

ЗАСТОСУВАННЯ ФІЗИЧНО-ІНФОРМОВАНИХ НЕЙРОМЕРЕЖ ДО ЗАДАЧ МОДЕЛЮВАННЯ ГЕЛІКОННОГО ДЖЕРЕЛА ПЛАЗМИ З ПЛАНАРНОЮ АНТЕНОЮ

Ю.В.Вірко, В.Ф.Вірко, П.В.Порицький

Інститут ядерних досліджень НАН України, Київ, Україна

Стрімкий розвиток обчислювальних технологій та методів машинного навчання відкриває принципово нові можливості для моделювання складних фізичних систем. Поява спеціалізованих обчислювальних архітектур та фреймворків автоматичного диференціювання зробила можливим вбудовування фізичних законів безпосередньо в архітектуру нейронних мереж. На цьому перетині класичної математичної фізики та глибокого навчання виникла концепція Physics-Informed Neural Networks (PINN) — підхід, запропонований Raissi et al. (2019) [1], що набуває широкого розповсюдження в обчислювальній фізиці.

На відміну від методів керованих суто даними, PINN використовують диференціальні рівняння досліджуваної системи як обмеження функції втрат при навчанні. Це забезпечує фізичну коректність отримуваних розв'язків та дозволяє ефективно працювати в умовах обмеженої кількості експериментальних даних.

Геліконний розряд є одним з найбільш ефективних джерел генерації щільної низькотемпературної плазми який знаходить широке застосування у технологічних процесах мікроелектроніки, плазмохімії та фізичних експериментах [2]. Складна взаємодія електромагнітних хвиль з плазмою роблять повний аналітичний опис розряду складним, а застосування класичних чисельних методів — обчислювально затратним.

Застосування PINN до задач моделювання геліконної плазми є природним розвитком методів чисельного моделювання. Серед ключових переваг такого підходу — можливість розв'язання обернених задач з відновленням параметрів системи з неповних вимірювань, відсутність необхідності у дискретизації розрахункової сітки, а також суттєве зниження обчислювальних витрат на етапі використання моделі після навчання.

Метою роботи було моделювання радіального профілю магнітного поля $B_z(r)$ та хвильового вектора k_r геліконної хвилі (мода $m=0$, $n_r=2$) без використання аналітичного розв'язку.

В якості керуючих рівнянь використовується хвильове рівняння для геліконної моди та рівняння, що описує затухаюче потенціальне поле для вакууму. Граничні умови задано як умовою провідної стінки $B_z(R) = 0$, так і симетрією на вісі з нормуванням амплітуди $B_z(0) = 1$

Додатково враховуються вимоги до того, щоб шукане власне значення (хвильовий вектор) залишалося фізично коректним.

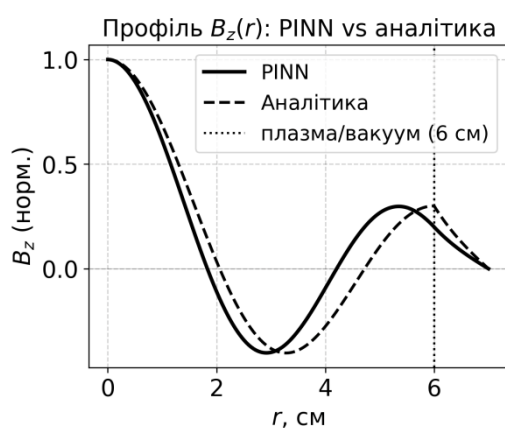


Рис. 1. Радіальний розподіл ВЧ магнітного поля B_z

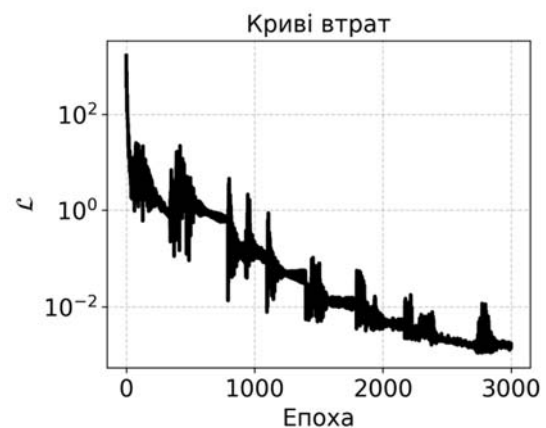


Рис. 2. Значення загальної функції втрат для двофазного процесу навчання (Adam + L-BFGS).

Для моделювання було розроблено модульну архітектуру PINN, що складається з двох окремих нейронних мереж (для плазми та вакууму), кожна з яких містить по 3 приховані шари з 50 нейронами у кожному. Для покращення апроксимації осцилюючих розв'язків на вході застосовано шар Фур'є-

кодування (Fourier Embedding). Як функцію активації обрано гіперболічний тангенс (\tanh), що забезпечує необхідну гладкість похідних при розрахунку фізичних нев'язок. Реалізовано двофазний процес навчання алгоритмом Adam з динамічним зменшенням швидкості навчання для стабільного пошуку глобального мінімуму, після чого виконувалася оптимізація методом L-BFGS.

Розроблений алгоритм успішно знаходить власне значення з похибкою менше 1% та відтворює фізичний розподіл поля в плазмі й вакуумі, що підтверджує ефективність нейромережевого підходу для задач математичної фізики.

1. M. Raissi, P. Perdikaris, G.E. Karniadakis. *Journal of Computational Physics*, 378 (2019) 686.
2. V.F. Virko, V.M. Slobodyan, K.P. Shamrai, Yu.V. Virko, . *Problems Of Atomic Science And Technology, Series 6* (2014) 130.