

ФИЗИЧЕСКИ ИНФОРМИРОВАННАЯ РЕГУЛИЗАЦИЯ В ЗАДАЧЕ ВОССТАНОВЛЕНИЯ НЕЙТРОННОГО СПЕКТРА МЕТОДОМ ГЛУБОКОГО РАЗВЕРТЫВАНИЯ

М.А. Акимочкина^{1,*}, Д.С. Борицев¹, К.А. Чижов²

¹ Государственный университет «Дубна», г. Дубна, Россия

² Объединенный институт ядерных исследований, г. Дубна, Россия

e-mail: amaab.22@uni-dubna.ru

Восстановление энергетического спектра нейтронов по показаниям многошарового спектрометра Боннера является некорректно поставленной задачей по Адамару [1]. Из некорректности задачи следует неединственность ее решений, а также их неустойчивость. Существующие методы решения на основе итерационных методов, таких как MAXED и GRAVEL, чувствительны к выбору начального приближения. Регуляризационные подходы (метод Тихонова) могут исказить характерные особенности спектров, сглаживая узкие пики. Нейросетевые подходы хоть и обладают высокой скоростью вычислений и эффективно работают с большими объемами данных, однако допускают физически некорректные решения из-за отсутствия встроенных ограничений. В рамках данной работы предлагается гибридный подход на основе нейросетевой архитектуры глубокой развертки (Deep Unrolling Network) с уточняющим модулем многослойного перцептрона (MLP) [2]. Для внедрения физических ограничений в нейросетевую модель используется многокомпонентная невязка. Реализация метода выполнена на языке Python с использованием TensorFlow и Keras.

Разработана гибридная DUN архитектура. Модель состоит из 15 слоев глубокой развертки, внутри каждого слоя включен MLP блок. Структура MLP включает 3 внутренних слоя, входной слой из 10 показаний детектора и 60 значений выходного слоя (дискретизированный по шкале энергии от 10^{-9} до 660 МэВ спектр). Многокомпонентная невязка представляет из себя линейную комбинацию из четырех компонент, отвечающих за среднеквадратичную ошибку формы спектра (MSE), относительную ошибку дозы, соответствие показаниям детекторов и требование гладкости. Проведенный анализ важности компонент показал, что наибольший вклад в решение вносят дозовая компонента и требование гладкости. Причем компонента гладкости вносит наибольший вклад в подавление осцилляций, а компоненты MSE и ошибка по дозе наиболее сильно влияют на решение при их одновременном использовании на зашумленных данных. Компонента, отвечающая за соответствие показаниям

детекторов, хоть и не вносит существенный вклад при использовании данных без шума. Но при внесении погрешности она также как и компонента гладкости эффективно стабилизирует решение, существенно повышая робастность. Для обучения модели использовался набор данных, состоящий из 500 000 спектров, смоделированный на основе физических моделей распределения нейтронов по энергиям для различных процессов (деление, испарение, гауссово распределение).

Тестирование проводилось на 251 спектре из компендиума МАГАТЭ, где 20 из них были смоделированы методом Монте-Карло [3]. В показания детектора была внесена 5% случайная ошибка. Внедренная в модель функция потерь позволила снизить дозовую ошибку MLP с 32.12% до 12.33%, а в сочетании с архитектурой глубокого развертывания до 6.87%. Физически мотивированная регуляризация улучшает сходимость, что повышает качество восстановления интегральных характеристик спектра, особенно в условиях шума. Метрики $R^2 = 0.89$ и $RMSE = 0.047$ для DUN-MLP архитектуры подтверждают близость восстановленного энергетического спектра к исходному распределению. Результаты работы моделей MLP и DUN-MLP приведены на рис. 1.

Модель показала высокую точность восстановленного спектра и продемонстрировала устойчивость решений на зашумленных данных. Разработанный алгоритм может быть внедрен на предприятиях с системами дозиметрического контроля.

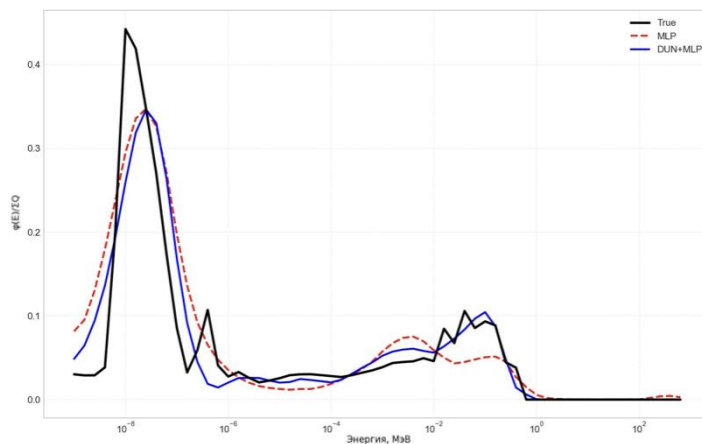


Рис.1. Результаты восстановления нейтронного спектра IPSN-SDOS (14 МэВ, 20 см. воды)

Работа выполнена в рамках государственного задания Министерства науки и высшего образования Российской Федерации (тема № 124092700007-4 Применение объяснительного искусственного интеллекта для интерпретации алгоритмов машинного обучения)

Литература

1. K. Chizhov, L. Beskrovnaya, A. Chizhov. Neutron Spectrum Unfolding Method Based on Shifted Legendre Polynomials, Its Application to the IREN Facility // Phys. Part. Nucl. Lett. 2025. V. 22(2). P. 337–340.
2. Monga V., Li Y., Eldar Y. C. Algorithm Unrolling: Interpretable, Efficient Deep Learning for Signal and Image Processing // IEEE Signal Process Mag. 2021. V. 38(2). P. 18-44.
3. Compendium of neutron spectra and detector responses for radiation protection purposes: supplement to technical reports series no. 318. — Vienna: International Atomic Energy Agency, 2001.