

КЛАССИФИКАЦИЯ АРОМАТА АДРОННЫХ СТРУЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

А. С. Касьяник, Э. А. Чернявская

*Белорусский государственный университет, Минск, Беларусь
alekseykasuanik@gmail.com;*

В работе рассматриваются вопросы, связанные с задачей идентификации аромата адронных струй на основе сверточной и полносвязной нейронной сети.

На базе созданного набора данных для генерации адронных струй в Pythia было получено, что сверточная и полносвязная нейронная сеть обладают точностью классификации 95,61% и 92,86% соответственно.

Ключевые слова: *идентификации аромата адронных струй, глубокое обучение, свёрточные, полносвязная нейронные сети, адронизация.*

ВВЕДЕНИЕ

Важной задачей является определение типа кварка (аромата струи) результат адронизации которого можно наблюдать в виде струи. Исследование свойств t -кварка имеет огромное значение не только для проверки стандартной модели физики элементарных частиц, но и для установления основных характеристик современных моделей новой физики. Для задачи идентификации топ кварка, предположили, что все остальные кварки будут рассматриваться как фон.

Несмотря на обилие классических методов [1-6], которые позволяют идентифицировать топ кварк, в настоящее время все большую популярность набирают методы, основанные на нейронных сетях [7-9]. Такие методы позволяют распознавать топ кварк с более высокой вероятностью.

Таким образом, в рамках данной работы были рассмотрены подходы к применению нейросетевых технологий для изучения адронных струй, что позволяет в дальнейшем проводить реконструкцию потока частиц, детальную интерпретацию и анализ столкновений в физике элементарных частиц.

МОДЕЛИРОВАНИЕ АДРОННЫХ СТРУЙ

Для создания датасета была использована программа для генерации событий столкновений, связанных с физикой высоких энергий Pythia. Для генерации адронных струй в Pythia моделируется столкновение двух протонов при энергии в системе центра масс равной 14ТэВ. После моделирования доступна следующая информация о струе для каждой частицы: энергия, тип частицы, проекции импульсов по оси X, Y относи-

тельно центра струи. Всего было сгенерировано 50000 событий, содержащих топ кварк и 50000 событий, содержащих лёгкие кварки. Данные моделирования были преобразованы в монохроматические изображения, где в качестве положения пикселя использовались проекции импульса на оси X, Y, а в качестве интенсивности - энергия частицы.

Максимальная энергия частицы во всем датасете составляет 4275 Гэв и только 5% частиц имеет энергию выше, чем 125 Гэв.

Разрешение изображения струи было выбрано 28×28 пикселей. С одной стороны при увеличении разрешения изображения струи улучшается детализация реконструкции, с другой стороны, так как среднее значение числа частиц в одной струе приблизительно равно 34, большинство пикселей будет заполнено нулями, что может привести к трудностям при обучении модели. Слишком малое разрешение изображения струи приведет к тому, что понять структуру струи будет проблематично.

Максимальная проекция импульса в датасете составляет 94 Гэв. В качестве максимального значения для проекции импульса было взято значение 14 Гэв, в данный диапазон попадает 98% частиц. Для 2% частиц, энергия которых выходит за этот диапазон, проекция импульса смещается до максимального значения. Изменение допустимого диапазона импульса с 94 до 14 Гэв можно сравнить с изменением разрешения изображения струи с 28×28 до 188×188 пикселей.

АРХИТЕКТУРЫ ИСПОЛЬЗУЕМЫХ НЕЙРОСЕТЕВЫХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ ИДЕНТИФИКАЦИИ ТОП КВАРКОВ

В качестве моделей для идентификации топ кварков были выбраны сверточная нейронная сеть и полносвязная нейронная сеть.

Архитектура сверточной нейронной сети для идентификационной задачи включала: входной слой, слой свертки (ядро 3×3), пулинговый слой (ядро 2×2), dropout слой ($p=0.25$), слой свертки (ядро 3×3), пулинговый слой (ядро 2×2), сглаживающий слой, dropout слой ($p=0.5$), полносвязный слой (1000 нейронов), выходной слой. Нейронная сеть обучалась на протяжении 6 эпох.

Архитектура полносвязной сети: входной слой, 4 полносвязных слоя (2000 нейронов), полносвязный слой (1000 нейронов), полносвязный слой (500 нейронов), выходной слой. Нейронная сеть обучалась на тестовой выборке на протяжении 5 эпох.

В результате проверки модели на тестовой выборке были получены следующие значения точности ошибки и AUC (Таблица 1).

Результаты моделирования нейронных сетей

| | Сверточная сеть | Полносвязная сеть |
|----------|-----------------|-------------------|
| Точность | 95,61 | 92,86 |
| Ошибка | 0,144 | 0,61 |
| AUC | 0.985 | 0,938 |

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

На базе созданного набора данных для генерации адронных струй в Pythia было получено, что сверточная и полносвязная нейронная сеть обладают точностью идентификации топ кварков 95,61% и 92,86% соответственно. Графовая нейронная сеть имеет точность идентификации 92.9% с ошибкой 0.175 и параметром AUC = 0.981 [7]. Таким образом, в работе показано, что применительно к задаче идентификации топ кварка, сверточная нейронная сеть справляется с задачей лучше, чем полносвязная нейронная сеть и графовая нейронная сеть.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЕ ССЫЛКИ

1. CMS Collaboration. // Top Tagging with New Approaches. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://cds.cern.ch/record/2126325/files/JME-15-002-pas.pdf?Version=1>. – Дата доступа: 13.03.2022.
2. Yacine Mehtar-Tani. Tagging boosted hadronic objects with dynamical grooming. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/2005.07584.pdf>. – Дата доступа: 13.03.2022.
3. Tilman Plehn, Michael Spannowsky. // Top Tagging. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/1112.4441.pdf>. – Дата доступа: 13.03.2022).
4. Jesse Thaler, Ken Van Tilburg. Identifying Boosted Objects with N-subjettiness. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/1011.2268.pdf>. – Дата доступа: 13.03.2022).
5. Anders C. Benchmarking an Even Better HEPTopTagger [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/1312.1504.pdf>. – Дата доступа: 13.03.2022).
6. Davison E. Finding top quarks with shower deconstruction. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/1211.3140.pdf>. – Дата доступа: 13.03.2022).
7. Shengyu Wang. Application of Graph Neural Network in Jet Tagging // arXiv. 2022. №2203.06210. Doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2203.06210>.
8. Aya Beshr. Top Quark Tagging using Convolutional Neural Networks. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://cds.cern.ch/record/2687876/files/summer%20student%20project%20report%202019.pdf>. – Дата доступа: 13.03.2022).
9. Shiqi G. An Efficient Lorentz Equivariant Graph Neural Network for Jet Tagging. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/2201.08187.pdf>. – Дата доступа: 13.03.2022).