

УДК 004.7

*ДУНАЙ Д.А., магістрант,  
НІКУЛІНА О.М., д.т.н., професор  
Національний технічний університет «Харківський політехнічний  
інститут»*

## **ІНТЕГРАЦІЯ ФІЗИКО-ІНФОРМОВАНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ В АРХІТЕКТУРУ ІОТ-СИСТЕМ У КОНТЕКСТІ СТРАТЕГІЇ GREEN IT**

У сучасних умовах глобальної енергетичної нестабільності концепція Green IT стає фундаментом стратегічного розвитку інформаційних технологій на рівні підприємства. Ефективне управління енергоспоживанням вимагає розробки прецизійних цифрових двійників, здатних функціонувати у режимі реального часу. Проте класичні методи інтелектуального аналізу даних, що базуються виключно на статистичних моделях, демонструють низьку стійкість до інтермітуючої телеметрії та стохастичних завдань, притаманних IoT-сенсорам. Це призводить до генерації фізично інконсистентних прогнозів, що нівелює їхню цінність для прийняття стратегічних рішень. Використання фізико-інформованих нейронних мереж (PINN) дозволяє змінити парадигму моделювання, інтегруючи фундаментальні диференціальні рівняння безпосередньо в обчислювальний граф архітектури.

Концептуалізація архітектурного підходу, в якому PINN-структура інтегрується як центральне аналітичне ядро IoT-інфраструктури підприємства, забезпечує системну імплементацію принципів сталого розвитку та детерміновану оптимізацію енергоефективності. Традиційні стратегії переважно оперують дезинтегрованими доменами, розглядаючи цифрову інфраструктуру та фізичні активи як гетерогенні сутності. Запропонований підхід базується на функціональній конвергенції цих доменів у межах єдиного когнітивного простору, де PINN-модель виконує роль інваріантного ядра, здійснюючи фізично обґрунтовану інтерпретацію сигналів IoT-периферії. На відміну від суто емпіричних моделей типу “black box”, PINN базується на фізично-регуляризованому функціоналі втрат, що враховує нев'язку нелінійних диференціальних операторів:

$$L_{total} = w_d \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |u_i - \hat{u}_i|^2 + w_p \frac{1}{N_f} \sum_{j=1}^{N_f} |F(\hat{u}_j)|^2$$

де оператор  $F^{(ii)}$  представляє фундаментальні закони збереження (наприклад, рівняння теплопровідності або балансу потужностей), обчислені через механізм автоматичного диференціювання. У такій архітектурі IoT-сенсори виступають постачальниками динамічних граничних умов, тоді як PINN-ядро гарантує достовірність моделі у стаціонарних та перехідних режимах роботи системи. Це дозволяє досягти стабільного показника апроксимації ( $R^2 \approx 0.99$ ) навіть за умов високого рівня адитивного шуму в каналах зв'язку.

Впровадження фізико-інформованого ядра безпосередньо реалізує стратегію Green IT: обмеження простору пошуку параметрів нейронної мережі фізичними константами призводить до прискорення збіжності градієнтного спуску, що радикально знижує енерговитрати на навчання моделі. Соціальний аспект дослідження реалізується через підвищення інтерпретованості системи: прогноз підтверджується фізичними закономірностями, що знімає проблему соціальної недовіри до автоматизації. Таким чином, інтеграція PINN як аналітичного центру трансформує архітектуру IoT на стратегічний актив екологічного менеджменту, мінімізуючи техногенне навантаження на довкілля. Подальші дослідження будуть спрямовані на аналіз стійкості моделі.

#### Список використаних джерел:

1. Raissi M., Perdikaris P., Karniadakis G. E. Physics-informed neural networks: A deep learning framework for solving forward and inverse problems. *Journal of Computational Physics*. 2019. Vol. 378. P. 686–707.
2. Hossain S. et al. Interpretable Physics-Informed Neural Networks for energy consumption prediction using IoT sensors. *Array*. 2025. Vol. 28. Art. 100552.
3. Almonier H. A. M. Physics-Informed Neural Networks for Predictive Modeling of Energy Dissipation Pathways in IoT-Integrated Smart Solar Grids. *Albahit Journal of Applied Sciences*. 2025. Vol. 4, No 1. P. 182–194.