

$$S\left(\frac{\pi}{4}\right) = \frac{225}{(1 + \sqrt{2})^2} = 225(1 + \sqrt{2})^2 = 40\text{см}^2$$

Можна зробити висновок, що певні алгоритми використовуються для розв'язання задач оптимізації різних типів. Початківцям, працюючи з задачами оптимізації, а особливо підліткам, дуже важко знайти справжній спосіб розв'язання таких задач самостійно. Тому при вивченні цієї теми вчитель повинен використовувати більше репродуктивних завдань із найпростішими умовами, поступово ускладнюючи їх у міру вивчення.

#### Список використаних джерел

1. Бондаренко І. О. Практичні задачі розв'язання диференціальних рівнянь за допомогою MATLAB. Одеса: ОНУ, 2019.
2. Петренко І. В. Сучасні технології навчання у вищій школі: теорія і практика. Львів: ЛНУ, 2018.

## ПІДВИЩЕННЯ ВІДМОВОСТІЙКОСТІ ОБЛАДНАННЯ ЗА ДОПОМОГОЮ МЕТОДІВ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ НЕСТРУКТУРОВАНИХ ВИРОБНИЧИХ ДАНИХ

**Демчина Микола Миколайович**

кандидат технічних наук, доцент кафедри інформаційних технологій  
Університет Короля Данила  
mykola.demchyna@ukd.edu.ua

На сьогоднішній день велика кількість виробничих підприємств акумулює значні масиви неструктурованих даних, що формуються на основі показників з різноманітних давачів, журналів подій та технічної документації. Вагома частка цього масиву даних має неструктурований характер і рідко використовується в системній аналітиці, хоча на практиці саме цей тип даних часто містить приховані ранні ознаки деградації вузлів, що передують відмовам [1]. Це в результаті призводить до непередбачуваних простоїв обладнання, а також є причиною прямих втрат продуктивності та додаткових витрат на ремонт. Тому можливість застосування сучасних нейронних мереж для трансформації таких гетерогенних інформаційних потоків у засоби раннього виявлення відмов є досить перспективним напрямком [2]. З цієї точки зору нейронні мережі можна розглядати як базовий інструмент для інтерпретації таких потоків. Нейронні мережі, побудовані на основі архітектури, в якій використовуються згортки, потенційно можуть забезпечувати виділення діагностично значущих частотних та просторових шаблонів із сирих вібраційних сигналів і зображень, при цьому зберігаючи стійкість до шумів і варіативності режимів [3].

З цією метою було вирішено виконати порівняння сучасних підходів прогнозування відмов обладнання за допомогою нейронних мереж як інструменту обробки неструктурованих виробничих даних. Для досягнення цієї мети було поставлено та реалізовано три взаємопов'язані завдання: розробити й верифікувати стандартизований конвеєр обробки та злиття неструктурованих даних із давачів, журналів подій і технічних звітів із фокусом на інтерпретованість ознак; виконати репліковане порівняння згорткових нейронних мереж, а також мереж із довготривалою пам'яттю та моделей на основі механізму уваги для спільних наборів даних з можливістю раннього попередження та стійкістю до дисбалансу; оцінити вплив інтеграції обраної в результаті дослідження моделі в інформаційну систему

технічного обслуговування на тривалість простоїв, частку хибних тривог і показники надійності.

Дане дослідження виконувалося у 2024–2025 рр. на трьох дільницях із безперервними та напівбезперервними циклами. Було сформовано багатомодальний корпус: вібрації приводів ( $\approx 6\,300$  год, до 25 кГц), електричні параметри ( $\approx 4\,900$  год багатоканальних рядів), журнали MES/SCADA ( $\approx 1,23$  млн записів) і технічні звіти ( $\approx 4\,730$  документів текст/фото/сканкопії). Використано акселерометри IEPE 10 mV/g (PCB Piezotronics, США), АЦП NI-9234 (National Instruments, США), термопари типу К (OMEGA Engineering, США) та датчики струму Hall 0–100 А (LEM, Швейцарія). Часова синхронізація забезпечувалася NTP-сервером; допустиме розходження складало не більше 60 с.

Конвеєр підготовки включав очищення (дедуплікація записів в журналах подій, ручний ввід пропусків, пригнічення імпульсних сплесків), узгодження часових міток між модальностями, нормалізацію та сегментацію режимів, OCR (Optical Character Recognition), а також семантичний розбір звітів та уніфікацію подієвої номенклатури. До аналізу приймалися тільки активи з телеметрією більше 90 днів і підтвердженими подіями TOiP і виключалися планові зупинки, калібрування та експерименти.

Було виконано порівняння трьох класів нейромережових архітектур: CNN для сирих вібраційних даних і спектрограм; LSTM для багатоканальних часових рядів; мультимодальний Transformer з міжканальною увагою для спільного аналізу давачів, журналів подій і текстових ознак. Навчання проводилося на GPU (Graphics Processing Unit) (NVIDIA A100, 40 GB) із цільовою затримкою обробки, що складала менше 120 мс на виробничу лінію. Порогові значення спрацювання налаштовувалися під робочі умови з допустимою часткою хибних тривог не вище 1,5 % на дільницю.

В результаті проведених досліджень було відтворено повний цикл подій, що починався з уніфікованої підготовки неструктурованих потоків та завершувався порівняльною оцінкою використання різних нейронних мереж і оцінюванням ефекту від інтеграції моделі в систему технічного обслуговування. Первинне профілювання показало, що найсильнішими джерелами варіативності були різночасність записів між модальностями, дублікати й неоднорідна термінологія в текстах звітів, а також короткотривалі інструментальні сплески у вібраціях, які маскували ранні симптоми деградації. Конвеєр даних був побудований так, щоб послідовно усунути ці фактори: забезпечити узгодження часових міток на рівні хвилин, нормалізувати подієву номенклатуру записів з журналів подій, виконати семантичний розбір технічних описів і сформувані збалансовані вхідні представлення для навчання. Подальша порівняльна оцінка CNN, LSTM та мультимодального трансформера виконувалася на спільних розрізах даних і включала горизонти 24 – 72 години з акцентом на зону низьких хибних тривог, прийнятну для диспетчерів. Окремо перевірялася стійкість до дисбалансу класів і пропусків у потоках даних, що потрапляли на давачі, а також відтворюваність результатів на нових ділянках. Після навчання найкраща модель була вбудована в інформаційну систему технічного обслуговування, що дозволило оцінити зміни ключових виробничих показників «до» та «після» впровадження.

У таблиці 1 наведено порівняння нейронних мереж CNN та LSTM, а також мультимодального трансформера за macro-F1, pAUC(0–5 % FPR), P@5 та медіанним запасом часу на горизонтах 24, 48 і 72 години.

Таблиця 1.

**Порівняння різних нейромережових архітектур за ключовими метриками**

Архітектура	Горизонт	macro-F1, %	pAUC (0–5 % FPR)	P@5 (тривоги/тиждень)	Медіанний запас, год
-------------	----------	-------------	------------------	-----------------------	----------------------

СЕКЦІЯ: Освітні стратегії підготовки фахівців ІТ-галузі

CNN (давачі)	24 год	0,78	0,90	0,84	36
LSTM (давачі)	24 год	0,76	0,89	0,82	38
Мультимодальний Transformer	24 год	0,83	0,94	0,89	41
CNN (давачі)	48 год	0,73	0,87	0,78	52
LSTM (давачі)	48 год	0,75	0,88	0,79	54
Мультимодальний Transformer	48 год	0,79	0,91	0,84	53
CNN (давачі)	72 год	0,69	0,84	0,73	68
LSTM (давачі)	72 год	0,72	0,86	0,75	71
Мультимодальний Transformer	72 год	0,74	0,88	0,78	70

Аналіз числових даних із таблиці 1 показав, що мультимодальна модель на основі механізму уваги стабільно випереджала підходи з використанням давачів за метрикою  $\text{mascg-F1}$  на 5–9 % для всіх горизонтів (0,83 проти 0,78/0,76 на 24 год; 0,79 проти 0,73/0,75 на 48 год; 0,74 проти 0,69/0,72 на 72 год). Зростання показника  $\text{pAUC}$  у критичній області низьких значень  $\text{FPR}$  мало синхронний характер і становило 0,94 для горизонту прогнозування 24 години та 0,91 для горизонту 48 годин, що свідчить про кращий контроль хибних тривог за незмінного або вищого значення  $\text{TPR}$  (True Positive Rate). Разом із тим, моделі LSTM демонстрували незначну перевагу за медіанним запасом часу на максимальному горизонті прогнозування у 71 годину у порівнянні з 70 годинами у трансформера та 68 годинами у CNN, що корелює з їхньою здатністю ефективно відтворювати повільні процеси деградації. Значення показника  $\text{P@5}$  підтвердило практичну цінність перших тривог: для архітектури на основі механізму уваги його значення становило 0,84–0,89, тоді як для архітектур на основі давачів – 0,73–0,84, що вказує на вищу частку релевантних попереджень в умовах обмеженого вікна реагування.

В результаті виконаного аналізу застосовності різних типів нейромережових ахітектур до вирішення проблем пов'язаних з раннім виявленням відмов обладнання можна зробити наступні висновки: CNN моделі краще вловлювали високочастотні вібраційні ознаки, а LSTM моделі стабільніше прогнозували повільні деградаційні тренди, в той час як мультимодальний Transformer із міжканальною увагою забезпечив найвищу узагальнену точність та кращу керованість помилками у зоні низьких  $\text{FPR}$ . За сукупними показниками модель з увагою була кращою за базові моделі на основі давачів на кілька відсоткових пунктів  $\text{mascg-F1}$  і зберегла робочий горизонт попередження на рівні 24–72 години.

Інтеграція найкращої моделі у контур технічного обслуговування (CMMS/TOiP) із автоматичним створенням заявок і пріоритизацією робіт сприяла зменшенню простоїв та підвищенню надійності технічного парку в цілому. Зафіксовані покращення щодо тривалості простоїв,  $\text{MTBF}$ , часу реакції та частки хибних тривог підтверджують, що нейронна мережа на основі багатомодального представлення з механізмом уваги виявилася більш стабільною і корисною для операційних рішень ніж ізольовані згорткові чи рекурентні підходи.

### Список використаних джерел

1. Abidi M. H., Mohammed M. K., Alkhalefah H. Predictive Maintenance Planning for Industry 4.0 Using Machine Learning for Sustainable Manufacturing. *Sustainability*. 2022. Vol. 14, no. 6. Art. 3387. URL: [https://www.researchgate.net/publication/359242048\\_Predictive\\_Maintenance\\_Planning\\_for\\_Industry\\_40\\_Using\\_Machine\\_Learning\\_for\\_Sustainable\\_Manufacturing](https://www.researchgate.net/publication/359242048_Predictive_Maintenance_Planning_for_Industry_40_Using_Machine_Learning_for_Sustainable_Manufacturing).
2. Chen X. A novel transformer-based DL model enhanced by position-sensitive attention and gated hierarchical LSTM for aero-engine RUL prediction. *Scientific Reports*. 2024. Vol. 14, no. 1. URL: [https://www.researchgate.net/publication/380293460\\_A\\_novel\\_transformer-based\\_DL\\_model\\_enhanced\\_by\\_position-sensitive\\_attention\\_and\\_gated\\_hierarchical\\_LSTM\\_for\\_aero-engine\\_RUL\\_prediction](https://www.researchgate.net/publication/380293460_A_novel_transformer-based_DL_model_enhanced_by_position-sensitive_attention_and_gated_hierarchical_LSTM_for_aero-engine_RUL_prediction).
3. Kang H., Kang P. Transformer-based multivariate time series anomaly detection using inter-variable attention mechanism. *Knowledge-Based Systems*. 2024. Vol. 290. Art. 111507. URL: [https://www.researchgate.net/publication/379468751\\_Transformer-based\\_multivariate\\_time\\_series\\_anomaly\\_detection\\_using\\_inter-variable\\_attention\\_mechanism](https://www.researchgate.net/publication/379468751_Transformer-based_multivariate_time_series_anomaly_detection_using_inter-variable_attention_mechanism).

## ВИКОРИСТАННЯ ХМАРНИХ ТАБЛИЧНИХ СЕРВІСІВ ЯК ДЖЕРЕЛА ДАНИХ У ВЕБОРІЄНТОВАНИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ

### Рудько Юрій Олегович

здобувач другого рівня вищої освіти спеціальності Комп'ютерні науки  
Тернопільський національний педагогічний університет імені Володимира Гнатюка  
[rudko\\_yo@fizmat.tnpu.edu.ua](mailto:rudko_yo@fizmat.tnpu.edu.ua)

### Лень Андрій Володимирович

кандидат історичних наук, асистент кафедри інформатики та методики її навчання  
Тернопільський національний педагогічний університет імені Володимира Гнатюка  
[lenandr@tnpu.edu.ua](mailto:lenandr@tnpu.edu.ua)

Сучасний етап розвитку інформаційних технологій характеризується активним впровадженням хмарних рішень у різні сфери діяльності. Зростання обсягів даних та потреба в їх оперативній обробці обумовлюють необхідність пошуку ефективних, доступних та гнучких інструментів для їх зберігання та обробки.

Традиційно для побудови інформаційних систем використовуються реляційні або нереляційні бази даних, що потребують налаштування серверної інфраструктури та адміністрування. Водночас у багатьох прикладних задачах, зокрема в освітній сфері, виникає потреба у швидкому створенні та розгортанні інформаційних систем без значних витрат ресурсів. Одним із альтернативних підходів є використання хмарних табличних сервісів як джерела даних. Такі сервіси забезпечують зручний інтерфейс для введення та редагування інформації, підтримують колективну роботу та мають можливість інтеграції із зовнішніми застосунками через програмні інтерфейси (API).

Метою даного дослідження є аналіз можливостей використання хмарних табличних сервісів як гнучкого інструментарію зберігання та обробки даних, а також обґрунтування доцільності їх інтеграції в архітектуру веборієнтованих інформаційних систем для оптимізації процесів швидкої розробки.

Хмарні табличні сервіси є одним із найпростіших і водночас ефективних засобів організації зберігання даних. Використання таких платформ надає