ОБРАБОТКА СИНТЕТИЧЕСКИХ ДАННЫХ ПО ТЕПЛОВЫМ НАГРУЗКАМ В СИСТЕМЕ НЕЙТРАЛЬНОЙ ИНЖЕКЦИИ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ [[1]](#footnote-1)\*)

Кичик М.Г., Длугач Е.Д.

НИЦ «Курчатовский институт», Москва, [kichik.mg@phystech.edu](mailto:kichik.mg@phystech.edu)

Код BTR (*Beam Transmission with Re-ionization*) [1,2] используется для проектирования и анализа систем нейтральной инжекции (NBI). В частности, он активно использовался при разработке конструкции нагревных и диагностических инжекторов ИТЭР [3-5]. Основное назначение BTR кода - моделирование эволюции пучка путем трассировки большого числа (миллиарды) частиц от ионного источника до входа в токамак. Благодаря высокой производительности и интерактивному интерфейсу, BTR подобен симулятору реальной установки и может применяться в учебных целях. BTR активно используется также для верификации других инжекционных кодов. Возможности и объем входных/выходных данных, включая уровень детализации геометрии, статистику частиц, разрешение профилей выделенной мощности, гибко адаптируются к различным задачам проектирования систем инжекции.

Поскольку спектр применения BTR кода включает получение карт тепловой нагрузки на элементах инжектора и анализ вклада отдельных составляющих пучка, его можно использовать для генерации синтетических данных, в целях анализа и классификации нагрузок в системах диагностики и управления пучком. Синтетические тепловые карты нагрузки в инжекторе могут использоваться также для восстановления параметров пучка и режимов работы инжектора.

В данной работе решается задача классификации карт тепловых нагрузок в инжекторе с помощью средств машинного обучения Python [6,7]. Реализован алгоритм машинного обучения, который включает следующие основные этапы: 1) генерация данных BTR кодом в виде 2-мерных массивов нагрузки; 2) разметка данных (классификация типа нагрузки); 3) подготовка данных для обучения (фильтрация, стандартизация, нормировка); 4) выбор функции потерь и критерия качества; 5) обучение нейронной модели (NN) на основном наборе данных; 6) оценка качества обучения модели на контрольном наборе данных. Приводится сравнительный анализ производительности и качества обучения для различных типов и архитектур NN. Исследованы основные способы борьбы с переобучением.

При обучении линейной модели (LNN) достигнута точность предсказаний классификатора 79%, при использовании архитектуры CNN (сверточная нейронная сеть) точность предсказаний достигает 86%. Дальнейшее совершенствование алгоритмов обучения и оптимизация архитектуры модели позволит использовать созданную систему обработки экспериментальных данных для отслеживания фокусировки ионного пучка и условий его транспортировки. Это позволит оперативно корректировать параметры источника для повышения эффективности инжектора и всей термоядерной установки.

Работа проведена при поддержке НИЦ «Курчатовский институт», Москва, Россия.

Литература

1. E.Dlougach, BTR code for neutral beam design. <https://sites.google.com/view/btr-code/home>
2. Dlougach E.D. BTR code for NBI design and study. VANT, Fusion series, 2021, v.44, No.1, pp. 68–79
3. R S Hemsworth et al 2017 New J. Phys. 19 025005, /doi.org/10.1088/1367-2630/19/2/025005
4. G Serianni *et al* 2017 *New J. Phys.* 19 045003 doi.org/10.1088/1367-2630/aa64bd
5. D Palma *et a*. Fusion Eng. Des. 2021, 171, 112559.[doi.org/10.1016/j.fusengdes.2021.112559](https://doi.org/10.1016/j.fusengdes.2021.112559)
6. A C Müller, S Guido, Introduction to Machine Learning with Python, O'Reilly Media, Inc., 2016, ISBN: 9781449369415
7. I Goodfellow, Y Bengio, A Courville, Deep Learning, MIT Press, 2016

1. \*) [DOI – тезисы на английском](http://www.fpl.gpi.ru/Zvenigorod/L/Mu/en/AW-Kichik_e.docx) [↑](#footnote-ref-1)