

## ІНТЕГРАЦІЯ ГІБРИДНИХ МОДЕЛЕЙ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ

Кохан О. В., Савченко В. Ю.

Інститут цифровізації освіти НАПН України, iitlt@iitlt.gov.ua

Сучасні системи підтримки прийняття рішень (СППР) постають перед викликами невизначеності, багатокритеріальності та динамічності середовища [1]. Традиційні підходи, що базуються на правилах або простих статистичних моделях, часто не забезпечують необхідної точності та адаптивності. Інтеграція методів штучного інтелекту (ШІ), зокрема машинного навчання, глибоких нейронних мереж та еволюційних алгоритмів, відкриває нові можливості для створення інтелектуальних СППР (*I-DSS*) [2].

**Мета роботи** – обґрунтувати архітектуру гібридної СППР, яка поєднує передбачувальну аналітику ШІ з пояснювальними механізмами для підвищення довіри та ефективності рішень.

### *Проблеми класичних СППР та обмеження сучасних ШІ*

1. Когнітивне навантаження на особу, що приймає рішення (ОПР): надлишок даних ускладнює інтерпретацію.
2. «Чорний ящик» глибокого навчання: висока точність прогнозів часто супроводжується низькою пояснюваністю (проблема *XAI – explainable AI*).
3. Статичність більшості моделей: погана адаптація до змін зовнішніх умов у реальному часі.
4. Відсутність зворотного зв'язку за якістю рішень: несистематично використовується навчання з підкріпленням для коригування стратегій.

**Пропонована гібридна архітектура I-DSS.** Запропоновано тривірневу структуру:

- *Рівень 1 – сенсорний (Big Data & IoT):* збирання, фільтрація та попереднє оброблення поточних даних.
- *Рівень 2 – аналітичний (моделі ШІ):* сукупність градієнтного бустингу (*XGBoost, LightGBM*) – для структурованих даних; диференційовані нейромереві блоки; нейромеревні архітектури просторово-часової обробки (*CNN/RNN*) – для часових рядів та зображень.
- *Рівень 3 – когнітивний (СППР):* модуль пояснення (*LIME, SHAP*, контрактивні пояснення); модуль ранжування альтернатив (методи *PROMETHEE, TOPSIS* з вагами, навченими ШІ); інтерактивний інтерфейс для ОПР з можливістю коригування ваг критеріїв.

### **Методика навчання та налаштування.**

- *Навчання з педагогом* на історичних даних (розподіл 70/20/10 на тренування, валідацію, тест).
- *Навчання з підкріпленням (RL)* для динамічного коригування порогів прийняття рішень. *Reward function:* підвищення точності рішення мінус штраф за затримку.

- *Мета навчання (few-shot learning)* для швидкої адаптації до нових типів задач без повторного навчання всієї моделі.

**Експериментальна апробація.** *Предметна область:* управління ланцюгами поставок (динамічне ціноутворення та вибір постачальника). *Дані:* синтетичний датасет на 500 тис. записів (попит, час доставки, рейтинги постачальників та ін.). Для оцінки ефективності запропонованої гібридної архітектури I-DSS було проведено порівняльний експеримент на основі даних управління ланцюгами поставок (500 тис. записів). Результати (табл. 1) демонструють переваги запропонованого підходу.

Таблиця 1. Порівняльний аналіз ефективності моделей у складі гібридної СППР

Модель	Точність (F1)	Час пояснення (сек)	Адаптивність (зміна розподілу)
Класична СППР (експертні правила)	0.72	0.1	низька
<i>Random Forest</i> + <i>SHAP</i>	0.85	1.2	середня
Гібридна I-DSS (пропонована)	0.93	0.8	висока

Як видно з табл. 1, гібридна I-DSS перевершує класичну СППР на 21% за точністю ( $F1$ : 0,93 проти 0,72), поступаючись їй лише на 0,7 секунди за швидкістю пояснень, що є прийнятним компромісом для більшості практичних задач. Водночас, на відміну від *Random Forest*, запропонована модель забезпечує високу адаптивність до змін даних без необхідності повного навчання.

**Практичні рекомендації щодо впровадження:** починати з простих моделей (логістична регресія) для базової інтерпретації, поступово ускладнюючи; обов'язкове тестування на протилежних прикладах (*adversarial validation*) для перевірки надійності; реалізація протоколу «людина в циклі» (*Human-in-the-loop*): ОПР може скасувати/підкоригувати рекомендацію ШІ, ця подія йде в навчальну вибірку; використання контейнеризації (*Docker*) та *API*-шлюзів для легкої інтеграції з існуючими *ERP/CR*.

**Висновки та перспективи.** Інтеграція ШІ та СППР дозволяє автоматизувати рутинний аналіз, зберігаючи контроль за критичними рішеннями за людиною. Головна умова успіху – пояснення: без нього рівень довіри ОПР залишається низьким незалежно від точності. Подальші дослідження: застосування трансформерних моделей (*BERT*, *GPT* для табличних даних), розробка метрик оцінки якості пояснень, інтеграція з федеративним навчанням для захисту даних.

1. Jiangang Z, Yusof Ali H. B. AI-Enhanced Decision Support Systems for Strategic Higher Education Management: A Framework for Improving Decision-Making Efficiency and Stakeholder Trust. *International Journal of Academic Research in Business and Social Sciences*, 2025. № 15 (10). DOI: <https://doi.org/10.6007/IJARBSS/v15-i10/26819>

2. Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI / Arrieta A. B. et al. *Information Fusion*, 2020. Vol. 58. P. 82-115. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2019.12.012>