

## ПОБУДОВА АДАПТИВНИХ ІНТЕГРАТОРІВ НА ОСНОВІ МЕТОДІВ НАВЧАННЯ З ПІДКРІПЛЕННЯМ

асп. С.О. Стась<sup>1,2</sup>, д-р техн. наук., проф. О.А. Дмитрієва<sup>1,3</sup>

<sup>1</sup>НТУУ "КПІ ім. І. Сікорського", м. Київ

<sup>2</sup>Інститут математики, м. Київ

<sup>3</sup>Дослідницький центр моделюючих технологій (SimTech) університету Штутгарта, Німеччина

У роботі запропоновано модифікований підхід до розв'язування жорстких звичайних диференціальних рівнянь (ЗДР) та їх систем, який поєднує високоточні чисельні схеми з адаптивним вибором кроку інтегрування на основі методів навчання з підкріпленням (reinforcement learning, RL). На відміну від класичних підходів, коли довжина наступного кроку ґрунтується на оцінці локальної похибки, використання агента RL дозволяє враховувати інформацію про динаміку системи та історію обчислень, а поступове навчання на попередніх інтеграційних кроках забезпечує гнучку адаптацію [1 – 2].

В якості інтеграторів використовувалися багатокрокові блокові методи [3], які характеризуються абсолютною або А- $\alpha$  стійкістю. Впровадження механізму RL у процес адаптації кроку надало можливість динамічного балансування між точністю та трудомісткістю обчислень. Довжина наступного кроку інтегратора визначалася агентом, виходячи з накопиченого досвіду взаємодії з моделюючим середовищем. Запропонований підхід було протестовано на класичних жорстких моделях з відомими аналітичними розв'язками. Чисельні експерименти продемонстрували, що використання RL для адаптивного вибору кроку дозволяє зменшити кількість викликів правої частини системи, зберігаючи при цьому високу точність відтворення траєкторій. Крім того, проаналізовано збіжність, стійкість та робастність методу в умовах сильної жорсткості, де традиційні алгоритми часто втрачають ефективність або вимагають надмірно малих кроків інтегрування. В подальшому планується розробка стратегій навчання агентів, здатних переносити набуті політики між різними класами рівнянь.

**Список літератури:** 1. Dellnitz M. Efficient time-stepping for numerical integration using reinforcement learning / M. Dellnitz, E. Hullermeier, M. Lucke, S. Ober-Blobaum, C. Offen, K. Pfannschmidt // SIAM Journal on Scientific Computing. – 2023. – Vol. 45(2). – P. A579-A595. 2. Zhang Y. Unveiling LLM Mechanisms Through Neural ODEs and Control Theory / Y. Zhang, Q. Dong. – 2025. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://arxiv.org/html/2406.16985v1>. 3. Dmytriyeva O. Multi-adaptive step control in Surrogate Simulations of Difference Block Compositions of a Specified Order / O. Dmytriyeva, V. Huskova, A. Khalylgov // Dependable Systems, Services and Technologies. – 2024. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1109/DESSERT65323.2024.11122213>.