Харківський національний університет радіоелектроніки
Кременчуцький національний університет імені Михайла Остроградського
Національний університет «Запорізька політехніка»
Національний університет «Львівська політехніка»
Державне підприємство «Південний державний проектно-конструкторський та науково-дослідний інститут авіаційної промисловості»
Головне управління ДСНС України у Харківській області

II Всеукраїнська конференція «Інтелектуальні технології цивільної безпеки та робототехнічні системи аварійно-рятувальних робіт» (ICSTRO-2026)

II All-Ukrainian Conference “Intelligent Civil Safety Technologies and Robotic Systems for Emergency and Rescue Operations” (ICSTRO-2026)

ЗМІСТ

НЕЙРОМЕРЕЖЕВЕ ПРОГНОЗУВАННЯ ТЕХНОГЕННИХ РИЗИКІВ НА ОСНОВІ ДАНИХ ПРОМИСЛОВИХ КІБЕРФІЗИЧНИХ СИСТЕМ

Д. В. Лукієнко, С. В. Сотник
Харківський національний університет радіоелектроніки
Україна, 61166, Харків, пр. Науки, 14
E-mail: dmytro.lukiienko@nure.ua, vladyslav.yevsieiev@nure.ua, svetlana.sotnik@nure.ua

Анотація: У роботі розглянуто підходи до нейромережевого прогнозування техногенних ризиків на основі даних промислових кіберфізичних систем. Визначено склад вхідної інформації: показання технологічних датчиків, сигнали систем керування, журнали подій, дані вібро- і термоконтролю та результати планових обстежень. Проаналізовано класи моделей для роботи з багатовимірними часовими рядами, зокрема рекурентні, згорткові, архітектури з механізмом уваги, автокодувальні та графові нейронні мережі, а також гібридні рішення з урахуванням фізичних обмежень процесу. Окреслено ключові труднощі: незбалансованість класів, дрейф даних, обмежена інтерпретованість, вимоги функціональної безпеки та кібербезпеки. Запропоновано перелік показників оцінювання, орієнтованих на завчасність попередження та вартість помилок.

Ключові слова: техногенний ризик, кіберфізична система, нейронна мережа, прогнозування, виявлення аномалій, предиктивне обслуговування.

NEURAL NETWORK FORECASTING OF TECHNOGENIC RISKS BASED ON INDUSTRIAL CYBER-PHYSICAL SYSTEMS DATA

D. V. Lukiienko, S. V. Sotnik
Kharkiv National University of Radio Electronics
Ukraine, 61166, Kharkiv, Nauky Ave., 14
E-mail: dmytro.lukiienko@nure.ua, vladyslav.yevsieiev@nure.ua, svetlana.sotnik@nure.ua

Annotation: The work considers approaches to neural network-based forecasting of **technogenic risks** based on data from industrial cyber-physical systems. The composition of input information is defined: readings from technological sensors, control system signals, event logs, vibration and thermal monitoring data, and results of scheduled inspections. The classes of models for handling multivariate time series are analyzed, including recurrent, convolutional, attention-based architectures, autoencoders, graph neural networks, as well as hybrid solutions that account for physical process constraints. Key challenges are outlined: class imbalance, data drift, limited interpretability, functional safety and cybersecurity requirements. A set of evaluation metrics oriented toward early warning and error cost is proposed.

Key words: technogenic risk, cyber-physical system, neural network, forecasting, anomaly detection, predictive maintenance.

Техногенний ризик визначається ймовірністю аварійної події та тяжкістю її наслідків для персоналу, населення, довкілля й виробничих активів. Значна частина аварій пов’язана не з раптовою відмовою обладнання, а з поступовою, невчасно виявленою деградацією його технічного стану [1, 2]. Традиційне оцінювання ризику ґрунтується на нормативних моделях, статистиці відмов і періодичних обстеженнях, тому не завжди враховує динаміку зміни стану обладнання [3-7].

Промислові кіберфізичні системи забезпечують безперервне формування різнорідних технологічних даних: параметрів процесу, сигналів систем керування, вібраційних та інших діагностичних показників. Проте значний обсяг даних, їх багатовимірність, нелінійні

взаємозв’язки та необхідність обробки в реальному часі обмежують ефективність традиційних статистичних і нормативних методів.

Отже, актуальність роботи зумовлена необхідністю використання накопичуваних даних промислових кіберфізичних систем для завчасного виявлення небезпечних тенденцій. Це потребує застосування нейромережевих моделей, здатних виявляти закономірності у багатовимірних потоках технологічних даних та прогнозувати передаварійні стани до настання аварійної події.

Вхідні дані неоднорідні за природою та частотою. Вібраційні канали дискретизуються з частотою в кілогерцах, технологічні параметри – з періодом секунд, журнали подій надходять асинхронно, а результати лабораторних аналізів і планових оглядів – з інтервалом у дні або тижні. Тому першим етапом є синхронізація за часом, приведення до спільної шкали, обробка пропусків, фільтрація шумів і відкидання ділянок, отриманих під час калібрування чи зупинки. Помилки цього етапу неможливо компенсувати складністю моделі: неякісне маркування режимів роботи призводить до того, що мережа вивчає особливості реєстрації даних, а не фізику деградації.

Прикладну задачу доцільно розглядати як замкнений інформаційний цикл (рис. 1). Дані кіберфізичної системи проходять синхронізацію та очищення, перетворюються на ознаки й вікна спостереження, надходять до нейромережевої моделі, результат якої переводиться в оцінку рівня ризику для конкретного вузла. Отримана оцінка є підставою для рішення оператора або для формування завдання ремонтній службі, а результат перевірки повертається у систему як розмітка для донавчання.

Рисунок 1 – Цикл нейромережевого прогнозування техногенного ризику

У межах цієї роботи техногенний ризик розглядається як узагальнена оцінка небезпеки, сформована на основі прогнозу технологічних параметрів, виявлення аномальних режимів, визначення ймовірності переходу в передаварійний стан та оцінювання залишкового ресурсу обладнання.

Для багатовимірних часових рядів застосовують кілька класів архітектур, кожен з яких має свою область застосовності залежно від обсягу даних, вимог до стійкості та інтерпретованості (табл. 1).

Таблиця 1 узагальнює типові характеристики архітектур залежно від наявних даних та вимог до пояснюваності. Наведені характеристики є узагальненими та залежать від конкретної реалізації моделі, способу навчання, якості та структури вхідних даних. Для промислового об’єкта з обмеженою кількістю прикладів аварій та потребою в поясненні прогнозу інженеру-технологу доцільним може бути використання автокодувальних або гібридних моделей, хоча остаточний вибір залежить від конкретних умов задачі.

Окремої уваги потребують гібридні моделі, у яких нейромережа доповнюється рівняннями балансу, обмеженнями матеріальних потоків або відомими залежностями теплопередачі. Такий підхід **може зменшувати** потребу в обсязі навчальних даних і знижувати ризик фізично неможливих прогнозів. Для промислових об’єктів це суттєво, оскільки перевірка достовірності

прогнозу здебільшого виконується інженером-технологом, а не фахівцем з машинного навчання.

Таблиця 1 – Порівняльна характеристика архітектур для прогнозування техногенного ризику

Архітектура	Придатні задачі	Типова потреба в даних для навчання	Стійкість до шуму	Інтерпретованість
LSTM / рекурентні мережі	Прогноз повільних трендів деградації	Середня	Залежить від передобробки й регуляризації	Низька
1D-CNN / темпоральні згорткові мережі	Виявлення локальних патернів	Середня	Середня–висока	Низька
Механізми уваги (attention)	Моделювання довгих залежностей	Середня–висока	Середня	Середня
Автокодувальник (encoder-decoder)	Виявлення аномалій без прикладів аварій	Низька–середня (можливе навчання лише на нормальних режимах)	Середня	Середня
Графові нейронні мережі (GNN)	Урахування топології та взаємозв’язків між компонентами	Середня–висока	Середня	Низька
Гібридні моделі (нейромережа + фізичні обмеження)	Обмежені дані, критичні об’єкти та системи	Низька–середня	Середня–висока	Середня–висока

Головною методичною проблемою залишається незбалансованість класів. Аварії є рідкісними подіями, тому навчальна вибірка містить тисячі годин нормальної роботи і лічені епізоди небезпечного стану. Часткове розв’язання дають методи навчання на одному класі, перезважування помилок, генерування синтетичних режимів за допомогою цифрового двійника та перенесення знань з однотипного обладнання. Водночас синтетичні дані не замінюють реальних відмов і потребують перевірки на відповідність фізиці процесу.

Другою проблемою є дрейф даних. Заміна вузла, зміна сировини, сезонні умови або новий режим навантаження змінюють статистику сигналів, і модель, навчена торік, поступово втрачає точність. Потрібен постійний контроль розподілу вхідних ознак, моніторинг якості прогнозів і регламент донавчання із збереженням версій моделі та вибірки. Без такого регламенту система швидко перетворюється на джерело хибних тривог, які персонал починає ігнорувати.

Оцінювати результат лише за часткою правильних відповідей недоцільно, оскільки за рідкісних подій цей показник є оманливим. Практичну цінність мають повнота і точність виявлення передаварійних станів, площа під кривою «точність-повнота» (PR-AUC), частота

хибних тривог на одиницю часу, а також завчасність попередження, тобто інтервал між сигналом моделі та фактичним досягненням граничного стану. Прогноз, що надходить за п’ять хвилин до відмови, формально є правильним, але не залишає часу на керовану зупинку. Доцільно також використовувати вартісну матрицю помилок, яка враховує різницю між збитками від непотрібної зупинки та від пропущеної аварії.

Інтерпретованість визначає, чи буде система реально використана: оператор повинен розуміти, які канали й проміжки часу зумовили підвищення оцінки ризику, а не лише отримувати числове значення. Для цього застосовують аналіз внеску ознак, карти уваги та порівняння з еталонними режимами, при цьому пояснення має формулюватися в термінах технологічного процесу, а не архітектури мережі.

Важливим є розмежування ролей у системі керування. Прогнозна модель належить до інформаційно-дорадчого рівня і не повинна безпосередньо втручатися в роботу систем протиаварійного захисту, які проєктуються за вимогами функціональної безпеки. Нейромережевий модуль дає завчасне попередження та обґрунтування для рішення, тоді як апаратні блокування залишаються незалежним і детермінованим контуром. Таке розділення спрощує сертифікацію і зменшує наслідки помилки моделі.

Практичне впровадження моделі потребує розв’язання суміжних задач. Захист телеметрії – контроль цілісності даних, сегментація мереж операційних технологій та автентифікація джерел – необхідний, оскільки підміна показань чи компрометація каналу зв’язку можуть призвести як до пропуску небезпечного стану, так і до хибної зупинки. Розгортання доцільно робити багаторівневим: первинну обробку та швидке виявлення аномалій виконувати на периферійних обчислювачах поблизу обладнання, а навчання моделей і зіставлення станів однотипних установок – на серверному рівні. Не менш важливою є організаційна складова: регламент реагування на попередження, визначення відповідальних осіб та накопичення результатів перевірок як розмітки для подальшого донавчання моделі.

ВИСНОВКИ. Використання даних промислових кіберфізичних систем створює передумови для переходу від періодичного оцінювання техногенного ризику до безперервного прогнозування. Нейромережеві моделі часових рядів дають змогу виявляти повільну деградацію, аномальні режими та передаварійні стани раніше, ніж спрацьовують порогові захисти. Найбільшу цінність має не сама точність моделі, а завчасність попередження та можливість перевірити його причину. Основними обмеженнями залишаються нестача прикладів аварій, дрейф даних, залежність від якості вимірювальних каналів, обмежена інтерпретованість і вразливість до спотворення телеметрії. Тому практичне впровадження потребує гібридних моделей з урахуванням фізики процесу, регламенту донавчання, засобів пояснення прогнозу та чіткого відокремлення дорадчого рівня від систем протиаварійного захисту. Подальші дослідження потребують розроблення методики перевірки прогнозних моделей для об’єктів підвищеної небезпеки та стандартизованих форматів обміну оцінками ризику між рівнями керування.

ЛІТЕРАТУРА

1. Nevliudov, I., & et al. (2026). Implementing Industry 5.0 technologies in civil safety emergency systems for intelligent management. Scientific Forum: Theory and Practice of Research: Collection of Scientific Papers «SCIENTIA» with Proceedings of the XII International Scientific and Theoretical Conference, July 17, 2026. San Francisco, USA: International Center of Scientific Resea, 2026, pp. 337-339

2. Nevliudov, I., & et al. (2026). Predictive analytics and artificial intelligence in emergency warning systems. *Proceedings of the VIII International Scientific and Theoretical Conference Modern Vision of Implementing Innovations in Scientific Studies, August 7, 2026. Marseille, French Republic*, 2026, pp. 108-111

3. Nevludov, I. Sh., & et al. (2025). Application of artificial intelligence in additive manufacturing (3D printing). *Proceedings of the XVIII International Scientific and Practical Conference "Information Technologies and Automation – 2025", October 30-31, 2025. Odessa, Ukraine*, 2025, pp. 1006-1009

4. Sotnik, S. (2026). Method of combined indexing for effective search in multi-attribute catalogs of technical components. *Radio Electronics, Computer Science, Control, 2(77)*, pp. 208-229. DOI:10.15588/1607-3274-2026-2-18.

5. Sotnik, S. A (2025). Modular System for Gear Calculations: A Comprehensive Computational Approach. Design, construction, Maintenance, vol. 5, №1, pp. 273-289. DOI: 10.37394/232022.2025.5.26

6. Yechevskyi, A., & et al. (2025). Analysis of the data collection process about products at different stages of production. *Manufacturing & Mechatronic Systems 2025: Proceedings of the IX International Conference, October 25-26, 2025, Kharkiv, Ukraine*, 2025, pp. 38-41

7. Levenets, I. O., & et al. (2025). The role of artificial intelligence in optimizing information retrieval systems. *Proceedings of the XVIII International Scientific and Practical Conference "Information Technologies and Automation – 2025", October 30-31, 2025, Odessa, Ukraine, 2025*, pp. 975-977

METHOD FOR PREDICTING PRE-FAILURE STATES OF MICROELECTRONIC MANUFACTURING EQUIPMENT BASED ON DIGITAL TWIN AND INTELLIGENT ANALYSIS OF PROCESS PARAMETERS

Kyrylo Horovyi
Kharkiv National University of Radio Electronics
Ukraine, 61166, Kharkiv, Nauky Ave., 14
E-mail: kyrylo.horovyi@nure.ua

Annotation: The paper proposes a method for predicting pre-failure states of microelectronic manufacturing equipment based on Digital Twin technology and intelligent analysis of process parameters, providing equipment health monitoring, anomaly detection, and simulation of equipment degradation scenarios. The method employs machine learning models and time-series analysis to predict the probability of a pre-failure state, estimate the Remaining Useful Life (RUL), and calculate a dynamic risk index. The integration of prediction results with a decision support system and a continuous learning loop creates the prerequisites for a transition from reactive maintenance to proactive prediction and prevention of equipment failures.

Key words: Digital Twin; microelectronic manufacturing; pre-failure state; equipment health prediction; machine learning; Remaining Useful Life (RUL); dynamic risk index; predictive maintenance.

МЕТОД ПРОГНОЗУВАННЯ ПЕРЕДАВАРІЙНИХ СТАНІВ ОБЛАДНАННЯ МІКРОЕЛЕКТРОННОГО ВИРОБНИЦТВА НА ОСНОВІ DIGITAL TWIN ТА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ ТЕХНОЛОГІЧНИХ ПАРАМЕТРІВ

Кирило Горовий
Харківський національний університет радіоелектроніки
Україна, 61166, Харків, пр. Науки, 14
E-mail: kyrylo.horovyi@nure.ua

Анотація: У роботі запропоновано метод прогнозування передаварійних станів обладнання мікроелектронного виробництва на основі технології Digital Twin та інтелектуального аналізу технологічних параметрів, який забезпечує моніторинг технічного стану, виявлення аномалій і моделювання сценаріїв деградації обладнання. Метод передбачає застосування моделей машинного навчання та аналізу часових даних для прогнозування ймовірності передаварійного стану, оцінювання залишкового корисного ресурсу RUL і формування динамічного індексу ризику. Інтеграція результатів прогнозування із системою підтримки прийняття рішень і контуром безперервного навчання створює передумови для переходу від реактивного технічного обслуговування до проактивного прогнозування та попередження відмов обладнання.

Ключові слова: Digital Twin; мікроелектронне виробництво; передаварійний стан; прогнозування технічного стану; машинне навчання; залишковий корисний ресурс (RUL); динамічний індекс ризику; прогнозне технічне обслуговування.

The relevance of the research is determined by the need to improve the reliability and operational safety of high-precision microelectronic manufacturing equipment, whose failure may lead to disruptions in technological processes, deterioration of product quality, and the occurrence of emergency operating conditions. Traditional technical monitoring methods are primarily focused on detecting existing deviations, whereas modern manufacturing requires early prediction of the transition of equipment from a normal to a pre-failure state. The use of Digital Twin technology provides continuous representation of the current state of physical equipment in a digital environment