

РАЗРАБОТКА ВЕБ-ПРИЛОЖЕНИЯ ДЛЯ ЭКСПЕРИМЕНТА ПО ВОССТАНОВЛЕНИЮ СПЕКТРОВ НЕЙТРОНОВ С ПРИМЕНЕНИЕМ АЛГОРИТМА НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Белый Артем Алексеевич¹, Стариковская Мария Дмитриевна²,
Чижов Константин Алексеевич³

¹Студент;

Государственный университет «Дубна»;

Россия, 141980, Московская обл., г. Дубна, ул. Университетская, 19;

e-mail: ArtmBely@yandex.ru.

²Студент;

Государственный университет «Дубна»;

Россия, 141980, Московская обл., г. Дубна, ул. Университетская, 19;

e-mail: mariastar3105@gmail.com.

³Старший научный сотрудник;

Объединенный институт ядерных исследований;

Россия, 141980, Московская обл., г. Дубна, ул. Жолио-Кюри, 6;

e-mail: kchizhov@jinr.ru.

Восстановление спектров нейтронов по результатам измерений многошаровым спектрометром Боннера является некорректно поставленной обратной задачей и требует специальных методов решения. В работе представлены методы восстановления спектра с помощью регрессионной модели алгоритма машинного обучения «случайный лес», а также обученной на синтетических данных нейронной сети. Алгоритмы были обучены и протестированы на базе данных, состоящей из 500 тысяч спектров, искусственно сгенерированных по методу FRUIT, и реальными спектрами из сборника МАГАТЭ и схожих работ по тематике — 340 штук. В качестве входных признаков модели были использованы показания спектрометра для восьми и десяти шаров-замедлителей. Показано, что разработанный алгоритм применим для восстановления спектров нейтронов. Восстановленные спектры по характеру графика близки к исходным. По спектрам была рассчитана мощность эффективной дозы для изотропного облучения, показано, что средняя ошибка при оценке дозы составляет 25%.

Работа выполнена в рамках государственного задания Министерства науки и высшего образования Российской Федерации (тема № 124112200072-2).

Ключевые слова: восстановление спектра, спектрометр Боннера, дозиметрия, анализ данных, машинное обучение, спектрометрия и детектирование нейтронов, генерация данных, веб-приложение, случайный лес, градиентный бустинг, мощность дозы.

Для цитирования:

Белый А. А., Стариковская М. Д., Чижов К. А. Разработка веб-приложения для эксперимента по восстановлению спектра нейтронов с применением алгоритмов нейронных сетей // Системный анализ в науке и образовании: сетевое научное издание. 2025. № 2. С. 49-57. EDN: XQZWTL. URL: <https://sanse.ru/index.php/sanse/article/view/664>.

DEVELOPMENT OF A WEB APPLICATION FOR AN EXPERIMENT TO RECONSTRUCT NEUTRON SPECTRA USING A NEURAL NETWORK ALGORITHM

Belyi Artem A.¹, Starikovskaya Mariya D.²,
Chizhov Konstantin A.³



Статья находится в открытом доступе и распространяется в соответствии с лицензией Creative Commons «Attribution» («Атрибуция») 4.0 Всемирная (CC BY 4.0) <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.ru>

¹Student;

Dubna State University,
19 Universitetskaya Str., Dubna, Moscow region, 141980, Russia;
e-mail: ArtmBely@yandex.ru.

²Student;

Dubna State University,
19 Universitetskaya Str., Dubna, Moscow region, 141980, Russia;
e-mail: mariastar3105@gmail.com.

³Senior Researcher;

Joint Institute for Nuclear Research;
6 Joliot-Curie Str., Dubna, Moscow region, 141980, Russia;
e-mail: kchizhov@jinr.ru.

The restoration of neutron spectra based on the measurement results by a multistep Bonner spectrometer is an incorrectly stated inverse problem and requires special solution methods. The paper presents methods for spectrum reconstruction using a regression model of the random forest machine learning algorithm, as well as a neural network trained on synthetic data. The algorithms were trained and tested on a database consisting of 500,000 spectra artificially generated using the FRUIT method, and 340 real spectra from the IAEA collection and similar papers on the subject. The spectrometer readings for eight and ten retarder balls were used as input features of the model. It is shown that the developed algorithm is applicable for the reconstruction of neutron spectra. The reconstructed spectra are close to the original ones by the nature of the graph. The effective dose rate for isotropic radiation was calculated from the spectra, and it was shown that the average error in dose estimation is 25%.

This work was carried out within the framework of the state assignment of the Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation (theme No. 124112200072-2).

Keywords: spectrum restoration, Bonner spectrometer, dosimetry, data analysis, machine learning, spectrometry and neutron detection, data generation, web application, random forest, gradient boosting, dose rate.

For citation:

Belyi A. A., Starikovskaya M. D., Chizhov K. A. Development of a web application for an experiment to restore the neutron spectrum using neural network algorithms. *System analysis in science and education*, 2025;(2):49-57 (in Russ). EDN: XQZWTL. Available from: <https://sanse.ru/index.php/sanse/article/view/664>.

Введение

Радиационный контроль на ускорителях частиц не может быть произведен с помощью стандартных дозиметров и радиометров нейтронов, так как их рабочий диапазон ограничен максимальной энергией нейтронов около 20 МэВ. На современных высокоэнергетических ускорителях в объединённом институте ядерных исследований (ОИЯИ) энергии нейтронов могут достигать нескольких сотен МэВ и более [1].

Известно, что нейтроны с энергиями более 0,1 МэВ дают основной вклад в эффективную дозу персонала, поэтому, в первую очередь, необходимо обеспечить дозиметрию нейтронного излучения. В связи с вышеупомянутыми ограничениями, для высокоэнергетических установок становится необходимым применение специализированных инструментов, таких как многошаровой спектрометр Боннера. Получение спектров и доз – это сложный процесс вычислений, который требует специализированного математического аппарата и программного обеспечения [1].

Показания спектрометра Боннера связаны со спектром нейтронов через уравнение Фредгольма 1-го рода (см. формула 1):

$$Q_j = \int_{E_{min}}^{E_{max}} K_j(E) \varphi(E) dE = \ln(10) \int_0^{l_u} K_j(u) \varphi(u) E(u) du, \quad j = 1, \dots, M, \quad (1)$$

где Q_j – показание спектрометра Боннера для j -й сферы; $K_j(E)$ – ядро j -го уравнения, являющееся функцией чувствительности детектора (непрерывные неотрицательные функции на $[E_{min}, E_{max}]$); $\varphi(E)$ – энергетический спектр нейтронов, E – энергия нейтрона; пределы интегрирования E_{min} и E_{max} определяются областью определения спектра и используемого для измерений набора детекторов (для наших данных $E_{min} = 10^{-3}$ эВ и $E_{max} = 3,98 \cdot 10^8$ эВ), $l_u = \frac{\lg(E_{max})}{\lg(E_{min})}$. Поскольку восстановление спектра нейтронов предполагается в широком диапазоне энергий, превышающем несколько порядков, для уменьшения погрешности численного интегрирования удобно перейти к новой безразмерной переменной, называемой летаргией $u(E) = \lg(\frac{E}{E_{min}})$.

Однако с математической точки зрения задача восстановления спектра нейтронов по результатам нескольких измерений является некорректно поставленной, поскольку допускает множество решений из-за ограниченного количества шаров-замедлителей и погрешности в исходных данных. Такую задачу в основном решают численно переходом к системе линейных алгебраических уравнений (СЛАУ) с разбиением $\varphi(E)$ по дискретной сетке с шагом ΔE , применяя методы регуляризации, разложения спектра по базису пробных функций, нейронными сетями и другими методами [1].

В работе представлен метод восстановления спектров нейтронов с применением модели нейронной сети и разработка веб-приложения для хранения, обработки и предоставления результатов расчётов.

1. Методы и материалы

1.1. Генерация данных

Для обучения моделей с помощью метода *Frascati Unfolding Interactive Tool (FRUIT)* [2] сгенерирована обучающая выборка из 10^5 спектров, полученных как взвешенная сумма четырёхкомпонентных спектров, описываемых моделями деления, испарения, распределения Гаусса и высокоэнергетических нейтронов (см. формула 2). «Эффективные» показания детекторов для набора шаров-замедлителей для каждого спектра были рассчитаны по выражению, приведённому ранее (см. формула 1).

$$\varphi(E) = P_{th}\varphi_{th}(E) + P_e\varphi_e(E) + P_f\varphi_f(E) + P_{hi}\varphi_{hi}(E) \quad (2)$$

где $\varphi_{th}(E)$ – тепловая компонента Максвелла, $\varphi_e(E)$ – эпитермическая, $\varphi_f(E)$ – быстрая и $\varphi_{hi}(E)$ – высокоэнергетический компонента, P_{th} , P_e , P_f , P_{hi} – доля каждой компоненты в полном спектре ($P_{th} + P_e + P_f + P_{hi} = 1$). Выражение (см. формула 2) позволяет получить набор спектров моделирующих энергетическое распределение плотности потока нейтронов на большинстве энергетических установок, включая источники деления, радионуклидные источники, медицинские циклотроны и адронные ускорители. Быстрые нейтроны описываются по выражению 3 для модели деления, по выражению 4 – испарения и по выражению 5 для распределения Гаусса (см. формула 3 – 5).

$$\varphi_{ff}(E) = E^\alpha e^{-\frac{E}{\beta}} \quad (3)$$

$$\varphi_{fe}(E) = \left(\frac{E}{T_{ev}^2}\right) e^{-\frac{E}{T_{ev}}} \quad (4)$$

$$\varphi_{fg}(E) = e^{\frac{-(E-E_m)^2}{2(\sigma E_m)^2}} \quad (5)$$

Каждый из этих компонентных спектров содержит настраиваемые параметры $0 < \alpha < 1, 1 < \beta < 2, 0 < \beta' < b < 0.5$, b , σ , T_{ev} , Thi , Em , которые разыгрывались случайным образом при генерации спектров.

Примеры сгенерированных спектров представлены на рис. (1, 2) [3].

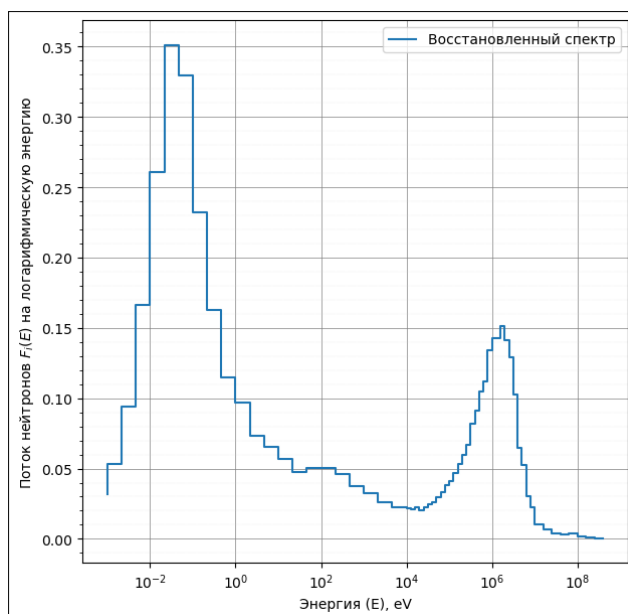


Рис. 1. Сгенерированный спектра № 32

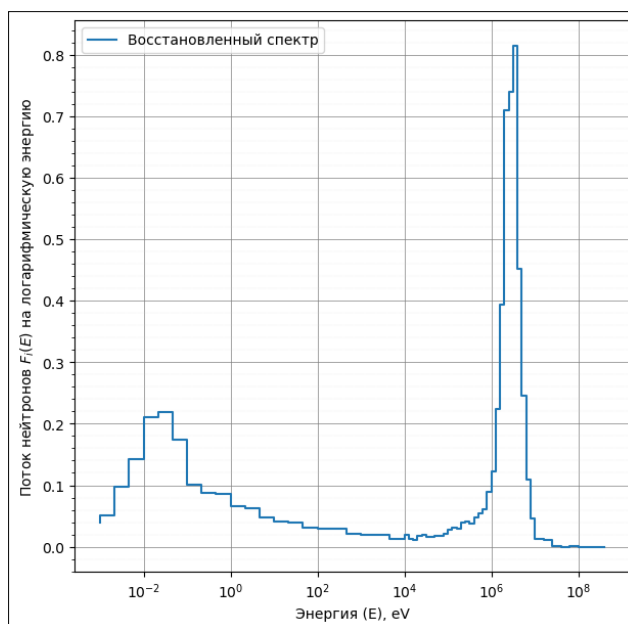


Рис. 2. Сгенерированный спектр № 40

Каждое значение спектра соответствует одному энергетическому уровню. Каждый уровень соответствует значению функции чувствительности, приведённых в сборнике МАГТЭ (см. рис 3) [4]. Интервал их расположения от $E_{min} = 10^{-3}$ эВ до $E_{max} = 10^8$ эВ, разделённый на 60 значений.

Для алгоритмов случайного леса и градиентного бустинга 80% обучающей выборки было использовано для обучения, а 20% – для тестирования. Валидация разработанного подхода проведено на базе данных из 340 спектров (251 – из компендиума МАГТЭ [4], 125 – спектры из статей, решающих подобные задачи) (см. рис. 3) [5 – 8].

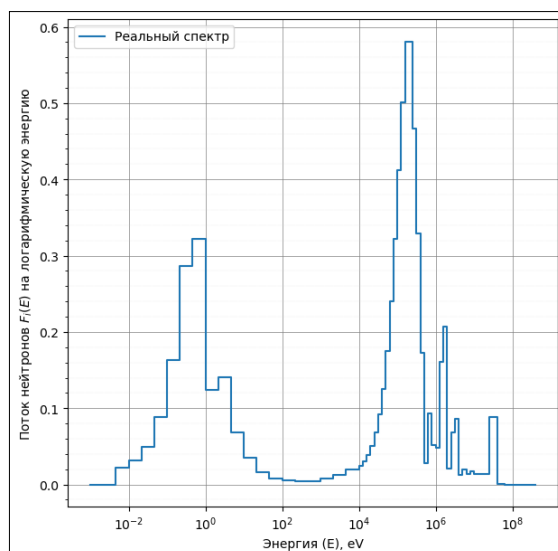


Рис. 3. Пример реального спектра из сборника МАГАТЭ

Тестирование нейронной сети проводилось на базе данных из 340 спектров. 251 спектр был взят из сборника МАГАТЭ. Выборка была расширена путём ручного добавления реальных спектров из других работ [5 – 8].

2. Модели случайного леса и градиентного бустинга

Для разработанных алгоритмов средствами библиотеки *Python Optuna* [9] и класса *GridSearchCV* [10] проведена оптимизация гиперпараметров. Оптимизируемые параметры для случайного леса – число деревьев в лесу; максимальная глубина дерева; минимальное число объектов для расщепления; ограничение на число объектов в листьях. Оптимизируемые параметры для градиентного бустинга [11] – число решающих деревьев; максимальная глубина дерева; степень расщепления и интенсивность обучения. Лучше себя показал алгоритм случайного леса: Подобранные параметры позволили уменьшить целевой показатель оптимизации: среднюю абсолютную ошибку (*MAE*) на 27%, поэтому далее замеры качества велись для него (см. рис. 4).

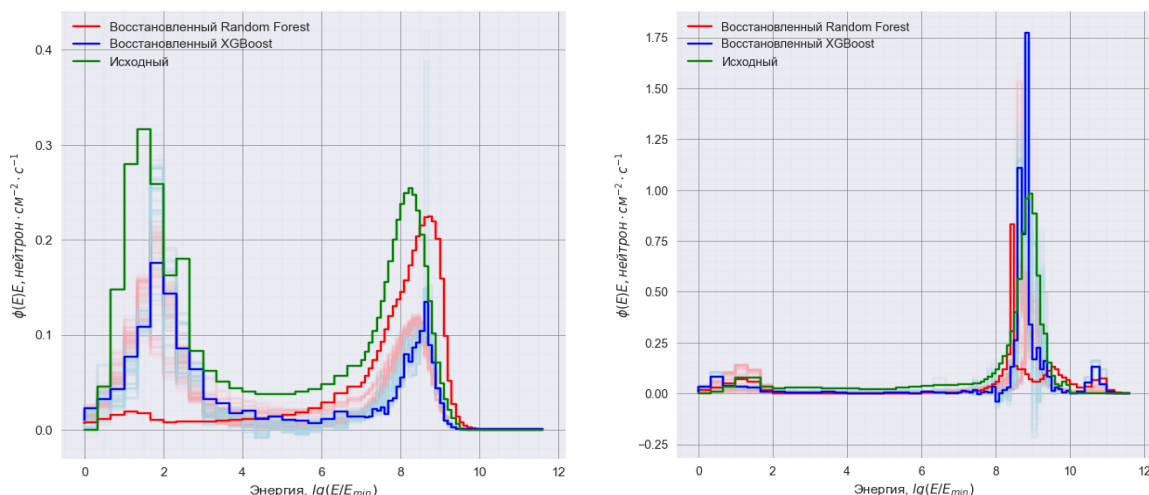


Рис. 4. Результаты восстановления спектров (полупрозрачные области обозначает неопределённость восстановления)

Анализ тестовой и валидационной выборки показал, что восстановленные спектры по своему характеру близки к исходным. В качестве примера на рис. 1 приведено 2 восстановленных графика. Метод позволяет определить положение пиков на графике, а полученный спектр удовлетворяет

физическим представлениям. В среднем существует сильная корреляция между исходным и спектром, восстановленным методом случайного леса $R = 0,78$. $MAE = 1,63 \cdot 10^{-2}$, а среднеквадратичная ошибка (MSE) $= 9,02 \cdot 10^{-4}$. Неопределённость восстановления спектра была оценено методом Монте-Карло по 10^3 случайным розыгрышам (см. рис. 5).

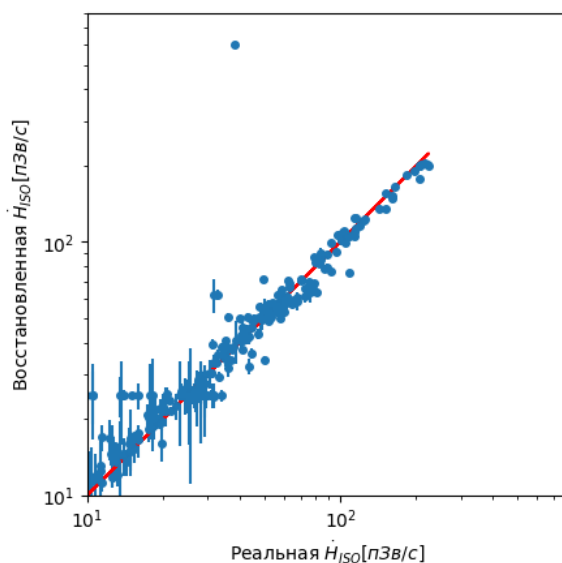


Рис. 5. Сравнение реальной и восстановленной $\dot{H}_{ISO}$ по тестовой выборке из 376 спектров. Красная прямая – график $y = x$, вертикальные синие линии – неопределённость восстановления.

Показания детектора были представлены в виде массива случайных чисел, распределённых равномерно в пределах $\xi = 5\%$ от истинного значения. Область неопределённости восстановленного спектра показана на рис. 1. Как видно из рисунка 1, область неопределённости на модели случайного леса узкой полосой повторяет спектр, следовательно, решение достаточно устойчиво к ошибкам измерений. На рисунке 2 приведён график сравнения реальной и восстановленной доз на модели случайного леса по тестовой выборке. Из графика видно, что восстановленные и реальные дозы близки друг к другу за исключением единичного выброса, при котором разница реальная равна 38 пЗв/с, а восстановленная $\dot{H}_{ISO} = 583$ пЗв/с, разница между ними $\xi_{\dot{H}_{ISO}} \approx 1500\%$.

3. Модель машинного обучения

Разработанная модель машинного обучения представляет собой нейронную сеть с архитектурой, состоящей из 10 полносвязных и 2 *Dropout* слоями. Каждый полносвязный слой использует функцию активации *ReLU*, что делает сеть эффективной для решения задач регрессии (см. рис. 6).

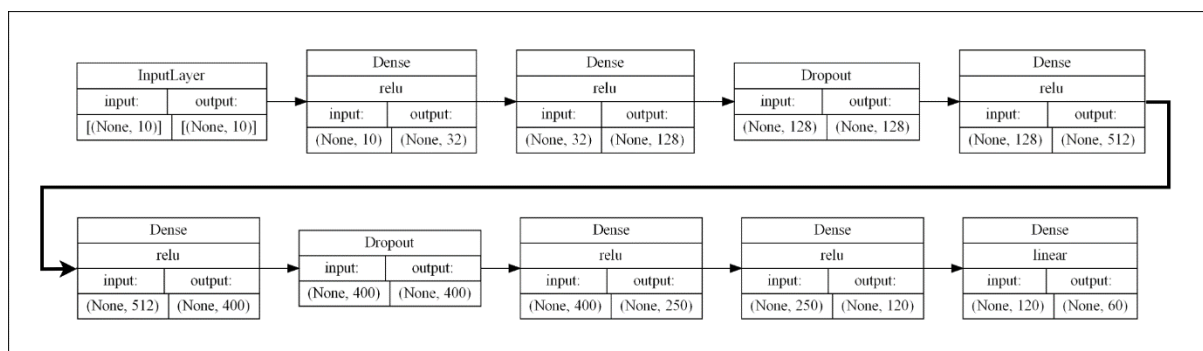


Рис. 6. Архитектура нейронной сети.

На входе в модель подаётся 10 значений Q , полученных на многошаровом спектрометре Боннера. На выходе модель решает задачу регрессии и восстанавливает спектр нейтронов для 60 значений энергетических уровней.

4. Веб-приложение

Для работы с моделью машинного обучения было разработано веб-приложение на основе фреймворка *Streamlit*. Для хранения данных используется база данных *Postgres*. Приложение предусматривает сопровождение процесса дозиметрического контроля и позволяет хранить значения, полученные со спектрометра Боннера, а также спектры, восстановленные при помощи модели нейронной сети. Для расчёта доз загружаются данные расчётов со спектрометра и подаются в модель для восстановления спектра, на его основе рассчитывается эффективная доза [12].

5. Результаты

Для реализации алгоритма нейронной сети и веб-приложения был выбран язык программирования *Python*. Для разработки алгоритма модели нейронной сети применялись библиотеки: *Scikit-learn* для получения информации метрик, *Keras* и *Tensorflow* – для сборки, подготовки и настройки параметров модели. Для написания веб-приложения, разработки интерфейса и интеграции модели для проведения расчётов спектров использовалась библиотека *Streamlit* (см. рис. 7) [12 – 15]. Результат расчёта продемонстрирован на рисунке (см. рис. 8). Мощность дозы по реальному спектру составила $104,33 \text{ пЗв} \cdot \text{см}^2$, по восстановленному – $102,09 \text{ пЗв} \cdot \text{см}^2$. Разница между рассчитанными значениями – 2,19%.

The screenshot shows a web application interface with a sidebar on the left containing navigation links: 'Главная страница', 'Загрузка данных', 'Создание Детектора', 'Расчёт', 'Регистрация', and 'Настройка групп'. The main content area is titled 'Заполнение данных замера' and includes a form for entering measurement data. The form has fields for 'Место проведения измерения' (filled with 'Московский обл., г. Дубна, ул. Железнодорожная, 6'), 'Дата проведения измерений' (filled with '2025/04/03'), and a 'Комментарий' field. Below the form is a section titled 'Выбор детектора' with three columns for different detector models: 'Название: ЕХРЕС 6000 D', 'Название: ААS 7000 F', and 'Название: ИР-Фурье спектрометр'. Each column contains a table with energy levels (2.0keV, 3.0keV, 4.0keV, 5.0keV, 6.0keV, 7.0keV) and corresponding values.

Рис. 7. Внешний вид веб-приложения.

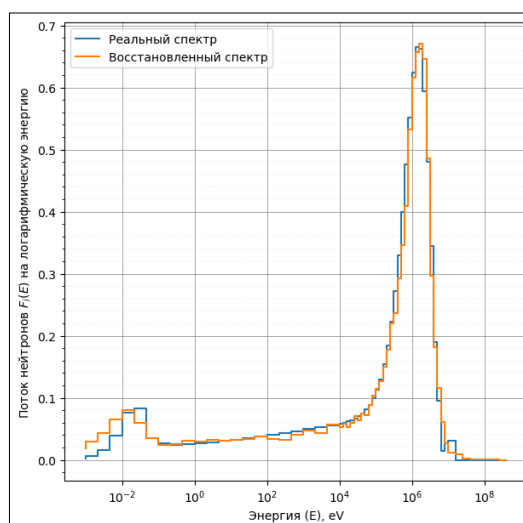


Рис. 8. Восстановленный и реальный спектр № 19.

6. Дискуссия

Алгоритм нейронной сети на тестовой выборке показал такие значения метрик: $R_2 = 0,71$, $MSE = 3 \cdot 10^{-2}$. Предполагается, что с более корректно сгенерированными аугментированными и расширенным объёмом данных получится повысить точность результатов и позволит сделать шаг в сторону автоматизации обучения модели, так как сейчас модель обучается отдельно.

Также планируется сбор разработанных моделей в ансамбль для повышения качества предсказания.

Веб-приложение позволило упростить работу с моделью, исходными данными и восстановленными спектрами. Планируется расширить функционал для обработки данных другими алгоритмами и статистическими методами, которые позволят проводить комплексный анализ.

Заключение

Были разработаны алгоритмы восстановления спектров нейтронов при помощи нейронной сети и машинного обучения, разработано веб-приложение для взаимодействия с моделью. На тестовых данных алгоритм нейронной сети позволил восстановить спектр с точностью $MSE = 3 \cdot 10^{-2}$. Алгоритм случайного леса с точностью $MSE = 9,02 \times 10^{-4}$. Веб-приложение дополнило функцию модели возможностями для обработки, хранения и предоставления информации в наглядном виде.

Список источников

1. Chizhov K., Beskrovnaya L., Chizhov A. Neutron Spectra Unfolding from Bonner Spectrometer Readings by the Regularization Method Using the Legendre Polynomials // *Physics of Particles and Nuclei*. – 2024. – Т. 55. – №. 3. – С. 532-534. – DOI: <https://doi.org/10.1134/S1063779624030298>.
2. FRUIT: an operational tool for multisphere neutron spectrometry in workplaces / R. Bedogni, C. Domingo, A. Esposito, F. Fernández // *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*. – 2007. – Т. 580. – №. 3. – С. 1301-1309. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.nima.2007.07.033>.
3. McGreivy J. Data Augmentation for Neutron Spectrum Unfolding with Neural Networks / J. McGreivy, J. J. Manfredi, D. Siefman // *Journal of Nuclear Engineering*. – 2023. – Т. 4. – №. 1. – С. 77- 95. – DOI: <https://doi.org/10.3390/jne4010006>.
4. International Atomic Energy Agency. Compendium of neutron spectra and detector response for radiation protection purposes: Technical report series. – Vienna: IAEA, 2001.
5. Development of a gamma camera to image radiation fields / K. Okada, T. Tadokoro, Yu. Ueno [и др.] // *Progress in Nuclear Science and Technology* – 2014. – Т. 4. – №. 1. – С. 14-17. – DOI: [10.15669/pnst.4.14](https://doi.org/10.15669/pnst.4.14).
6. Neutron Spectra Measurements at JAEA MOX Fuel Facility / N. Tsujimura, T. Yoshida, N. Sagawa, S. Shoji // *Progress in Nuclear Science and Technology*. – 2011. – Т. 1. – С. 154-157.
7. Holeman G. R. The measurement of accelerator produced stray neutron spectra // *American Journal of Public Health and the Nations Health*. – 1970. – Т. 60. – №. 9. – С. 1824-1834.
8. Antiproton complex at the FAIR project / A. Dolinskii, K. Knie, C. Dimopoulou [и др.] // *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*. – 2011. – Т. 629. – №. 1. – С. 16-24. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.nima.2010.11.037>.
9. Optuna: A Next-generation Hyperparameter Optimization Framework / T. Akiba, S. Sano, T. Yanase, [и др.] // *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*. – 2019. – С. 2623-2631. – DOI: <https://doi.org/10.1145/3292500.33307>.
10. Hutter F. Automated Machine Learning: Methods, Systems, Challenges / F. Hutter, L. Kotthoff, J. Vanschoren. – Springer Nature, 2019. – 219 с. – DOI: [10.1007/978-3-030-05318-5](https://doi.org/10.1007/978-3-030-05318-5).

11. Chen T., Guestrin C. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System // Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining_– 2016. – С. 785-794. – DOI: <https://doi.org/10.1145/2939672.293978>.
12. Khorasani M., Abdou M., Fernández J. H. Web application development with streamlit //Software Development. – 2022. – С. 498 – 507.
13. Франсуа Ш. Глубокое обучение на Python. 2-е межд. издание. – Питер, 2023.
14. Huang S. C. Principles and Labs for Deep Learning / S. C. Huang, T. H. Le // Principles and Labs for Deep Learning, 2021. – С. 1-337. – DOI 10.1016/B978-0-323-90198-7.09993-6. – EDN: SBQRCV.
15. Kramer O. Scikit-learn // Machine learning for evolution strategies. – 2016. – С. 45 – 53.