

# РЕКОМЕНДАЦІЙНІ СИСТЕМИ В ЗАДАЧАХ ТЕХНІЧНОГО ОБСЛУГОВУВАННЯ ПРОМИСЛОВОГО ОБЛАДНАННЯ

Вінницький національний технічний університет

## Анотація

У роботі розглянуто застосування підходів рекомендаційних систем до задач технічного обслуговування промислового обладнання. Проаналізовано основні методи формування рекомендацій, зокрема колаборативне фільтрування, контентне фільтрування та гібридні підходи, в контексті прогнозного технічного обслуговування. Визначено ключові джерела даних для побудови рекомендаційних моделей у промислових системах моніторингу. Обґрунтовано доцільність використання рекомендаційних систем для автоматизації прийняття рішень щодо обслуговування обладнання в умовах Індустрії 4.0.

**Ключові слова:** рекомендаційні системи, технічне обслуговування, прогнозне обслуговування, машинне навчання, Індустрія 4.0, промислове обладнання.

## Abstract

*This paper examines the application of recommendation system approaches to industrial equipment maintenance tasks. The main methods of generating recommendations, including collaborative filtering, content-based filtering, and hybrid approaches, are analyzed in the context of predictive maintenance. Key data sources for building recommendation models in industrial monitoring systems are identified. The feasibility of using recommendation systems to automate maintenance decision-making for equipment in the context of Industry 4.0 is substantiated.*

**Keywords:** recommendation systems, maintenance, predictive maintenance, machine learning, Industry 4.0, industrial equipment.

## Вступ

Сучасне промислове виробництво характеризується високим рівнем автоматизації та складністю технологічних процесів. Обладнання на підприємствах працює в безперервному або напівбезперервному режимі, і його непередбачений вихід із ладу може призвести до значних фінансових втрат, зниження продуктивності та навіть загрози безпеці персоналу. За даними досліджень, незаплановані простої обладнання коштують промисловим підприємствам мільярди доларів щорічно, а впровадження прогнозного обслуговування здатне скоротити витрати на ремонт на 10–25% та зменшити кількість аварійних зупинок на 25–30% [1].

Традиційні підходи до технічного обслуговування — реактивний (ремонт після поломки) та превентивний (обслуговування за графіком) — мають суттєві обмеження. Реактивне обслуговування призводить до незапланованих простоїв, а превентивне часто є надлишковим, оскільки передбачає заміну компонентів, які ще мають залишковий ресурс [2]. У контексті Індустрії 4.0 з'являється можливість переходу до прогнозного обслуговування (Predictive Maintenance, PdM), яке базується на аналізі даних із сенсорів та використанні алгоритмів машинного навчання для прогнозування технічного стану обладнання [3].

Однак прогнозування самого факту можливої відмови обладнання є лише першим кроком. Наступним важливим етапом є формування конкретних рекомендацій щодо дій: який вид обслуговування виконати, коли саме його проводити, які запасні частини підготувати та якому обладнанню надати пріоритет. Саме для вирішення цих задач можуть бути адаптовані підходи рекомендаційних систем, які вже довели свою ефективність у сферах електронної комерції, стрімінгових платформ та персоналізації контенту [4].

## Адаптація підходів рекомендаційних систем до задач технічного обслуговування

Рекомендаційні системи традиційно класифікують за трьома основними підходами: колаборативне фільтрування, контентне фільтрування та гібридні методи. Кожен із цих підходів

може бути адаптований до задач технічного обслуговування промислового обладнання з урахуванням специфіки предметної області.

Колаборативне фільтрування у контексті обслуговування обладнання базується на аналізі історичних даних про відмови та ремонти подібного обладнання. За аналогією з рекомендаціями товарів на основі вподобань схожих користувачів, цей підхід дозволяє рекомендувати дії з обслуговування для конкретної одиниці обладнання на основі досвіду експлуатації та ремонту аналогічних машин у подібних умовах. Наприклад, якщо два верстати з подібними характеристиками працюють у схожих режимах навантаження, і для одного з них певний тип обслуговування виявився ефективним, система може рекомендувати аналогічні дії для іншого верстата [5].

Контентне фільтрування в задачах обслуговування передбачає аналіз характеристик самого обладнання: тип машини, виробник, рік випуску, умови експлуатації, показники сенсорів (вібрація, температура, тиск, акустичні сигнали тощо). На основі цих ознак система формує профіль обладнання та порівнює його з профілями обладнання, для якого вже відомі оптимальні стратегії обслуговування. Це дозволяє формувати рекомендації навіть для нового обладнання, що не має значної історії експлуатації, тим самим вирішуючи проблему «холодного старту» [6].

Гібридні підходи поєднують переваги обох методів та є найбільш перспективними для промислових застосувань. Вони дозволяють одночасно враховувати як історичні дані про обслуговування подібного обладнання, так і поточні показники сенсорів конкретної одиниці. Такий комбінований підхід забезпечує більш точні та контекстуалізовані рекомендації, враховуючи індивідуальні особливості кожної машини та умови її роботи [7].

### **Джерела даних для рекомендаційних систем у промисловому обслуговуванні**

Ефективність рекомендаційної системи безпосередньо залежить від якості та різноманітності вхідних даних. У контексті промислового обслуговування можна виділити кілька ключових категорій джерел даних.

Дані сенсорів та Інтернету речей (IoT). Сучасне промислове обладнання оснащується різноманітними датчиками, що вимірюють вібрацію, температуру, тиск, вологість, акустичні сигнали та інші параметри роботи. Ці дані надходять у режимі реального часу та дозволяють відстежувати поточний технічний стан обладнання. Аналіз відхилень від базових показників дає змогу виявити аномалії на ранніх стадіях деградації компонентів [3].

Історичні журнали обслуговування. Записи про попередні ремонти, заміни деталей, планові технічні огляди та аварійні зупинки містять цінну інформацію про типові відмови, їх причини та ефективність застосованих заходів. Ці дані зазвичай зберігаються в системах управління технічним обслуговуванням (CMMS) або системах управління активами підприємства (EAM) [8].

Технічна документація та паспорти обладнання. Специфікації виробника, інструкції з експлуатації, гарантійні умови та регламенти обслуговування надають базову інформацію про рекомендовані інтервали обслуговування та критичні параметри роботи обладнання.

Контекстуальні дані. Умови навколишнього середовища, режим навантаження, кваліфікація обслуговуючого персоналу, наявність запасних частин та виробничий графік впливають на вибір оптимальної стратегії обслуговування та повинні враховуватися рекомендаційною системою.

### **Архітектура рекомендаційної системи для технічного обслуговування**

Рекомендаційна система для задач технічного обслуговування промислового обладнання може бути побудована як система підтримки прийняття рішень (Decision Support System, DSS), що інтегрується з існуючою інфраструктурою моніторингу підприємства [8]. Архітектура такої системи включає кілька функціональних рівнів.

На рівні збору даних відбувається агрегація інформації з IoT-сенсорів, систем CMMS та зовнішніх джерел. Рівень обробки даних забезпечує очищення, нормалізацію та вилучення значущих ознак (feature engineering) із сирих даних сенсорів. На аналітичному рівні функціонують моделі машинного навчання, зокрема алгоритми класифікації для визначення типу потенційної відмови, регресійні моделі для оцінки залишкового ресурсу (Remaining Useful Life, RUL) та кластеризація для групування подібних ситуацій обслуговування [9].

Рівень рекомендацій формує конкретні пропозиції щодо дій на основі результатів аналітичних моделей. Рекомендації можуть включати: тип необхідного обслуговування (плановий огляд, заміна компонента, капітальний ремонт), оптимальний час проведення робіт з урахуванням виробничого графіку, перелік необхідних запасних частин та інструментів, а також пріоритет виконання відносно інших задач обслуговування [10].

### **Переваги застосування рекомендаційних систем у технічному обслуговуванні**

Впровадження рекомендаційних систем у процеси технічного обслуговування промислового обладнання має низку суттєвих переваг. По-перше, автоматизація формування рекомендацій дозволяє знизити залежність від експертних знань окремих спеціалістів та забезпечити стабільну якість рішень щодо обслуговування. Це особливо актуально в умовах дефіциту кваліфікованих кадрів у промисловому секторі [1].

По-друге, рекомендаційна система здатна обробляти значно більший обсяг даних, ніж людина, та враховувати складні взаємозалежності між різними параметрами роботи обладнання. Це підвищує точність прогнозування та якість рекомендацій. По-третє, система забезпечує безперервність знань: досвід обслуговування накопичується в моделі та не втрачається при зміні персоналу [10].

Крім того, використання методів глибокого навчання, зокрема рекурентних нейронних мереж (RNN) та автоенкодерів, дозволяє виявляти складні приховані залежності у часових рядах сенсорних даних та формувати більш точні рекомендації щодо обслуговування на основі виявлених закономірностей [7].

### **Висновки**

Адаптація підходів рекомендаційних систем до задач технічного обслуговування промислового обладнання є перспективним напрямком, що дозволяє підвищити ефективність управління технічним станом виробничих активів. Колаборативне, контентне та гібридне фільтрування можуть бути успішно застосовані для формування рекомендацій щодо обслуговування на основі даних сенсорів, історії ремонтів та характеристик обладнання.

Інтеграція рекомендаційних систем із технологіями Інтернету речей та методами машинного навчання в рамках концепції Індустрії 4.0 створює умови для переходу від реактивного до проактивного обслуговування обладнання. Подальші дослідження будуть спрямовані на розробку гібридної рекомендаційної моделі, що поєднує аналіз сенсорних даних з методами глибокого навчання для автоматизованого формування рекомендацій у системах моніторингу та технічного обслуговування обладнання.

### **СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ**

1. Carvalho T. P., Soares F. A., Vita R., Francisco R., Basto J., Alcalá S. A systematic literature review of machine learning methods applied to predictive maintenance. *Computers & Industrial Engineering*, vol. 137, 2019. DOI: 10.1016/j.cie.2019.106024.
2. Mobley R. K. *An Introduction to Predictive Maintenance*. 2nd ed. Butterworth-Heinemann, 2002. 437 p.
3. Zonta T., da Costa C. A., da Rosa Righi R., de Lima M. J., da Trindade E. S., Li G. P. Predictive maintenance in the Industry 4.0: A systematic literature review. *Computers & Industrial Engineering*, vol. 150, 2020. DOI: 10.1016/j.cie.2020.106889.
4. Segaran T. *Programming Collective Intelligence: Building Smart Web 2.0 Applications*. O'Reilly Media, 2007. 368 p.
5. Koren Y., Bell R., Volinsky C. Matrix factorization techniques for recommender systems. *Computer*, vol. 42, no. 8, pp. 30–37, 2009. DOI: 10.1109/MC.2009.263.
6. Lops P., de Gemmis M., Semeraro G. Content-based recommender systems: State of the art and trends. *Recommender Systems Handbook*. Springer, 2011, pp. 73–105.
7. Bengio Y., Goodfellow I., Courville A. *Deep Learning*. The MIT Press, 2016. 800 p.
8. Pejić Bach M., Topalović A., Krstić Ž., Iveć A. Predictive Maintenance in Industry 4.0 for the SMEs: A Decision Support System Case Study Using Open-Source Software. *Designs*, vol. 7, no. 4, 2023. DOI: 10.3390/designs7040098.
9. Ran Y., Zhou X., Lin P., Wen Y., Deng R. A survey of predictive maintenance: Systems, purposes and approaches. *arXiv preprint arXiv:1911.07383*, 2019.
10. Hector I., Panjanathan R. Predictive maintenance in Industry 4.0: a survey of planning models and machine learning techniques. *PeerJ Computer Science*, vol. 10, 2024. DOI: 10.7717/peerj-cs.2016.

**Пакула Антон Артурович** – студент групи 174-23а, факультет інтелектуальних інформаційних технологій та автоматизації, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, e-mail: anton.pakula.2000@gmail.com

**Гармаш Володимир Володимирович** – к.т.н., доцент кафедри програмного забезпечення, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, e-mail: garmash.v.v@vntu.edu.ua

**Pakula Anton Arturovych** – student of group 174-23a, Faculty of Intelligent Information Technologies and Automation, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: anton.pakula.2000@gmail.com

**Harmash Volodymyr Volodymyrovych** – Ph.D., Associate Professor of the Department of Software Engineering, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: garmash.v.v@vntu.edu.ua