

УДК 004.9, 004.93

НЕЙРОСЕТЕВАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ ГЛОБАЛЬНОГО МЕТОДА РЕКОНСТРУКЦИИ ПЕРВИЧНЫХ ВЕРШИН СОБЫТИЙ ДЛЯ ВНУТРЕННЕГО ДЕТЕКТОРА ЭКСПЕРИМЕНТА BESIII

**Резвая Екатерина Петровна¹, Гончаров Павел Владимирович²,
Денисенко Игорь Игоревич³, Жемчугов Алексей Сергеевич⁴,
Нефедов Юрий Анатольевич⁵, Ососков Геннадий Алексеевич⁶,
Щавелев Егор Михайлович⁷**

¹Студент;

Государственный университет «Дубна»;
141980, Московская обл., г. Дубна, ул. Университетская, 19;
e-mail: rezvaaya2016@gmail.com.

²Аспирант;

Государственный университет «Дубна»;
141980, Московская обл., г. Дубна, ул. Университетская, 19;
e-mail: kaliostrogoblin3@gmail.com.

³Научный сотрудник;

Объединенный институт ядерных исследований;
141980, Московская обл., г. Дубна, ул. Жолио Кюри, 6;
e-mail: igor.denisenko@gmail.com.

⁴Заместитель начальника отдела;

Объединенный институт ядерных исследований;
141980, Московская обл., г. Дубна, ул. Жолио Кюри, 6;
e-mail: jemtchou@gmail.com.

⁵Старший научный сотрудник;

Объединенный институт ядерных исследований;
141980, Московская обл., г. Дубна, ул. Жолио Кюри, 6;
e-mail: Nefedov.Yury@jinr.ru.

⁶Д.ф.-м.н., профессор;

Государственный университет «Дубна»;
141980, Московская обл., г. Дубна, ул. Университетская, 19;
e-mail: ososkov@jinr.ru.

⁷Аспирант;

Санкт-Петербургский государственный университет;
141980, Санкт-Петербург, Университетская наб., 7/9;
e-mail: egor.schavelev@gmail.com.

В данной работе рассматривается способ предсказания положения вершины события с использованием сверточной нейронной сети, причем еще до этапа реконструкции треков. Распознавание траекторий частиц (треков) по данным экспериментальных измерений играет ключевую роль в реконструкции событий в физике высоких энергий. Внутренний детектор эксперимента BESIII имеет всего 3 цилиндрические GEM-станции, поэтому трек в магнитном поле, зарегистрированный только двумя станциями, невозможно восстановить без дополнительной информации. По двум хитам можно лишь определить направление движения частицы, поэтому необходимо знать первичную вершину события. В качестве метрики для определения качества работы нейросети было использовано среднее абсолютное отклонение (MAE) координат предсказанной вершины от заранее известной из моделирования истинной первичной вершины события. Обученная модель может предсказывать первичную вершину события со средней абсолютной ошибкой равной 0,009. Для решения задачи поиска вершины события в данной статье предлагается применить модель глубокой сверточной нейронной сети LOOT, которая обрабатывает все треки события сразу, как 3D-изображение, и после обучения, способна предсказать первичную вершину с допустимой точностью.

Ключевые слова: глубокое обучение, трекинг, предсказание первичной вершины события.

Для цитирования:

Резвая Е. П., Гончаров П. В., Денисенко И. И., Жемчугов А. С., Нefeldов Ю. А. Ососков Г. А., и др. Нейросетевая реализация глобального метода реконструкции первичных вершин событий для внутреннего детектора эксперимента BESIII // Системный анализ в науке и образовании: сетевое научное издание. 2021. № 1. С. 33–40. URL : <http://sanse.ru/download/424>.

NEURAL NETWORK IMPLEMENTATION OF THE GLOBAL METHOD OF RECONSTRUCTION OF PRIMARY VERTICES OF EVENTS FOR THE BESIII INNER TRACKING DETECTOR

Rezvaya Ekaterina P.¹, Goncharov Pavel V.², Denisenko Igor I.³, Zhemchugov Aleksey S.⁴, Nefedov Yury A.⁵, Ososkov Gennady A.⁶, Schavelev Egor M.⁷.

¹Student;

Dubna State University;

19 Universitetskaya Str., Dubna, Moscow region, 141980, Russia;

e-mail: rezvaya2016@gmail.com.

²PhD student;

Dubna State University;

19 Universitetskaya Str., Dubna, Moscow region, 141980, Russia;

e-mail: kaliostrogoblin3@gmail.com.

³Researcher;

Joint Institute for Nuclear Research;

6 Joliot-Curie Str., Dubna, Moscow region, 141980, Russia;

e-mail: igor.denisenko@gmail.com.

⁴Deputy Head of Department;

Joint Institute for Nuclear Research;

6 Joliot-Curie Str., Dubna, Moscow region, 141980, Russia;

e-mail: jemtchou@gmail.com.

³Senior Researcher;

Joint Institute for Nuclear Research;

6 Joliot-Curie Str., Dubna, Moscow region, 141980, Russia;

e-mail: Nefedov.Yury@jinr.ru.

⁶Doctor of Physical and Mathematical Sciences, professor;

Dubna State University;

19 Universitetskaya Str., Dubna, Moscow region, 141980, Russia;

e-mail: gososkov@gmail.com.

⁷PhD student;

Saint Petersburg State University;

7/9 Universitetskaya Emb., Saint Petersburg, 199034, Russia;

e-mail: egor.schavelev@gmail.com.

In this paper, we consider a method for predicting the position of the vertex of an event using a convolutional neural network, and even before the stage of track reconstruction. The recognition of particle trajectories (tracks) from experimental measurements plays a key role in the reconstruction of events in high-energy physics. The internal detector of the BESIII experiment has only 3 cylindrical GEM stations, so the track in the magnetic field registered by only two stations cannot be restored without additional information. The two hits can only determine the direction of movement of the particle, so you need to know the primary vertex of the event. The average absolute deviation (MAE) of the coordinates of the predicted vertex from the true primary vertex of the event known in advance from the simulation was used as a metric for determining the quality of the neural network. The trained model can predict the primary vertex of an event with an average

absolute error of 0.009. To solve the problem of finding the vertex of an event, in this article we propose to apply the deep convolutional neural network LOOT model, which processes all event tracks at once, as a 3D image, and after training, is able to predict the primary vertex with acceptable accuracy.

Keywords: deep learning, tracking, predicting the primary vertex of an event.

For citation:

Rezvaya E., Goncharov P., Denisenko I., Zhemchugov A., Nefedov Y., Ososkov G., et al. Neural network implementation of the global method of reconstruction of primary vertices of events for the BESIII inner tracking detector. System Analysis in Science and Education, 2021;(1):33–40(In Russ). Available from: <http://sanse.ru/download/424>.

Введение

Целью физики высоких энергий (ФВЭ) является изучение элементарных частиц и структуры атомного ядра. Эксперименты по ФВЭ проводят на сложных установках. Различают два типа экспериментальных установок – с фиксированной мишенью и коллайдерного типа. Оба типа установок подразумевают взаимодействие ионного пучка либо с фиксированной мишенью в первом случае, либо, во втором случае, происходит столкновение двух ионных пучков, разогнанных в коллайдере навстречу друг другу. В результате взаимодействия образуются вторичные элементарные частицы, которые регистрируются детекторами по энергии, выделенной каждой частицей при прохождении ею через один из многих чувствительных элементов детектора. Координаты чувствительного элемента детектора, через который прошла частица, называются хитами. Кроме хитов могут появляться ложные хиты, так называемые фейки. Они возникают из-за шума или ложной реконструкции хита, вызванной конструкцией детектора. Каждое взаимодействие принято называть событием, а место, где столкнулись частицы друг с другом или с мишенью, первичной вершиной события.

Обработка и анализ полученных данных при большом количестве событий позволяет выявить физические закономерности и сравнить их с теорией. Ключевую роль в реконструкции каждого события играет трекинг, а также поиск координаты вершины события.

Для восстановления трека необходимо определить, какие хиты относятся к одной и той же частице. В случае, когда в событии один трек – это не составляет проблемы, но чаще всего событие состоит из десятков или даже сотен треков. Задача значительно усложняется если в событии присутствуют фейки, доля которых, в некоторых случаях, может превышать число истинных хитов.

Классические алгоритмы ФВЭ для восстановления треков и вершин основаны на методе фильтра Калмана (ФК) [**Ошибка! Источник ссылки не найден.**]. ФК последовательно прослеживает ход трека станция за станцией для его распознавания и последующей подгонки, а затем также последовательно по всем найденным трекам ищется точка в пространстве, ближайшая ко всем трекам, которая и считается оценкой вершины события. Однако для запуска ФК необходим очень трудоемкий предварительный поиск исходного набора параметров фильтра. Кроме того, методы, основанные на фильтре Калмана, страдают от экспоненциально растущей вычислительной сложности и недостаточной масштабируемости при увеличении множественности событий, т. е. числа треков в них.

В то же время, для решения задачи реконструкции события успешно используются нейросетевые методы глубокого обучения [**Ошибка! Источник ссылки не найден., Ошибка! Источник ссылки не найден.**]. Они имеют явное преимущество, поскольку легко распараллеливаются на современные видеокарты и многоядерные процессоры, при этом, способны моделировать сложные нелинейные зависимости данных. Таким образом, полученная с помощью нейронных сетей глобальная картина события позволит увидеть зависимости как между отдельными треками, так и между группами треков.

В данной работе рассматривается способ предсказания положения вершины события с использованием сверточной нейронной сети, причем еще до этапа реконструкции треков. Информация о координатах первичной вершины, включаемая в алгоритм восстановления треков, позволяет снизить алгоритмическую сложность поиска треков-кандидатов от $O(n^2)$ до $O(n)$, а также повысить точность определения импульса частицы.

1. Особенности внутреннего детектора эксперимента BESIII

Эксперимент *BESIII* проводится в ИФВЭ АН КНР на коллайдере *BEPCII* [4]. Задачей эксперимента является изучение свойств тау-лептонов, очарованных частиц и состояний чармония, которые образуются в электрон-позитронных столкновениях. Детектор эксперимента имеет всего три цилиндрические *GEM*-станции (рис. 1).

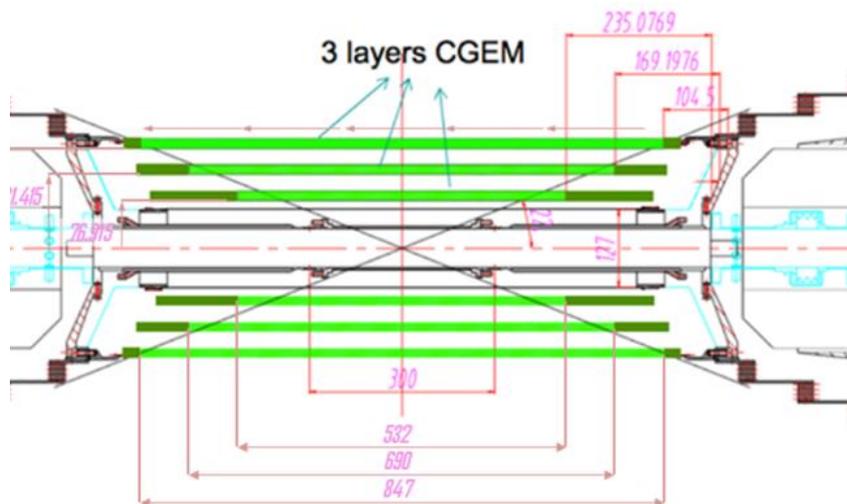


Рис. 1. Три цилиндрические станции детектора эксперимента *BESIII*

Каждая станция детектора имеет несколько модулей со стрипами. Пролетая через активную область, частица «зажигает» целый ряд стрипов на каждом из модулей. В случае, когда в событии больше одной частицы, образуются ложные пересечения стрипов, которые порождают фейки (рис. 2). Число фейков квадратично больше, чем число истинных хитов, что значительно затрудняет процедуру восстановления события.

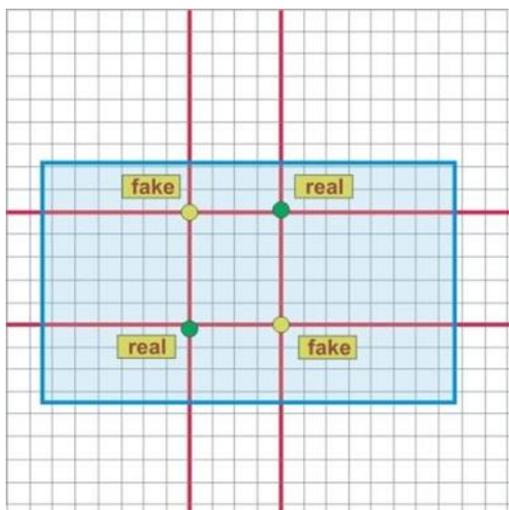


Рис. 2. Ложные пересечения стрипов

2. Модель LOOT

Благодаря хорошо развитой физической теории взаимодействий частиц и специальной программе [5], разработанной на основе этой теории для моделирования событий в установке *BES-III*, мы можем сгенерировать сколь угодно большую обучающую выборку из событий нашего эксперимента.

В данных моделирования координаты первичной вершины доподлинно известны, и могут быть использованы в качестве меток событий. Имея такую обучающую выборку, мы можем обучить специально сконструированную глубокую нейронную сеть находить координаты вершины события по всем заданным хитам события (истинным и фейковым) с тем, чтобы потом эта нейросеть могла находить вершину для набора хитов события, в котором вершина не указана.

Мы используем для обучения сверточную нейронную сеть (СНН) [7]. Сверткой называют операцию над парой матриц A и B , результатом которой является матрица C . Каждый элемент этой матрицы вычисляется как скалярное произведение матрицы B и некоторой подматрицы A такой же размерности. Подматрица определяется положением вычисляемого элемента в C . В случае, когда на вход подается не однослойная матрица, а многослойная, операцию производят в той же последовательности для каждого из слоев, а потом все суммируют, получая матрицу C .

Как правило, сверточные нейронные сети применяют для обработки изображений. Для того, чтобы применить СНН для анализа данных, полученных с физического эксперимента, мы используем *Look Once On Tracks (LOOT)* подход [8]. Он позволяет обработать сразу все событие целиком. Основная идея *LOOT*-подхода заключается в том, что можно представить каждое событие как изображение, которое затем будет передано на вход нейронной сети. Цветное цифровое изображение имеет 3 цветовых канала – *RGB*. А детектор *BESIII* имеет 3 станции. *LOOT* подход подразумевает, что каждое событие можно представить в виде трехмерного тензора: вместо *RGB* каналов можно использовать информацию с каждой станции. Таким образом, событие будет иметь 3D формат (так же, как и изображение): высота, ширина и информация с каждой станции. Где информация с каждой станции представляет собой бинарную матрицу, единицы в которой обозначают хиты. Размер матриц определяется размером самой большой станции.

Преимуществом *LOOT*-модели является то, что количество хитов не влияет на скорость обработки события, так как размерность входного тензора при изменении множественности события не меняется.

Архитектура

LOOT модель использует архитектуру сети *U-net* [8]. *U-Net* – это сверточная нейронная сеть, разработанная специально для решения задачи сегментации в медицинских изображениях. *U-net* состоит из двух частей: энкодера и декодера. Но для задачи предсказания вершины мы разделили *U-net* пополам, и не используем декодер. Так как сеть должна восстановить три координаты вершины, после среднего слоя *U-net* был добавлен выходной слой с тремя нейронами для предсказания этих координат.

Чтобы успешно обучить выбранную модель нейросети, требуется предварительная подготовка данных.

Подготовка данных

Изначально данные представлены в виде таблицы, где в строках описаны хиты каждого из треков события. Первым этапом обработки стало преобразование большого файла с описанием всех событий в отдельные *csv*-файлы для каждого события для удобства формирования датасета.

Кроме того, все координаты представлены в прямоугольной системе координат, но детектор *BESIII* – цилиндрической формы. Поэтому все координаты были переведены в цилиндрические по следующим формулам:

$$Z = \sqrt{x^2 + y^2},$$

$$X = \arctg\left(\frac{y}{x}\right), (1)$$

$$Y = z.$$

Здесь x, y, z – Декартовы координаты, а X, Y, Z – соответствующие цилиндрические координаты.

Следующий этап – это подготовка бинарных матриц для каждой станции. С учетом разрешающей способности детектора для данных эксперимента *BESIII* был выбран размер матрицы 256x256. Каждая единица в матрице соответствует хиту. Но одной только информации о наличии или отсутствии хита недостаточно для того, чтобы научить сеть предсказывать положение первичной вершины события в

пространстве - для сети нужно предоставить данные координатной сетки, чтобы она могла ориентироваться в положении хитов в пространстве. Поэтому были добавлены дополнительные признаки в виде еще 5 матриц, которые содержат координаты каждого хита, для X и Y – по одной матрице и три – для Z -координаты, что соответствует количеству станций. В результате входной тензор имеет размер $256 \times 256 \times 8$.

Чтобы сеть имела лучшее представление о пространстве, в котором ей предстоит работать, ей необходимо подать на вход не только координаты хитов, но и информацию обо всей координатной сетке целиком. Таким образом, каждая ячейка матриц с координатной сетки содержит координаты дискретизированного пространства детектора. Для Z координаты все три матрицы заполнены только лишь значениями Z координаты для соответствующей станции детектора. Каждый столбец матрицы для X координаты содержит положение соответствующих столбцов по оси X (в цилиндрических координатах) в дискретизованном пространстве детектора, т. е. в каждом отдельно взятом столбце все значения совпадают, для Y координаты такая же ситуация, только с координатами, представленными в строках исходной матрицы.

Для описания Z -координаты требуется 3 матрицы по числу станций, но их количество можно сократить, если не хранить координаты каждой станции детектора, а использовать расстояние между соседними станциями. Для этого вместо матриц, содержащих координаты по оси Z для каждой станции, были рассчитаны новые матрицы.

В результате описанных выше манипуляций входной тензор стал иметь размерность $256 \times 256 \times 7$.

3. Обучение модели

Мы использовали 20000 событий в качестве данных для обучения, а на валидацию было отведено около 5000 событий, сгенерированных для *BESIII* детектора. Модель обучалась в течение 90 эпох с использованием оптимизатора *Adam* [7]. Скорость обучения была равна 0.001, а размер батча – 16. Обучение происходило на одной *GPU Nvidia Tesla T4* и заняло 2 часа 11 минут.

4. Результаты

В качестве метрики для определения качества работы нейросети было использовано среднее абсолютное отклонение (*MAE*) координат предсказанной вершины от заранее известной из моделирования истинной первичной вершины события.

Обученная модель может предсказывать первичную вершину события со средней абсолютной ошибкой равной 0,009. На рисунке 3 изображен график зависимости точности восстановления вершины от числа треков в событии.

Примерная скорость обработки при тестировании обученной нейросети: ~125 мс на событие. При этом скорость обработки не зависит от количества треков в событии. Это отражено на графике, представленном на рис. 4.

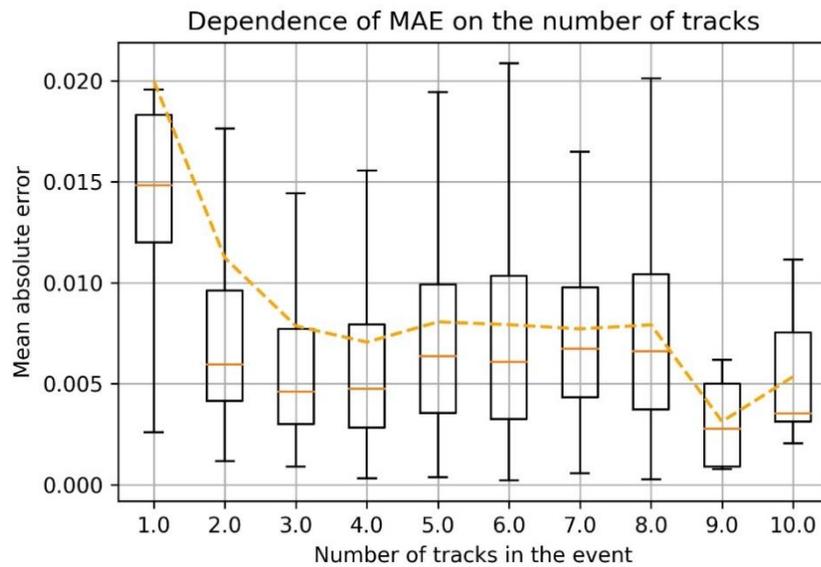


Рис. 3. Зависимость средней абсолютной ошибки от числа треков в событии

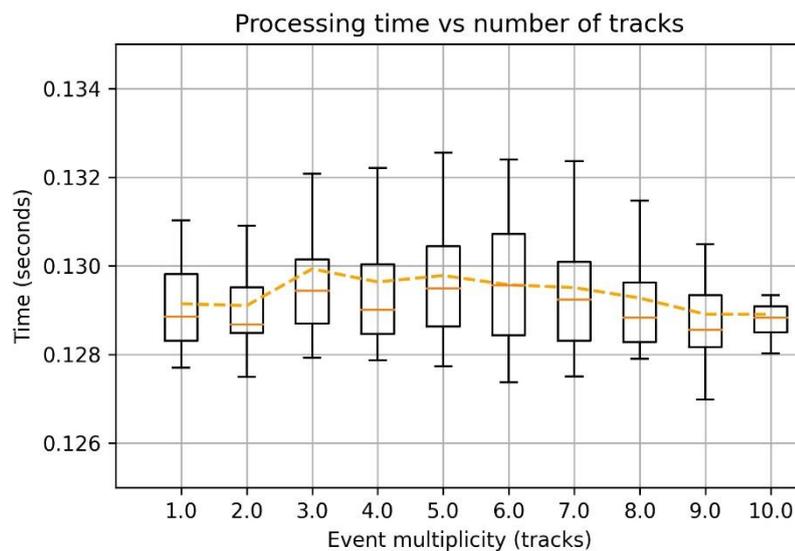


Рис. 4. Зависимость времени обработки события от числа треков

Заключение

В данной работе был описан нейросетевой подход к задаче реконструкции первичной вершины события на основе модели *LOOT*. Достигнута точность обученной модели равная 0,009 – такая точность считается приемлемой. Самое большое преимущество использованной нейросетевой архитектуры заключается в том, что скорость обработки одного события не зависит от множественности и составляет ~125 мс.

Список литературы

1. Frühwirth R., Application of Kalman filtering to track and vertex fitting // Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment. 1987. Vol. 262. N 2–3. P. 444–450.
2. Goncharov P., Shchhavelev E., Ososkov G., Baranov D. BM@N Tracking with Novel Deep Learning Methods // EPJ Web Conf. Mathematical Modeling and Computational Physics. 2020. Vol. 226. P. 03009. doi.org/10.1051/epjconf/202022603009.
3. Goncharov P., Ososkov G., Baranov D. Particle track reconstruction with the TrackNETv2 // AIP Conference Proceedings. Vol. 2163. P. 040003.
4. Ablikim M., et al. Design and construction of the BESIII detector // Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators Spectrometers Detectors and Associated Equipment. 2010. Vol. 614. N. 3. P. 345–399.
5. Deng Z., et al. HEP & NP 30. 2006. Vol. 30. N .5. P. 371–377.
6. Marcello S., et al. The new CGEM Inner Tracker and the new TIGER ASIC for the BES III Experiment // PoS EPS-HEP2017. 2017. P. 505.
7. Николенко С. И., Кадурын А. А., Архангельская Е. О. Глубокое обучение. Спб. : Питер, 2018. 480 с.
8. Goncharov P., Ososkov G., Baranov D., Shengsen S., Yao Z. Proceedings of the 27th Symposium on Nuclear Electronics and Computing: LOOT: novel end-to-end trainable convolutional neural network for particle track reconstruction (NEC 2019), Budva, Montenegro. Vol. 2507. P. 130–134 (2019).
9. Ronneberger O. Fischer P., Brox T., U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation // International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention. Springer, Cham, 2015. P. 234–241.
10. Ablyazimov T., Zyzak M., Ivanov V., Kisel P. PEPAN Letters. Vol. 11. N. 4. P. 828–846.