

УДК 004.8:621

*Скорбатюк Олександр Сергійович*

асистент кафедри комп'ютерних та інформаційних технологій і систем  
Національний університет «Полтавська політехніка  
імені Юрія Кондратюка»

## **ВИКЛИКИ ПОЯСНЮВАНOSTI СИСТЕМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В СФЕРІ ЕНЕРГЕТИКИ**

У сучасній енергетиці дедалі ширше застосовуються методи штучного інтелекту та машинного навчання. Проте, впровадження таких систем у критичній енергетичній інфраструктурі пов'язане з ризиком “чорних скриньок” – коли для операторів чи інших стейкхолдерів не ж зрозуміло, чому система прийняла саме таке рішення. Саме цю проблему адресує напрямок пояснюваного ШІ [1][2].

Попри активне впровадження ШІ в енергетику, досліджень, які систематично розглядають пояснюваність таких систем у цьому домені, поки що недостатньо. Так, в одному огляді зазначено, що дослідження в сфері ШІ-пояснюваності для енергетики фрагментовані, зосереджені на вузьких питаннях (наприклад, прогнозування чи надійність), але не охоплюють всю картину [3].

Також варто враховувати, що енергетичний сектор має специфічні особливості – складні нелінійні процеси, критичність безпеки, взаємозв'язок фізичних, економічних і кліматичних факторів, що постає викликом для пояснюваності даних систем.

Одним із ключових викликів є висока складність енергетичних систем. Так, у випадку з пояснювання складних електричних систем з нелінійним зворотнім зв'язком стандартні ХАІ-методи (SHAP, LIME) можуть давати суперечливі результати [3]. Додатково, традиційні методи орієнтовані на статичні вектори ознак, тоді як енергетичні дані часто представлені у вигляді часових рядів, що призводить до неврахування залежності впливу ознаки від часу. Як наслідок, виникає потреба в багаторівневих ХАІ-підходах, які враховують часову динаміку та залежності між підсистемами.

Вагому роль відіграє і незбалансованість даних, особливо у задачах технічного обслуговування, де відмови обладнання є рідкісними подіями. Це може спричинити упереджені або некоректні пояснення, коли модель «пояснює» рішення на основі неінформативних або випадкових факторів [4]. Поєднання ХАІ з методами балансування, а також використання нечітких моделей, здатних працювати з невизначеністю, є одним із перспективних напрямів вирішення цієї проблеми.

Енергетика є критичною інфраструктурою, де помилка ШІ може мати катастрофічні наслідки. Пояснення мають бути не лише інформативними, але й надійними – не вводити в оману операторів [5]. Ще одним аспектом є

потреба відповідності регуляторним вимогам – пояснення має бути не лише технічним, а й придатним для аудиту та звітності. Через це перспективними є розробка та використання систем де можлива формальна перевірка пояснення. Зокрема, одним з підходів до цієї задачі є використання “скляних” моделей, які, на відміну від моделей “чорної коробки”, дозволяють прослідкувати процес отримання рішення.

Разом з тим, важливою проблемою є відсутність уніфікованих метрик якості пояснень. Так, пояснення може бути математично коректним, але важким для інтерпретації людиною, або виглядати зрозумілим але без можливості просто верифікувати фактичність пояснення.

Пояснюваність систем штучного інтелекту є ключовою передумовою їх безпечного та ефективного застосування в енергетиці. Проведений аналіз показує, що специфічні властивості енергетичних систем – їхня динамічність, спадкоємність процесів у часі, критичність прийнятих рішень та нерівномірність даних – створюють унікальні виклики для забезпечення прозорості моделей. Сучасні підходи ХАІ дозволяють частково вирішувати ці проблеми, однак їх застосування вимагає адаптації до особливостей галузі.

Подальші дослідження мають бути спрямовані на розвиток методів пояснюваності, здатних працювати з потоковими даними, складними нелінійними взаємодіями, а також на інтеграцію ХАІ у цифрові двійники та системи підтримки рішень. Це забезпечить підвищення довіри, керованості та безпеки ШІ-технологій у сучасній енергетиці.

#### Список використаних джерел

1. Exploring the Landscape of Explainable Artificial Intelligence (XAI): A Systematic Review of Techniques and Applications / S. U. Hamida et al. *Big Data and Cognitive Computing*. 2024. Vol. 8, no. 11. P. 149. URL: <https://doi.org/10.3390/bdcc8110149>
2. Survey on Explainable AI: From Approaches, Limitations and Applications Aspects / W. Yang et al. *Human-Centric Intelligent Systems*. 2023. URL: <https://doi.org/10.1007/s44230-023-00038-y> (date of access: 31.10.2025).
3. Alsaigh R., Mehmood R., Katib I. AI explainability and governance in smart energy systems: A review. *Frontiers in Energy Research*. 2023. Vol. 11. URL: <https://doi.org/10.3389/fenrg.2023.1071291>
4. Hoens T. R., Chawla N. V. *Imbalanced Datasets: From Sampling to Classifiers*. Imbalanced Learning. Hoboken, NJ, USA, 2013. P. 43–59. URL: <https://doi.org/10.1002/9781118646106.ch3> (date of access: 31.10.2025).
5. Shadi M. R., Mirshekali H., Shaker H. R. Explainable artificial intelligence for energy systems maintenance: A review on concepts, current techniques, challenges, and prospects. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2025. Vol. 216. P. 115668. URL: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2025.115668>