

*Юкальчук А. І., здобувач вищої освіти,  
Загоруйко Л. В., канд. техн. наук, доцент,  
доцент кафедри інформаційних технологій,  
Донецький національний університет імені Василя Стуса*

## **ЗРІВНЯННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ЗАСТОСУВАННЯ РІЗНИХ АРХІТЕКТУР НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ЗАПОБІГАННЯ ТА ВИЯВЛЕННЯ КІБЕРАТАК НА МЕРЕЖЕВІ РЕСУРСИ В ПЕРІОД ВОЄННОГО СТАНУ**

*Анотація. У роботі проведено порівняльний аналіз ефективності різних архітектур штучних нейронних мереж (MLP, CNN, SOM, Hopfield, а також гібридних моделей CNN+MLP і Transformer+Hopfield) для задачі запобігання та виявлення різних типів кібератак і мережеві ресурси в умовах воєнного стану. Реалізацію всіх архітектур виконано мовою Python із використанням сучасних бібліотек машинного навчання.*

*Ключові слова: нейронна мережа, виявлення вторгнень, DOS, R2L, U2R.*

**Вступ.** Зі зростанням кількості кібератак та залежності критичних систем від мережевої інфраструктури виникає потреба у створенні надійних систем виявлення вторгнень. У роботі досліджено застосування штучних нейронних мереж для автоматичного розпізнавання аномалій у мережевому трафіку та виявлення складних атак. Метою є порівняння ефективності різних архітектур нейромереж на основі датасету KDD'99, визначення їх переваг і недоліків, а також формування рекомендацій щодо використання в умовах підвищених вимог до кібербезпеки [1–2].

Для моделювання й аналізу ефективності виявлення кібератак обрано кілька підходів: багатошарові перцептрони (MLP), згорткові мережі (CNN), самоорганізуючі карти Кохонена (SOM), мережі Хопфілда та гібридні архітектури – щоб комплексно оцінити різні парадигми в контексті кіберзахисту. MLP використано як базову модель – це послідовність повнозв'язних шарів для класифікації; підходить для загальних взаємозв'язків між ознаками, але може вимагати багато параметрів за умови сильно структурованих шаблонів. CNN застосовано для виявлення локальних закономірностей у векторі ознак мережевого трафіка: локальні фільтри дають змогу ефективно знаходити повторювані підструктури й шаблони пакетних послідовностей. SOM використано для ненадзорного виявлення аномалій і візуалізації простору ознак; карта зберігає топологію даних і може слугувати попереднім фільтром або джерелом додаткових ознак. Мережі Хопфілда розглядалися як асоціативна пам'ять для збереження прототипів нормального й атакуючого трафіка – корисні для перевірки схожості зразків, але мають обмежену масштабованість для високорозмірних наборів. Гібридні архітектури поєднують сильні сторони різних підходів (наприклад, CNN+MLP або Transformer+Hopfield), щоб одночасно захоплювати локальні й глобальні залежності та підвищувати чутливість до рідкісних патернів. Практично важливими були методи роботи з дисбалансом класів і стійкістю до шуму (корекція wag, sampling, focal loss), а також стандартні механізми контролю якості; система реалізована як

конвеєр: попередній фільтр – основний класифікатор – модуль асоціативного контролю. Загалом різні архітектури виконують різні ролі: щільні мережі – базова класифікація, CNN – локальні патерни, SOM – аномалії й візуалізація, Hopfield – прототипний контроль; гібриди забезпечують гнучкість. Далі в статті наведені методологічні деталі і критерії порівняння.

**Результати дослідження.** Dos – майже всі моделі демонструють дуже високий recall: SOM 99.76 %, CNN+MLP 99.34 %, MLP  $\approx$ 99.50 % (оцінка), Hopf+Trans 98.66 %, CNN 99.29 %; суттєво відстає Hopfield ( $\approx$ 64 %). Підсумок: dos-патерн детектується більшістю архітектур, крім Hopfield.

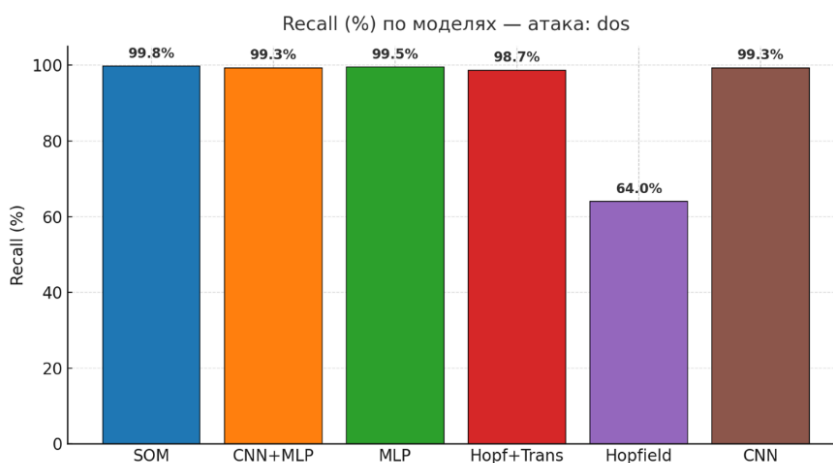


Рисунок 1 – Графік ефективності моделей по атаках dos

R2L – великий розрив між моделями: CNN+MLP 99.56 % і Hopf+Trans 99.47 % – дуже високі; Hopfield  $\approx$ 63 %; SOM 57.64 %; MLP 0.00 % і CNN  $\approx$ 0.98 % – майже не виявляють. Підсумок: r2l дає сильно нерівномірні результати між підходами.

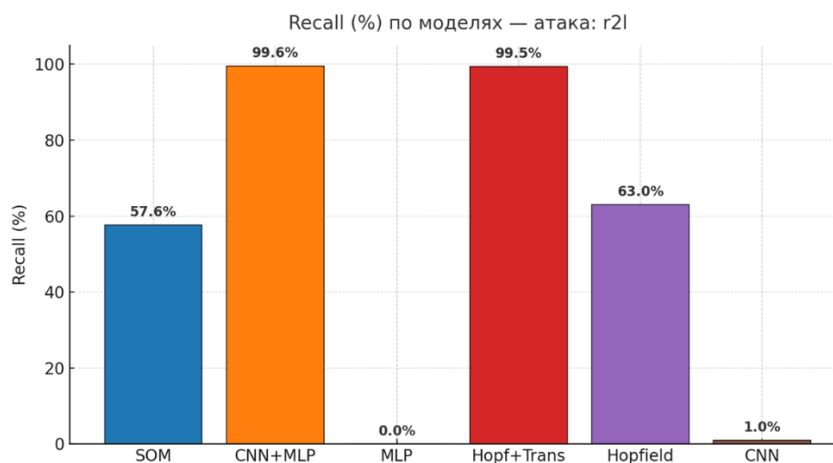


Рисунок 2 – Графік ефективності моделей за атаками r2l

U2R – показники дуже розділені: CNN+MLP 100.00 %, Hopf+Trans 98.08 %, Hopfield  $\approx$ 92.50 %; натомість SOM 0.00 %, MLP 0.00 % і CNN 0.00 % – практично не виявляють. Підсумок: u2r виявляється лише у деяких спеціалізованих / гібридних архітектурах.

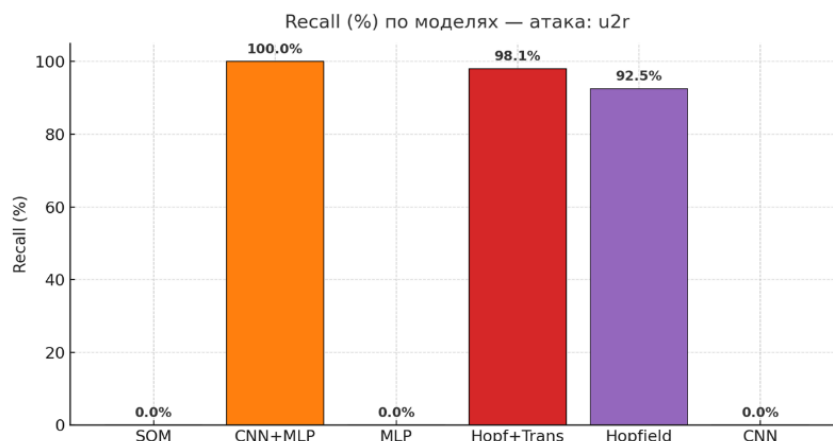


Рисунок 3 – Графік ефективності моделей за атаками u2r

Probe – розкид результатів: CNN+MLP 99.88 % і Hopf+Trans 99.71 % – найкраще; MLP 95.08 %, CNN 93.86 %, SOM 88.26 %, Hopfield  $\approx 72$  %. Підсумок: для probe кращі показники у гібридних підходів.

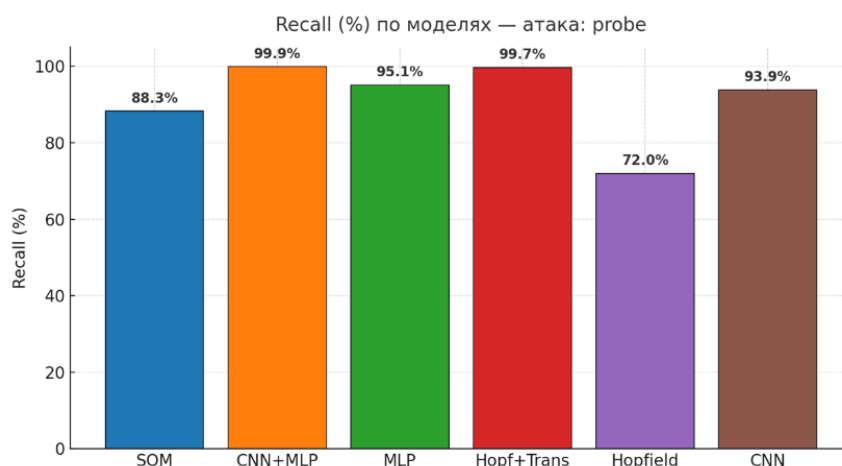


Рисунок 4 – Графік ефективності моделей за атаками probe

Normal – високі показники для більшості моделей: CNN 99.90 %, SOM 99.50 %, MLP  $\approx 99.40$  %, CNN+MLP 99.22 %; нижчі у Hopf+Trans (88.16 %) і Hopfield ( $\approx 70$  %). Підсумок: нормальний трафік добре відокремлюється більшістю моделей, з окремими винятками.

**Висновки.** Найзбалансованішою й найефективнішою виявилась гібридна модель CNN+MLP, яка дає майже стовідсоткові показники у всіх п'яти класах ( $\approx 99$  %+), тобто найкраще поєднує виявлення масових і рідкісних атак. Transformer+Hopfield також сильно розпізнає атаки (високі recall для dos, r2l, u2r, probe), але за рахунок цього значно гірше відокремлює нормальний трафік (normal  $\approx 88$  %), що призводить до підвищеної кількості хибних спрацювань. Чисті архітектури MLP та CNN добре працюють для домінуючих класів (dos, normal), проте майже не виявляють рідкісні атаки (r2l, u2r  $\approx 0$  %). SOM демонструє хороше групування для dos і normal та пристойний результат для probe, але слабо виявляє дуже рідкісні u2r і частково r2l. Hopfield показав помірні результати і не конкурує з найкращими архітектурами за загальною ефективністю.

**Список використаних джерел**

1. Malik M. Advancing Network Security Through Artificial Intelligence and Machine Learning: A Comprehensive Survey and Future Directions. *International Journal of Network Security Advances*. 2025. URL: [https://www.academia.edu/143363874/Advancing\\_Network\\_Security\\_Through\\_Artificial\\_Intelligence\\_and\\_Machine\\_Learning\\_A\\_Comprehensive\\_Survey\\_and\\_Future\\_Directions](https://www.academia.edu/143363874/Advancing_Network_Security_Through_Artificial_Intelligence_and_Machine_Learning_A_Comprehensive_Survey_and_Future_Directions)
2. Bensaoud A., Jugal K. Optimized detection of cyber-attacks on IoT networks via hybrid deep learning models. *Ad Hoc Networks*. 2025. Vol. 170: 103770. URL: <https://www.science-direct.com/science/article/abs/pii/S1570870525000186>