Adachi, Y. Ayyad, T. Baba, Y. Fujikawa, T. Hashimoto, K. Inaba, Y. Ishii, S. Kabuki, H. Kubo, Y. Matsuda, Y. Matsuoka, T. Mizumoto, T. Morimoto, M. Murata, T. Sawano, T. Suzuki, A. Takada, J. Tanaka, I. Tanihata, T. Tanimori, D. Tran, M., Tsumura, and H. Watanabe, Nucl. Instrum. Methods Phys. Res. A **908**, 215 (2018).

- [3] A. Davis, J. Dean, M. Devin, S. Ghemawat, I. Goodfellow, A. Harp, G. Irving, M. Isard, Y. Jia, R. Jozefowicz, L. Kaiser, M. Kudlur, J. Levenberg, D. Mané, R. Monga, S. Moore, D. Murray, C. Olah, M. Schuster, J. Shlens, B. Steiner, I. Sutskever, K. Talwar, P. Tucker, V. Vanhoucke, V. Vasudevan, F. Viégas, O. Vinyals, P. Warden, M. Wattenberg, M. Wicke, Y. Yu, and X. Zheng, (2015). <https://tensorflow.org>
- [4] F. Chollet, et al., (2015). <https://keras.io>
- [5] Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner, Proceedings of the IEEE **86**, 11, 2278 (1998).
- [6] Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, and Geoffrey E. Hinton, Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems - Volume **1**, 1097 (2012).